THESE DE DOCTORAT DE L'UNIVERSITE PARIS 6
Spécialité: Informatique
présentée par

Frédéric Kaplan

pour obtenir le grade de
DOCTEUR DE L'UNIVERSITE PARIS 6

L'émergence d'un lexique dans une population d'agents autonomes

---

Soutenue le 26 Juin 2000
devant le jury composé de

- M. Jean-Gabriel Ganascia (président)
- M. Bernard Victorri (rapporteur)
- M. Gérard Weisbuch (rapporteur)
- M. Peter Gärdenfors (examinateur)
- M. Alexis Drogoul (directeur)
- M. Luc Steels (directeur)

Ce travail est dédié à mon grand père, le docteur Sacha Kaplan, pour son insatiable soif de connaissance et son immense humanité.

à mes parents, Chantal et Daniel, pour leur si grande capacité d'écoute et de compréhension durant toutes ces années d'études, et pour m'avoir appris le plaisir de la rigueur, le goût de la discussion et surtout l'enthousiasme.

à Vanessa, avec qui tout est différent.

Remerciements

En premier lieu, je tiens à remercier les chercheurs et professeurs qui m'ont fait l'honneur, en tant que président, examinateurs ou rapporteurs, d'être les membres de mon jury. La manière originale avec laquelle Bernard Victorri réussit à utiliser les outils conceptuels de certaines disciplines pour montrer leur pertinence dans d'autres contextes théoriques constitue, pour moi, le modèle d'une démarche pluridisciplinaire efficace. Dans ses modélisations informatiques de phénomènes linguistiques, il s'est aventuré dans des problématiques similaires à celles que nous nous proposons d'explorer dans ce travail. Gérard Weisbuch, en appliquant des modèles de la physique des systèmes pour comprendre certains phénomènes sociaux et économiques, illustre lui aussi la fécondité de l'importation de méthodes d'une discipline à l'autre. Ses travaux sont parmi les premiers à montrer comment une véritable méthode expérimentale peut être mise en œuvre pour l'étude de sciences réputées "molles". Le présent travail s'inscrit également dans une telle démarche. Jean-Gabriel Ganascia, sans doute de par sa double formation de philosophe et d'ingénieur, propose dans ses écrits une vision fine des bouleversements conceptuels introduits par l'avancée des techniques en Intelligence Artificielle. Pour tenter d'appréhender certains objets technologiques qui ont émergé au cours de ce travail, des métaphores qu'il a proposées se sont révélées très pertinentes. Enfin, la clarté des textes de Peter Gärdenfors m'a maintes fois guidé dans mes recherches. Ses conceptions originales sur les processus de catégorisation ont fortement influencé ce travail.

Je ne saurais assez remercier Luc Steels pour la confiance qu'il m'a accordée dès mes premiers mois de travail au sein du laboratoire, pour les responsabilités qu'il m'a rapidement confiées et pour les innombrables fois où il a su m'orienter dans mes recherches. C'est au cours des nombreuses heures que nous avons passées à travailler ensemble que j'ai le mieux appris les multiples facettes que se doit de développer un chercheur dans un laboratoire tel que le CSL. Sa clairvoyance, sa capacité à mener des projets de grande envergure, son perpétuel désir d'aller à la rencontre de publics nouveaux, sa créativité lorsqu'il programme ne cesseront de constituer des modèles pour moi. Ce fut un privilège et un réel plaisir de travailler avec lui.

C'est Alexis Drogoul qui m'a montré, dès mes premiers cours de DEA, la richesse des dynamiques collectives et comment elles permettaient à des populations d'agents simples la réalisation de tâches complexes. Il a été l'un des instigateurs en France d'une véritable école de pensée pour la conception et la simulation de systèmes multi-agents à laquelle je suis fier d'appartenir. A ce titre, son influence sur ce travail a été importante. Je le remercie pour *la rigueur de ses corrections et pour la confiance et la sympathie qu'il n'a cessé de m'accorder durant ces trois ans.*

La plupart des travaux décrits dans les pages qui suivent n'auraient jamais vu le jour sans la participation d'Angus McIntyre. Son rôle a été fondamental en bien des aspects, même si sa modestie naturelle l'amènerait sans doute à ne pas le reconnaître. Programmeur hors pair, il est l'architecte de la plateforme logicielle qui a permis à toute une équipe de programmeurs désordonnés de travailler efficacement. Artiste de talent, il est le créateur d'une grande partie des illustrations présentées dans ce document. De son immense culture, j'ai pêché certaines des citations qui ponctuent ce travail. Pour tout cela et pour le reste, merci.

La participation de Joris van Looveren, un autre grand artiste de la programmation, a été également capitale, notamment pour le projet des "Têtes parlantes". Il m'a étonné à plusieurs reprises pour ses initiatives toujours judicieuses. Silvère Tajan et Alexis Agahi sont intervenus à plusieurs étapes clés de l'expérience des "Têtes Parlantes". Ils sont les concepteurs de l'interface web destinée au grand public. Ils ont montré une efficacité exemplaire en s'intégrant de ce projet par bien des aspects peu conventionnel.

Je remercie Nicole Bastien pour ses relectures attentives, son soutien constant et chaleureux et la patience dont elle a fait preuve pour supporter le vacarme continu des voix électroniques qui sortaient de mon bureau. Je remercie également les autres membres ou anciens membres du CSL - Olivier Delerue, Aleix Martinez, Eduardo Miranda, Chisato Numaoka, Pierre-Yves Oudeyer, François Pachet, Emmanuelle Perrone, Gert Westerman et Jelle Zuidema. Ce laboratoire est un lieu exceptionnel pour travailler, et ceci est en partie dû à l'enthousiasme et à la chaleur de cette équipe internationale. Nous avons été maintes fois amenés à collaborer avec les membres du VUB AI Lab - Tony Belpaeme, Bart de Boer, Andréas Birk, Edwin de Jong, Micheal Politis, Paul Vogt . Un certain nombre des idées présentes dans ce travail sont nées au cours des séminaires agités que nous avons organisés entre le CSL et ce laboratoire. C'est également au laboratoire d'informatique du Paris VI, au cours des réunions de l'équipe Miriad et des séminaires du thème OASIS, qu'ont germé certaines des idées exposées dans les pages qui suivent.

Ce travail doit beaucoup aux nombreuses discussions que j'ai eu la chance d'avoir avec des chercheurs qui explorent des perspectives parallèles ou connexes aux nôtres, en particulier Kim Binsted, Jean-Louis Dessalles, Masahiro Fujita, Takashi Hashimoto, Jean-Marie Hombert, Takashi Ikegami, Simon Kirby, Frank Nielsen et Mike Oliphant.

Merci à Sébastien Picault et à Sandrine Tajan pour leurs relectures très attentives et à Fleur Gire, Erika Valencia, Akim Demaille et David Servat pour toutes ces discussions informelles qui sont d'inépuisables sources d'idées

et de réflexion.

Cette thèse a été écrite dans les cafés de la place de la Contrescarpe à Paris et du Cours Saleya à Nice, dans les TGV Paris-Genève, dans des vols entre la France, le Japon et les Etats Unis, dans un hôtel froid à Cambridge, dans une brasserie à la Gare de St Etienne, dans une abbaye à Pont-à-Mousson, dans un chalet de montagne à St Gervais, dans le coin enfumé d'un bar de Bruxelles et dans un jardin fleuri à Stockholm. A une époque où les agents logiciels parcourent le monde à la vitesse de l'information, se téléportant presque instantanément d'un point de la planète à un autre, les chercheurs, eux, voyagent avec de lourds équipements informatiques et prennent le temps d'apprécier les lieux et les ambiances de tous ces endroits improbables où ils se retrouvent à écrire leur petit bout de science.

Résumé

L'objectif de cette recherche est de comprendre les mécanismes qui permettent l'amorçage d'un *phénomène culturel*, en l'occurrence l'émergence d'un lexique au sein d'une population d'agents artificiels. Ces agents sont soumis à des contraintes de réalisme fortes. Ils ne peuvent communiquer entre eux que par mots ou par gestes et, à leur création, ils ne connaissent ni mot ni catégorie. Comment de tels agents peuvent-ils construire collectivement un lexique pour désigner des objets du monde réel ? Comment les mots de ce lexique peuvent-ils correspondre à des sens partagés alors que les différents agents ne perçoivent ni ne catégorisent le monde de la même façon ?

Notre approche consiste à étudier *expérimentalement* une succession de modèles de complexité croissante. Dans les plus simples, les agents artificiels se réduisent essentiellement à une mémoire associative et les objets de l'environnement à un ensemble de symboles. Dans les plus complexes, les agents sont des robots dotés de capacités visuelles qui interagissent à propos de leur perception du monde réel. A chaque étape, nous identifions les *dynamiques collectives* qui permettent l'auto-organisation du lexique. Nous montrons comment ce lexique peut être transmis de génération en génération, comment il se modifie, comment il s'affine et devient toujours plus adapté pour décrire l'environnement réel ou virtuel auquel les agents sont confrontés. Nous montrons comment la structure de ce lexique se régularise et se simplifie pour devenir plus facile à apprendre, plus facile à transmettre.

L'enjeu de cette recherche est double. Dans une perspective linguistique, l'étude des dynamiques collectives conduisant à l'apparition d'un lexique dans une population d'agents artificiels peut fournir des hypothèses pertinentes pour comprendre les phénomènes en jeu dans l'évolution des langues naturelles et dans l'origine du langage humain. Dans une perspective d'ingénierie, l'étude de ces mêmes dynamiques ouvre la voie à de nouvelles techniques pour la communication homme-machine et les interactions entre robots.

Abstract

The goal of this research is to understand how to bootstrap a cultural phenomenon, in our case the emergence of a lexicon, in a population of artificial agents undergoing some strong constraints of realism. The agents can only use words and gestures to communicate, and initially they know neither words nor categories. Given such assumptions, how can they collectively build a lexicon to name real world objects? How can the words of this lexicon be associated to shared meanings when the agents are neither perceiving nor categorizing the world in the same way?

Our approach consists in studying experimentally a succession of increasingly complex models. In the most simple ones, the artificial agents are only composed of an associative memory and the environment is just a set of discrete symbols. In the most complex ones, the agents are grounded into physical robots with visual perception and interact about their perception of the real world. At each step, we identify the collective dynamics enabling lexicon self-organisation. We show how this lexicon manages to be culturally transmitted from one generation to the next one, how it gets modified, more accurate and adapted to describe the real or virtual environment that the agents perceive. We show how the structure of the lexicon becomes more regular, easier to learn, easier to transmit.

Results arising from this research may prove to be of importance in two different domains. From a linguistic point of view, studying the collective dynamics that account for lexicon emergence in a population of artificial agents can lead to relevant hypotheses to understand natural languages evolution and human language origin. From a technological point of view, studying the same dynamics can lead to new techniques for human-machine communication and interactions between robots.

Table des matières

Chapitre 1

Objectifs et Méthodologie

Notre histoire a l'avantage, par rapport à de très nombreuses autres, de pouvoir commencer au Début.

Umberto Eco, *La recherche de la langue parfaite* (1997)

Dans ce premier chapitre, nous présentons nos objectifs : faire émerger, au sein d'une population de machines, un lexique leur permettant de désigner des objets du monde réel et faire que ce lexique, à la manière des langues naturelles, s'adapte culturellement pour gagner en expressivité et en concision. Nous discutons ensuite la méthodologie que nous mettons œuvre pour atteindre ce but : la mise en place d'un programme expérimental pour caractériser de façon incrémentale les dynamiques collectives qui permettent l'émergence et l'évolution d'une langue.

1.1 Objectifs

1.1.1 Premières expériences

- Prenez plusieurs nouveau-nés, séparés de leur mère dès les premiers jours.
- Isolez les dans un espace clos de façon à ce qu'ils n'aient aucun contact linguistique pendant au moins plusieurs années.
- Veuillez cependant à ce qu'ils ne manquent ni de nourriture, ni de boisson.
- Qu'allez-vous observer ?

Le premier qui eut l'idée d'une telle *expérience* est le pharaon Psammétique I (663-610 BC) qui régna sur l'Egypte au VIIe siècle avant notre ère. L'historien grec Hérodote nous rapporte dans *l'Enquête*[1] qu'il remit à un

1. Hérodote, *L'Enquête*, II, 1

berger deux nouveau-nés, pour qu'il les élève, avec ses chèvres, en respectant la consigne stricte de ne jamais prononcer le moindre mot devant eux. En réalisant cette expérience, Psammétique veut savoir si les enfants parleraient spontanément l'Egyptien ce qui montrerait, indiscutablement, que cette langue serait la plus ancienne de l'Humanité.

Pendant deux ans le berger s'acquitte de cette tâche. Puis un jour, quand il ouvre la porte et entre dans la cabane, l'un des enfants prononce le mot "bekos". "Bekos" signifiait chez les Phrygiens, le nom du pain et Psammétique en déduit que le Phrygien est une langue plus ancienne que l'Egyptien, une langue plus proche de la langue originelle[2]. Que s'est-il passé? Le protocole expérimental n'a-t-il pas été respecté? Comment les enfants ont-il pu créer spontanément un début de langue? Ont-ils, à la manière de certains jumeaux, commencé à s'imiter l'un l'autre. Etaient-ils en train d'imiter les chèvres?

Toujours est-il que l'expérience frappe suffisamment les esprits pour que d'autres souverains, plusieurs siècles plus tard veuillent, en bons scientifiques, reproduire les résultats obtenus par le Pharaon. Salimbene de Parme rapporte dans ses *chroniques* que l'empereur Frédéric II (1194-1250)[3] isole à son tour plusieurs enfants en prenant soin de limiter au maximum les contacts entre les nouveau-nés et leur nourrices. Nouvelle époque, nouveaux débats, cette fois-ci l'empereur veut savoir s'ils parleraient la langue hébraïque, la grecque, la latine ou l'arabe ou simplement toujours la langue de leurs parents. Sans doute parce que les conditions expérimentales sont mieux contrôlées que du temps du Pharaon, le résultat est sans appel : les enfants meurent tous.

Dans les siècles suivants les expériences se succèdent. James IV d'Ecosse (1473-1513) fait remettre deux enfants à une nourrice muette, et fournit de quoi les nourrir et les vêtir. Quelques années plus tard, certains disent que les enfants auraient spontanément parlé hébreux. Akbar le grand (1542-1605), empereur mongol de l'Inde, fait construire une maison spécialement conçue pour ne laisser filtrer aucun son : la Gang Mahal (maison des idiots). Comme ses prédécesseurs, il y enferme plusieurs enfants. Quatre ans plus tard, lorsqu'il pénètre à nouveau dans la maison, les enfants sont encore vivants, mais ils n'ont développé aucun langage.

Pourquoi ces souverains se livraient-il à de telles expériences? Pour observer ce qui d'ordinaire est inobservable : l'émergence d'une langue. Les langues évoluent, se mélangent et s'éloignent les unes des autres, mais il est presque

2. Le Phrygien est une langue aujourd'hui éteinte qui était alors parlée dans ce qui correspondrait au Nord-Ouest de la Turquie actuelle. Notons pour l'anecdote que Psammétique avait tord, les recherches actuelles en philologie tendent à montrer que le Phrygien n'est pas plus ancien que l'Egyptien.

3. Salimbene de Parme, *Cronaca* [Chronique], n.1664.

impossible d'en voir apparaître une *ex nihilo*. Nous héritons culturellement de la langue de nos parents, et la transmettons, éventuellement après quelques inflexions, à nos enfants. Ce n'est que dans des cas d'isolement linguistique complet que nous pourrions envisager de voir une nouvelle langue émerger. Mais ces cas sont très rares dans des conditions naturelles et par leur nature même très difficiles à documenter. C'est pourquoi ces souverains sont les premiers à avoir mis en place une démarche expérimentale et pour tenter de reconstruire, dans des conditions artificielles, l'émergence spontanée d'une langue expériences[4].

1.1.2 Un cas d'émergence naturelle spontanée

Pourtant, il y a une vingtaine d'années, grâce à plusieurs heureux hasards, un cas d'émergence naturelle spontanée un peu particulier a cependant pu être observé : il s'agit de l'apparition du "lenguaje de signos nicaragüense" au Nicaragua.

Il y a peu de temps encore, il n'existait pas de langue des signes dans ce pays parce que les enfants sourds y restaient isolés les uns des autres. Les enfants avaient développé dans leur foyer des systèmes pour communiquer, mais ces derniers restaient rudimentaires pour la plupart (pas plus d'une vingtaine de signes). Quand les sandinistes prirent le pouvoir en 1979, le gouvernement réforma le système de l'enseignement et les premières écoles pour les sourds apparurent. Les résultats furent lamentables et toutes les méthodes employées (lire sur les lèvres, etc.) conduisaient systématiquement à des échecs. Mais en marge des classes elles-mêmes, dans la cour de récréation, dans les cars de ramassage scolaire, les enfants inventèrent leur propre système de signes, mettant en commun les gestes de fortune que chacun utilisait à la maison. Ainsi apparut le "lenguaje de signos nicaragüense" (LSN).

Ce processus, par chance, a pu être observé et documenté par une linguiste américaine, Judith Kegl [Kegl et al., 1999]. Ses observations montrent que le LSN a connu une véritable évolution entre les premiers systèmes émergents des interactions spontanées entre enfants en 1979 et les systèmes suivants transmis culturellement aux générations suivantes d'enfants sourds du Nicaragua. Le LSN tend à devenir plus régulier, plus standardisé, plus grammatical.

Le cas des enfants sourds du Nicaragua est donc intéressant à plusieurs titres. D'abord, il constitue sans doute l'exemple le mieux documenté de créa-

4. Nous pouvons à ce propos noter que ce sont toujours des hommes de pouvoir qui sont intéressé par la réalisation de telles expériences. Comprendre le fonctionnement de la langue représente un enjeu politique important. La *novlangue* décrite dans le roman *1984* de George Orwell en donne une brillante illustration.

tion *spontanée* d'un système linguistique complexe. Aucune pression culturelle n'a directement guidé les enfants dans la construction d'un tel système. Au contraire, les instituteurs tendaient plutôt à leur apprendre un système différent. Le plus remarquable, c'est qu'il n'a fallu que quelques mois pour qu'un premier système émerge et que quelques années pour qu'il évolue vers un système syntaxique dont le pouvoir d'expression n'a rien à envier aux autres langues que nous connaissons. Enfin, ce système n'utilise pas les sons mais les gestes. Il met en lumière le caractère non nécessaire de l'oralité dans un tel processus d'émergence. Ainsi, devient-il possible d'envisager de reproduire un tel phénomène avec des entités ne disposant pas strictement de la même physiologie que nous. C'est ce que nous nous proposons de faire.

1.1.3 Faire parler les machines : Un rêve d'ingénieur

> Deux servantes alors viennent le soutenir ; bien qu'elles soient en or, on les prendrait vraiment pour des filles vivantes. Dans leur cœur est une raison, elles ont aussi voix et force.
>
> Homère, *Iliade XVIII 417.*

L'émergence du langage n'a pas intéressé que les riches souverains et les linguistes. Les ingénieurs, les constructeurs de machines et d'automates entretiennent eux aussi une véritable fascination pour le langage. Ce qui est paradoxal, c'est que ce n'est pas tant l'envie de créer une machine performante qui semble avoir motivé les infatigables constructeurs de machines parlantes, mais plutôt l'espoir qu'en récréant un mécanisme qui produirait extérieurement les mêmes effets que la parole humaine, ils pourraient peut-être approcher ce qui fait l'essence de cette capacité chez l'homme.

Faire parler la machine c'est d'une part imiter le son de la voix humaine et d'autre part organiser les sons de façon automatique pour qu'ils produisent un discours sensé. Le philosophe Descartes avait bien analysé que, dans ces deux sous-problèmes l'un était bien plus difficile à atteindre que l'autre. S'il pouvait admettre qu'une imitation sonore de la parole soit un jour possible, il excluait par contre la possibilité qu'un artefact puisse arranger les paroles «diversement pour répondre au sens de tout ce qui se dira en sa présence » [5]. La capacité langagière prend alors son rôle traditionnel de critère discriminant entre l'homme et l'animal-machine.

La machine «à parler»

C'est sur le premier problème, l'imitation sonore de la voix ou encore la construction d'une machine "à parler" que travailleront au cours du siècle les

5. René Descartes, *Discours de la Méthode*, p. 85, Edition 10/18

plus grands constructeurs d'automates. Jacques de Vaucanson (1708-1782) est le constructeur de célèbres automates en particulier le "Flûteur" (1738) qui joue vraiment de la flûte grâce à huit leviers qui contribuaient par leurs mouvements propres à modeler le souffle à volonté. Le projet d'un "Parleur", basé sur des principes similaires voit le jour. Mais les efforts de Vaucanson n'aboutissent pas et d'autres lui succèdent dans cette quête.[6]

En 1783, l'abbé Mical soumet son invention de deux " Têtes parlantes " à l'Académie royale des sciences. Jean-Pierre Séris cite le rapport de Lavoisier, Laplace et Vicq d'Azyr, peu enthousiastes devant l'invention, jugeant qu'elle offre une imitation "très imparfaite" de la voix humaine [Séris, 1995]. Mais la commission disait avoir trouvé dans l'ouvrage «la même simplicité de plan, les mêmes ressorts, les mêmes résultats qu'on admire en disséquant dans l'homme l'organe de la voix». La machine reçoit finalement l'approbation de l'Académie. Une exposition publique rue du Temple accueille les deux Têtes, qui portent les doux noms d'Henriade et Télémaque, et attirent paraît-il " une foule de connaisseurs " (figure 1.1). Antoine de Rivarol (1753-1801), toujours cité dans [Séris, 1995], est séduit par ces deux machines qui "prononcent nettement des phrases entières..." sous la commande de deux claviers l'un pour choisir les phrases, l'autre pour choisir les "sons" utilisés. Selon lui les "Têtes" manipulées par un organiste habile pouvaient réciter des passages entiers d'un opéra.

Wolfgang von Kempelen (1734-1805), connu pour la supercherie de son faux automate de joueur d'échecs[7] (dit aussi "Le Grand Turc" ou "le Turc terrible") et montrant une nouvelle fois les liens étroits qui existent entre les métiers d'ingénieur et de prestidigitateur, propose en 1791 une machine parlante dans son ouvrage "le mécanisme de la parole, suivi de la description d'une machine parlante". Grimm et Goethe voient la machine et ce dernier écrit en 1797 : "Elle n'est, à vrai dire, pas très loquace, mais prononce certains mots enfantins très gentiment". La machine est aujourd'hui exposée au Deutsches Museum de Munich.

Ces machines à parler sont tout à fait en accord avec les conceptions de Descartes. Ce sont de simples corps contrôlés par des "âmes" qui, elles,

6. Notons que par bien des aspects Vaucanson est un des pères de l'Intelligence Artificielle. Il construisait ses modèles pour comprendre le vivant. Il comptait s'en servir pour effectuer directement des expériences. Mais, par ailleurs, ses travaux conduisirent à l'élaboration de métiers à tisser et constituèrent la base pour les travaux de Jacquard. Cette double perspective de recherche, si caractéristique, comme nous allons le voir, de nos travaux aujourd'hui était donc déjà présente plusieurs siècles auparavant.

7. Cet automate, bien avant *Deep Blue*, remporta des parties contre d'illustres joueurs, Frédéric le Grand, Benjamin Franklin, Napoléon, Paul de Russie. La supercherie (un petit homme se cachait dans la boîte) fut découverte par Edgar Allan Poe (voir discussion dans [Dennett, 1995])

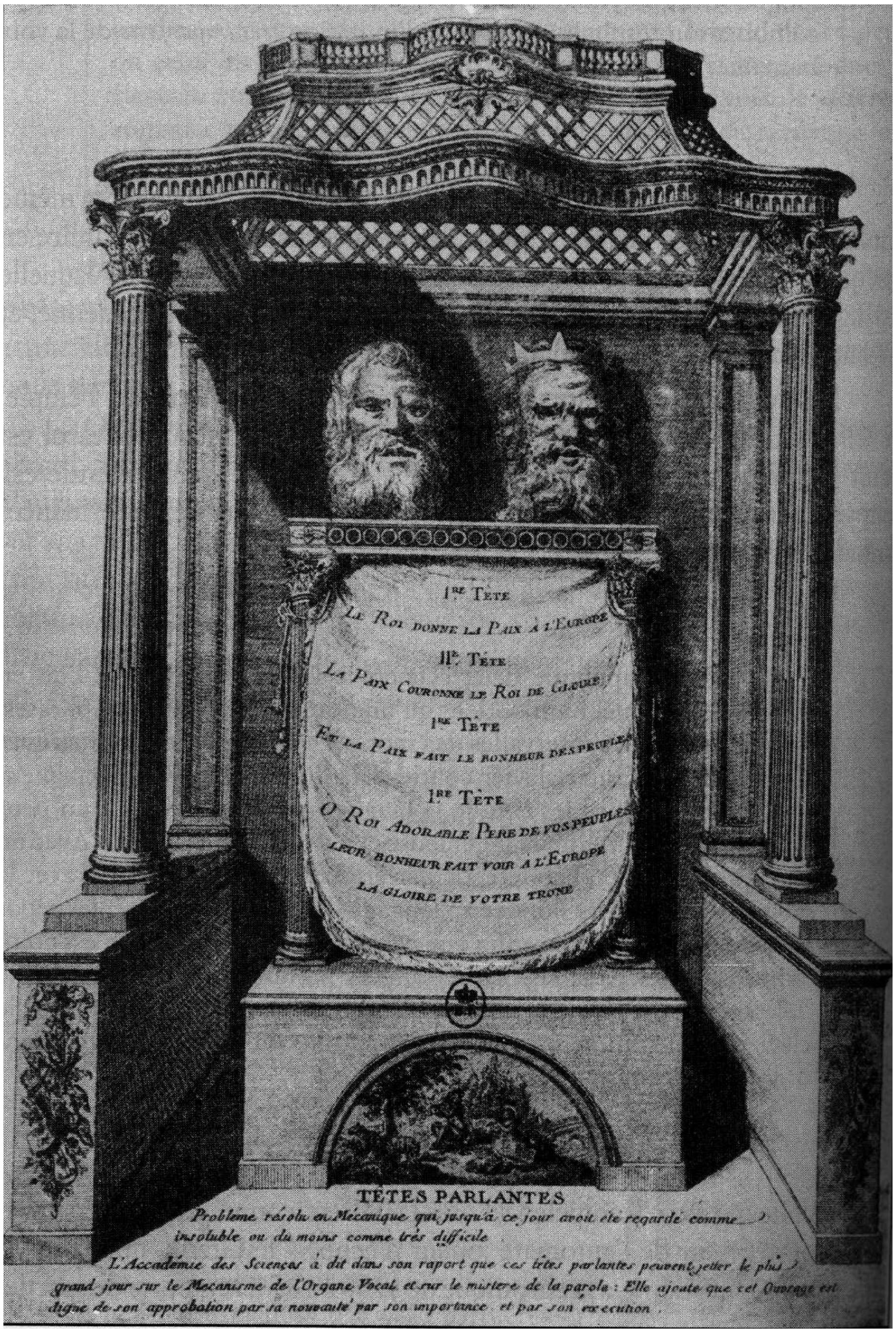

Fig. 1.1 – *Les «Têtes Parlantes» de l'abbé Mical (prospectus d'exhibition, exposition publique rue du Temple à Paris en 1783) : elles pouvaient réciter des passages entiers d'un opéra (Photo Hachette)*

sont bien humaines. Mais l'histoire de la quête de la machine "parlante" va connaître un grand tournant avec l'arrivée d'Alexandre Graham Bell.

On raconte que le père d'Alexandre Graham Bell amena un jour ses enfants à une exposition où était présentée une copie de la machine de von Kempelen. Cet événement éveilla un grand intérêt chez les deux frères qui commencèrent à construire un grand nombre de "Têtes parlantes" (figure 1.2). Quelques années plus tard, Bell inventait le téléphone et introduisait la technique qui allait bouleverser le futur du traitement du son : la représentation du son par signaux électriques. Bell proposa également la description d'un Vocoder qui devait pouvoir reproduire les sons de la voix, mais il ne fut jamais implémenté.[8]

Bell est donc véritablement l'homme qui a effectué la transition entre deux ères, rendant aisé ce à quoi se sont attelés tant de chercheurs dans les siècles précédents, la reproduction de la voix, pour se concentrer sur le second problème, celui qui Descartes jugeait impossible, la construction d'un discours.

La machine «à comprendre»

Au milieu de XXe siècle, Alan Turing définit un test pour trancher la question de l'intelligence pour une machine : se faire passer pour un humain dans une conversation textuelle à distance. Il évacue ainsi la problématique de l'imitation de la voix pour ne se concentrer que sur l'organisation du discours. Comme pour Descartes, le langage se constitue à nouveau comme critère discriminant entre le pensant et le non-pensant. Mais contrairement à Descartes, Turing est optimiste : il prédit qu'un système que l'on doterait de capacités d'apprentissage, passerait ce test avec succès avant la fin de ce siècle [Turing, 1950].

Nous ne pouvons que constater que ses prédictions ne se sont pas réalisées. Presqu'aussi ancienne que l'ordinateur lui-même, l'intelligence artificielle a permis des avancées là où un siècle plus tôt peu auraient prédit que

8. Nous noterons cette anecdote amusante à propos d'Alexandre Graham Bell qui contribua au domaine de la synthèse de paroles artificielles dès son plus jeune âge en faisant des expériences avec son Skye terrier. Il apprit au chien à rester sagement assis et à grogner continuellement. Lorsqu'il était dans cette position, Bell pouvait manipuler directement les cordes vocales du chien par des pressions de sa main. Il arrivait ainsi à faire produire au chien quelques voyelles et quelques syllabes. Sa plus grande réussite fut de faire dire à son chien une phrase s'approchant de "How are you Grandma ?". Le chien semblait même prendre quelque intérêt à ces tours et on rapporte qu'il essaya de produire des sons complexes de lui-même. Il semble cependant qu'il ne put, de sa propre initiative, dépasser le stade du simple grognement. Nous verrons dans le dernier chapitre que faire parler les chiens est plus que jamais une question d'actualité.

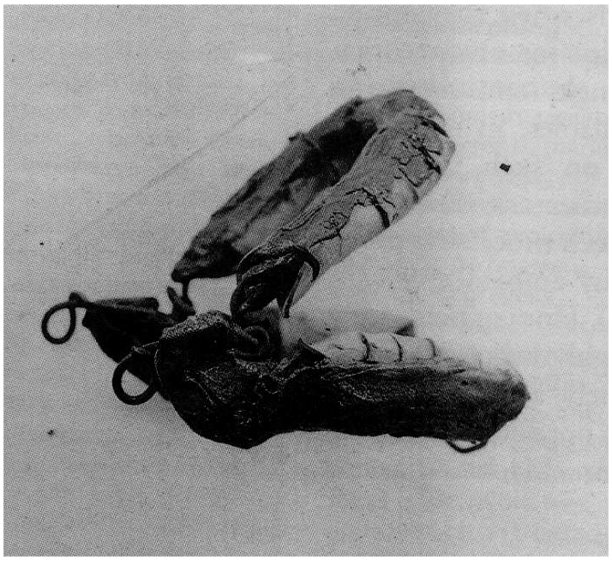

FIG. 1.2 – *Fragment d'une "Tête Parlante" construite par Alexandre Graham Bell en 1863*

l'ingénierie oserait s'aventurer [9]. L'ordinateur expertise, l'ordinateur apprend, l'ordinateur généralise, l'ordinateur perçoit et reconnaît mais l'ordinateur ne "parle" pas au sens où Descartes l'entendait et nous ne pouvons pas plus parler avec lui. Au sein de l'intelligence artificielle, le traitement du langage naturel n'est finalement qu'un ensemble de projets hétéroclites, certains fructueux, d'autres avortés et il reste difficile aujourd'hui d'entrevoir les prémisses d'une solution générale au problème de la production et de la compréhension du langage humain.

Le test de Turing a tenu un rôle décisif dans le débat sur l'"intelligence" des machines. Mais son apport est, à notre avis, plus philosophique que pratique. Il a trop longtemps été considéré comme un but ultime pour les chercheurs en intelligence artificielle et en traitement du langage naturel en particulier. Les nombreux systèmes développés dans le but de réussir le jeu de l'imitation [10], dont le plus connu est sans doute ELIZA créé par Joseph Wiezenbaum en 1966, fondés en général sur l'utilisation de mots-clés, ont dans certains cas produit des comportements spectaculaires, mais n'ont certainement pas permis un quelconque progrès pour le traitement effectif du langage

9. Nous ne discutons ici que les avancées technologiques mais les enjeux liés à l'émergence de l'Intelligence Artificielle sont bien plus vastes, voir à ce propos le livre de Jean-Gabriel Ganascia [Ganascia, 1990].

10. Le terme *chatterbox* est aujourd'hui utilisé pour désigner les logiciels qui simulent une conversation.

naturel ou l'interaction homme-machine. Nous pensons que c'est en partie à cause de la nature particulière du jeu de l'imitation que les systèmes automatiques du traitement du langage naturel ont souvent privilégié l'analyse syntaxique faisant l'économie d'un véritable traitement sémantique. Les avancées dans cette direction (réseaux sémantiques [Collins et Quillians, 1969, Woods, 1975], graphes de Sowa [Sowa, 1984, Sowa, 1991], schémas de Minsky [Minsky, 1975], etc.) butent sur le problème de l'acquisition de telles connaissances. Proposer des mécanismes automatisés pour la construction de la connaissance sémantique devient aujourd'hui le réel défi de l'ingénierie linguistique.

Après plusieurs siècles de recherches, la machine qui parle et qui comprend n'est encore qu'un rêve d'ingénieur.

1.1.4 L'émergence d'une langue chez les machines

La langue: une construction collective

Lorsque l'on revient sur cette longue quête pour la construction d'une machine parlante et lorsqu'on la compare aux exemples d'émergences spontanées que nous avons décrits en début de chapitre, plusieurs remarques s'imposent. Les ingénieurs se sont efforcés de construire des machines des plus en plus complexes capables d'apprendre ou d'imiter la langue d'un professeur humain. Mais tous ont négligé un aspect pourtant fondamental de la langue : l'aspect collectif.

Or, comme nous l'avons vu avec l'exemple des enfants sourds du Nicaragua, une langue, chez les humains, peut émerger spontanément au sein d'une population d'individus désireux de communiquer. La langue commune émergente n'est pas imposée par un individu particulier de la population, elle est *négociée* par ses membres. Mieux cette langue au fil des générations se perfectionne, se standardise, se simplifie pour gagner en expressivité et en concision.

Les dynamiques qui permettent l'émergence et l'évolution de la langue intéressent donc au moins autant les ingénieurs que les linguistes. Ainsi si au lieu d'apprendre à une machine à parler, nous apprenions à plusieurs machines à parler entre elles, si nous réussissions à faire émerger au sein de cette population de machines un phénomène comparable à une langue, nous aurions franchi un grand pas vers la construction de machines dotées de compétences linguistiques. Si de plus cette langue émergente possède les propriétés dynamiques remarquables des langues humaines, si elle s'adapte pour de génération en génération devenir plus expressive, plus régulière et plus facile à apprendre, nous aurons introduit au sein d'une population de machines le début d'un phénomène culturel. Il s'agirait, toute proportion gardée, de mettre à la portée des machines, la capacité décisive qui a peut-être permis à Homo Sapiens, il y a plusieurs millions d'années, de commencer son ascension par rapport aux autres espèces animales : la transmission d'un héritage culturel.

Le problème Gavagai

Comment pourrait émerger un tel phénomène culturel au sein d'une population de machines ? Comme pour les enfants du Nicaragua, il est sans doute nécessaire que les machines *interagissent* les unes avec les autres. Il existe aujourd'hui beaucoup de protocoles standardisés permettant la communication entre machines. Mais ces protocoles présupposent que les machines partagent déjà un grand nombre de connaissances et de règles d'interactions communes. Nous sommes intéressés par l'évolution d'un phénomène *culturel* qui permettrait à terme, à des populations des machines aux structures et aux connaissances hétérogènes de communiquer les unes avec les autres. En d'autres termes, nous voudrions appliquer aux communications entre machines des *contraintes* approchant au mieux celles qui régissent les communications entre les hommes dans le monde réel.

Ces contraintes sont pour des machines assez fortes. Prenons l'exemple connu du "problème Gavagai" exposé par le linguiste Quine dans *Word and Object* ([Quine, 1960]. p.29). Un explorateur veut acquérir la langue d'une tribu inconnue. Il dialogue avec les indigènes et tâche de comprendre le sens des mots qu'ils utilisent. Lors d'une de ces interactions, un indigène dit "Gavagai" en pointant en direction d'un lapin blanc qui passe en courant dans une clairière. Que peut bien signifier "Gavagai" dans la langue de cet indigène ? Nous allons essayer de lister les problèmes qui se posent à l'explorateur pour construire le sens de ce mot. Il s'agit d'un certain nombre d'ambiguïtés possibles que nous pouvons classer en deux types : les ambiguïtés perceptives et les ambiguïtés interprétatives.

1. **Ambiguïtés perceptives**. L'indigène et l'explorateur voient-ils et entendent-ils exactement la même chose ? Il y a d'abord les ambiguïtés perceptives liées à des différences physiologiques : l'explorateur est peut-être daltonien ou myope. Il peut avoir des problèmes d'audition. L'indigène a peut être dit "Kavagai" ? Il y a également des ambiguïtés perceptives liées à des différences de point de vue : indigène et explorateur ne voient pas la scène depuis le même endroit, leur perception de la situation est donc différente.
2. **Ambiguïtés interprétatives**. Même si l'on suppose que l'indigène et

> l'explorateur perçoivent exactement la même situation, ils peuvent différer quant à son interprétation. Il peut d'abord y avoir des ambiguïtés sur le sujet de l'interaction : Que désigne exactement l'indigène en pointant et en disant " Gavagai " ? Le lapin, la clairière, la direction du soleil ? A ces inconnues, viennent s'ajouter des ambiguïtés sur la catégorisation du sujet par rapport au reste de la scène : En supposant que le lapin est l'élément pointé, à quelle caractéristique du lapin " Gavagai " fait-il référence ? " Gavagai " est-il à associer au concept [lapin], [animal], [qui court], [objet rapide], etc ?

Toutes ces ambiguïtés viennent du fait que l'indigène et l'explorateur d'une part ne partagent pas le même corps et d'autre part ne sont pas capables de faire de la télépathie, pour lire dans leurs pensées mutuelles. Dans ces conditions, il est très difficile pour l'explorateur de trouver directement quelle est la signification de " Gavagai ". Mais après avoir participé à plusieurs interactions où le mot " Gavagai " est utilisé par différents indigènes et dans différents contextes, après l'avoir lui-même utilisé de diverses façons, plus ou moins fructueuses, pour désigner certaines situations, l'explorateur aura sans doute une meilleure idée de ce que " Gavagai " veut dire. Peut-être au cours des interactions aura-t-il lui-même fait évoluer les sens de ce mot connu par les membres de la tribu, en créant à son insu, des usages nouveaux du terme.

Si deux machines prennent maintenant la place de l'explorateur et de l'indigène dans cette interaction, il serait aisé de lever un certain nombre des ambiguïtés possibles en leur permettant d'une part de partager le même corps physique et d'autre part de lire dans leurs pensées mutuelles. Mais en faisant cela, nous perdrions la force de la dynamique culturelle qui permet cette adaptation mutuelle entre individus sans présupposer beaucoup sur le détail de leurs caractéristiques physiologiques. Il est beaucoup plus ambitieux et intéressant pour l'ingénieur de construire un système permettant à des machines d'interagir dans les conditions proches de celles du problème Gavagai, c'est-à-dire malgré le fait qu'elles possèdent des connaissances différentes, des corps différents et des points de vues différents sur la même scène[11].

La construction ancrée et située du sens

Construire des machines capables d'interagir à propos du monde réel sans partager le même point de vue ne va pas sans poser d'intéressants problèmes

11. On trouve, sous différents noms, différentes instances du problème "Gavagai" dans la littérature. Citons notamment l'"Aliens Problem" étudié par Valencia et Sansonnet [Valencia et Sansonnet, 1999].

d'ingénierie. L'intelligence artificielle s'est développée pendant des années (et continue encore aujourd'hui) comme un ensemble d'algorithmes pour manipuler des symboles abstraits. Leur "sens" n'est pas important pour ces programmes. Mais pour un observateur extérieur qui aura défini un lien entre ces symboles et des entités du monde réel : objets, concepts, propriétés, émotions, couleurs, molécules, etc., le comportement de ces programmes doit exhiber un comportement cohérent offrant une solution au problème posé[12].

Les caractéristiques d'interdépendance de ces diverses entités peuvent être plus ou moins bien décrites. De vastes programmes de recherche œuvrent à la construction de bases de connaissances décrivant les relations structurelles qu'entretiennent des symboles représentant des entités de notre monde : une tâche longue et difficile[13]. Cette méthode a été appliquée pour le langage. De vastes champs sémantiques ont commencé à être ainsi modélisés.

Pourtant, si on n'y réfléchit, vouloir construire une machine qui soit capable de construire le sens d'un mot sans la doter d'un corps semble un projet irréalisable. Mais comment décrire un concept comme "rouge"[14]? Les modèles purement symboliques diraient que c'est une couleur, qu'elle définit une zone du spectre lumineux, que "vert" est un concept de même type. Mais ce n'est que repousser le problème. Qu'est-ce qu'une couleur? Rodney Brooks est l'un des premiers à avoir mis le doigt sur l'impasse de l'intelligence artificielle purement symbolique [Brooks, 1991]. Il soutient que les systèmes doivent être *ancrés* et *situés* dans le monde réel. En d'autres termes, les machines doivent associer au concept rouge les données perceptives venant directement de leurs propres capteurs à un moment donné. Cette connaissance sensorielle, *non partageable entre machines*, est selon lui fondamentale. Les mots doivent être ainsi associés à des catégories directement significatives en terme de données sensorielles pour les machines.

Voilà donc notre projet : faire émerger un phénomène culturel, comparable à une langue, au sein d'une population de machines, ancrées et situées dans le monde réel.

1.1.5 Un laboratoire dédié à la compréhension des dynamiques de la langue

La recherche que nous allons présenter a été conduite au laboratoire Sony CSL Paris entre les années 1997 et 2000. Dans ce laboratoire, une dizaine

12. voir à ce propos le débat classique sur la chambre chinoise de Searle discuté par exemple par John Casti [Casti, 1989]

13. L'archétype de cette direction de recherche est le projet CYC de Douglas Lenat.

14. Le fait même de parler d'un concept "rouge" absolu est problématique.

de chercheurs, principalement des informaticiens et des roboticiens, s'attache à reproduire les propriétés dynamiques de la langue au moyen de simulations logicielles et d'expériences robotiques. Ils explorent ainsi un nouveau paradigme linguistique. Il s'agit de considérer la langue comme un système complexe adaptatif et d'en expliquer la structure et la forme par les dynamiques collectives des interactions entre individus. Ce nouveau point de vue tranche avec les visions de la linguistique classique et s'inspire au contraire de recherches récentes en physique, biologie et intelligence artificielle.

En tentant de recréer artificiellement les dynamiques de la langue, ces chercheurs poursuivent un double but. Dans une perspective linguistique, l'étude de ces dynamiques permet de mieux comprendre les phénomènes en jeu dans l'évolution des langues naturelles et dans l'origine du langage humain. Dans une perspective d'ingénierie, récréer au sein d'une population de machines un phénomène culturel comparable à une langue, permettrait de réaliser d'importantes avancées dans le domaine de l'interaction homme-machine et à terme pour le traitement automatique de la langue naturelle.

Aujourd'hui, au sein de ce laboratoire, et aussi dans un nombre croissant de laboratoires dans le monde[15], le champ des recherches recouvre presque tous les aspects de la langue : l'émergence des systèmes phonétiques et phonologiques, la formation des catégories, la compositionnalité et l'évolution de la syntaxe, les contraintes pragmatiques, etc.

La recherche que nous présentons ici ne traite que d'un aspect particulier de la langue : l'émergence et l'évolution du lexique et des catégories lexicales. Ce travail est une extension des premiers travaux débutés par Luc Steels en 1996 sur les lexiques auto-organisés [Steels, 1996]. Il est le fruit de multiples collaborations avec plusieurs autres membres de Sony CSL et du VUB AI Lab, notamment Luc Steels, Angus McIntyre et Joris van Looveren.

1.1.6 L'objectif de cette recherche

L'objectif de cette recherche est donc de répondre aux trois questions suivantes :

Comment peut émerger au sein d'une population d'agents artificiels autonomes un lexique conventionnel pour désigner des objets du monde réel ? Comment les mots de ce lexique peuvent-ils correspondre à des sens partagés alors que les différents agents ne perçoivent, ni ne catégorisent le monde de la même façon ? Comment un tel lexique peut-il, à la manière des langues naturelles, gagner en expressivité et en simplicité alors qu'il se propage cultu-

15. Citons notamment le VUB AI Lab à Bruxelles, le LEC à Edimbourg, le laboratoire Dynamiques du langage à Lyon.

rellement au sein de la population ?

Précisons les termes importants. Par *agents artificiels autonomes*, nous entendons des programmes informatiques capables de percevoir leur environnement et d'agir sur celui-ci. Les agents sont *autonomes* dans la mesure où ils modifient leur architecture indépendamment les uns des autres, de façon à s'adapter à l'environnement et aux comportements des autres agents. Par *lexique conventionnel*, nous entendons un système d'associations entre des *formes* et des *sens*. Les *formes* sont communicables entre les agents. Les *sens*, en revanche, sont des représentations internes que chaque agent peut construire mais qu'il ne peut transmettre directement à un autre agent. Un sens pourrait être par exemple une catégorie simple ou complexe désignant un ensemble d'objets.

Pour construire le lexique, les agents sont toujours soumis à deux contraintes de réalisme :

1. **La localité** : Les agents sont distribués. Aucun agent ne peut avoir une vue complète du comportement de tous les autres agents. Le lexique de la population tel que nous pouvons l'analyser statistiquement n'est pas directement accessible aux agents.
2. **La non télépathie** : un agent ne peut avoir un accès direct aux structures de données d'un autre, que ce soit pour les inspecter ou les modifier. En d'autres termes, il est incapable de "télépathie".

Comme nous l'avons mentionné, l'enjeu de cette recherche est double, selon que l'on prend la perspective du linguiste ou de l'ingénieur. Nous avons en partie déjà discuté le point de vue linguistique de cette recherche dans des publications précédentes [Kaplan, 1998b, Kaplan, 1999c]. Nous ne réévoquerons ces points que dans le dernier chapitre. Nous prendrons donc le point de vue de l'ingénieur : étant donnés les objectifs que nous nous sommes fixés, comment construire un système permettant l'émergence d'un lexique au sein d'une population d'agents autonomes. Nous allons à présent décrire la méthodologie que nous allons suivre pour atteindre ces objectifs.

1.2 Méthodologie

1.2.1 Un programme expérimental

L'étude des systèmes complexes est aujourd'hui un vaste champ de recherche pluridisciplinaire [Weisbuch, 1989]. Il s'agit par exemple de comprendre les dynamiques qui régissent la formation d'un embouteillage sur l'autoroute, les réponses du système immunitaire, l'évolution des prix sur les marchés financiers ou la construction du nid chez les termites. Nous considérons dans notre recherche, le lexique comme un système complexe adaptatif, en d'autres termes un système complexe dont les dynamiques elles-mêmes peuvent changer au cours du temps. Les éléments microscopiques de ce système sont les différents locuteurs et interlocuteurs interagissant sous forme d'échanges linguistiques. Le comportement macroscopique est le lexique global tel qu'il peut être observé par un observateur extérieur omniscient. Comprendre les dynamiques d'un tel système revient à comprendre les lois collectives qui expliquent l'émergence d'un lexique global à partir des interactions individuelles.

Les systèmes dynamiques complexes peuvent être étudiés de manière purement formelle, mais ce type d'approche ne peut en général être mené que pour des systèmes relativement simples. L'informatique fournit aujourd'hui des outils pour étudier ces systèmes de façon expérimentale, grâce à la *modélisation multi-agent*. Il s'agit pour le concepteur du système de définir une architecture d'agent, un type d'interaction et un environnement au sein duquel les agents évoluent et interagissent [Ferber, 1995]. Développée dans le cadre de l'intelligence artificielle, la modélisation multi-agent est aujourd'hui utilisée en particulier dans le cadre des recherches en *vie artificielle* [Langton, 1995].

Les chercheurs en vie artificielle utilisent les systèmes multi-agents comme des "laboratoires virtuels", des "would-be worlds" [Casti, 1997] permettant d'effectuer des expériences contrôlées pour comprendre les dynamiques des systèmes complexes étudiés[16]. Le développement de ces méthodes est aujourd'hui en expansion dans des domaines aussi variés que la sociologie[17], l'anthropologie[18], l'éthologie des insectes[19] ou des primates[20]. Il est ainsi possible d'appliquer une forme de méthode "expérimentale" pour des disciplines où ceci était jusqu'à présent impossible [Kaplan, 1999c].

C'est également en appliquant une forme de méthode expérimentale que nous allons progressivement caractériser les dynamiques qui vont permettre à

16. Notons que l'approche multi-agent n'implique pas nécessairement le renoncement à une étude analytique comme le montrent les travaux de simulations économiques de Gérard Weisbuch sur l'organisation de marché [Weisbuch et al., 1989], la surexploitation des ressources dans les pêcheries [Weisbuch et Duchateau-Nguyen, 1998] et l'accroissement de la pollution [Weisbuch et al., 1994].

17. Voir en particulier les travaux d'Epstein et Axtell [Epstein et Axtell, 1995] et de Gilbert et Conte [Gilbert et Conte, 1995].

18. Par exemple le projet EOS [Doran et al., 1994].

19. En particulier les travaux sur les colonies de fourmis de Drogoul [Drogoul et Ferber, 1992, Drogoul, 1994] et Dorigo [Dorigo et al., 1997], et le concept d'intelligence collective [Bonabeau et Theraulaz, 1994].

20. Notemment les travaux de Picault [Picault, 1998b, Picault, 1998a] et Hemelrijk [Hemelrijk, 1999].

un lexique d'émerger au sein d'une population d'agents autonomes. Psammétique l'avait compris bien avant nous, pour comprendre comment une langue se forme spontanément il faut faire des expériences contrôlées.

1.2.2 Organisation incrémentale des expériences

L'intégralité des résultats de ce travail de recherche est donc issue d'expériences réalisées sur des populations d'agents artificiels logiciels ou robotiques. Dans cette section, nous décrivons la méthodologie incrémentale que nous avons suivie pour la construction de nos modèles. Nous présentons sa mise en œuvre informatique dans la section suivante.

Toutes nos expériences ont une structure similaire. Pour chaque expérience, nous définissons une architecture d'agent, un type d'interaction, un environnement spécifique (physique ou virtuel).

Interactions

Dans notre approche, les agents interagissent les uns avec les autres au cours de *jeux de langage*. Un jeu de langage est un schéma d'interaction prédéfini, dont le protocole est connu par les différents intervenants. Cette approche s'inspire des travaux de Wittgenstein sur le langage [Wittgenstein, 1953]. La formalisation sous forme de modèle informatique de ces jeux a été introduite par Luc Steels en 1996 [Steels, 1996]. Dans ce travail, nous étudions un jeu de langage particulier : le "guessing game" ou "jeu de désignation".

Deux agents sont choisis au hasard dans la population. Un agent joue le rôle de *locuteur* et l'autre, celui d'*interlocuteur*. Les agents alternent dans ces deux rôles. Le locuteur doit désigner à l'interlocuteur un objet en utilisant une forme verbale. L'interlocuteur interprète cette forme verbale et pointe vers l'objet supposé désigné par le locuteur. Le jeu est un succès si le locuteur considère que l'interlocuteur a deviné juste. C'est un échec si le locuteur considère que l'interlocuteur pointe vers un autre objet du contexte ou s'il n'a pas réussi à interpréter le mot du locuteur. Dans le cas d'un échec, le locuteur indique à l'interlocuteur, de façon non verbale, le sujet qu'il voulait désigner et les deux agents adaptent leurs structures internes afin d'être plus efficaces dans les jeux futurs.

Nous jouons souvent des " guessing games " lorsque nous parlons. Lorsqu'à déjeuner je demande à un ami de me passer le "vin", je m'attends à ce qu'il me tende la bouteille située de l'autre côté de la table. S'il me passe le pain ou s'il me regarde avec un visage interrogatif (peut-être ne comprend-il pas le français ?), je lui indiquerai sans doute par un geste de la main l'objet désiré. Les échecs en communication lors de "guessing games" ne sont pas

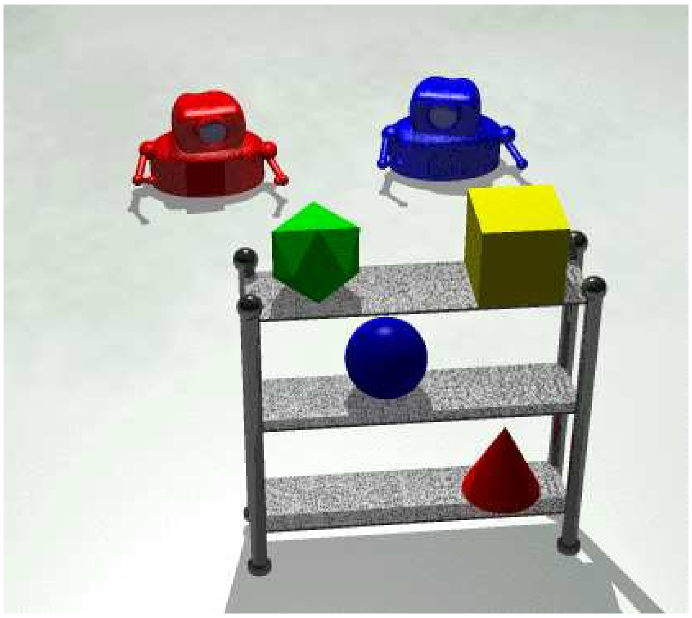

FIG. 1.3 – *Deux agents jouant le guessing game (Dessin Angus McIntyre)*

rares lors d'interactions entre humains. Ce jeu, pourtant si commun, se révèle, en fait, d'une grande difficulté. Toutes les ambiguités qui peuvent intervenir dans une situation similaire au "Problèmes Gavagai" (voir 1.1.4) sont autant de sources d'erreurs possibles.

Dans notre étude, nous utilisons des modèles d'interactions de complexité croissante. La compréhension des dynamiques repose en grande partie sur la comparaison des expériences entre elles. Dans les modèles les plus simples aucune des ambiguïtés du "problème Gavagai" ne sera présente. Ces modèles nous permettent de mettre en évidence les dynamiques collectives fondamentales expliquant la formation d'un lexique cohérent. Puis, nous introduisons progressivement des éléments plus réalistes dans notre modèle d'interaction. A chaque étape nous montrons dans quelles conditions l'émergence d'un lexique est toujours observable et comment les dynamiques sont modifiées. Le modèle robotique le plus complexe, les "Têtes parlantes", approche les conditions d'interaction entre deux humains.

Agents

Alors que nous complexifions la modélisation de l'interaction, l'architecture des agents devient elle aussi plus complexe. Les premiers agents sont constitués d'une mémoire simple à deux états leur permettant de retenir deux valeurs possibles pour une convention. Nous introduisons ensuite une mémoire associative permettant aux agents de traiter un lexique comportant homonymes et synonymes. Puis nous couplons cette mémoire avec un mécanisme de construction de catégories. Enfin nous dotons les agents de senseurs, d'actuateurs et de routines de perception de bas niveau afin qu'ils puissent interagir dans le monde physique.

Environnements

Nous adoptons la même démarche en proposant des environnements progressivement plus complexes. Les agents interagissent donc successivement à propos de symboles discrets sans propriétés particulières, dans des environnements simulés et enfin dans le monde physique en utilisant des systèmes de perception ancrée et située.

1.2.3 Mise en oeuvre

Dans la section précédente, nous avons présenté la structure incrémentale des expériences discutées dans ce travail. Dans cette section, nous introduisons leur mise en œuvre pratique, en particulier la plate-forme de simulation Babel, support de l'essentiel de nos expérimentations.

Spécificités de la plate-forme

La recherche sur les systèmes multi-agents a donné lieu à la construction d'un certain nombre d'environnements et de langages dédiés à la simulation (par exemple SWARM [Minar et al., 1996], GAEA [Nakashima et al., 1996] ou AKL [Carlson et al., 1994]). Cependant, aucun n'a été conçu pour étudier spécifiquement l'évolution des systèmes de communication. La plate-forme Babel, conçue et réalisée par Angus McIntyre [McIntyre, 1998] dans notre laboratoire, a été développée de façon à répondre au mieux aux spécificités de ce genre de systèmes. Quelles sont-elles ?

- **Une modélisation incrémentale.** Dans la section précédente, nous avons expliqué que nos modèles pouvaient toujours se décrire en termes de structures d'interactions, d'agents et d'environnements. Nous procédons à une construction incrémentale dans laquelle les modèles plus élaborés utilisent les structures des modèles les plus simples. L'outil de modélisation doit donc proposer une librairie de *briques de base* de complexité croissante, chacun de ces éléments étant lui-même éventuellement construit à partir d'éléments plus simples.
- **Une interface de contrôle.** La plate-forme doit également permettre un contrôle fin des simulations. Chaque simulation se définit par des

conditions initiales spécifiées par les valeurs d'un ensemble de paramètres et éventuellement un script d'opérations intervenant au cours de l'expérience. La gestion et le stockage de ces paramètres sont fondamentales pour assurer la reproductibilité des expériences. Cette interface doit cependant être clairement distincte de la description des modèles proprement dit, un même modèle pouvant être étudié sous des modalités et des environnements logiciels éventuellement différents.

- **Des mesures et des visualisations.** Enfin, il faut un moyen d'analyser et de visualiser les données obtenues lors des simulations. La visualisation d'un système complexe adaptatif constitue un sujet de recherche à part entière [Hutzler et al., 1998, Hutzler, 2000]. Deux types d'analyses peuvent être effectués. Les unes sont réalisées alors même que la simulation se déroule, les autres sont calculées *a posteriori* à partir de l'ensemble des données recueillies, et sont éventuellement exportées vers des logiciels de présentation et d'analyse spécialisés.

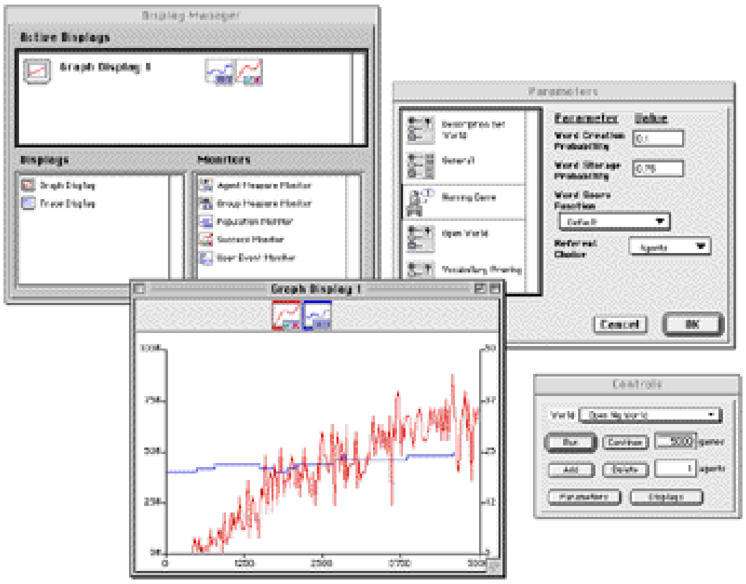

FIG. 1.4 – *La plate-forme Babel: interfaces de contrôle et de visualisation*

Implémentation

Langage. La plate-forme Babel a été développée en utilisant Macintosh Common LISP distribué par Digitool. Le choix de Common LISP [Steele, 1990], par rapport à Java en particulier, a été motivé par la facilité de gestion des symboles et de la manipulation de listes. Le cœur du système, comprenant en particulier les modèles d'agents, d'interactions et d'environnement, suit rigoureusement les spécifications de Common LISP et est donc portable sans modification sur tout système implémentant ce langage. L'interface est quant à elle spécifique au Macintosh.

Hiérarchie d'objets. Une approche orientée-objet s'applique de façon naturelle à la construction incrémentale de modèles que nous nous proposons de suivre. Le Common LISP Object System (CLOS) implémente une forme d'héritage multiple utile pour notre mode de construction[21]. Ceci permet par exemple de tester indépendamment les dynamiques du lexique et de la catégorisation, sous forme de groupes d'objets séparés puis de faire hériter les agents couplant ces deux mécanismes avec un minimum de programmation supplémentaire.

Interface de contrôle. L'interface de contrôle se présente sous la forme d'une fenêtre unique divisée en quatre sections activable indépendamment : le contrôle des simulations (lancement, arrêt, pause), la gestion des paramètres (conditions initiales), la gestion des moniteurs permettant la visualisation et un système simple de scripts permettant la modification des paramètres au cours de la simulation.

Les outils de visualisation. Dans Babel, la collecte des mesures a été séparée de la visualisation proprement dite. Les *moniteurs* effectuent la gestion des échantillonnages et des prétraitements pour obtenir les valeurs à visualiser. Plusieurs classes de moniteurs sont disponibles. Certains permettent un échantillonnage régulier, d'autres se déclenchent en présence de certains évènements. Les *reporteurs* assurent la représentation graphique proprement dite sous forme visuelle, textuelle, affichée immédiatement ou sauvegardée dans un fichier. Seuls les reporteurs sont non portables. Il est possible de combiner moniteurs et reporteurs de façons multiples. Les données provenant d'un moniteur peuvent être visualisées en même temps sur plusieurs types de reporteurs. De la même manière, un seul reporteur peut combiner les résultats de plusieurs moniteurs.

21. L'héritage multiple, en tant que tel est très critiqué par les chercheurs en programmation orientée-objet. Mais ceci n'est pas notre propos.

Reproductibilité des expériences

La plate-forme Babel s'est révélée un outil précieux pour la réalisation des expériences menées pour cette recherche. Mais elle n'est pas pour autant nécessaire à la reproduction des résultats obtenus. La plus grande partie des expériences décrites dans ce travail, en particulier les plus simples, présentées dans les premiers chapitres, peuvent être facilement reprogrammées. Seules les expériences des derniers chapitres, faisant intervenir plusieurs plate-formes robotiques et le travail d'une équipe de programmeurs, sont plus difficiles à mettre en œuvre.

Cette reproductibilité constitue une des forces majeures de ce type d'approche. Nous nous sommes donc efforcés de fournir un nombre suffisant de données lors de la description de chacune de nos expériences. Pour reproduire une expérience simulée, il faut posséder une description précise du modèle utilisé et des valeurs des différents paramètres au début et pendant le déroulement de l'expérience.

Chaque modèle important est décrit selon la division *interaction, agent et environnement* que nous avons introduite dans la section précédente. A chaque chapitre correspond un type de modèle particulier, facilement identifiable et de complexité croissante au fur et à mesure que nous avançons. Cependant, au sein de chaque chapitre de légères variations autour du modèle de base sont parfois explorées. C'est pourquoi chaque version du modèle est identifiée par une nomenclature précise. Afin d'éviter toute confusion, les expériences suivent elles-mêmes cette nomenclature. Par exemple, l'expérience 1.2.b est la seconde expérience effectuée avec le modèle 1.2.

Les conditions initiales de chaque expérience sont également précisées. Chaque modèle est défini par un ensemble de paramètres. Nous nous sommes efforcés de tous les préciser systématiquement. Nous indiquons aussi le nombre de simulations effectuées[22]. En effet, nous sommes parfois amenés à considérer un exemple typique d'évolution puis à poursuivre ensuite par une analyse plus systématique en étudiant les résultats statistiques d'un grand nombre de simulations. Enfin, le critère d'arrêt de chaque simulation (Nombre de jeux fixés, conditions à réaliser) est également précisé[23]. Les noms des paramètres utilisés sont tous rappelés en appendice.

22. Le paramètre SIM désigne le nombre de simulations effectuées.
23. Nous notons le critère d'arrêt des simulations en le précédant de la lettre F.

1.3 Organisation

L'organisation de ce travail en chapitres suit une progression régulière. Chaque chapitre étudie un modèle en procédant de manière semblable. L'objectif du chapitre est d'abord présenté. Il s'agit en général de reproduire artificiellement, une propriété dynamique particulière d'un lexique naturel. Les principes de construction d'un modèle sont ensuite discutés et argumentés, puis le modèle est décrit précisément et enfin ses propriétés dynamiques sont étudiées au cours d'expériences. Comme nous l'avons dit, les modèles sont de complexité croissante, les dynamiques identifiées dans les modèles les plus simples restent la plupart du temps valables dans les modèles plus complexes, au fur et à mesure que nous progressons dans cette construction incrémentale.

Les chapitres sont parfois suivis d'annexes. Elles proposent des extensions du chapitre en donnant des compléments d'information sur le contenu du chapitre ou en effectuant des expériences complémentaires pertinentes mais parallèles à la progression stricte de construction incrémentale des chapitres.

Le chapitre suivant, "les dynamiques du consensus", montre comment de simples boucles de rétroaction positives amènent une population d'agents à converger sur une convention pour nommer un sens. Ce chapitre illustre la dynamique de base de toutes nos expériences.

Le chapitre 3, "l'auto-organisation lexicale", présente la construction d'une architecture permettant à une population d'agents de se mettre d'accord sur un lexique associant un ensemble de sens à un ensemble de mots distincts.

Le chapitre 4, "la transmission bruitée", montre comment un bruit sur la transmission des mots entre les agents conduit à une optimisation des mots utilisés vers plus de robustesse et de distinctivité. Un intéressant phénomène d'évolution spontanée lexicale, "la dérive naturelle du lexique" est présenté et expliqué.

Le chapitre 5, "la catégorisation implicite", explique comment le lexique peut dans certaines conditions donner l'apparence d'un mécanisme de classification alors qu'aucune catégorie explicite n'est présente dans l'architecture des agents.

Le chapitre 6, "la construction du sens", introduit le couplage entre le lexique et un mécanisme de construction de catégories simples. Nous montrons comment un mécanisme basé sur la discrimination et la construction d'hypothèses permet d'assurer la convergence sémantique, conduisant ainsi les agents à associer des sens semblables aux mêmes mots.

L'étude de ce mécanisme continue au chapitre 7 mais pour des catégories plus complexes. Un mécanisme spécifique basé sur des arbres de discrimination est introduit et discuté. Les dynamiques du modèle sont explorées dans un monde simulé au travers d'une série d'études de cas.

Le chapitre 8 présente l'expérience des " Têtes parlantes ". Pour la première fois, les agents ne partagent plus les mêmes données perceptives. L'information est segmentée par chaque agent grâce à un module approprié avant d'être traitée par le mécanisme de catégorisation. Le chapitre discute l'effet du caractère ancré et situé des expériences sur les lexiques émergents. L'ATN (Agent Teleporting Network) qui relie les " Têtes parlantes " en réseau est ensuite présenté ainsi que l'interface web permettant une première influence des langues naturelles sur le système. Le chapitre conclut sur les résultats obtenus durant l'expérience conduite pendant quatre mois en 1999.

La chapitre final propose une synthèse des résultats obtenus, discute les extensions possibles du système actuel et les enjeux scientifiques et technologiques de cette recherche.

1.4 Annexe

Ce dont nous ne parlerons pas

Ce premier dossier a pour but de bien positionner la présente recherche par rapport à d'autres études effectuées sur des problématiques proches. Voici donc les thèmes sur lesquels cette recherche **ne porte pas**.

Cette recherche ne porte pas sur le bénéfice de la communication

Un nombre important de travaux ont étudié la question du bénéfice que des agents naturels pouvaient tirer à partager un système de communication conventionnel. Certains chercheurs en vie artificielle ont exploré cette question au moyen de simulations. Les agents doivent, par exemple, réaliser une tâche comme la collecte de nourriture, la chasse en groupe ou simplement survivre en milieu hostile. Certaines populations ont un système de communication, d'autres non. Leurs résultats respectifs sont comparés. Ces études sont parfois menées pour mieux comprendre l'évolution des systèmes de communication humains ou animaux ou simplement pour améliorer les performances d'un système multi-agent.. Angelo Cangelosi et Domenico Parisi montrent ainsi comment l'évolution d'un système de communication permet une meilleure discrimination des champignons "empoisonnés" de leur monde simulé [Cangelosi et Parisi, 1996, Cangelosi, 1999]. Edwin de Jong montre comment l'efficacité d'un comportement de poursuite peut être grandement accrue si les poursuivants communiquent les uns avec les autres [de Jong, 1997]. La communication permet également la cohésion d'un groupe. Plusieurs simulations étudient la formation et le maintien de structures sociales au sein d'une population d'agent. Le bénéfice de ces structures, à la fois pour le groupe et pour chaque agent, a été analysé par plusieurs études et simulations informatiques [Findler et Mayankar, 1995, Conte et Castelfranchi, 1995, Picault, 1998a]. Il semble qu'une explication possible du comportement coopératif ayant lieu lors de la formation d'un système de communication réside dans les bénéfices d'un autre système de conventions, les structures sociales, que la communication permet de construire et maintenir. Parmi les auteurs qui explorent cette direction, Jean-Louis Dessalles considère les liens qui existent entre le partage d'informations et la place dans la hiérarchie sociale [Dessalles, 1998]. Robin Dunbar explique l'émergence de systèmes de communication évolués comme le langage par le besoin de maintenir la cohésion de larges groupes sociaux [Dunbar, 1993]. Il s'appuie en particulier sur le fait que, chez les humains, les membres des groupes sociaux proches constituent une part très importante des sujets de conversation. Dans sa perspective, la transmission de l'information ne vient pas en premier plan dans les actes de communication et le langage jouerait chez les humains le même rôle que l'épouillage dans les sociétés de primates. Cette dernière hypothèse n'a cependant pas été testée en simulation.

Nous avons déjà indiqué dans ce chapitre quels bénéfices des agents artificiels autonomes pourraient tirer s'ils étaient capables de construire collectivement un lexique. Une langue peut permettre une transmission "culturelle" de la connaissance. Comme l'explique Daniel Dennett [Dennett, 1995], dès qu'un processus culturel peut être amorcé il confère un avantage décisif pour les populations qui peuvent ainsi bénéficier des expériences accumulées sur plusieurs générations. Amorcer un processus culturel dans une population d'agents artificiels serait un pas décisif pour l'évolution de programmes plus performants. Dans tous les cas, nous ne discuterons pas ces questions dans ce travail. Nous prendrons comme hypothèse de départ que le développement d'un lexique est pour une population un progrès intéressant, même si nous ne préciserons pas pour quelle tâche précise un tel système est développé.

Cette recherche ne porte pas sur la stabilité des systèmes coopératifs

Il semble raisonnable de penser que la communication est intéressante pour la population dans son ensemble. Mais favorise-t-elle un agent individuel? Par exemple, la diffusion d'informations importantes concernant l'environnement (approche d'un prédateur, emplacement d'une source de nourriture intéressante) peut permettre une meilleure survie du groupe dans son ensemble (par exemple en évitant les dangers et en optimisant les ressources de nourriture). Mais, dans la mesure où plus d'agents peuvent survivre, chacun d'entre eux a plus de compétiteurs et le bénéfice individuel du partage des conventions semble difficile à expliquer.

De même, un système de communication résiste-t-il à l'invasion d'individus malhonnêtes tentant de le détourner en obtenant des informations de leurs congénères? Le comportement de collaboration, nécessaire à l'établissement du système de communication, n'est en général pas une *stratégie évolutionnairement stable* dans le sens défini par Maynard Smith [Maynard-Smith, 1982]. Ainsi, le comportement qui consiste à tricher en communiquant des informations fausses aurait tendance à se propager dans la population s'il apparaissait. A moins que ne se développe un mécanisme de contre-tromperie, et ainsi de suite...

Ces questions touchant à l'évolution et à la stabilité des systèmes coopératifs constituent un sujet de recherche à part entière. Elles ont été au cœur des travaux de scientifiques de renom [Dawkins, 1976, Hofstadter, 1988, Maynard-Smith, 1982, Maynard-Smith, 1988] et plus récemment ont donné lieu à un grand nombre de simulations informatiques [Axelrod, 1984, Noble et Cliff, 1996, Noble, 1998].

Nous n'abordons pas ce thème de recherche. Nous supposons que tous les agents sont naturellement coopératifs et œuvrent ensemble à la création d'un système de communication commun. Nous discutons le réalisme de ces diverses hypothèses dans le dernier chapitre.

Cette recherche ne porte pas sur les dynamiques génétiques

Si l'on suppose que le système de communication est codé génétiquement, les mécanismes généraux de la sélection naturelle suffiraient à en expliquer la formation pour peu que cette capacité représente un avantage sélectif pour les agents. C'est sans doute l'essor récent des techniques basées sur des algorithmes génétiques [Holland, 1995, Dessalles, 1996] ou la programmation génétique [Koza, 1992] qui a influencé grandement la recherche sur l'évolution des systèmes de communication dans cette voie. Quelques belles expériences, comme celle de Werner et Dyer [Werner et Dyer, 1991] où une population d'agents développe un système de communication génétiquement codé pour faciliter la rencontre entre mâles et femelles, ont pu laisser croire que la problématique qui nous intéresse serait résolue en appliquant simplement les techniques classiques de sélection artificielle. Dès 1991, MacLennan [MacLennan, 1991] notait cependant que l'ajout de dynamiques "culturelles" au cours desquelles des phénomènes d'apprentissage par renforcement avaient lieu, accélérait grandement la convergence vers un système de communication stable [24]. Il est particulièrement intéressant de remarquer que la plupart des travaux des dix dernières années ont effectué ce changement d'approche, commençant par des dynamiques entièrement génétiques pour finir par des dynamiques essentiellement culturelles [Arita et Koyama, 1998, Oliphant, 1997].

Dans nos expériences, nous ne nous intéressons qu'à des dynamiques culturelles. Les agents sont tous identiques à leur création et seules les interactions qu'ils ont avec l'environnement et les autres agents les amènent à se différencier. Les agents communiquent spontanément avec les autres et tous connaissent le protocole d'interaction. Nous nous concentrons donc sur la compréhension des mécanismes qui permettent l'émergence culturelle d'un lexique dans une population d'agents prêts à collaborer les uns avec les autres. Nous reviendrons cependant sur une comparaison entre dynamiques génétiques et dynamiques culturelles dans le dossier du chapitre 3.

Cette recherche ne traite pas de la structuration spatiale ou sociale de la langue

Plusieurs articles traitent de l'influence de l'organisation spatiale sur les systèmes de communication émergents (voir en particulier les travaux d'Oliphant et Batali [Oliphant et Batali, 1996], de Di Paolo [Di Paolo, 1998] et de Steels et McIntyre [Steels et McIntyre, 1999]). En général, la distribution spatiale des agents entraîne la formation de dialectes différents. Les phénomènes complexes ayant lieu lorsque deux populations initialement séparées rentrent en contact sont également étudiés [Steels, 1997b].

Structuration sociale et structuration spatiale sont similaires et complémentaires [Kaplan, 1997]. Les groupes sociaux isolent des groupes d'agents et sont également la source de formation de dialectes locaux. Ces deux types de structuration peuvent donc coévoluer conduisant à un paysage linguistique complexe.

Dans les expériences de cette étude, nous avons fait le choix de travailler avec des populations non spatialisées et non structurées socialement. Locuteurs et interlocuteurs sont choisis au hasard dans la population et les interactions entre agents sont équiprobables. Nous espérons ainsi pouvoir étudier les dynamiques en œuvre

24. Nous discutons en détail les expériences de Werner et Dyer et de MacLennan dans l'annexe du chapitre 3.

dans le processus de lexicalisation sans qu'elles soient masquées par la structuration imposée par la distribution spatiale ou sociale.

Chapitre 2

Les dynamiques du consensus

- Il vaut toujours mieux, dans ces circonstances, faire comme la foule.
- Mais s'il y a deux foules ? déclara M. Snodgan.
- Criez comme la plus nombreuse, répliqua M. Pickwick.

Charles Dickens, *Les papiers posthumes du Pickwick club* (1837).

Comment une population peut s'accorder sur le choix d'une convention plutôt qu'une autre ? Dans ce chapitre, nous étudions les dynamiques du consensus, celles qui permettent à un groupe d'entités de se coordonner pour converger vers une convention partagée. Ces dynamiques, que l'on retrouve également en physique, en économie et en éthologie sont caractérisées en simulation puis de manière formelle. Leurs propriétés remarquables sont présentées et illustrées expérimentalement.

Il y a, non loin de notre laboratoire, une rue piétonne où plusieurs restaurants proposent pour des prix raisonnables des menus touristiques pour le déjeuner. En particulier, à l'entrée de la rue, deux restaurants se font face. La nourriture qu'ils proposent est très similaire, leurs prix, tout à fait comparables. En traversant cette rue, aux alentours de midi, alors que les premiers flots de touristes commencent à envahir la rue, j'ai plusieurs fois remarqué qu'un restaurant était plein alors que l'autre était pratiquement vide. Chose étonnante, selon les jours, ce n'était pas toujours le même. Il semble que, devant choisir entre ces deux restaurants, les nouveaux arrivants se fondent sur les choix de ceux déjà attablés et optent pour le restaurant ayant déjà le plus de clients.

Il est probable qu'une dynamique semblable soit à la base de l'évolution de la langue naturelle. Les langues évoluent en permanence. Il faut par exemple régulièrement s'accorder sur de nouveaux mots pour désigner de nouveaux objets. Prenons l'exemple du courrier électronique, qui a envahi nos vies il y a quelques années. Pour nommer cet objet nouveau, plusieurs mots ont fait leur apparition : outre les termes américains originaux *email* et *mail*, des néologismes francophones ont été proposés comme *mel*, *courriel* et bien sûr *courrier électronique*. Nous avons donc assisté à une véritable compétition entre ces mots. Qui peut décider de la victoire d'un mot sur un autre? Personne en particulier car il s'agit d'un processus collectif à l'échelle d'une population d'individus. Le mot qui gagnera sera le mot qui sera le plus utilisé spontanément par les individus de cette population.

Le choix d'un mot ou d'un autre n'est pas neutre. Le choix d'un mot francophone, par exemple, dénotera peut-être une volonté politique de lutter contre un impérialisme linguistique. Mais ces pressions sont sans doute négligeables par rapport à la fonction première : se faire comprendre dans un contexte donné[1]. Et pour se faire comprendre, mieux vaut utiliser le mot qui semble connu par le plus grand nombre. Ainsi, nous choisissons les mots comme nous choisissons les restaurants. Nous étudions le choix des autres membres de la population et nous les imitons[2].

Dans ce chapitre, nous allons étudier une dynamique collective qui amène une population d'agents à se mettre d'accord pour utiliser un nom conventionnel afin de nommer un objet particulier. En d'autres termes, il s'agit d'identifier un ensemble de dynamiques, que nous appellerons *dynamiques du consensus* : celles qui permettent à un groupe d'entités de se coordonner pour converger vers une convention partagée. D'autres disciplines, comme l'économie, la physique, la chimie et l'éthologie ont étudié des instances similaires de ce problème.

Ce chapitre sert de fondement pour tous ceux qui vont suivre. Les dynamiques que nous allons identifier seront pour la plupart de nouveau présentes dans les modèles plus complexes présentés dans les chapitres suivants. Du fait de la simplicité délibérée des modèles étudiés dans ce chapitre un début de caractérisation formelle sera possible. Une telle caractérisation sera hors de notre portée dans les modèles ultérieurs.

2.1 Première exploration expérimentale

Posons donc le problème que nous voulons résoudre de la manière suivante : soit une population d'agents, où chaque agent veut imposer un nom conventionnel pour un unique objet. Pour respecter les contraintes que nous nous sommes fixées, aucun agent n'a une vue globale du comportement des

1. Nous ne rentrerons pas dans les règles sociolinguistiques qui incitent certains à choisir un mot pour n'être compris que par un nombre volontairement restreint de personnes.

2. Voir les travaux d'André Orléan sur la rationnalité de ce genre de comportements mimétiques en général [Orlean, 1999].

autres agents. De même, aucun agent n'a plus de facilité que les autres pour imposer sa convention. Durant chaque jeu, un locuteur et un interlocuteur sont choisis aléatoirement parmi les N agents. Le locuteur produit une convention et l'interlocuteur s'adapte en conséquence (voir figure 2.1).

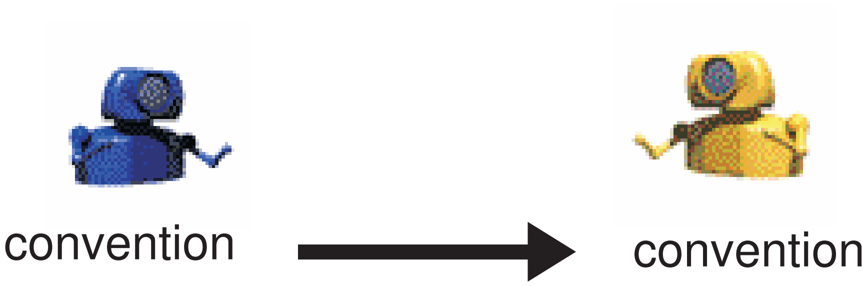

FIG. 2.1 – *Modèle 1. Une convention est produite par le locuteur et l'interlocuteur s'adapte en conséquence*

Dans cette première exploration des dynamiques qui conduisent à l'établissement d'une convention dans une population d'agents, nous allons suivre une approche naïve, en construisant trois modèles d'une extrême simplicité, en étudiant expérimentalement leur dynamique et en tâchant d'en tirer les conclusions appropriées.

2.1.1 Jeu 1 : Imitation simple

Modèle 1.1. Dans le premier jeu, les agents sont définis simplement par la convention qu'ils utilisent (C1 ou C2) pour nommer l'objet. Au cours d'un jeu, le locuteur indique à l'interlocuteur la convention qu'il utilise et l'interlocuteur l'adopte *immédiatement*. Autrement dit, l'interlocuteur est immédiatement "convaincu" par le choix du locuteur et l'imite sans condition.

Si l'on part d'une population initiale contenant $\frac{N}{2}$ agents utilisant la convention C1 et $\frac{N}{2}$ agents utilisant la convention C2, quel type d'évolution va-t-on observer ?

Exp 1.1.a ($N = 100$, I : $N1 = \frac{N}{2}$ et $N2 = \frac{N}{2}$, F : $N1 = N$ ou $N2 = N$, $SIM = 1$) Un exemple d'évolution est donné par la figure 2.2. Nous voyons que la population finit par converger vers un état où l'ensemble des agents utilisent la même convention. Mais ceci n'a lieu qu'après une importante série d'oscillations.

Pour tâcher de mieux comprendre ce phénomène, nous pouvons raisonner avec des probabilités. A un instant donné, $N1$ agents utilisent la convention

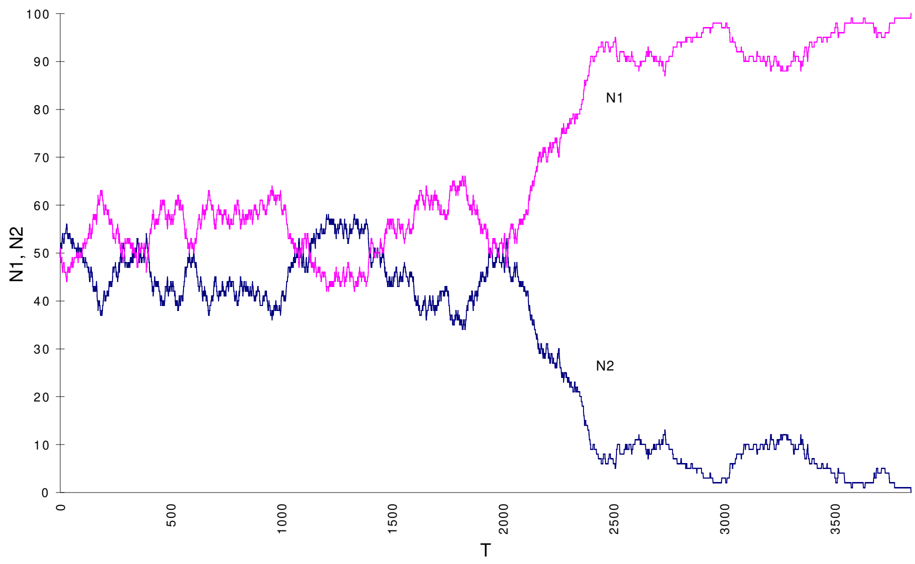

FIG. 2.2 – *Exemple de jeu avec imitation simple. Compétition entre deux conventions C1 et C2 dans un population de 100 agents. Au jeu 0, 50 agents utilisent C1 et 50 C2 (Exp 1.1.a.)*

C1 et $N2$ la convention C2.

1. La probabilité de choisir un agent de N1 est $p1 = \frac{N1}{N}$
2. La probabilité de choisir un agent de N2 est $p2 = \frac{N2}{N}$
3. La probabilité qu'un agent de N1 parle avec un agent de N2 (et donc impose sa convention) est : $p1.p2$
4. La probabilité qu'un agent de N2 parle avec un agent de N1 (et donc impose sa convention) est : $p2.p1$
5. La probabilité qu'un agent de N1 ou N2 parle avec un agent du même groupe est $p1^2 + p2^2$

Avec ce modèle, il est également probable que le groupe N1 ou N2 augmente. Rien ne dirige la population vers la convergence. Pourtant au bout d'un certain temps la population dans son ensemble converge vers l'une ou l'autre des conventions. Comment expliquer cela ?

Cette situation est similaire à une *marche aléatoire* ou *mouvement brownien*. Une marche aléatoire correspondrait au chemin que parcourrait un homme qui déciderait après chacun de ses pas de tirer à pile ou face pour décider si son prochain pas serait un pas en avant ou un pas en arrière. En suivant cette procédure, l'homme resterait en moyenne autour de sa position d'origine, mais de temps en temps il s'en éloignerait. Dans une marche aléatoire, l'écart quadratique moyen est $\sigma = \sqrt{N_{step}}$ où N_{step} est le nombre de pas que l'homme a effectué. Ceci revient à dire qu'au fur et à mesure que l'homme fait des pas supplémentaires, la probabilité qu'il soit loin du centre augmente (figure 2.3). Supposons que nous voulions être sûr à 99% qu'il a franchi au moins une fois une certaine distance d. Nous pourrions avoir cette certitude si σ était suffisamment grand par rapport à d, selon un rapport qu'il nous faudrait définir. Ce que nous pouvons dire c'est que pour obtenir la même certitude pour une distance $4.d$, il nous faudrait attendre 16 fois plus longtemps.

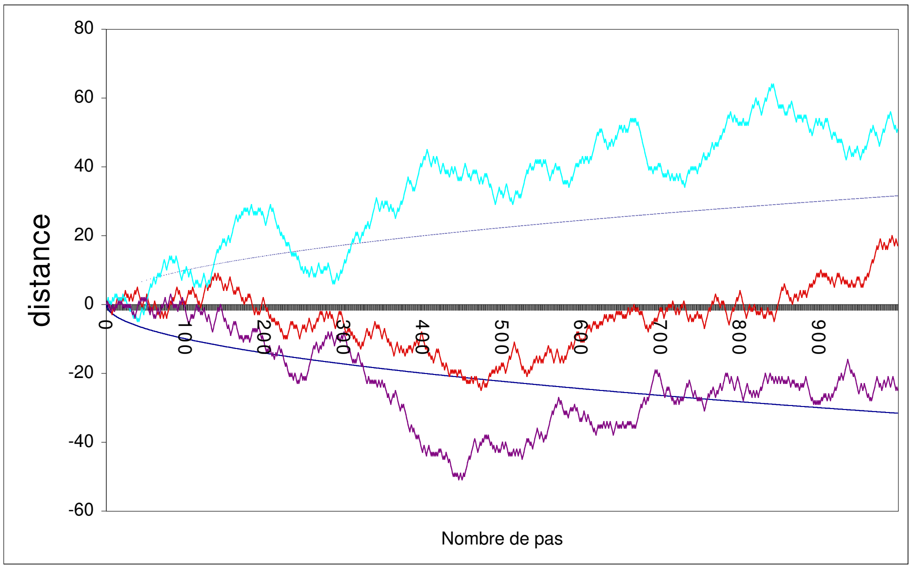

FIG. 2.3 – *Exemples de trois marches aléatoires et indication de l'écart quadratique moyen σ.*

Notre modèle est similaire à une marche aléatoire à l'exception du fait que la probabilité d'évolution dépend de p1 et p2 (alors qu'elle est fixe dans une marche aléatoire). $p1^2 + p2^2$ atteint son minimum $1/2$ pour $p1 = p2 = 1/2$. Dans ces conditions, N1 et N2 changent plus fréquemment quand ils ont à peu près la même valeur que quand ils sont très différents. Si l'on néglige cette différence les dynamiques sont les mêmes. De la même manière qu'au bout d'un certain temps, l'homme qui marche aléatoirement finira par atteindre une distance d, au bout d'un certain temps la population converge vers un consensus total. Une fois ce consensus atteint, il n'y a plus d'évolution.

Mais cette convergence reste très lente. La convergence est complète dès lors que marche aléatoire atteint la distance $\frac{N}{2}$, correspondant à avoir convaincu l'autre moitié de la population. Lorsque la population s'accroît, le temps de convergence doit donc croître en N^2. Nous allons le vérifier expérimentalement.

Exp 1.1.b (N variable, I : $N1 = \frac{N}{2}$ et $N2 = \frac{N}{2}$, F : $N1 = N$ ou $N2 = N$, $SIM = 100$) La figure 2.4 montre les résultats de simulations pour différentes tailles de population. Chaque point représente le nombre de jeux nécessaires pour atteindre la dominance d'une des conventions sur l'autre (i.e. le moment où la même convention est choisie systématiquement par tous les agents de la population). Les résultats présentés sont les moyennes des temps de convergence sur 100 jeux. La pente de la droite obtenue par régression linéaire est 2,07. On retrouve le résultat quadratique attendu pour la marche aléatoire.

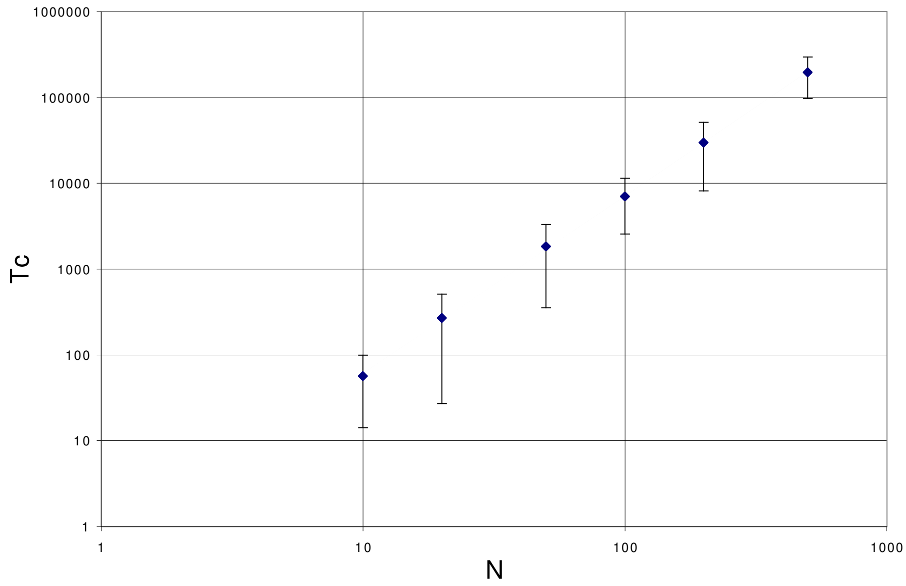

FIG. 2.4 – *Diagramme log-log de comparaison des temps de convergence (Exp 1.1.b).*

2.1.2 Jeu 2 : Rétroaction positive avec score

Modèle 1.2. Les agents ont maintenant un score pour chaque convention. Chaque agent est ainsi défini par un *vecteur de préférence* ayant pour dimension le nombre de conventions présentes dans la population (i.e. deux dans le cas simple qui nous intéresse). Le locuteur choisit la convention dont le score est le plus élevé (en cas d'égalité, un tirage aléatoire départage les ex æquo) et l'interlocuteur augmente d'une unité le score de la convention utilisée par le locuteur. Au début de la population $\frac{N}{2}$ agents ont comme vecteur (1,0) et l'autre moitié (0,1).

La figure 2.5 montre un exemple d'évolution pas à pas pour 4 agents. Au jeu 1, l'agent 1 parle avec l'agent 2, il utilise la convention C1. A la fin du jeu, l'agent 2 a comme vecteur de préférence (2,0). Au jeu 2, l'agent 2 parle avec l'agent 3, il utilise la convention C1. A la fin du jeu, l'agent 3 a comme vecteur de préférence (1,1). Dans cet état, il peut produire les conventions C1 et C2 de façon équiprobable. Au jeu 3 l'agent 4 parle avec l'agent 2. Le vecteur de préférence de l'agent 2 devient (2,1), il continuera à produire la convention C1. Au jeu 4, l'agent 1 parle avec l'agent 3. Le vecteur de préférence de ce dernier devient (2,1). Trois agents sur quatre produisent maintenant systématiquement la convention C1.

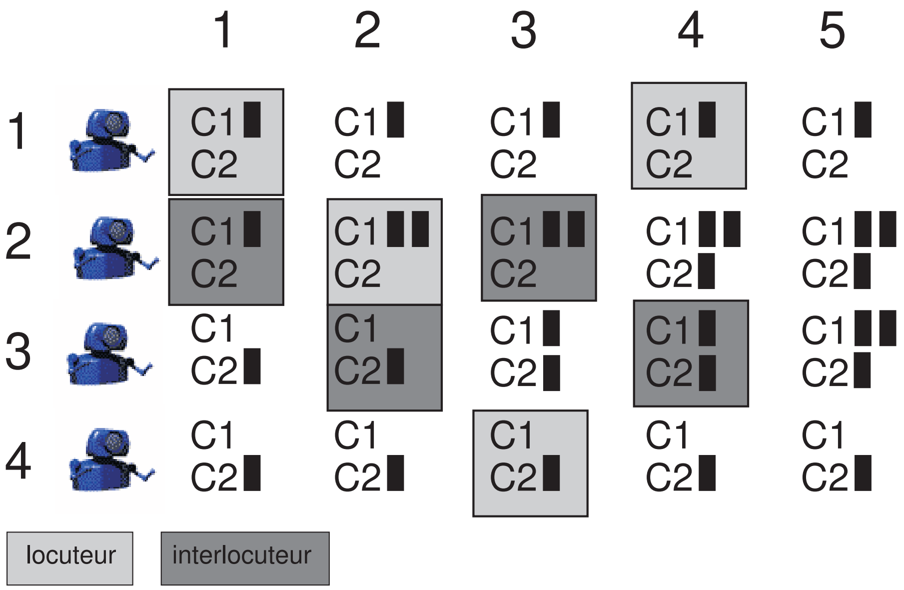

FIG. 2.5 – *Un exemple d'évolution pas à pas pour 4 agents (Modèle 1.2.)*

Exp 1.2.a (N = 100, I: $N1 = \frac{N}{2}$ et $N2 = \frac{N}{2}$, F: $N1 = N$ ou $N2 = N$, SIM = 1) Un exemple d'évolution pour une population de 100 agents est montré sur la figure 2.6. Sur cet exemple la convergence prend environ le même temps pour aller de 50% à 85% et de 85% à 100%. Nous ne constatons plus les oscillations qui caractérisaient la marche aléatoire du jeu précédent. Il semble que dès lors qu'une convention prend l'avantage, elle tend à amplifier sa domination sur l'autre convention.

La différence principale entre ce jeu et le précédent est que même quand le locuteur et l'interlocuteur partagent la même convention, le locuteur renforce la propension de l'interlocuteur à choisir cette convention. Dans le modèle 1.1., cet effet était neutre. La convergence est donc ici assurée par une *rétroaction positive* : dès qu'une convention tend à être plus diffusée que l'autre, la probabilité qu'elle s'impose comme la convention dominante augmente.

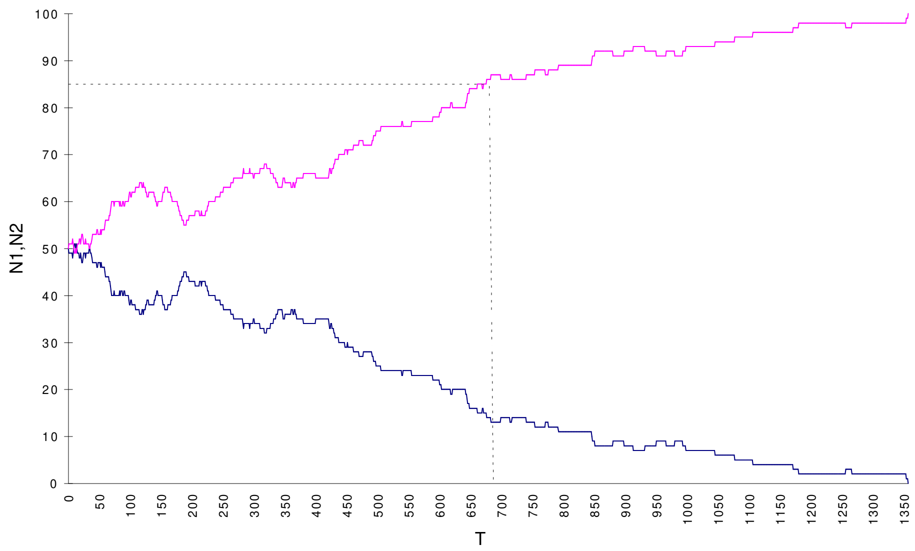

Fig. 2.6 – *Exemple de jeu avec score. Compétition entre deux conventions C1 et C2 dans une population de 100 agents. Au jeu 0, 50 agents utilisent C1 et 50 C2. La population converge vers un consensus total.(Exp 1.2.a)*

L'utilisation des vecteurs de préférence peut être interprétée comme une induction statistique de la diffusion des conventions dans la population. Dans ces conditions, la stratégie que les agents utilisent dans ce jeu consiste à choisir le mot qui paraît le plus diffusé de leur point de vue.

Exp 1.2.b (N variable, I : $N1 = \frac{N}{2}$ et $N2 = \frac{N}{2}$, F : $N1 = N$ ou $N2 = N$, $SIM = 100$) La figure 2.7 montre le diagramme log-log des temps de convergence pour des populations d'agents de différentes tailles. Les résultats sont les moyennes des temps de convergence et les écarts types sur 100 simulations. La pente obtenue est 1,30. Comme on pouvait s'y attendre, la convergence est donc bien plus rapide que dans le cas du jeu 1.

Mais la valeur 1,30 étant proche de 1, nous pouvons aussi faire l'hypothèse d'une évolution en $N.log(N)$. La figure 2.8 représente sur une abscisse logarithmique les temps de convergences moyens divisés par la taille de la population. Les temps pour atteindre un consensus complet et un consensus partiel (80% des agents partageant la même convention) sont représentés. Dans les deux cas nous obtenons une droite, ce qui permet donc d'envisager également une évolution en $N.log(N)$.

Il est difficile de trouver une justification pour une évolution en $N^{1,3}$, cette valeur n'ayant rien de remarquable. En revanche nous pouvons tenter un raisonnement qualitatif pour justifier une croissance en $N.log(N)$. Ce

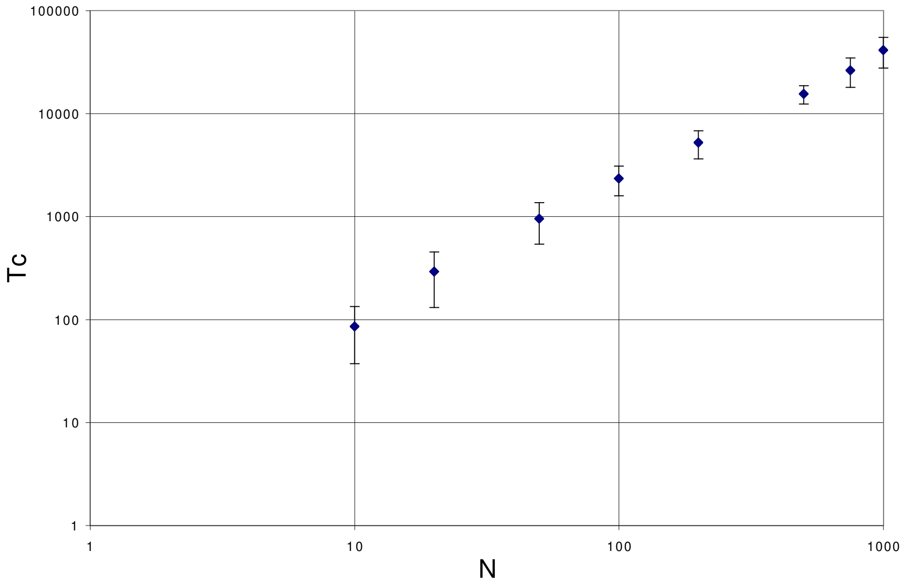

FIG. 2.7 – *Diagramme log-log de comparaison des temps de convergence pour le jeu 2 (Exp 1.2.b)*

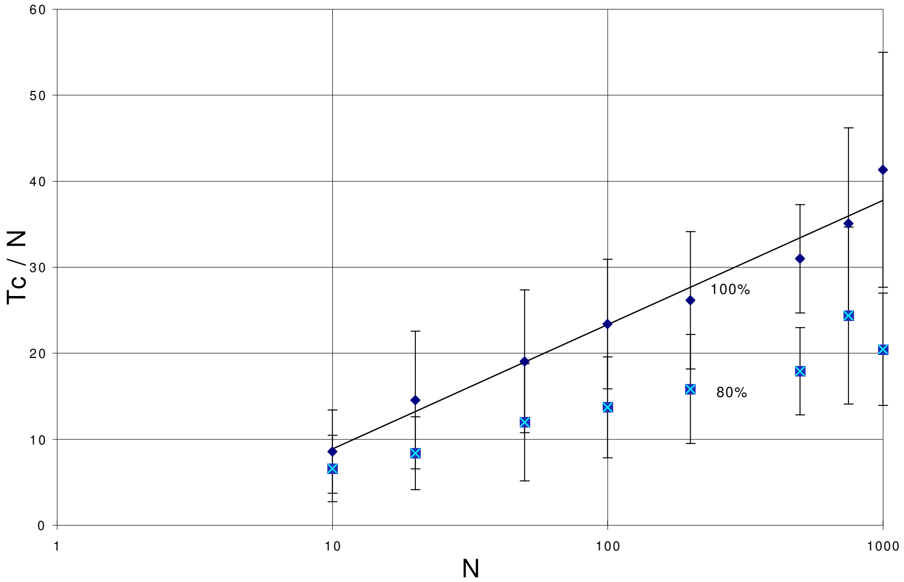

FIG. 2.8 – *Moyenne des temps de convergence divisée par la taille de la population avec une abscisse logarithmique. Les temps pour atteindre un consensus complet et un consensus partiel (80% des agents partageant la même convention) sont représentés. Dans les deux cas, la dépendance vis-à-vis de la taille de la population est en N.log(N). Les droites obtenues sont respectivement de pentes 14,4 et 7,8 (Exp 1.2.b).*

raisonnement est présenté dans l'annexe qui clôt ce chapitre. L'évolution en $N.log(N)$ semble donc raisonnable et nous pourrons à plusieurs reprises le vérifier expérimentalement.

2.1.3 Jeu 3 : Choix probabilistes

Modèle 1.3. Le dernier jeu est essentiellement comme le jeu 2, à l'exception que le locuteur ne choisit pas systématiquement la convention ayant le plus grand score, mais de façon probabiliste en fonction des scores relatifs de chaque convention. Si, par exemple, pour un agent, la convention C1 a un score de 6 et la convention C2 un score de 4, il aura 60% de chance d'utiliser la convention C1 et 40% d'utiliser la convention C2.

Une telle stratégie paraît *a priori* raisonnable et peut-être même mieux adaptée que celle du modèle 1.2. Nous allons voir, qu'au contraire, elle conduit à des résultats plus mauvais que les deux précédentes.

Exp 1.3.a ($N = 100$, I : $N1 = \frac{N}{2}$ et $N2 = \frac{N}{2}$, F : $T = 600$, $SIM = 1$) Nous commençons avec le même type de population qu'avec le jeu 2. Un exemple d'évolution est donné par la figure 2.9. Dans ce cas, aucune convention ne semble dominer. En fait, les agents essaient d'induire la diffusion des conventions dans la population puis la reproduise telle quelle en production. Les dynamiques tendent donc à conserver la distribution initiale.

Exp 1.3.b ($N = 100$, I : $N1 = \frac{9N}{10}$ et $N2 = \frac{N}{10}$, F : $T = 600$, $SIM = 1$) Nous pouvons vérifier cette hypothèse en commençant l'expérience avec une population contenant 90 agents préférant la convention C1 et 10 agents préférant la convention C2. La figure 2.10 montre un exemple d'évolution dans ces conditions. A nouveau, la distribution initiale tend à être conservée.

Cette dernière stratégie, en apparence pourtant si proche de celle du modèle 1.2, ne permet donc pas la convergence.

2.1.4 Résumé

Nous avons étudié expérimentalement la compétition de deux conventions, initialement équiréparties dans une population d'agents. Nous résumons ici les résultats que nous avons obtenus :

- Parmi les trois jeux présentés, seul le jeu 2 présente une dynamique conduisant à la domination rapide d'une convention sur l'autre. Le jeu 1 peut se ramener à une marche aléatoire (qui converge au bout d'un temps

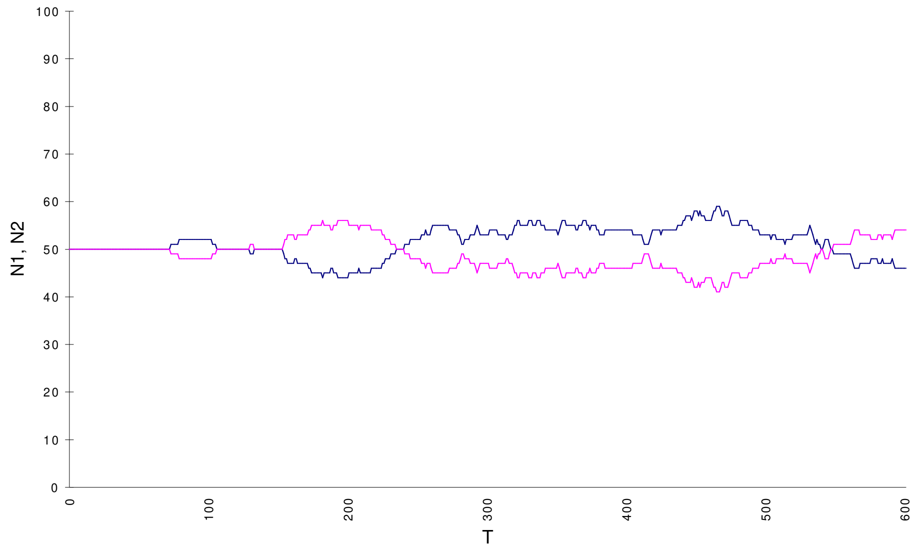

FIG. 2.9 – *Exemple de jeu avec choix probabilistes. Compétition entre deux conventions C1 et C2 dans un population de 100 agents. Au jeu 0, 50 agents utilisent C1 et 50 C2 (Exp 1.3.a)*

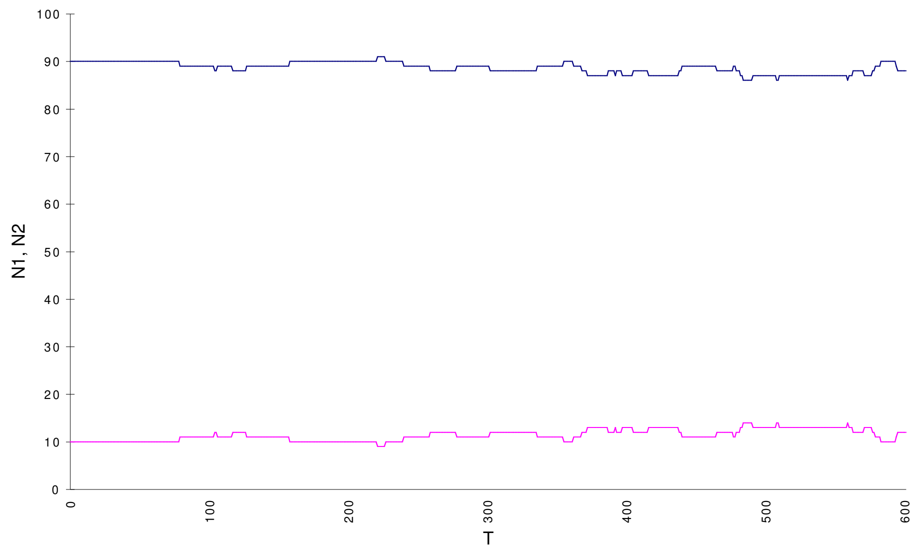

FIG. 2.10 – *Exemple de jeu avec choix probabilistes. Compétition entre deux conventions C1 et C2 dans une population de 100 agents. Au jeu 0, 90 agents utilisent C1 et 10 C2 (Exp 1.3.b)*

quadratique par rapport à la taille de la population) et les dynamiques du jeu 3 tendent au contraire à conserver la distribution initiale.
- Pour le jeu 2, le temps de convergence croît expérimentalement en $N.log(N)$ avec la population, que l'on considère un consensus total ou partiel.

Nous allons donc à présent explorer de façon plus approfondie la dynamique qui conduit à la convergence pour le jeu 2.

2.2 La rétroaction positive

2.2.1 Fourmis, aimants et magnétoscopes

La dynamique de rétroaction positive qui dans le modèle 1.2 permet aux agents d'atteindre rapidement un consensus n'est pas spécifique aux compétitions entre mots. Elle caractérise un très grand nombre de systèmes dans des domaines aussi variés que l'économie, la physique ou l'éthologie. Dans tous ces systèmes, un grand nombre d'entités doivent faire un choix entre plusieurs solutions éventuellement équivalentes. La convergence vers un choix plutôt qu'un autre n'étant le fait que des dynamiques collectives du système, on dit que de tels systèmes s'*auto-organisent*[3].

Le cas qui se rapproche le plus de celui que nous avons présenté est la compétition des normes en économie. Des économistes, comme W. Brian Arthur ont tenté de modéliser une telle compétition entre deux normes conventionnelles, a priori d'égale qualité, pour la domination d'un marché. Arthur [Arthur et al., 1994] cite à titre d'exemple la compétition entre les formats VHS et Béta pour les magnétoscopes, entre les langages informatiques FORTRAN et Algol, l'espacement standard des rails dans le réseau ferroviaire de Grande-Bretagne et aux Etats-Unis, le sens trigonométrique ou anti-trigonométrique pour les horloges, la domination du standard de clavier QWERTY sur Dvorak 1932 qui pourtant lui était supérieur, etc. Dans tous ces exemples, c'est la diffusion d'une norme qui fait sa force. Plus une norme est diffusée plus elle tend à l'être dans le futur. Il s'agit donc bien d'une

3. Notons qu'historiquement, c'est au sein d'un projet unique, la *cybernétique*, que se sont élaborés les premiers modèles de ce genre. La cybernétique fut définie par Norbert Wiener [Wiener, 1961] comme l'étude du contrôle et de la communication dans les machines et les êtres vivants. Elle est née au cours d'une série de dix conférences interdisciplinaires organisées par la fondation Josuah Macy Jr entre 1946 et 1953. Mais pour diverses raisons cet effort collectif ne s'est pas prolongés au sein d'une discipline unifiée et cette étude s'est vue distribuée dans une collection de disciplines, qui même si elles travaillent sur des modèles similaires ont des méthodes et des motivations différentes.

rétroaction positive[4].

En physique, les dynamiques du consensus peuvent être illustrées par les systèmes ferromagnétiques. Quand on refroidit un matériau magnétique initialement désordonné, les aimantations élémentaires interagissent et tendent toutes à s'aligner localement dans le même sens. Elles s'alignent effectivement toutes, mais dans un sens imprévisible. Le choix est binaire comme dans la compétition du modèle 1.2.

En éthologie, un exemple archétypique est celui de l'organisation collective d'une colonie de fourmis lors de leur comportement de fourragement. Quand les fourmis vont vers une source de nourriture ou reviennent vers la fourmilière, elles déposent une substance chimique sur le sol, appelée *phéromone*. Elles constituent ainsi des chemins de phéromones. Les fourmis peuvent sentir les phéromones. Lorsqu'elles se déplacent, elles ont tendance à choisir les chemins où l'odeur de phéromone est la plus forte. C'est ce mécanisme simple qui leur permet de retrouver le chemin d'une source de nourriture ou de la fourmilière. C'est également ainsi qu'elles peuvent exploiter les sources de nourriture découvertes par leurs congénères. Si plusieurs chemins sont disponibles entre la fourmilière et une source de nourriture, les fourmis "convergeront" toujours vers l'exploitation massive d'un seul de ces chemins. Ce comportement a été étudié dans des conditions contrôlées par Jean-Louis Deneubourg et son équipe dans des conditions expérimentales [Deneubourg et al., 1990]. La plate-forme expérimentale est constituée d'un pont double d'une quinzaine de centimètres (voir Figure 2.11) qui sépare une fourmilière de fourmis *Linepithema humile* d'une source de nourriture. Dans cette expérience, chaque branche du pont a la même longueur. L'expérience montre qu'après une période de transition, éventuellement formée d'oscillations, les fourmis convergent vers l'une ou l'autre des deux branches. Les deux branches sont choisies de façon équiprobable car elles sont de même longueur et vierges de phéromones au début de l'expérience.

Ainsi, que ce soit pour la compétition entre les standards video, les directions d'aimantation, les mots ou les chemins de fourragement, une même dynamique est responsable de la convergence vers un consensus : la rétroaction positive.

2.2.2 Les processus de Polya

Mais si on peut se convaincre intuitivement de la convergence de tous ces systèmes, est-il possible de la démontrer formellement ? Peut-on mon-

4. On parle aussi de processus auto-catalytiques, en référence aux réactions chimiques du même nom caractérisées par le fait que le produit de la réaction catalyse sa propre formation.

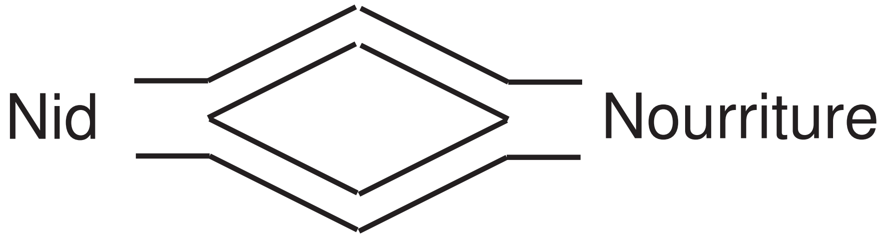

FIG. 2.11 – *L'expérience du pont de fourmis (d'après Deneubourg)*

trer, en particulier, que des systèmes comme celui du modèle 1.2. conduisent *systématiquement* à la convergence vers une unique convention?

Dans ses travaux sur les compétitions entre normes économiques, Brian Arthur se base en grande partie sur l'étude des *processus de Polya*, du nom de son inventeur, le mathématicien George Polya en 1931. Le processus de Polya général consiste en une urne infinie (voir Figure 2.12) contenant deux types de boules (rouges et blanches). La probabilité d'ajouter une boule rouge ou blanche dépend de la proportion des différentes boules dans l'urne. Nous voyons que ce problème est similaire à ceux qui nous ont intéressés jusqu'à présent.

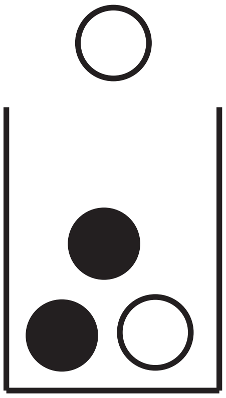

FIG. 2.12 – *Le processus de Polya : Une urne avec 3 balles de deux couleurs différentes, la probabilité d'ajouter une balle blanche dépend de la proportion des balles blanches dans l'urne.*

Pour modéliser ce problème, Arthur propose le formalisme suivant. Il traite le problème dans le cas général d'une urne pouvant contenir une infinité de boules de N couleurs différentes. Le vecteur $X_n = (X_n^1, X_n^2, ..., X_n^N)$ décrit la proportion des couleurs de type 1 à N après n itérations. Pour $n = 1$ le vecteur initial des boules présentes dans l'urne est $b_1 = (b_1^1, b_1^2, ..., b_1^N)$. Une nouvelle balle est ajoutée à chaque itération. Arthur définit une séquence de fonctions continues $\{q_n\}$ depuis l'espace des proportions (des couleurs) vers l'espace des probabilités (d'ajouter à chaque tour une boule d'une certaine couleur). Donc la balle qui est ajoutée à l'itération n sera de couleur i avec une probabilité $\{q_n^i(X_n)\}$. Soit $w = \sum_{o=i}^{N} b_1^i$, le nombre initial de boules dans l'urne. Nous définissons à l'itération n, pour $i = 1,...,N$ la variable aléatoire :

$$\beta_n^i(x) = \begin{Bmatrix} 1 \text{ avec une probabilité } q_n^i(x) \\ 0 \text{ avec une probabilité } 1 - q_n^i(x) \end{Bmatrix} \quad (2.1)$$

L'accroissement des balles de couleur i dans l'urne suit la dynamique:

$$b_{n+1}^i = b_n^i + \beta_n^i(X_n) \quad (2.2)$$

En divisant par le nombre total de boules au temps n : $(w + n - 1)$, nous obtenons l'évolution des proportions :

$$X_{n+1}^i = X_n^i + \frac{1}{w+n}[\beta_n^i(X_n) - X_n^i] \quad (2.3)$$

Ce que nous pouvons réécrire:

$$X_{n+1}^i = X_n^i + \underbrace{\frac{1}{w+n}[q_n^i(X_n) - X_n^i]}_{\text{partie dirigeante}} + \underbrace{\frac{1}{w+n}[\beta_n^i(X_n) - X_n^i]}_{\text{perturbation}} \quad (2.4)$$

L'équation ci-dessus constitue la dynamique de base du système étudié. C'est le premier terme de la somme (partie dirigeante) qui dirige l'évolution de la dynamique. Il est ainsi possible de montrer que:

$$E[X_{n+1}^i | X_n] = \frac{1}{w+n}[q_n^i(X_n) - X_n^i] \quad (2.5)$$

La convergence de ce système vers un point fixe a été démontrée dans [Arthur et al., 1983, Arthur et al., 1984].

Peut-on avec ce formalisme retrouver les résultats expérimentaux que nous avons identifiés dans ce chapitre ? Les cas particuliers qui nous intéressent correspondent à deux fonctions $q_n^i(X_n)$, indépendantes de n: la fonction *max* et la fonction *id*. Ces deux fonctions sont représentées sur la figure 2.13.

La fonction *max* consiste à choisir systématiquement une boule rouge dès que la proportion de boules rouges dépasse $\frac{1}{2}$. C'est le comportement que les agents du modèle 1.2. suivent. Dès qu'un mot semble plus difffusé que l'autre, ils l'utilisent systématiquement.

La fonction *id* consiste à choisir une boule rouge directement selon la proportion de boules rouges observée. C'est le comportement que les agents du modèle 1.3. suivent. Ils estiment la diffusion de chacune des conventions et reproduisent statistiquement cette proportion lorsqu'ils sont locuteurs.

La figure 2.13 montre que la fonction *id* conduit à une stabilisation des proportions de boules vers un point fixe qui n'a aucune raison d'être un extremum, alors que la fonction *max* conduit nécessairement une des conventions à dominer entièrement l'autre.

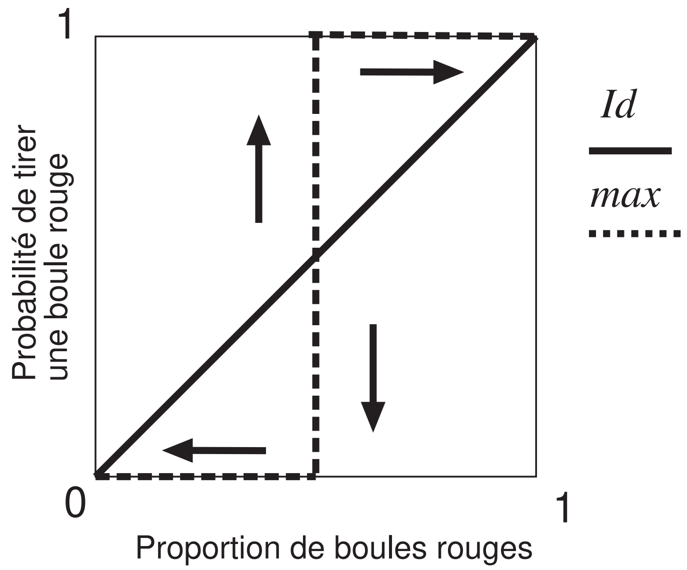

FIG. 2.13 – *Les fonctions id et max dans le processus Polya. La probabilité qu'une boule rouge soit ajoutée dépend de la proportion de boules rouges déjà présente dans l'urne. Les flèches indiquent les évolutions possibles. Avec la fonction max, nous sommes en présence d'un rendement croissant. La probabilité d'ajouter une boule rouge passe à 1 dès que la proportion de boules rouges dépasse* $\frac{1}{2}$. *Cette proportion ne peut qu'augmenter par la suite. Par contre avec la fonction id, cette proportion est conservée et le système n'évolue pas.*

Les processus de Polya ne modélisent que les dynamiques d'un système interagissant avec lui-même. Cela correspondrait dans notre modélisation à un agent discutant seul. Mais le système distribué que nous avons étudié dans la section précédente se ramène à un tel système. La démonstration rigoureuse de ce résultat a été menée par Ramon Ferre Cancho et Ricard Sole [Ferrer Cancho et Sole, 1998]. Les auteurs montrent qu'un tel système peut se ramener à une équation du type de celle trouvée pour le processus de Polya général (avec une partie dirigeante et une perturbation) et redémontrent les résultats sur la convergence.

Pour un système aussi simple que celui du modèle 1.2., une démonstration formelle est donc encore possible. Malheureusement, elle sera hors de notre portée pour les systèmes que nous considérons dans les chapitres suivants.

2.3 Dynamiques

Les systèmes dynamiques à base de rétroactions positives ont des propriétés remarquables très intéressantes. Dans cette section nous allons étudier expérimentalement comment elles s'expriment pour notre modèle de compétition entre mots.

2.3.1 Etablissement d'une convention parmi plusieurs

D'abord, il nous faut vérifier que la dynamique identifiée pour l'établissement d'une convention, dans le cas d'une compétition entre deux conventions également distribuées au sein de la population est toujours valable dans le cas où chaque agent de la population essaie d'imposer sa convention. Pour cela il nous faut étendre le modèle 1.2.

Modèle 1.4. Chaque agent a dans une population de N agents est défini par un unique *vecteur de préférence* $(x_a^1,x_a^2,..,x_a^N)$. Il y a $M = N$ conventions possibles. La valeur x_a^i représente le score que l'agent a accorde à la convention i. Comme dans les modèles précédents, deux agents sont choisis au hasard dans la population. Un agent est locuteur, l'autre interlocuteur. Le locuteur utilise la convention i ayant le score le plus élevé dans son vecteur de préférence. Cette convention est transmise à l'interlocuteur qui augmente de $\delta = 1$ le score de cette convention dans son propre vecteur de préférence. La population est initialement composée de N agents, ayant chacun une preférence pour une convention donnée. La population initiale est composée d'agents ayant un score nul pour toutes les conventions sauf pour une (i.e. un vecteur de préférence de taille $M = N$ de la forme (0,0,...,0,1,0,...0).

Exp 1.4.a ($N = 50$, F : $N_m = N$, $SIM = 1$) La figure 2.14 montre le diagramme de compétition pour 50 agents essayant d'imposer leur convention. Après environ un millier d'interactions, une convention domine. La figure 2.15 présente pour cette même expérience l'évolution de la diversité des conventions au sein de la population. La plus grosse partie des conventions disparaît dans un premier temps, et après une période de compétition entre une dizaine de conventions, une unique convention finit par s'imposer.

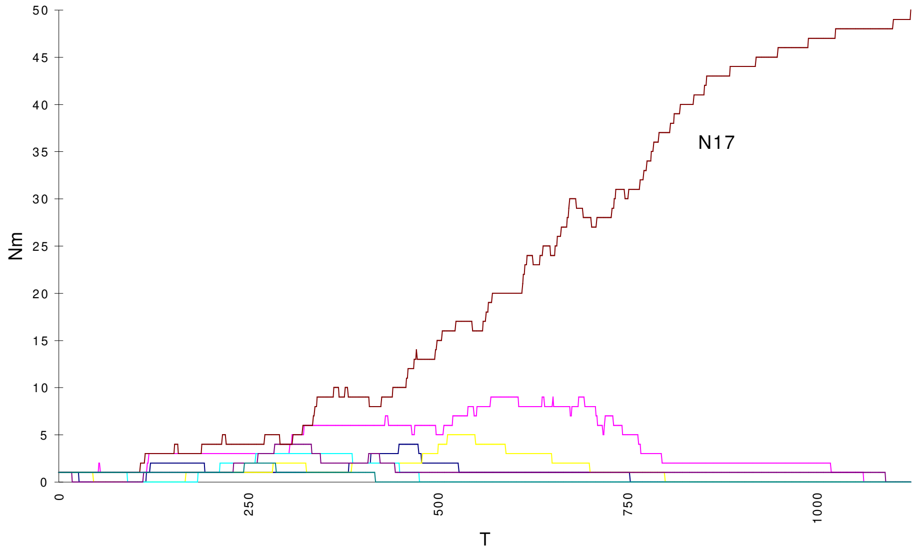

FIG. 2.14 – *Compétition entre 50 conventions dans une population de 50 agents (Exp 1.4.a)*

Exp 1.4.b (N variable, F : $N_m = N$, $SIM = 100$) En effectuant des simulations pour différentes tailles de populations, nous pouvons tracer la figure 2.16. Nous vérifions que la dynamique croît bien en $N.log(N)$ avec la population, comme dans le cas particulier de deux conventions étudié avec le model 1.2. De la même manière, la convergence systématique d'un tel système est démontrée dans [Ferrer Cancho et Sole, 1998] en utilisant à nouveau les processus de Polya.

Nous avons donc retrouvé l'ensemble des résultats obtenus avec le modèle 1.2.

2.3.2 Flux critique

Nous avons jusqu'à présent toujours considéré des populations fermées. Quel est l'influence d'un flux d'agents sur un tel système ? Que se passe-t-il si régulièrement de nouveaux agents, sans biais pour une convention donnée, rejoignent la population, alors que d'anciens agents la quittent ? Une transmission culturelle "entre générations" va-t-elle avoir lieu ?

Nous modélisons ce phénomène en introduisant la probabilité de renouvellement P_r correspondant à la probabilité à chaque jeu qu'un ancien agent

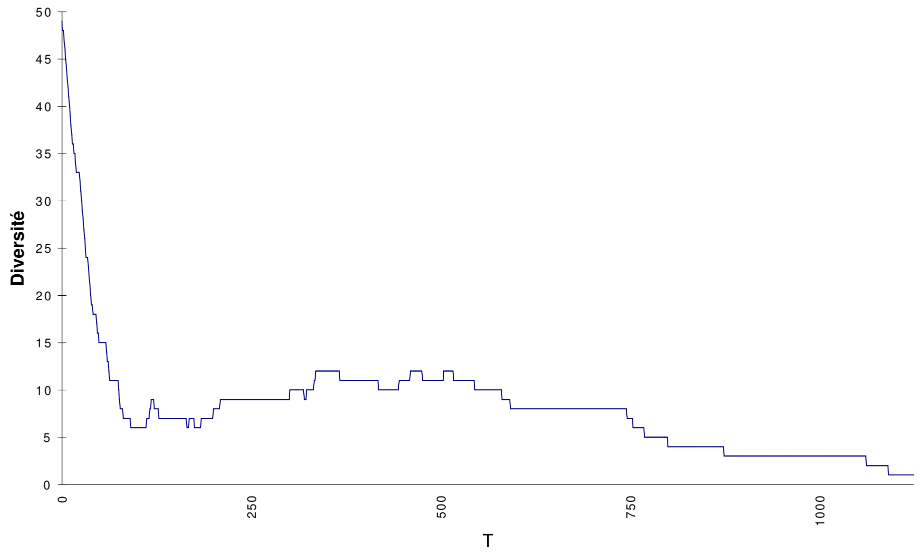

FIG. 2.15 – *Evolution de la diversité des conventions (Exp 1.4.a)*

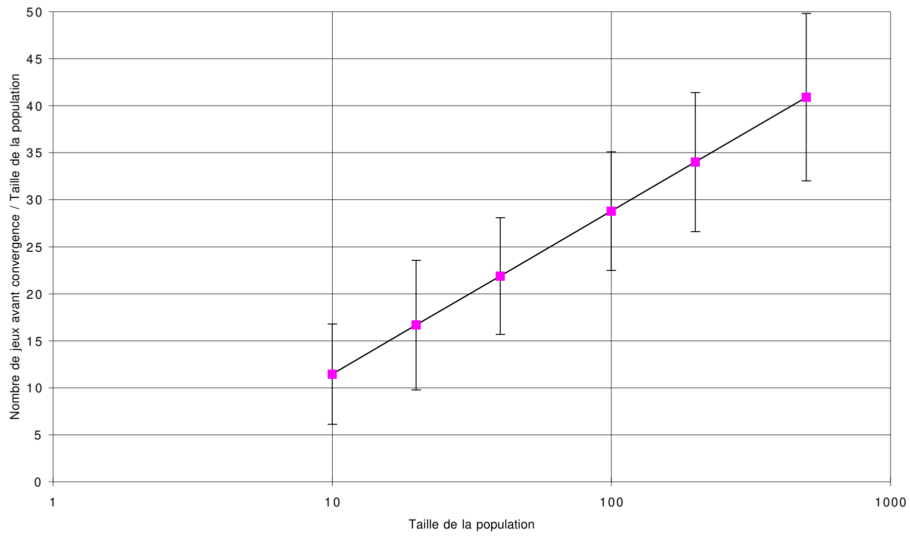

FIG. 2.16 – *Diagramme de comparaison des temps de convergence pour l'établissement d'une convention parmi plusieurs. Le temps de convergence croît en N.log(N) avec la taille N de la population (Exp 1.4.b)*

soit retiré de la population et remplacé par un nouveau. Plus précisément, dans ce cas, un agent est choisi au hasard dans la population et *reinitialisé* en lui affectant un vecteur de préférence du type (0,0,...,0,1,0,...0) où la position du 1 est choisie aléatoirement.

Exp 1.4.c (N variable, P_r variable, F: $N_m = N$, $SIM = 100$) La figure 2.17 compare les temps moyens de convergence pour différente valeur de P_r et pour différentes tailles de population. Nous observons un phénomène de *transition de phase*, où en deçà d'un certain seuil de P_r l'établissement d'une convention est possible, alors qu'une fois ce seuil dépassé elle semble impossible à atteindre[5].

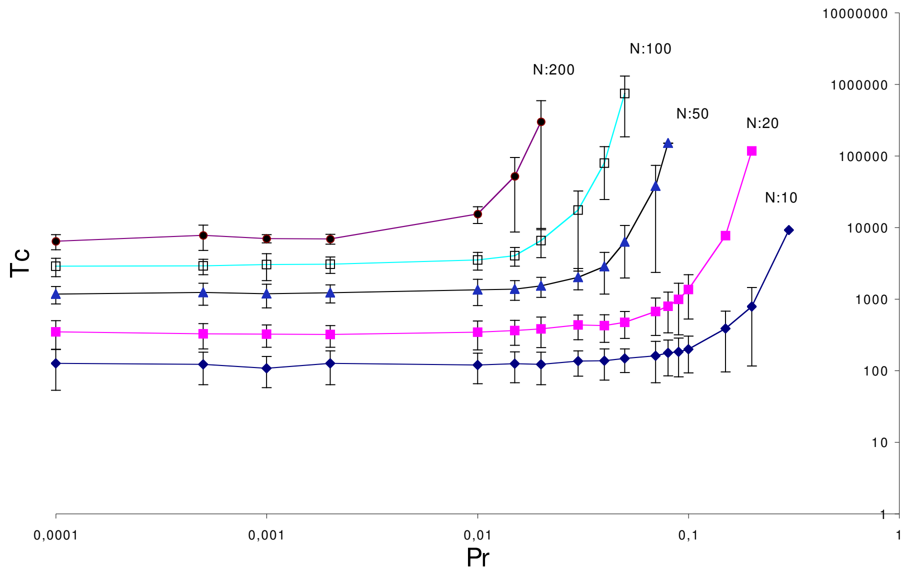

FIG. 2.17 – *Comparaison des temps moyens de convergence pour différent flux d'agents dans la population et pour différentes tailles de population. (Exp 1.4.c)*

L'arrivée d'un nouvel agent au sein de la population peut être assimilée à une perturbation. Le comportement observé présente une analogie avec les *transitions de phase* en physique et notamment dans les systèmes ferromagnétiques. Le taux de renouvellement joue un rôle analogue à la *température*. Pour qu'une convention s'établisse, une certaine stabilité dans la population semble être nécessaire. Un trop rapide renouvellement de la population devrait empêcher le processus de transmission culturelle. La figure 2.17 nous

5. Mais nous ne pouvons affirmer avec pour seule base les simulations que la convergence n'a pas quand même lieu pour des temps extrêmement longs.

montre que tant qu'un seuil critique n'est pas dépassé, l'effet du flux sur le temps de convergence est pratiquement nul. Par analogie avec la notion de *température critique* nous pouvons introduire la notion de *flux critique*. Nous définirons arbitrairement ce *flux critique* P_c comme étant la valeur de P_r pour laquelle le temps de convergence est trois fois plus grand que le temps de convergence de base dans le régime stable.

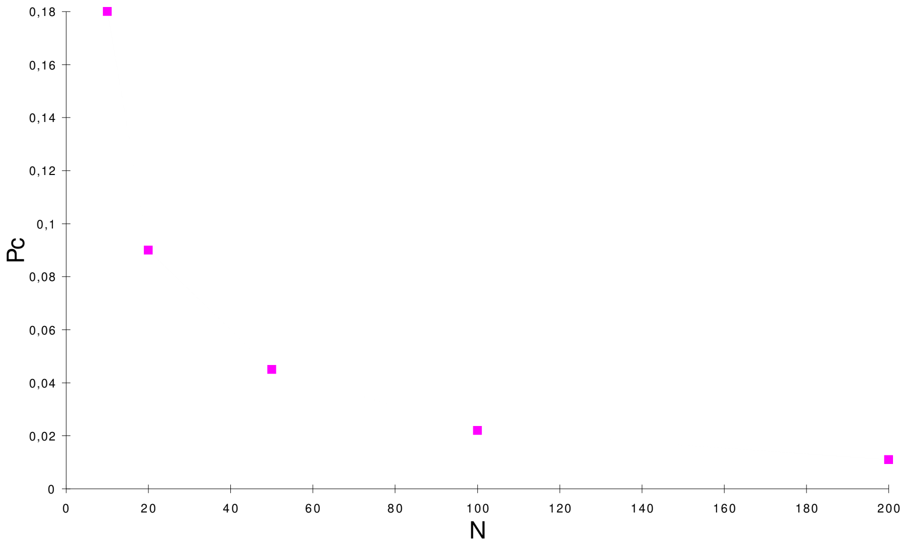

FIG. 2.18 – *Valeur du flux critique en fonction de la taille de la population. La figure suggère une dépendance en* $1/N$

Comment la valeur du *flux critique* dépend-elle de la taille de la population? La figure 2.18 suggère une dépendance en $\frac{1}{N}$. Pour permettre la transmission culturelle d'une convention, la valeur du flux critique n'est, pour ce modèle simple, pas très contraignante.

2.3.3 Evaluation implicite

Nous avons jusqu'à présent uniquement considéré le cas de conventions identiquement " appropriées " pour nommer l'objet. Les agents convergeaient donc vers une convention quelconque, *a priori* différente pour chaque simulation.

Nous allons à présent simuler grossièrement un ensemble de conventions d'inégale qualité. Imaginons que certains mots soient, par exemple, plus difficiles à transmettre ou à discerner que d'autres, par exemple parce qu'ils sont plus longs ou faciles à confondre. Les agents sauront-ils faire la différence entre les "bonnes" conventions et les "mauvaises"?

Les fourmis dans leur activité de fourragement sont confrontées à un problème similaire. Reprenons l'expérience du pont de fourmis présentée à la section 2.2.1 page 41. Si l'environnement est modifié et que l'on propose deux chemins de longueurs différentes [Goss et al., 1989], on constate que le chemin le plus court est sélectionné. En effet, dès le début de l'expérience, les fourmis ayant pris le chemin le plus court arrivent en premier à la source de nourriture et donc tendent à repartir par ce même chemin déjà plus riche en phéromones. Les fluctuations initiales sont considérablement réduites, et le meilleur chemin est sélectionné. Les fourmis réalisent ainsi une *optimisation collective*, qui ne sera en aucun cas réalisable par une fourmi seule. Ces dynamiques utilisent une *évaluation implicite* des solutions. Les fourmis ne font aucune analyse pour déterminer quel chemin est le plus court. Les chemins les plus courts sont naturellement sélectionnés car ils sont parcourus plus rapidement que les autres et donc seront renforcés plus souvent. Nous allons observer un phénomène similaire pour notre compétition entre mots.

Modèle 1.5. Chaque convention se voit attribuer une probabilité de mutation entre 0% et 100%. A chaque jeu, un test est fait pour voir si la convention produite a muté. Lorsqu'une convention mute, une convention aléatoire parmi les conventions possibles est transmise à l'interlocuteur. Dans ce modèle, nous considérons $M = N$ conventions et nous définissons une probabilité de mutation qui croît linéairement selon la formule suivante :

$$P_{mutation}(C_i) = \frac{i}{\mathrm{M}} \tag{2.6}$$

Exp 1.5.a ($N = 50$, F: $N_m = N$, $SIM = 1000$) La figure 2.19 montre, pour 1000 simulations, la distribution des conventions vers lesquelles une population de 50 agents a convergé. Les "meilleures" conventions ont été majoritairement choisies. La population réalise donc une *optimisation collective* en convergeant naturellement vers les conventions de bonne qualité. Comme pour les fourmis, cette optimisation est basée sur une *évaluation implicite* des solutions. Les agents n'évaluent pas individuellement la qualité de chacune des conventions. Les conventions qui mutent moins sont naturellement mieux adaptées à la tâche de communication et sont donc sélectionnées par les dynamiques.

Nous retrouverons à plusieurs reprises dans les chapitres suivants cette notion d'évaluation implicite. Elle nous permettra d'expliquer comment le lexique peut culturellement devenir plus concis et plus expressif, sans que les agents n'élaborent des stratégies complexes pour le rendre ainsi.

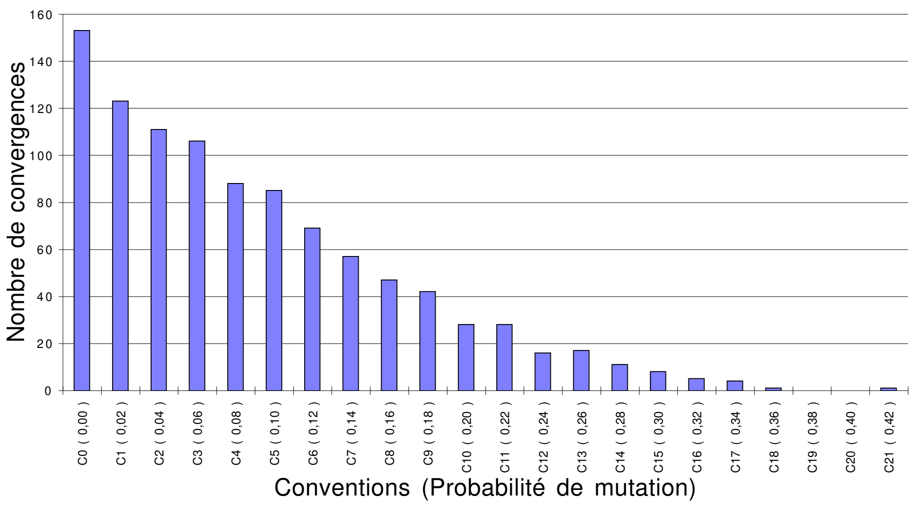

FIG. 2.19 – *Distribution sur 1000 simulations des conventions vers lesquelles une population de 50 agents a convergé (50 conventions possibles) (Exp 1.5.a)*

2.3.4 Réorganisation par flux d'agents

L'optimisation collective a ses limites. Dans un certain nombre de cas, il est possible que la population ne converge pas vers les meilleures solutions. Le risque le plus grand est la *convergence prématurée*. Si, par exemple, une convention de meilleure qualité apparaît tardivement, elle risque de ne pas être sélectionnée car la boucle de rétroaction positive aura probablement amené les agents à converger vers une autre convention sous-optimale.

Les fourmis connaissent le même problème. Si on s'en tenait à ces dynamiques de base, le même risque de convergence prématurée menacerait la colonie de fourmis. Un chemin pourrait être choisi par hasard, la rétroaction positive amplifiant une solution sous-optimale. Mais cet effet est évité grâce à l'évaporation constante qui diminue progressivement les phéromones déposées et qui permet ainsi une évaluation dynamique au cours du temps de la qualité de chacun des chemins. Ainsi, la colonie se réorganise afin d'exploiter toujours au mieux la source de nourriture. De plus, en milieu naturel, de nouvelles sources de nourriture peuvent apparaître au cours du fourragement. Si une nouvelle source de nourriture apparaît plus proche de la fourmilière que celle actuellement exploitée, la colonie réussira-t-elle à se réorganiser pour l'exploiter préférentiellement ? Avec les dynamiques que nous avons décrites cela semble difficile. C'est ici qu'intervient la stochasticité dans le comportement des fourmis. Certaines fourmis quittent le chemin aléatoirement au lieu de suivre la piste pour laquelle le niveau de phéromones est le plus concentré. Ces imperfections dans le comportement des fourmis permettent la découverte de nouvelles sources et la réorganisation de l'exploitation si leurs qualités se révèlent être supérieures aux sources actuellement exploitées.

Le rôle de l'évaporation et de la stochasticité comportementale chez les fourmis trouve son équivalent fonctionnel dans notre système lorsqu'un flux de nouveaux agents parcourt la population. Un flux d'agents permet de corriger en partie la tendance à la convergence prématurée. Les nouveaux agents rentrent dans la population sans biais pour la convention dominante. Ils peuvent donc être à la source de la découverte d'une meilleure convention[6].

Exp 1.5.b ($N = 50$, P_r variable, F : $N_m = N$, $SIM = 100$) L'expérience qui suit est identique à l'expérience 1.5.a. Elle met en jeu 50 agents et un ensemble de conventions avec des probabilités de mutation variées. La seule différence est qu'un flux d'agents décrit par une probabilité de renouvellement P_r est constamment appliqué. Nous voulons savoir si ce flux permet une meilleure optimisation collective. Nous avons donc mesuré pour différentes valeurs de P_r la proportion de simulations convergeant dans l'une des 3 meilleures conventions (c'est-à-dire les conventions qui ont une probabilité de mutation $P_{mutation} < 0{,}04$). Les résultats sont présentés figure 2.20.

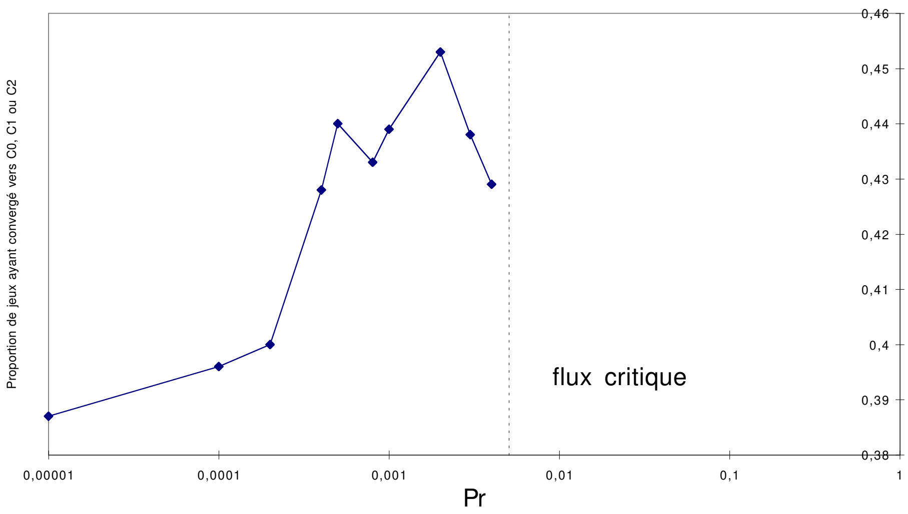

FIG. 2.20 – *Proportion de simulations convergeant dans l'une des 3 meilleures conventions en fonction de la probabilité de renouvellement P_r. Un flux d'agents permet une optimisation relative du nombre de simulations convergeant vers les bonnes solutions. (Exp 1.5.b)*

6. Dans le cas des fourmis également, un flux d'agents joue un rôle très important dans le cadre de l'organisation sociale (la division du travail par exemple [Drogoul, 1994]) et pour le fourragement [Drogoul et Fresneau, 1998]).

Nous constatons que des flux d'agents intermédiaires entre un flux très faible et le flux critique permettent une optimisation relative du nombre de simulations convergeant vers les bonnes solutions. Cette dynamique, illustrée ici avec un exemple très simple, se révélera jouer un rôle très important dans les chapitres suivants.

Ce phénomène est analogue aux techniques employées dans les algorithmes de *recuit simulé*. Chauffer *légèrement* puis refroidir un materiau magnétique permet un meilleur alignement des aimantations élémentaires. Un faible flux d'agents permet la convergence vers des systèmes de conventions plus stables et mieux adaptées.

2.4 Résumé

Dans ce chapitre nous avons étudié les dynamiques qui permettent d'atteindre un consensus lors de la compétition d'un ensemble de conventions, initialement équiréparties dans une population d'agents. Nous résumons ici les principaux résultats:

- **Principe de la rétroaction positive** : (1) Si chaque agent est doté d'un mécanisme lui permettant d'induire, au cours de ses interactions, la diffusion des différentes conventions au sein de la population et qu'il choisit systématiquement, lorsqu'il est locuteur, la convention la plus utilisée de son point de vue, une boucle de rétroaction positive conduit la population à la convergence. (2) Cette convergence est démontrable formellement en utilisant les processus de Polya. (3) Nous constatons expérimentalement que le temps de convergence croît en $N.log(N)$ avec la taille N de la population.
- **Le flux critique** : En présence d'un flux d'agents dans la population, deux régimes sont observés. En dessous d'une valeur de la probabilité de renouvellement, la convergence a lieu dans des temps comparables à ceux observés en l'absence de flux. Au-dessus de cette valeur, les temps de convergence deviennent extrêmement longs suggérant que la convergence ne sera jamais atteinte. Nous appelons cette valeur le flux critique.
- **L'évaluation implicite des solutions** : (1) Si les conventions sont inégalement adaptées à la tâche de communication, les agents convergent majoritairement vers les meilleures solutions. (2) Ce phénomène ne repose pas sur une évaluation explicite par chaque agent de la qualité des différentes conventions, mais sur une évaluation implicite qui conduit les conventions les moins biens adaptées à être plus difficilement sélectionnées.

- **La réorganisation par un flux d'agents** : Un flux d'agents permet de diminuer le phénomène de convergence prématurée lors de l'optimisation collective. L'optimisation s'en trouve accrue. Les nouveaux agents permettent une exploration permanente de solutions parallèles à celles vers laquelle la population converge et peuvent être à la source d'une meilleure réorganisation s'il y a lieu.

Ces dynamiques sont similaires à celles qui régissent l'auto-organisation d'autres systèmes, en particulier le ferromagnétisme et le fourragement chez certaines espèces de fourmis. Il existe cependant des différences. Par exemple dans le cas des fourmis, la proportion de phéromones entre les deux chemins au lieu d'être induite est directement "accessible" par l'intermédiaire de l'environnement qui sert d'intégrateur du comportement statistique de la population. Ce phénomène est connu sous le nom de *stigmergie* [Grassé, 1959]. De telles dynamiques collectives basées sur une communication indirecte de ce type ont permis d'expliquer d'autres comportement chez les insectes sociaux, comme la construction des nids de termites. Mais pour l'essentiel, les trois modèles proposent des dynamiques collectives très proches. Nous pouvons résumer leur analogie de la façon suivante :

- Les trois systèmes décrivent une coordination collective réalisée par une boucle de rétroaction positive. Cette boucle suppose une induction ...
  - de la diffusion des diverses conventions (consensus)
  - du niveau de phéromones des diverses pistes (fourmis)
  - du champ local d'aimantation (ferromagnétisme)
- ... puis en fonction du résultat de cette induction, le choix...
  - de la convention la plus diffusée (consensus)
  - de la piste la plus parcourue (fourmis)
  - de la direction du champ dominant (ferromagnétisme)
- ... en cas de convergence prématurée, une réorganisation est possible grâce à...
  - la présence d'un flux d'agents (consensus)
  - l'évaporation constante des phéromones (fourmis)
  - une élévation légère de la température (ferromagnétisme)

Dans le chapitre suivant, nous allons voir comment les mêmes dynamiques sont en œuvre pour une tâche plus complexe : l'auto-organisation du lexique.

2.5 Annexe

Interprétation de la convergence en $N.log(N)$

Nous avons constaté expérimentalement avec le modèle 1.2 et le modèle 1.4 que le temps de convergence semblait varier en $N.log(N)$ par rapport à la taille de la population. Nous tentons ici un raisonnement qualitatif pour nous en convaincre.

Reprenons le modèle 1.2. Soit une population de taille N, $N_1(t)$ et $N_2(t)$la taille des populations utilisant respectivement, les conventions C1 et C2 après t jeux. Nous pouvons supposer que dans les N premiers jeux, la boucle de rétroaction n'a pas encore d'effet appréciable et que le comportement du système est assimilable à une marche aléatoire. Au jeu $t = N$, à cause du tirage aléatoire des agents le nombre d'agents utilisant les conventions C1 et C2 aura légèrement varié, de sorte que, par exemple, $N_1(t)$ soit légèrement supérieur à $N_2(t)$. Soit donc ϵ tel que :

$$\frac{N_1(N)}{N_2(N)} = 1 + \epsilon \tag{2.7}$$

Une valeur typique de ϵ est $\epsilon = \frac{\sigma}{N}$ où $\sigma = \sqrt{N}$ est la déviation standard de la marche aléatoire. Donc $\epsilon = \frac{\sqrt{N}}{N} = \frac{1}{\sqrt{N}}$.

Lors du prochain cycle de N jeux, la marche ne sera plus aléatoire mais biaisée en faveur de N_1. La rétroaction positive commence à faire son effet. Après $2N$ Jeux, en moyenne, $1 + \epsilon$ fois plus d'agents utilisant la convention C1 auront été tirées :

$$\frac{N_1(2N)}{N_2(2N)} = (1 + \epsilon)\frac{N_1(N)}{N_2(N)} = (1 + \epsilon)^2 \tag{2.8}$$

Après 3N Jeux, en moyenne, $(1 + \epsilon)^2$ fois plus d'agents utilisant la convention C1 auront été tirées et :

$$\frac{N_1(3N)}{N_2(3N)} = (1 + \epsilon)^2\frac{N_1(2N)}{N_2(2N)} = (1 + \epsilon)^4 \tag{2.9}$$

Et donc d'une manière générale :

$$\frac{N_1(mN)}{N_2(mN)} = (1 + \epsilon)^{2^m} \tag{2.10}$$

Un consensus partiel est atteint quand $\frac{N_1(mN)}{N_2(mN)} > A$ avec A suffisamment grand. Donc pour $(1 + \epsilon)^{2^m} = A$. En passant au logarithme :

$$2^m.log(1 + \epsilon) = logA \tag{2.11}$$

Pour N suffisamment grand : $log(1 + \frac{1}{\sqrt{N}}) \approx \sqrt{N}$. Donc :

$$\frac{2^m}{\sqrt{N}} = logA = K \tag{2.12}$$

donc :

$$m = log_2(K.\sqrt{N}) = log_2(K) + \frac{1}{2}log_2(N) \propto log(logA)) + \frac{1}{2}log(N) \qquad (2.13)$$

Le premier terme est négligeable devant le second quand N est suffisamment grand. Par exemple, pour un consensus à 90%, $A = 9$ donc $log(log9) = -0{,}022$. Pour N=100, log(N) est cent fois plus grand. On a donc, si N et A sont suffisamment grands :

$$m \propto log(N) \qquad (2.14)$$

La plus grosse partie de la convergence est achevée en $N.m$ jeux donc le temps pour une convergence partielle définie par A est :

$$T_{convergence-partielle} \propto N.LogN \qquad (2.15)$$

Notons que nous constatons qu'expérimentalement (voir les pentes des droites sur la figure 2.8), le rapport entre le temps pour atteindre un consensus partiel de 80% et un consensus total de 100% reste constant quelle que soit la taille de population considérée. Nous étendons donc le résultat précédent à la convergence totale :

$$T_{convergence} \propto N.LogN \qquad (2.16)$$

Chapitre 3

L'auto-organisation lexicale

Les mots sont sous la responsabilité de l'ensemble de la société.

Michel Houellebecq, *Rester Vivant* (1997).

Dans ce chapitre, nos agents doivent se coordonner pour nommer de façon cohérente une série de sens différents. Nous tentons de dégager les mécanismes fondamentaux qui permettent une telle auto-organisation lexicale. A partir des résultats du chapitre précédant, nous construisons pas à pas une architecture permettant aux agents de converger vers un lexique partagé non ambigu. Puis nous étudions les propriétés dynamiques remarquables de cette architecture en réalisant plusieurs expériences.

Se mettre d'accord sur un mot pour désigner un sens connu est assez simple. Mais se mettre d'accord sur un codage complet permettant de coder un sens dans un mot et de décoder un mot dans un sens sans ambiguïté est une tâche plus complexe. En 1995, alors qu'il travaillait comme chercheur invité au laboratoire Sony CSL de Tokyo, Luc Steels a élaboré un modèle, sans doute le premier, montrant comment une population d'agents peut "culturellement" converger vers un lexique permettant de nommer sans ambiguïté un ensemble de sens partagés. Dans son article, *Self-organizing vocabularies* [Steels, 1996], il présente l'architecture du *naming game*, un jeu de langage simple permettant aux agents de s'auto-organiser pour construire ce lexique commun. Des travaux antérieurs semblaient montrer qu'il était possible d'obtenir le même résultat avec des dynamiques génétiques [MacLennan, 1991, Werner et Dyer, 1991]. Dans ces modèles, le lexique des agents est codé dans leur génome et, à la manière des techniques utilisées dans les algorithmes génétiques, les agents sont sélectionnés par rapport à leur niveau de "fitness" , ici leur capacité à communiquer efficacement. Dans le *naming game*, aucune sélection n'a lieu au niveau des agents. Tous commencent identiques, sans lexique, et construisent au cours de leurs interactions un système de communication cohérent. Nous discutons de façon détaillée les similarités et les différences de ces deux approches dans l'annexe à la fin de ce chapitre.

Aujourd'hui, de nombreux travaux décrivant des systèmes d'auto-organisation lexicale ont été publiés [1]. Dans ce chapitre, nous nous proposons de dégager les mécanismes fondamentaux qui permettent l'auto-organisation lexicale, telle qu'on l'observe dans la plupart de ces modèles. Pour ce faire, nous allons construire pas à pas une architecture permettant aux agents de converger vers un lexique partagé non ambigu. Nous tâcherons d'identifier ainsi un ensemble minimum de propriétés que doit posséder cette architecture pour la réalisation de cette tâche. Nous décrivons ensuite en détail une architecture respectant ces contraintes, puis étudierons ses propriétés dynamiques remarquables. Nous introduirons, à cette étape, de nouvelles notions : le flux critique de résilience, la synonymie résiduelle et l'effet régularisant d'un flux d'agents.

3.1 Construction du modèle

Nous avons étudié au chapitre précédent comment un groupe d'agents pouvait se mettre d'accord pour nommer de la même façon un sens donné. Dans ce chapitre, nos agents doivent se coordonner pour nommer de façon cohérente une série de sens différents. En d'autres termes, ils doivent associer à chaque sens un nom non ambigu et partagé. C'est un problème bien plus complexe. Un mot peut être associé à plusieurs sens, un sens à plusieurs mots. Dès lors les compétitions parallèles ayant lieu pour la domination d'un mot pour nommer un sens donné peuvent interférer les unes avec les autres. Un mot engagé dans deux compétitions parallèles pour nommer un sens donné, risque d'être ambigu lors de son interprétation. Si nous ne prenons garde à la manière dont nous construisons notre modèle, les agents pourraient se retrouver souvent dans l'incapacité de construire un lexique partagé permettant une désignation non ambiguë de la série de sens à nommer.

Dans le chapitre précédent, nous avons montré que le meilleur modèle (1.4) était basé sur le principe des vecteurs de préférences. A chaque mot était associé un score et les agents utilisaient systématiquement le mot correspondant au score maximum. Nous allons étendre la notion de vecteur de préférences et dotant chaque agent d' une mémoire associative, sous la forme d'un tableau à double entrée associant un ensemble de mots à un ensemble

1. Voir en particulier [Hutchins et Hazlehurst, 1995, Arita et Taylor, 1996, Arita et Koyama, 1998, Cangelosi, 1999, Popescu-bellis, 1999, Livingstone et Fyfe, 1999, Dircks et Stoness, 1999, Oudeyer, 1999b, Yanco et Stein, 1993].

de sens. Tous les agents partagent le même ensemble de mots et de sens. Ils diffèrent dans les scores qu'ils attachent à chacune des associations. Un exemple de lexique est présenté dans le tableau 3.1.

	Mot1	Mot2
Sens1	12	4
Sens2	3	5

TAB. 3.1 – *Exemple de lexique simple pour deux sens et deux mots*

Dans chaque jeu, le locuteur choisit un sens, le code dans un mot, et l'interlocuteur décode ce mot en un sens. Si le sens décodé est le même, la communication a réussi. Nous supposons que les agents ont un moyen de comparer le sens codé avec le sens décodé. Dans les chapitres suivants, cette étape sera réalisée par une forme de communication non verbale.

Les agents emploient tous la même stratégie pour coder un sens en un mot ou décoder un mot en un sens. Pour coder un sens donné, les associations comportant ce sens sont sélectionnées (une ligne dans la matrice) et celle dont le score est le plus grand est choisie (comme dans le modèle 1.4). De la même manière pour décoder un mot, les associations comportant ce mot sont sélectionnées (une colonne dans la matrice) et celle dont le score est le plus grand est choisie.

Nous pouvons avoir une vue synthétique du comportement en calculant les matrices de codage et de décodage de la population. La matrice de codage se calcule en comptant pour chaque sens, le nombre d'agents qui utilisent préférentiellement chacun des mots. La matrice de décodage se calcule en comptant pour chaque mot, le nombre d'agents qui les interprètent préférentiellement en chacun des sens. Il est donc possible avec ces matrices de connaître pour toute association (s,m) la probabilité de codage de s et m ou de décodage de m en s. Un exemple de matrice de codage et de décodage pour une population de 20 agents est présenté dans les tableaux suivants.

$\mathcal{C} =$

	Mot1	Mot2
Sens1	14/20	6/20
Sens2	2/20	18/20

TAB. 3.2 – *Exemple de matrice de codage pour une population de* $N = 20$ *agents*

Nous pouvons, à partir de ces matrices, calculer la *cohérence* en production et en interprétation. La cohérence en production se calcule avec la

$\mathcal{D} =$

	Sens1	Sens2
Mot1	12/20	8/20
Mot2	9/20	11/20

TAB. 3.3 – *Exemple de matrice de décodage pour une population de $N = 20$ agents*

matrice de codage. On définit la cohérence pour un sens C_s comme sa diffusion maximale dans la population. Il s'agit de la valeur maximale de la ligne correspondant à ce sens dans la matrice codage. Pour obtenir la cohérence en production C_p on fait les moyennes des cohérences pour chaque sens (dans les formules suivantes, S désigne le nombre de sens à nommer):

$$C_s(\mathcal{C},s) = max_m \mathcal{C}(s,m) \tag{3.1}$$

$$C_p(\mathcal{C}) = \frac{1}{S} \sum_s C_s(\mathcal{C},s) \tag{3.2}$$

La cohérence en production est une mesure indirecte du degré de *synonymie* dans la population. Une cohérence de 1 indique que chaque sens est codé systématiquement par le même mot par tous les agents. Il n'y a donc pas de synonymes dans le lexique émergent. *A contrario*, une cohérence inférieure à 1 indique que dans la population certains agents codent un sens par un mot alors que d'autres préfèrent un autre. Ces mots sont donc synonymes du point de vue du lexique global[2]

La cohérence en interprétation est l'équivalent de la cohérence en production, appliquée à la matrice de décodage. On définit la cohérence pour un mot C_m, comme la valeur maximum de la ligne correspondant à ce mot. Pour obtenir la cohérence en interprétation C_I, on fait les moyennes de cohérences pour chaque mot. Notons cependant que seuls les mots produits sont considérés dans ce calcul, en d'autres termes les mots apparaissant dans la matrice de codage avec une valeur supérieure à 0. Nous désignerons par M_u (mots utilisés) le nombre de ces mots.

$$C_m(\mathcal{D},m) = max_s \mathcal{D}(s,m) \tag{3.3}$$

$$C_i(\mathcal{D}) = \frac{1}{M_u} \sum_m C_m(\mathcal{D},m) \tag{3.4}$$

2. Les mots sont synonymes par rapport à un observateur extérieur qui étudierait le comportement linguistique de la population. Ceci n'implique pas que les mots soient synonymes pour les agents qui les utilisent.

La cohérence en interprétation est une mesure indirecte du degré d' *homonymie* ou d'ambiguïté dans la population. Une cohérence de 1 indique que chaque mot produit est interprété de la même manière par tous les agents. Une cohérence inférieure à 1, indique que parmi la population, des agents donneront des interprétations différentes à un mot produit.

Nous pouvons également, à partir des matrices de codage et de décodage, calculer *le succès théorique en communication*[3]. Pour une communication concernant un sens donné s, la probabilité de succès est $\sum_m \mathcal{C}(s,m).\mathcal{D}(m,s)$, c'est-à-dire la somme pour chaque mot m pouvant coder s du produit de la probabilité de codage de s en m et du décodage de m en s. Pour avoir le succès théorique, il suffit donc de moyenner ce résultat sur chacun des sens, ce qui nous donne la formule 3.5 où S est le nombre de sens utilisés par les agents.

$$ST(\mathcal{C},\mathcal{D}) = \frac{1}{S}\sum_s \sum_m \mathcal{C}(s,m).\mathcal{D}(m,s) \tag{3.5}$$

Quand $ST = 1$, nous pouvons affirmer que toutes les communications conduisent à des succès. Notons dès à présent que pour que $ST = 1$, nous devons nécessairement avoir $C_i = 1$. En revanche, une cohérence imparfaite en production peut être tolérée dans la mesure où les différents mots produits pour un même sens sont systématiquement décodés dans celui-ci. En d'autres termes, la synonymie est possible mais pas l'homonymie. Inversement notons que $C_p = 1$ et $C_i = 1$ n'implique pas $ST = 1$. En effet, deux sens $s1$ et $s2$ peuvent être codés dans un même mot m et ce mot décodé dans un seul et unique sens $s3$, produisant ainsi un comportement parfaitement cohérent en production et en interprétation, mais pas du tout un système de communication efficace. Le seul critère qui permette de garantir une communication efficace est donc $ST = 1$. Nous choisirons donc ce critère, comme test d'arrêt de nos simulations.

Nous allons étudier différents moyens d'atteindre un lexique permettant une communication parfaite ($ST = 1$), dans une population de 5 agents. Initialement, les matrices sont vierges et le comportement des agents est entièrement aléatoire.

3.1.1 Jeu 1 : Imitation

Modèle 2.1. Le premier jeu, directement inspiré du modèle 1.4 pour la diffusion d'une convention, est un simple jeu d'imitation. Il suppose que l'in-

3. Le succès théorique en communication a été défini de la même manière dans [Oliphant et Batali, 1996].

terlocuteur connaît, en plus du mot produit par le locuteur, le sujet de l'interaction. Après l'interaction, il se contente d'augmenter le score de l'association sens-mot qu'a utilisée le locuteur.

Exp 2.1.a ($N = 5$, $S = 2{,}3{,}5{,}10$, $M = S$, F : $ST = 1$ ou $T = 50000$, $SIM = 100$) Sur 100 simulations effectuées dans une population de 5 agents où les agents essaient d'associer deux sens avec deux mots, 93 simulations ne convergent pas vers un système permettant une communication parfaite ($ST = 1$)[4]. Les sept simulations qui ont convergé ont mis en moyenne 6996 jeux pour atteindre cet état. Pour des associations entre trois sens et trois objets, plus aucune simulation ne converge.

Ces résultats s'expliquent par le fait que rien ne pousse le système vers l'établissement d'un ensemble de conventions permettant effectivement la communication. Chaque agent se contente de copier le comportement de ses congénères sans jamais se préoccuper du fait que ces conventions sont efficaces ou non pour communiquer.

3.1.2 Jeu 2 : Adaptation en fonction du succès

Modèle 2.2. La stratégie adoptée dans le jeu 2 tient compte des mauvais résultats du jeu 1. L'interlocuteur modifie le score des associations, non plus directement en fonction du comportement du locuteur mais selon le fait que la communication a été un succès ou non. Si la communication est un succès, il augmente le score de l'association qu'il a utilisée pour décoder le mot émis par le locuteur. Si c'est un échec, il diminue le score de cette même association. D'une certaine manière, l'agent procède ainsi par essai/erreur[5]. Notons que cette stratégie ne suppose plus que l'interlocuteur connaisse le sujet de l'interaction.

Exp 2.2.a ($N = 5$, $S = 2{,}3{,}5{,}10$, $M = S$, F : $ST = 1$ ou $T = 50000$, $SIM = 1000$) Avec cette stratégie, sur 1000 simulations où une population d'agents essaie d'associer deux sens avec deux mots, l'ensemble des simulations converge avec un temps de convergence moyen d'environ 75 jeux. La situation malheureusement se dégrade lorsque le nombre de mots et de sens à associer augmente comme le montre la figure 3.1.

Cette stratégie ne semble donc pas convenir dès lors que le nombre de sens et de mots à associer est supérieur à 2. Les trois jeux suivants proposent

4. Par non-convergence nous entendons toujours : non-convergence en moins de 50000 jeux. En toute rigueur, il est toujours possible que la simulation converge après ce seuil.

5. Nous pourrions aussi parler d'apprentissage par renforcement.

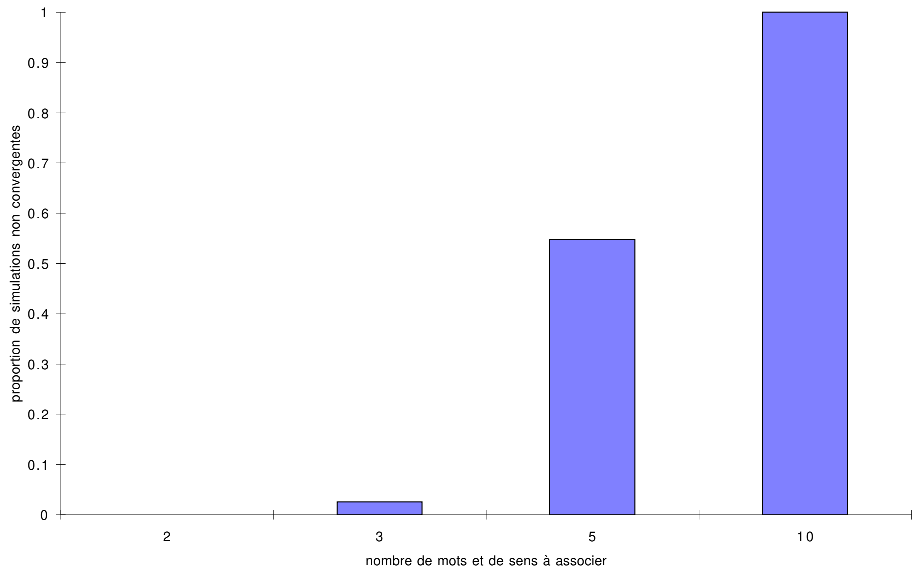

FIG. 3.1 – *Jeu 2: Proportion de simulations non convergentes en fonction du nombre de mots et de sens à associer sur 1000 simulations (Exp 2.2.a)*

des améliorations de ce jeu standard pour à la fois faciliter et accélérer la convergence. Nous allons d'abord les présenter chacun en détail pour ensuite les comparer.

3.1.3 Jeu 3 : Inhibition latérale

Modèle 2.3. La première amélioration consiste à aider la convergence en introduisant une *inhibition latérale*. Cette technique est utilisée pour la convergence des réseaux de neurones et dans un contexte similaire au nôtre par Michael Oliphant [Oliphant et Batali, 1996]. Le même type de résultat peut être obtenu en normalisant le score en lignes ou en colonnes dans la matrice. Le Jeu 3 est identique au Jeu 2 en ce qui concerne la stratégie d'adaptation en cas d'échec : l'interlocuteur diminue le score de l'association qu'il a utilisée pour décoder le mot émis par le locuteur. En revanche, dans le cas d'un succès, l'interlocuteur, en plus d'augmenter le score de l'association gagnante, diminue le score de toutes les associations constituant des synonymes ou des homonymes du couple sens-mot choisi. La matrice de changement de score est donc du type de celle du tableau suivant.

L'inhibition latérale constitue donc une pression permanente contre les situations de synonymies et d'homonymies qui empêchent d'atteindre un système de conventions permettant de communiquer sans erreur.

	Mot1	Mot2	Mot3	Mot4
sens1		$-\delta$		
sens2	$-\delta$	$+\delta$	$-\delta$	$-\delta$
sens3		$-\delta$		
sens4		$-\delta$		

TAB. 3.4 – *Exemple de matrice de changement de score avec inhibition latérale, dans le cas d'un succès de l'association (sens2 - Mot2)*

3.1.4 Jeu 4 : Grand nombre de mots

Modèle 2.4. Une autre stratégie consiste à autoriser aux agents l'utilisation d'un nombre de mots bien supérieur au nombre de sens à exprimer. Cette hypothèse, qui apparaît assez réaliste si l'on considère la formation des lexiques dans la langue naturelle, permet de se sortir des situations bloquées où plusieurs systèmes de conventions incompatibles s'opposent. Dans les expériences effectuée avec ce modèle, nous considérons que les agents disposent d'un nombre de mots M au moins cinq fois supérieur au nombre de sens S qu'ils ont à exprimer.

3.1.5 Jeu 5 : Indication du sujet

Modèle 2.5. Enfin, la dernière stratégie consiste à réintroduire une stratégie d'imitation mais seulement dans le cas où l'interlocuteur a fait une erreur d'interprétation dans le mot du locuteur. Comme dans le Jeu 1, il faut dans ce cas à nouveau faire l'hypothèse que l'interlocuteur peut connaître le sujet de l'interaction. Le jeu 5 reprend donc la stratégie du Jeu 2 en ajoutant simplement qu'en cas d'échec, l'interlocuteur augmente également l'association sens-mot qu'a utilisée le locuteur. Cette stratégie évite la recherche "aveugle" par la stratégie " essai/erreur " du Jeu 2 en introduisant une imitation restreinte qui devrait permettre une convergence plus rapide.

3.1.6 Comparaisons

Exp 2.3-5.a ($N = 5$, $S =$ 2,3,5,10, $M = S$ ou $M = 5.S$ (modèle 2.4), F : $ST = 1$ ou $T = 50000$, $SIM = 1000$) Nous avons réalisé un grand nombre d'expériences afin de comparer les modèles 2.3, 2.4 et 2.5. La figure 3.2 compare les différents temps moyens de convergence pour les différentes stratégies d'adaptation. La figure 3.3 compare les probabilités de non convergence.

Nous pouvons déduire de l'étude de ces deux diagrammes les conclusions

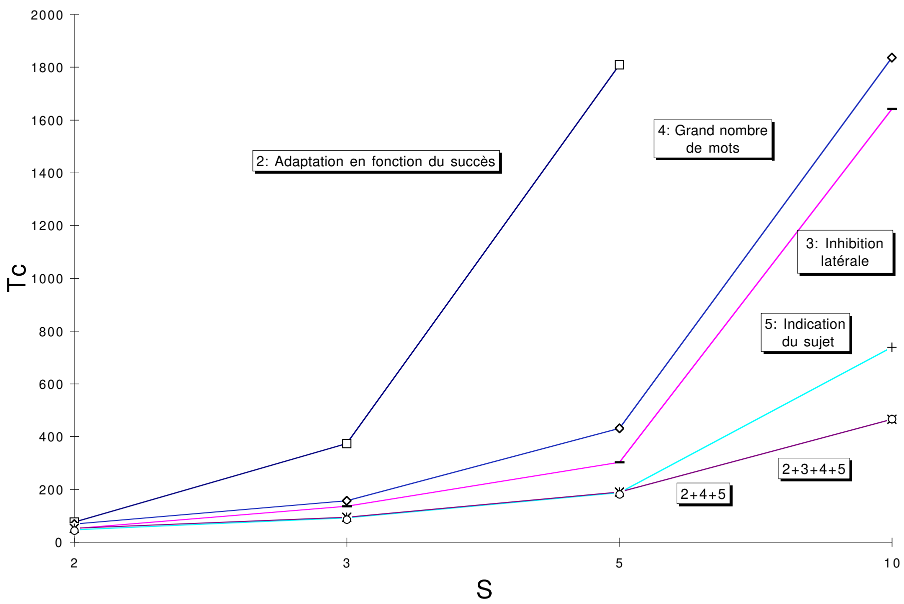

FIG. 3.2 – *Comparaison des temps moyens de convergence en fonction du nombre de sens à exprimer pour différentes stratégies d'adaptation. Chaque moyenne est calculée sur 1000 jeux.*

suivantes :

1. L'inhibition latérale permet de réduire le temps de convergence mais ne supprime pas complètement le phénomène de non-convergence. Pour 10 sens, 6 % des simulations ne convergent pas.
2. L'utilisation d'un grand nombre de mots réduit le temps de convergence de façon comparable à l'inhibition latérale. De plus, elle assure la convergence de façon systématique.
3. L'indication du sujet permet de réduire le temps de convergence de façon beaucoup plus significative que les deux stratégies précédentes. En revanche, en réintroduisant une part d'imitation dans la stratégie d'adaptation, une grande proportion des simulations ne converge plus.
4. Une stratégie qui combine les trois précédentes (2+3+4+5) donne de très bons résultats au niveau du temps de convergence et assure une convergence systématique. Le grand nombre de mots et l'inhibition latérale assurent la convergence, l'indication du sujet permet un accord rapide entre les agents. Nous avons testé à titre de comparaison une stratégie n'employant que le grand nombre de mots et l'indication du sujet (2+4+5). Cette stratégie donne des résultats aussi bons en termes de temps de convergence. Par contre certaines simulations ne convergent

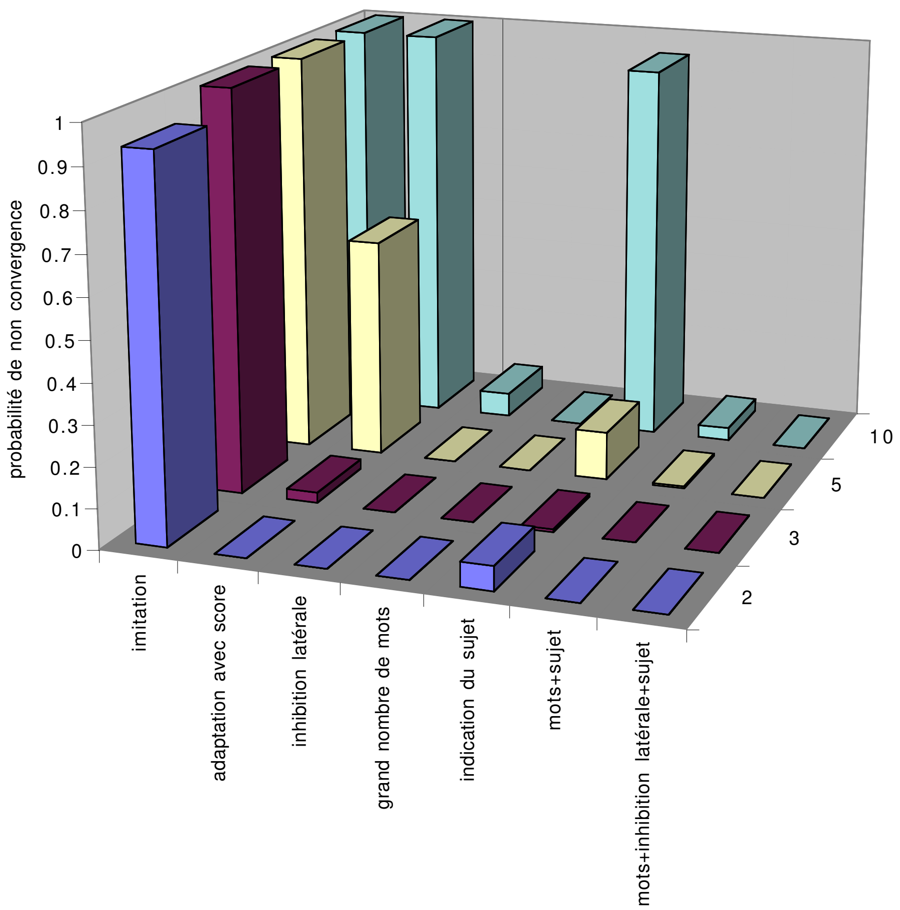

FIG. 3.3 – *Comparaison des probabilités de non convergence en fonction du nombre de sens à exprimer pour différentes stratégies d'adaptation. Chaque probabilité est calculée sur 1000 jeux.*

pas lorsque les agents doivent exprimer dix sens. Le rôle de l'inhibition latérale est donc de compenser l'effet "non convergent" de l'indication du sujet. Les trois composants sont donc nécessaires.

3.2 Description du modèle

Modèle 2.6. Nous allons à présent décrire précisément, l'architecture que nous allons étudier dans ce chapitre. Elle est construite en suivant les conclusions de la section précédente.

3.2.1 Environnement

L'environnement est constitué d'un ensemble de sens que les agents peuvent partager. Dans un premier temps, ces différents sens n'ont pas de caractéristiques intrinsèques. Nous les désignerons par des entiers (sens1, sens2, etc.). L'environnement permet également la transmission parfaite de mots, eux-même sans caractéristiques intrinsèques. Nous les désignerons également par des entiers (mot1, mot2, etc.).

3.2.2 Agent

Chaque agent est doté d'une mémoire associative. Cette mémoire associative est constituée d'un ensemble d'associations. Chacune lie un sens à un mot et est caractérisée par un score. Ce score est non borné et peut être aussi bien positif que négatif.

Un agent utilise cette mémoire associative pour coder un sens en un mot ou pour décoder un mot en un sens. Dans ces deux cas, il parcourt l'ensemble des associations candidates et choisit celle qui a le plus grand score.

Initialement, cette mémoire associative est vide. Les associations sont créées au fur et à mesure des interactions, leur score évolue en fonction de leur utilisation et de leur succès.

3.2.3 Interaction

Déroulement

L'interaction a lieu de la manière suivante:

1. Le locuteur choisit un sens au hasard parmi les sens possibles et le code en un mot. S'il ne possède pas de mot pour ce sens, il en crée un systématiquement.

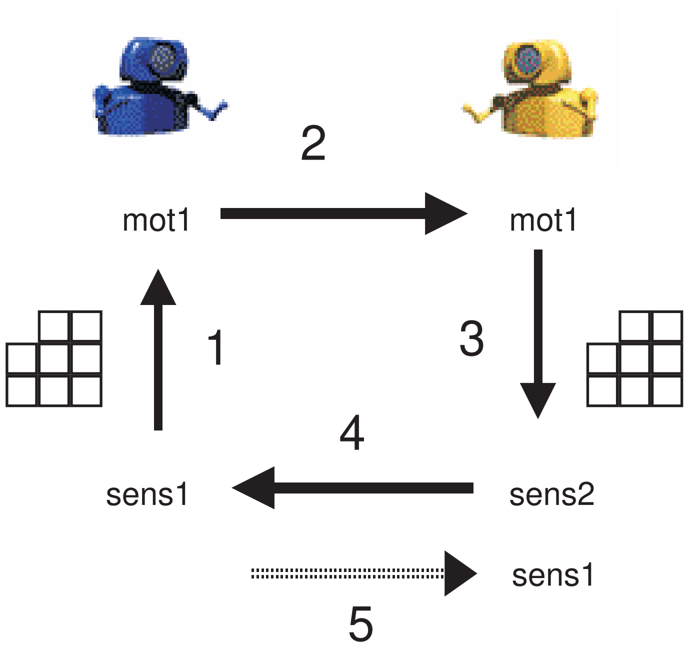

FIG. 3.4 – *Modèle 2: Interaction avec mémoire associative*

2. Le mot est transmis du locuteur à l'interlocuteur
3. L'interlocuteur décode le mot avec sa mémoire associative. S'il n'a pas d'associations avec ce mot, il crée une association nouvelle entre ce mot et le sens indiqué par le locuteur.
4. L'interlocuteur indique le sens trouvé au locuteur de façon non-verbale. Si le sens est le même que celui désigné par le locuteur, le jeu est un succès.

Adaptation

En cas de succès, l'interlocuteur augmente d'une unité le score de l'association (sens, mot) utilisée et effectue une inhibition latérale en diminuant d'une unité le score des associations en compétition (synonymes et homonymes).

En cas d'échec, l'interlocuteur diminue d'une unité le score de l'association qu'il a utilisée. Le locuteur lui communique le sens qu'il désignait et l'interlocuteur augmente d'une unité le score de l'association entre ce sens et le mot utilisé.

Cette architecture respecte bien les principes de construction que nous avons identifiés en 3.1.6 page 65 : le nombre de mots peut être aussi grand que nécessaire, en cas de succès l'interlocuteur effectue une inhibition latérale et en cas d'échec, le sens désigné par le locuteur est partagé.

3.3 Dynamiques

Dans cette section nous étudions les dynamiques lexicales obtenues avec le modèle 2.6 que nous venons de construire. Nous allons entre autre tâcher de retrouver certaines des dynamiques de bases identifiées au chapitre précédent.

3.3.1 Exemple de convergence

Exp 2.6.a ($N = 30$, $S = 5$, F : $ST = 1$, $SIM = 1$) Nous commencerons cette étude par l'analyse d'un exemple de convergence. La figure 3.5 montre l'évolution du succès théorique, de la cohérence en production et en interprétation pour 30 agents nommant 5 sens. Le succès théorique croît plus rapidement que la cohérence en interprétation qui elle-même croît plus rapidement que la cohérence en production. Ces agents ont donc un comportement cohérent pour le décodage avant d'en avoir un pour le codage. Nous discuterons plus loin cette différence avec la notion de *synonymie résiduelle*.

Il est intéressant de tracer le *diagramme d'évolution du lexique dominant dans l'espace des formes*. Dans l'espace des formes, chaque mot est représenté par un nombre arbitraire. A tout moment nous pouvons calculer, grâce à la matrice de codage, le mot dominant pour un sens donné. Nous pouvons ainsi tracer cinq courbes décrivant l'évolution des mots dominants associés à chacun des sens à nommer. La figure 3.6 représente ce diagramme d'évolution pour l'exemple de la figure 3.5 (Exp 2.6.a). Nous voyons qu'après une période de compétition où le mot dominant change régulièrement, le lexique dominant est stabilisé aux environs du jeu 1000. Le reste de l'évolution correspond au temps nécessaire pour les agents proposant des formes minoritaires pour se rallier à ce lexique dominant. Nous voyons donc que le lexique peut être "stabilisé" avant que $ST = 1$.

3.3.2 Temps de convergence

Exp 2.6.b (N variable, S variable, F : $ST = 1$, $SIM = 100$) Comme dans le chapitre précédent, nous allons étudier le temps de convergence en fonction de la taille de la population mais également maintenant, en fonction du nombre de sens à exprimer.

L'ordonnée des figures 3.7 et 3.8 correspond au nombre de jeux nécessaires avant la convergence divisé par la taille N de la population et le nombre S

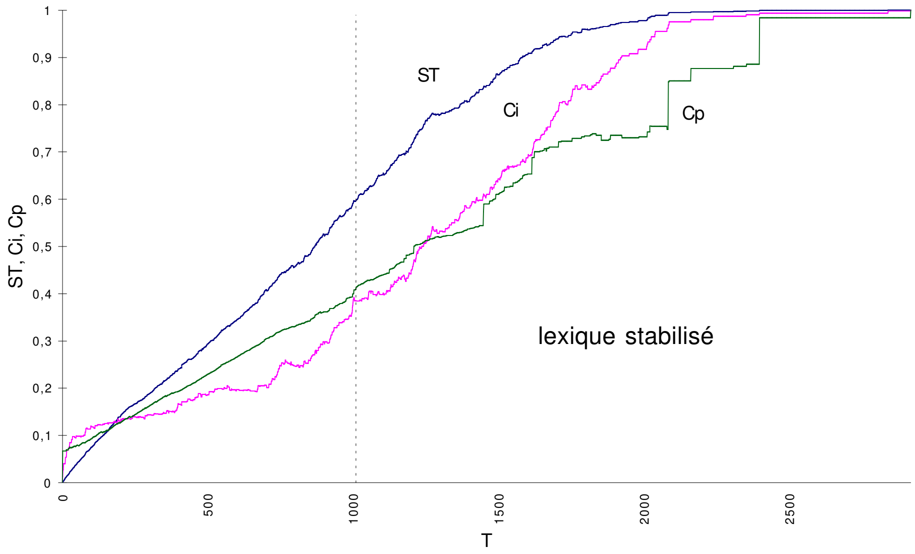

FIG. 3.5 – *Exemple de convergence pour 30 agents nommant 5 sens (Exp 2.6.a)*

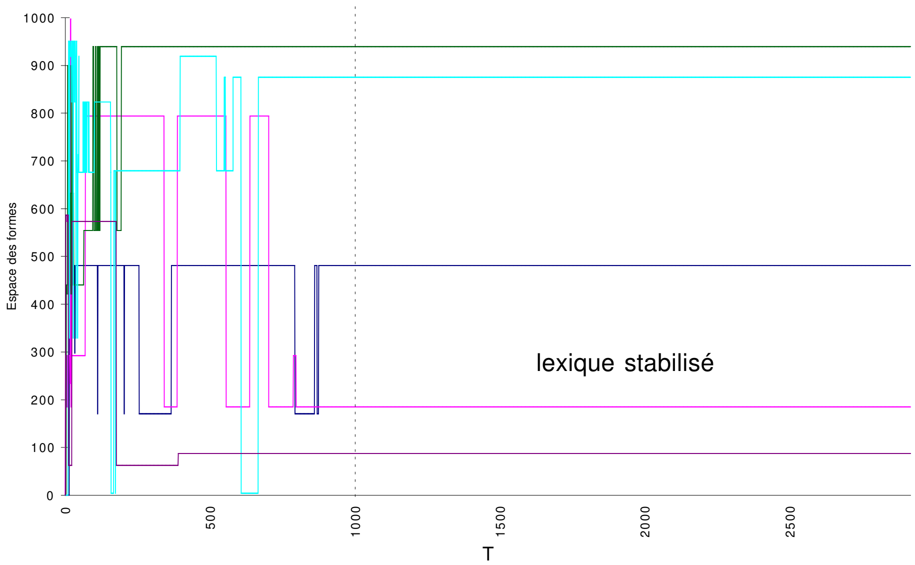

FIG. 3.6 – *Evolution dans l'espace des formes pour 30 agents nommant 5 sens (Exp 2.6.a). Dès le jeu 1000, le lexique est "stabilisé". Le reste de l'évolution correspond au temps nécessaire pour les agents proposant des formes minoritaires pour se rallier à ce lexique dominant.*

de sens à exprimer. Les temps et les écart-types sont obtenus à partir de 100 simulations. Sur la figure 3.7, nous observons que le temps de convergence croît en $N.log(N)$ avec la taille N de la population. Les pentes des droites de régression sont similaires, apparemment indépendantes du nombre de sens à exprimer et valent en moyenne 7. Sur la figure 3.8, nous observons que le temps de convergence est linéaire en S (le nombre de sens à exprimer). En effet, les droites de régression ont une pente presque nulle dans ce repère. Nous concluons donc qu'expérimentalement et pour les domaines de valeurs testés :

$$T_{convergence} \propto S.N.LogN \tag{3.6}$$

Ce résultat se comprend de manière intuitive. Dans notre modèle, le nombre de mots étant déterminé en fonction des besoins des agents, les cas d'homonymies accidentelles conduisant à la présence d'un même mot dans la compétition pour deux sens distincts sont en pratique très rares. Tout se passe comme si S compétitions du type de celles étudiées au chapitre précédent avaient lieu sans interactions fortes les unes par rapport aux autres. On peut donc considérer que ces compétitions ont lieu successivement les unes après les autres, leur parallélisme ne jouant qu'un faible rôle dans les dynamiques. Il est donc naturel de retrouver le résultat du chapitre précédent multiplié par le nombre S de sens à exprimer.

3.3.3 Flux critique de résilience

Exp 2.6.c ($N = 5$, $S = 20$, P_r variable F : $T = 2500$, $SIM = 1$) Une fois un lexique formé, peut-il résister à un flux d'agents ? Nous allons comme au chapitre précédent faire traverser le système par un flux d'agents défini par la probabilité P_r à chaque jeu de renouveller un agent sur l'ensemble de la population. Dans l'expérience 2.6.c, nous augmentons progressivement ce flux et observons l'évolution du succès théorique ST. La figure 3.9 montre que le lexique une fois formé, peut effectivement être *résilient* aux perturbations causées par l'arrivée de nouveaux agents tant que le flux reste en dessous d'un certain seuil que nous appellerons *flux critique de résilience*. Sur la figure, le succès théorique chute pour un flux du même ordre de grandeur que le flux critique étudié au chapitre précédent sur un modèle plus simple[6]. Une

6. Notre propos dans cette étude n'est pas de localiser de façon très précise cette valeur critique. Etant donné la taille de la population et le nombre limité de valeurs de flux que nous avons testées, nous ne pouvons qu'obtenir une localisation approximative du flux critique. Notre ambition se limite ici à l'illustration du phénomène.

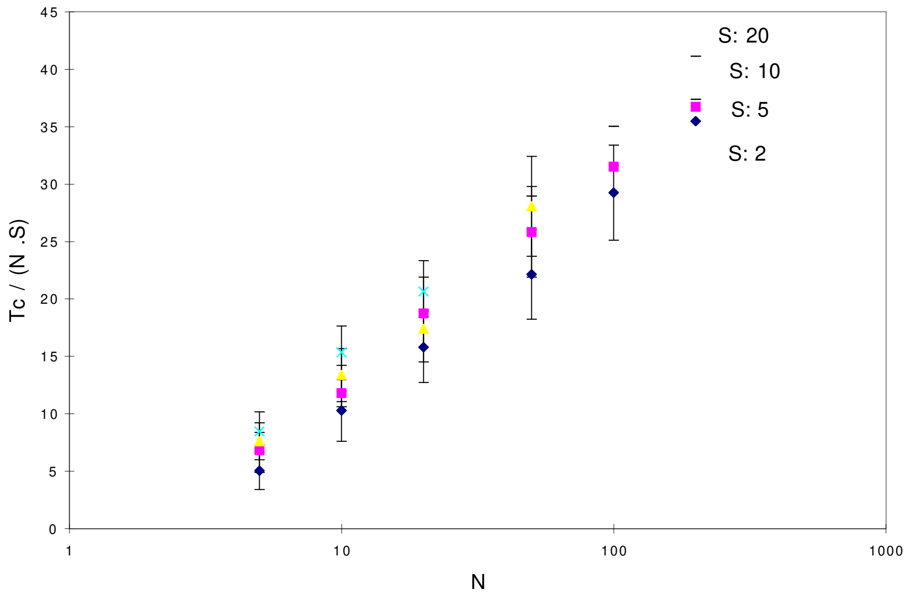

FIG. 3.7 – *Diagramme de comparaison des temps de convergence par rapport à la taille dans la population. Le temps de convergence croît en $N.log(N)$ avec la taille N de la population quel que soit le nombre de sens à exprimer. Les pentes des droites de regression sont similaires, apparemment indépendantes du nombre de sens à exprimer et valent en moyenne 7 (Exp 2.6.b)*

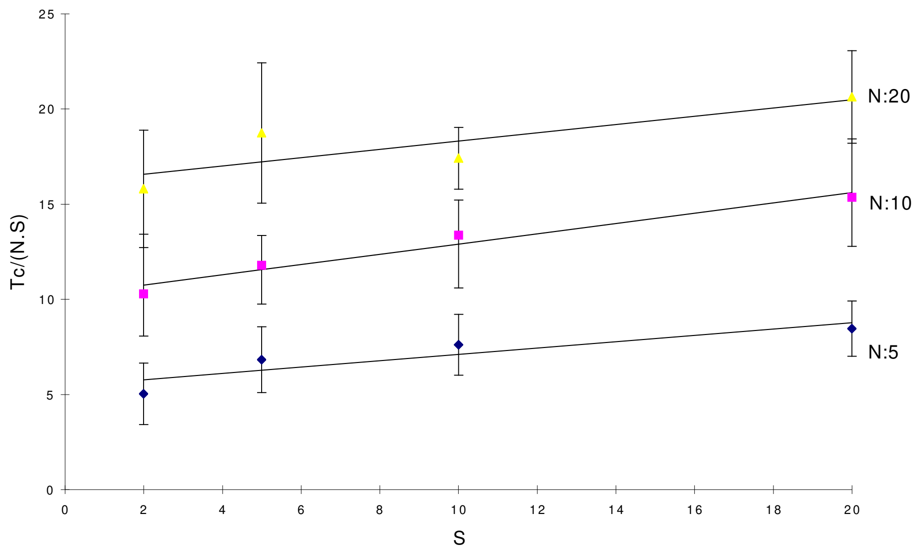

FIG. 3.8 – *Diagramme de comparaison des temps de convergence par rapport au nombre de sens à exprimer. Le temps de convergence est linéaire en S, nombre de sens à exprimer, quelle que soit la taille de la population. Les droites de régression ont une pente presque nulle dans ce repère (Exp 2.6.b)*

fois ce seuil dépassé, il n'est plus possible de continuer à partager un lexique commun et le succès théorique ne dépasse plus 0,2.

La figure 3.10 montre un détail de l'évolution présentée sur la figure 3.9. En plus du succès théorique, les cohérences en production et en interprétation sont indiquées. Nous voyons que l'arrivée d'un nouvel agent provoque une baisse importante de la cohérence en production alors que la cohérence en interprétation reste haute. En d'autres termes, la signification des mots déjà établis reste stable, le nouvel agent se contente de proposer de nouvelles alternatives qui rentrent en compétition avec les mots existants (ce qui explique la baisse de la cohérence en production) mais rapidement il se rallie au lexique dominant.

Pour nous convaincre de cette observation, analysons le diagramme d'évolution 3.11 dans l'espace des formes (voir description au début de cette section). Nous voyons que dans la période où le flux est encore inférieur au flux critique de résilience, le lexique dominant est transmis de génération en génération sans altération. Par contre une fois le seuil dépassé, le comportement des agents en production devient totalement désordonné et aucun mot dominant ne se stabilise. Nous constatons donc à nouveau un phénomène de transition de phase entre un état où le lexique dominant est transmis culturellement sans évolution et un état où il ne peut se stabiliser. Il y a

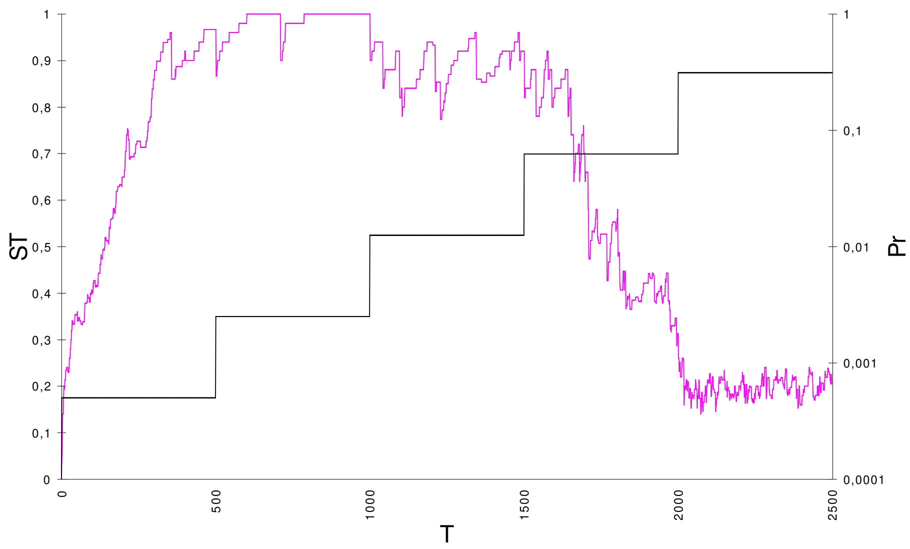

FIG. 3.9 – *Un lexique, une fois formé, peut résister à un flux d'agents tant que ce flux n'est pas trop important. Ici, une population de 5 agents nommant 20 sens est soumis à des flux de plus en plus important tous les 500 jeux. Tant que le flux est en dessous d'une valeur critique, le lexique reste stable. Une fois dépassé ce seuil, il n'est plus possible de continuer à partager un lexique commun (Exp 2.6.c)*

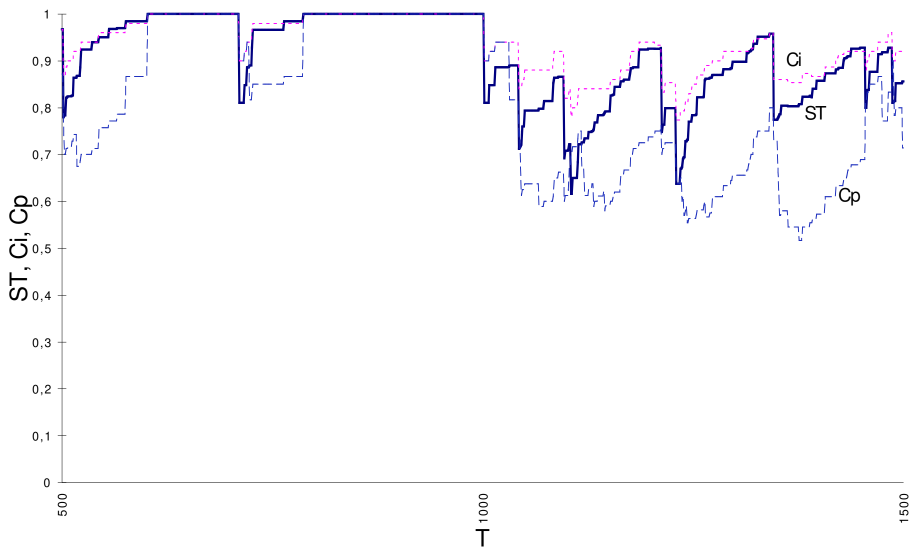

FIG. 3.10 – *Détail de l'évolution. Sont indiqués le succès théorique, la cohérence en production et la cohérence en interprétation (Exp 2.6.c)*

peut-être entre ces deux états un fin domaine de transition où le flux permet une modification du lexique dominant sans le déstabiliser complètement. Mais ce domaine est sans doute très étroit, car nos observations ne nous ont pas permis de l'identifier précisément.

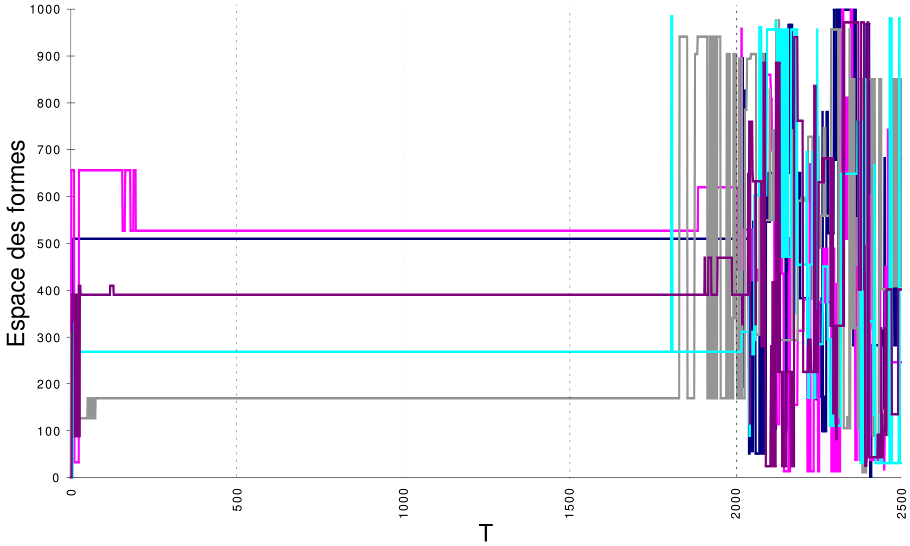

FIG. 3.11 – *Evolution dans l'espace des formes. Le lexique est transmis de génération en génération sans altération jusqu'à ce que le flux dépasse la résilience critique. Après ce seuil, le comportement des agents en production devient totalement désordonné et aucun lexique dominant ne se stabilise (Exp 2.6.c).*

3.3.4 Synonymie résiduelle

Exp 2.6.d ($N = 5$, $S = 20$, F : $ST = 1$, $SIM = 1$) La figure 3.12 montre l'évolution du succès théorique ST, de la cohérence en production C_p et de la cohérence en interprétation C_I pour 5 agents nommant 20 sens. Après environ 1000 jeux, les agents ont convergé vers un lexique leur permettant de communiquer sans ambiguïté à propos des 20 sens ($ST = 1$). A ce stade, la cohérence en interprétation est aussi égale à 1. Il s'agit en effet d'une condition nécessaire pour un succès théorique de 1 : si un mot produit est interprété différemment par plusieurs agents de la population, il conduira nécessairement à des erreurs de communication. En revanche, la cohérence en production n'atteint pas sa valeur maximale. Il reste donc des synonymes dans la population.

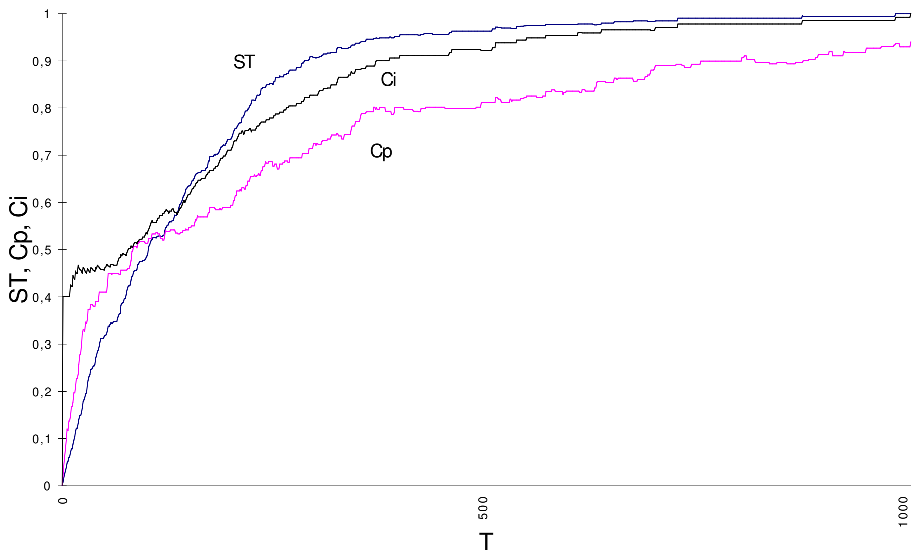

FIG. 3.12 – *Evolution du succès théorique, de la cohérence en production et de la cohérence en interprétation pour 5 agents nommant 20 sens (Exp 2.6.d)*

En étudiant les matrices de codage et de décodage, nous constatons que 25 mots sont utilisés, au lieu du minimum 20. Le sens 1 par exemple est codé par 4 agents dans le mot 15 et par 1 agent dans le mot 18. Mais tous les agents décodent les mots 15 et 18 comme un seul et même sens, le sens 1. Donc ce lexique, même s'il paraît sous-optimal comparé à un lexique minimum constitué uniquement de 20 mots, permet néanmoins une communication parfaite. Nous appellerons cette synonymie qui n'entrave pas l'efficacité du système de communication *synonymie résiduelle.*

Dans notre modèle, une dynamique amène le système à réduire progressivement cette synonymie résiduelle. Il s'agit du mécanisme de score renforcé par l'inhibition latérale. En effet, rappelons que lors d'un succès, le score de l'association (sens,mot) utilisée est augmenté de $+\delta$ et que les scores des associations en compétition, notamment ceux des associations correspondant à de mots synonymes sont diminués de $-\delta$. L'agent utilisant le mot 18 pour coder le sens 1 finira par utiliser le mot 15 car le score de l'association (sens1, mot18) sera régulièrement diminué et celui de l'association (sens1, mot15) régulièrement renforcé. Même en l'absence d'inhibition latérale, les dynamiques simples identifiées au chapitre précédent conduiraient, plus lentement certes, mais de façon certaine, à une disparition complète de la synonymie.

Mais nous allons voir qu'une autre dynamique peut également réduire cette synonymie résiduelle.

3.3.5 Effet régularisant d'un flux d'agents

Nous avons décrit au chapitre précédent les effet observés lorsqu'un flux d'agents traversait la population. Nous avons d'une part décrit l'existence d'un flux critique au-delà duquel la convergence devenait impossible et d'autre part présenté comment un phénomène d'optimisation collective est amplifié par les perturbations provoquées par le flux d'agents.

Nous allons observer un autre effet du flux d'agents : l'*effet régularisant*. Quand un nouvel agent, sans lexique, rentre dans la population, on peut considérer que par son mécanisme d'induction statistique il effectue un "instantané" de l'état du lexique partagé dans la population. Si par exemple un lexique permettant une communication parfaite a été atteint et qu'il se caractérise encore par la présence d'une synonymie résiduelle (30 agents utilisent le mot1 pour nommer le sens1 et 20 agents préfèrent le mot2, les deux mots étant systématiquement décodés dans le sens1) alors le nouvel agent aura tendance à opter pour la forme majoritaire (mot1) et renforcera ainsi la régularité du système en diminuant la synonymie résiduelle. Un flux d'agents organise donc une boucle de rétroaction positive sur la régularité du système lexical de la population.

Modèle 2.7. Observer cet effet est difficile, car, comme nous l'avons vu, les dynamiques du système sans flux tendent déjà à supprimer cette synonymie résiduelle. Nous allons donc modifier momentanément notre architecture en inhibant la première dynamique afin d'observer la seconde. Dès que les agents ont convergé vers un lexique tel que $ST = 1$, nous "gelons" leurs capacités adaptatives et les rendons incapables d'apprendre. En pratique, nous changeons la valeur de $\delta = 1$ à $\delta = 0$. Le système reste donc figé dans cet état sous-optimal. C'est alors que nous introduisons un nouvel agent sans lexique, à la place d'un agent de l'ancienne population, pris au hasard. Seul le nouvel agent peut s'adapter. Il proposera sans doute de nouveaux mots qui seront systématiquement rejetés du fait de la non adaptabilité des autres agents et s'adaptera au lexique partagé en privilégiant certaines options plutôt que d'autres[7]. Dès qu'un nouveau lexique tel que $ST = 1$ est atteint nous renouvelons l'opération.

Exp 2.7.a ($N = 5$, $S = 20$, Quand $ST = 1$ ajout d'un nouvel agent, $SIM = 1$)
La figure 3.13 montre les 6 premières étapes d'un tel processus. La cohérence en production augmente progressivement au fur et à mesure que la synony-

7. Nous avons conscience du caractère un peu artificiel d'une telle opération. Nous négligeons par exemple l'effet déstabilisant du nouveau venu sur ses congénères.

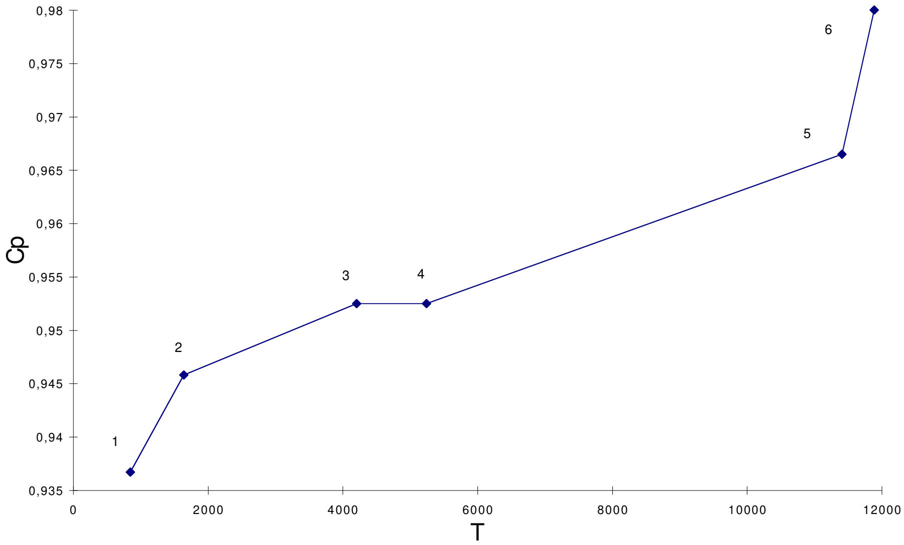

FIG. 3.13 – *Evolution de la cohérence en production due au renouvellement de la population pour une population de 5 agents nommant 20 sens. Chaque point correspond à la convergence sur un lexique permettant une parfaite communication ($ST = 1$), au "gel" des capacités adaptatives des agents et à l'introduction d'un nouvel agent, sans lexique. Entre chaque étape, le nouvel agent augmente progressivement la régularité du lexique partagé (Exp 2.7.a).*

mie résiduelle est diminuée. Cet effet est plus lent que celui identifié précédemment. Il s'applique à l'échelle de générations d'agents. Il n'en reste pas moins que lorsqu'on considère un système ouvert où les vieux agents sont régulièrement remplacés par des jeunes, cette dynamique vient compléter la précédente pour l'augmentation de la régularité du système.

3.3.6 Discussion sur la probabilité de création de mot

Lorsque nous construisions le modèle, nous avions fixé le nombre de mots possibles et conclu que ce nombre de mots devait être grand par rapport au nombre de sens à exprimer pour qu'il y ait convergence. Dans notre modèle final, nous avons donc opté pour la solution réaliste dans laquelle chaque agent crée ses mots au fur et à mesure de ses besoins. Le nombre de mots total créé n'est pas fixe et dépend à la fois du nombre d'agents et du nombre de sens à exprimer.

D'autres modèles, dont le modèle initial du naming game [Steels, 1996], remplacent cette création systématique par une création probabiliste conditionnée par une probabilité de création de mot $P_{creation}$. Plusieurs arguments pourraient venir à l'appui d'un tel choix. L'un d'entre eux est qu'il est peu réaliste dans une perspective de modélisation que chaque agent crée systématiquement des mots alternatifs lorsqu'il n'en possède pas qui font l'affaire et que la part d'imitation est plus grande que la part de création pure dans l'apprentissage lexical. Nous ne discuterons pas cette position et garderons le point de vue de l'ingénieur. Pour nous, la question est donc : est-ce que l'introduction d'une probabilité de création de mots pourrait permettre une meilleure convergence de la population des agents?

Intuitivement, l'introduction d'une probabilité de création de mot pourrait permettre de réduire la compétition pour la désignation cohérente d'un sens. Quel est le nombre maximum de mots que la population peut créer? Si chaque agent proposait un mot pour chacun des sens nous aurions $N * S$ mots possibles. Comme chaque locuteur qui propose un mot le communique immédiatement à son interlocuteur, ce nombre maximum se réduit en fait à $M_c = \frac{N.S}{2}$.

Or nous constatons, comme le montre la figure 3.14 qui reprend les résultats de la série d'expériences 2.6.b, que dans toutes les simulations effectuées avec une création systématique de mots ce nombre est atteint. Autrement dit, dans toutes ces simulations, la compétition est *maximale* car pour chaque sens, un agent sur deux essaie d'imposer son mot personnel.

Introduire une probabilité de création de mot devrait donc permettre de réduire le temps de convergence. Notons cependant qu'une probabilité de création trop faible augmenterait le temps de convergence, dès le moment où

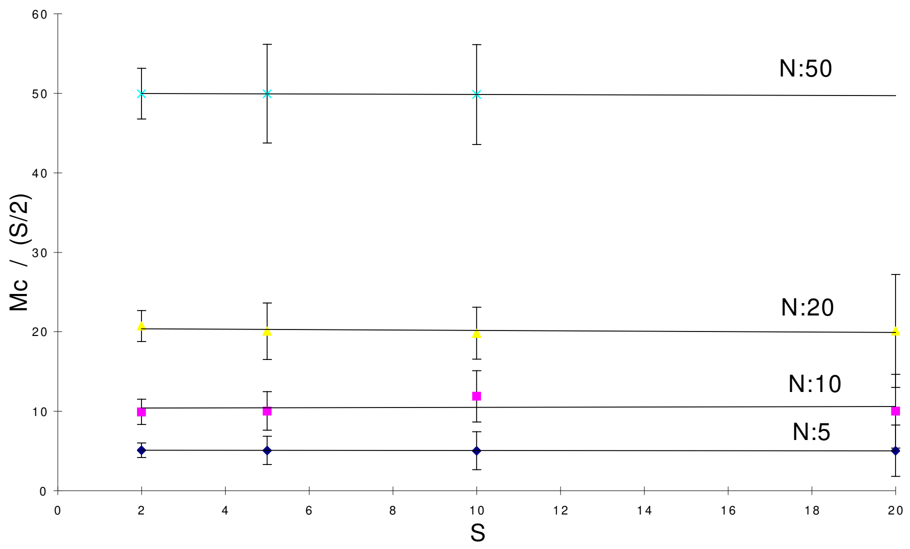

FIG. 3.14 – *Nombre de mots créés pour diverses valeurs de S et N. Lorsque les agents créent systématiquement un mot lorsqu'il leur en manque un, le nombre total de mots créés est $M_c = \frac{N.S}{2}$ quels que soient N ou S. Ce nombre de mots correspond à une situation de compétition maximale (Exp 2.6.b).*

se présente une carence en mots disponibles, due à la trop faible créativité linguistique des agents. On peut donc faire l'hypothèse d'une probabilité de création de mot $P_{creation}$ optimale pour laquelle le nombre de mots nécessaires pour lexicaliser les sens est introduit par les agents (en l'occurrence S mots au lieu de $\frac{N.S}{2}$) à une cadence où la population ne souffre jamais d'un manque de mots disponibles.

Modèle 2.8. Afin de tester cette hypothèse nous construisons un nouveau modèle, identique au modèle 2.6 si ce n'est que les agents ne créent plus des mots systématiquement mais seulement avec une probabilité $P_{creation}$.

Exp 2.8.a (N variable, S variable, $P_{creation}$ variable, F : $ST = 1$, $SIM = 100$) Nous comparons le nombre de jeux nécéssaires pour atteindre $ST = 1$ pour différentes valeurs de N, S et $P_{creation}$. Mais nous constatons sur la figure 3.15 qu'un $P_{creation}$ optimal est difficile à observer expérimentalement, car son effet est faible par rapport à l'écart type des mesures. Entre le modèle où $P_{creation} = 1$ (modèle 2.6) et les autres, aucune différence ne semble significative. Si cet effet existe, il reste négligeable au moins pour les domaines de valeurs de S et de N qui nous intéressent.

De plus, même si une création de mot faible pouvait permettre une ré-

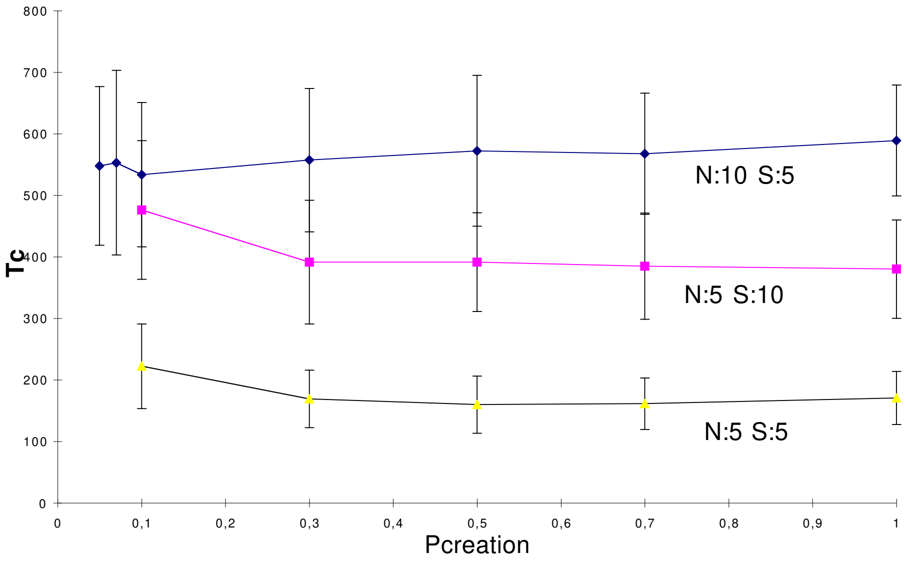

FIG. 3.15 – *La probabilité de création $P_{creation}$ optimale est difficilement observable expérimentalement. Pour les valeurs de S et de N testées, cet effet n'est pas significatif.*

duction du temps de convergence en supprimant la plus grande partie de la compétition entre mots, ceci rendrait moins efficace un certain nombre de dynamiques au contraire basées sur les vertus de cette même compétition et, en particulier, les phénomènes d'optimisation collective et de régularisation par un flux d'agents identifiés dans ce chapitre et dans le précédent.

En conclusion, nous resterons sur notre choix initial d'une création systématique d'un mot dès qu'un agent ne peut exprimer un sens et nous garderons cette option (modèle 2.6) dans les chapitres suivants.

3.4 Résumé

Nous avons dans ce chapitre étudié l'auto-organisation lexicale avec une succession de modèles simples. Nous résumons ici, nos principales conclusions :

- **Convergence** : (1) Une population de N agents est capable de s'auto-organiser pour converger vers un lexique partagé et cohérent lui permettant de coder S sens en S mots. (2) Le temps de convergence d'un tel processus est expérimentalement de la forme: $T_{convergence} \propto S.N.LogN$.
- **Flux critique de résilience** : Le lexique auto-organisé peut résister à un flux d'agents tant que celui-ci est inférieur à un certain seuil que

nous appelons flux critique de résilience. En dessous de ce seuil le lexique dominant est transmis sans altération de génération en génération. Au dessus de ce seuil, il devient impossible de stabiliser un lexique partagé.

- **Synonymie résiduelle** : Les agents peuvent converger vers un lexique partagé leur permettant de communiquer sans ambiguïté, bien que leur comportement en production ne soit pas totalement cohérent. Nous appelons ce phénomène la synonymie résiduelle.
- **Suppression de la synonymie résiduelle** : Cette synonymie résiduelle est supprimée par deux mécanismes qui agissent à deux échelles de temps différentes. (1) D'une part, les dynamiques d'adaptation basées sur la rétroaction positive amènent la suppression progressive des synonymes, même après la convergence vers un lexique permettant une communication parfaite. (2) D'autre part, l'effet régularisant d'un flux d'agents provoque également, après plusieurs générations, la suppression de la synonymie résiduelle.

A ce stade de notre étude, le problème de l'auto-organisation lexicale semble donc résolu. Dans le chapitre suivant, nous allons introduire une difficulté supplémentaire en ajoutant du bruit à la transmission des mots entre les agents.

3.5 Annexe

Dynamiques génétiques et dynamiques culturelles

Le sujet de l'émergence d'un système de communication permettant d'assigner à un ensemble de sens un ensemble de symboles conventionnels est déjà présent parmi les tout premiers travaux en vie artificielle, au début des années 90. Nous discutons dans cette annexe deux des expériences les plus remarquables dans ce domaine : l'expérience de MacLennan [MacLennan, 1991] et l'expérience de Werner et Dyer [Werner et Dyer, 1991]. Toutes deux ont pour base des dynamiques fortement inspirées des mécanismes utilisés par les algorithmes génétiques. En ce sens, elles se distinguent, au moins à première vue, des expériences présentées dans ce chapitre.

L'expérience de MacLennan

Chaque agent, immobile dans le monde, peut voir un environnement local qu'il est le seul à percevoir et un environnement global partagé par tous les agents. MacLennan appelle "situation" l'état d'un environnement local donné. Ceci correspond à la notion de "sens" dans ce chapitre. Cet état est décrit par un entier allant de 0 à 7. De même, l'état de l'environnement global est décrit par un entier allant de 0 à 7, il sert de support pour la transmission des messages. On peut donc définir 8 symboles qui constituent l'ensemble des messages qu'il est possible d'émettre dans ce monde. Ces 8 symboles correspondent donc à l'équivalent de 8 "mots" dans notre modèle. Chaque agent peut lire ou modifier l'état de son environnement local ou de l'environnement global partagé.

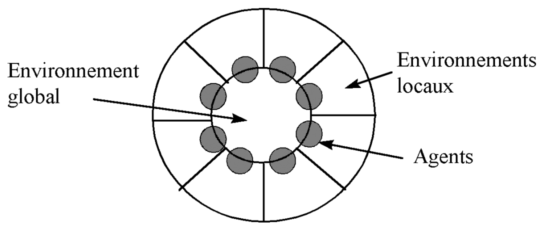

FIG. 3.16 – *Expérience de MacLennan*

Chaque agent est constitué d'une table comprenant des couples situation-symbole, il s'agit du lexique dans notre formalisme. Cette table est décrite dans son génotype. Un agent émet un symbole dans l'environnement global partagé en fonction de la situation de son environnement local. En fonction du symbole émis, chacun des autres agents modifie son propre environnement local. La communication est considérée comme réussie si l'environnement local de l'agent récepteur est alors le même que celui de l'agent émetteur. L'interaction est donc assez similaire à celle que nous étudions dans ce chapitre, un sens est codé par un agent en un mot puis ce mot est décodé par un autre agent en un sens : si les deux sens coïncident la communication est un succès.

En fonction du nombre de fois où cette condition est vérifiée, un niveau de "fitness" est calculé pour chacun des agents. Après un cycle d'émission, un agent meurt et un agent naît issu du croisement de deux agents de la population. Ces agents sont choisis de façon probabiliste en fonction de leur niveau de "fitness". Les caractéristiques de l'agent issu de l'union de deux agents sont obtenues par des méthodes classiques de combinaisons génétiques (crossing-over, mutations) à partir des génotypes de chacun des parents.

Dans cette simulation, les agents ont éventuellement aussi la possibilité d'apprendre à mieux communiquer au cours de leur vie. La table des couples est contenue dans le phénotype de chaque agent. Ce phénotype est initialement une copie de leur génotype, mais il peut évoluer au cours du temps. Si par exemple le symbole s a été émis dans l'environnement global par un agent dont l'environnement local est e1 et que ce symbole est traduit par un autre agent comme e2 avec e1 <>e2 alors ce dernier va modifier son phénotype et remplacer le couple (s,e2) de son phénotype par (s,e1). L'introduction de cette procédure d'apprentissage bien que très réduite distingue cette expérience de la plupart des simulations faites au moyen d'algorithmes génétiques. Le renouvellement de la population ne se faisant que de manière progressive, il est possible de considérer qu'on assiste dans cette simulation à la transmission d'une information " culturelle " concernant la faculté de communiquer d'une génération à une autre.

MacLennan a comparé la "fitness" moyenne de plusieurs populations d'agents. Les premiers n'utilisent ni la communication, ni l'apprentissage. Dans ce cas, la "fitness" varie autour d'une valeur moyenne qui tend à augmenter lentement. Cette progression, qui peut paraître surprenante dans un premier temps, est un artefact provenant du mode de calcul du niveau de "fitness". Ce mode favorise les agents qui considèrent par exemple que tous les symboles correspondent à une même situation "e" dans laquelle l'agent se maintient. Un groupe de ce type peut apparaître et subsister grâce à un phénomène que MacLennan qualifie de "pseudo-coopération".

Les agents de la seconde population ont la possibilité d'utiliser la communication mais pas l'apprentissage. La "fitness" moyenne augmente dans ces conditions 50 fois plus vite que dans le cas de la première population. Mais une analyse de la matrice de codage de ces systèmes de communication émergents indique que le code reste ambigu et redondant.

Enfin, les agents de la troisième population peuvent communiquer et apprendre. L'augmentation de la "fitness" moyenne est encore 3 fois plus rapide que dans la seconde population. En laissant la simulation fonctionner longtemps, la population atteint finalement un plateau qui correspond à une approximation d'un code de communication optimale.

L'expérience de Werner et Dyer

La population des agents compte des mâles et des femelles. Les femelles ont la capacité de voir les mâles et d'émettre des sons, mais elles sont immobiles. Les mâles sont aveugles, mais peuvent entendre les signaux des femelles et se déplacer en fonction de ceux-ci. Quand un mâle rencontre une femelle, ils s'accouplent et deux nouveaux individus (un mâle et une femelle) sont ajoutés à la population (on retire aussi un mâle et une femelle aléatoirement de façon à ce que la taille de la population reste constante).

De façon plus précise, le monde dans lequel évoluent les agents est une grille torique de 200x200 cases. L'expérience commence avec 800 mâles et 800 femelles (4% des cases sont donc occupées à tout moment). Chaque femelle peut voir un mâle si ce dernier est dans un carré de 5x5 cases autour d'elle. Elle peut émettre 4 sons distincts. Un mâle associe à chacun de ces quatre sons une action donnée parmi "avancer", "tourner à droite", "tourner à gauche", "ne pas bouger". En cas de conflit, le mâle écoute la femelle la plus proche de lui.

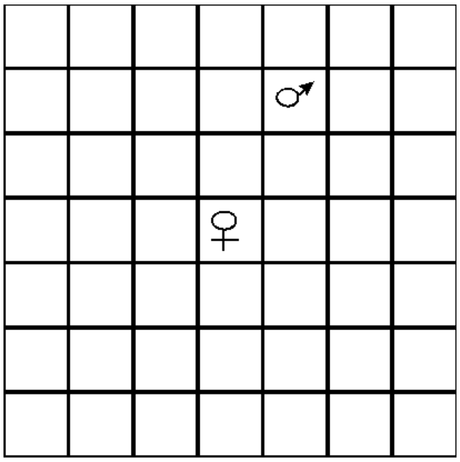

FIG. 3.17 – *Expérience de Werner et Dyer.*

Le comportement de chaque agent est décrit par son génome. Dans les versions les plus simples de l'expérience, ce génome a la forme d'une simple table qui décrit le comportement à suivre. Chaque gène femelle décrit le signal à émettre en fonction de la position d'un mâle (case occupée et direction). La partie femelle du génome fait donc 2x24x4 bits. Chaque gène mâle code l'action à effectuer en fonction du signal reçu. La partie mâle du génome fait donc 4x2 bits. Le génome de chaque individu contient à la fois la partie mâle et la partie femelle.

Quand un mâle rencontre une femelle, le génome des descendants est déterminé en utilisant les opérateurs génétiques standards de mutation et crossing-over. (taux de mutation : 0,01% par gène, taux de crossing-over : 0,2% par gène). Contrairement à la méthode des algorithmes génétiques classiques, la population est ici renouvelée progressivement. Au début de l'expérience tous les génomes sont tirés aléatoirement.

1. Les mâles se dirigent n'importe où et les femelles émettent n'importe quel son.
2. Les mâles qui de façon majoritaire restaient immobiles s'éteignent progressivement. Cette stratégie s'avère, dans tous les cas, mauvaise.
3. La population commence à être dominée par un grand groupe de mâles qui tendent à se diriger systématiquement tout droit quels que soient les signaux qu'ils reçoivent. Tant que les femelles ne développent pas un code de communication cohérent, cette stratégie qui permet de couvrir un grand nombre de cases du terrain s'avère efficace.
4. Un groupe de mâles commence à tourner quand ils se trouvent sur la même ligne ou la même colonne qu'une femelle.
5. Un code de communication cohérent commence à s'instaurer.

Les auteurs ont développé des expériences complémentaires pour étudier la formation de dialectes. Ils ont en particulier montré que si deux populations sont séparées par une barrière physique dont la perméabilité peut varier, il faut atteindre un seuil de perméabilité supérieur à 80% (un agent qui touche la barrière a 80% de chance de pouvoir la traverser) pour que les deux populations n'utilisent qu'un seul code. En dessous de ce seuil, deux dialectes distincts se développent.

Discussion

Ces expériences semblent montrer que des dynamiques génétiques peuvent faire émerger un code de communication, si l'on sélectionne les individus communiquant le mieux. Dans l'expérience de MacLennan, ce critère de sélection est explicite, sous la forme d'un calcul de "fitness". Dans l'expérience de Werner et Dyer, il est implicite à la tâche de reproduction : les individus qui communiquent mieux se retrouvent plus facilement et leurs gènes se propagent plus vite. Comment comparer ces résultats à nos propres expériences ? Y a-t-il une différence importante entre des dynamiques génétiques et culturelles ? Dans les dynamiques culturelles de nos modèles, une compétition a lieu au sein de chaque agent, entre les différentes associations (sens, mot), chacune caractérisée par un score. Les associations ayant les meilleurs scores sont sélectionnées et tendent à se diffuser dans la population. Dans les dynamiques génétiques des expériences présentées dans ce dossier, la sélection porte sur les agents et donc sur les lexiques entiers. Mais, comme le défend Dawkins [Dawkins, 1976], cette sélection revient de fait à une sélection sur les gènes eux-mêmes, dans notre cas les associations. L'unité effective de sélection n'est donc sans doute pas un aspect crucial si l'on s'en tient aux dynamiques seules (du point du vue du modélisateur, le réalisme de l'une au l'autre de ces approches joue par contre un rôle important comme nous le verrons dans le dernier chapitre).

On pourrait s'interroger sur la capacité des dynamiques génétiques à atteindre une convergence parfaite ? Les résultats expérimentaux de MacLennan et Werner et Dyer ne sont pas très clairs sur ce sujet. Dans l'expérience de MacLennan, il semble que, sans apprentissage, seule une convergence imparfaite est atteinte. L'apprentissage introduit un "feedback" explicite avec une indication non ambiguë du sujet. Dès lors le système converge. Mais on peut se demander, si les dynamiques génétiques de mutations et de cross-over sont encore nécéssaires. De même, l'article de Werner et Dyer n'indique pas qu'un système de communication totalement cohérent et non ambigu s'instaure. Il montre simplement que la communication confère un avantage aux populations qui l'utilisent. Les lexiques émergents ne sont que partiellement cohérents. Jean-Louis Dessalles ayant répété l'expérience ne peut lui aussi que faire émerger un système de communication partiellement cohérent [Dessalles, 1996]. Nous allons donc, pour en avoir le cœur net, tâcher de reproduire nos résultats obtenus avec des dynamiques culturelles en utilisant des dynamiques génétiques.

Une nouvelle expérience

Modèle 2.9. Chaque agent est défini par son génome qui est composé de plusieurs gènes. Chaque gène correspondant à une association de la mémoire associative et est composé d'un sens, d'un mot et d'un score. Nous définissons dès le départ un ensemble de S sens à exprimer et un ensemble de 5.S mots. Le génome de chaque agent contient toutes les associations possibles entre cet ensemble de mots et cet ensemble de sens, soit 5.S.S associations. Chacune de ces associations est initialisée avec un score aléatoire entre 0 et 1. Nous pouvons donc à tout moment utiliser les mesures ST, C_p, C_i définies dans ce chapitre pour caractériser le système de communication de la population.

Tous les T_e jeux, N_s agents sont sélectionnés. Ces agents sont ceux qui ont eu le plus de succès dans les T_e derniers jeux. Ces agents donnent alors naissance à N_n agents. Pour chaque nouvel agent, on choisit aléatoirement dans la population un père et une mère. Le score de chaque association dans le génome du nouvel agent prend aléatoirement le score de l'association du père ou de la mère. Nous introduisons également un taux de mutation qui permet une éventuelle modification du score de l'association héritée. Une fois les N_n agents créés, ils remplacent N_n agents pris aléatoirement dans la population des agents.

Exp 2.9.a ($N = 10$, $S = 5$, T_e=100, N_e=3, N_n=8, F : $ST = 1$, $SIM = 1$) La figure 3.18 montre un exemple d'évolution pour 10 agents nommant 5 sens. Nous constatons qu'après environ 3500 jeux, la population est finalement constituée d'individus communiquant parfaitement. Plusieurs autres expériences faites avec différents jeux de paramètre conduisent également avec ce modèle à une convergence parfaite.

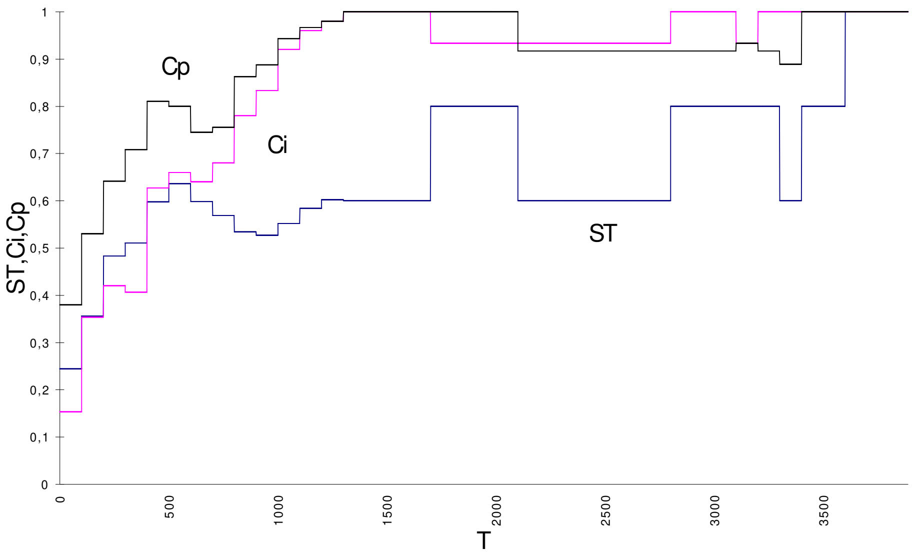

FIG. 3.18 – *Exemple d'évolution basée sur des dynamiques génétiques pour une population de 10 agents nommant 5 sens et pour T_e=100, N_e=3, N_n=8 (Exp 2.9.a)*

Conclusion

Les dynamiques génétiques peuvent donc, de la même manière que les dynamiques culturelles, permettre une auto-organisation lexicale. Doit-on, dès lors, considérer ces deux systèmes comme équivalents ? Pourquoi, dans la perspective de l'ingénieur, s'intéresser aux dynamiques culturelles quand les mécanismes génétiques sont mieux compris et mieux modélisés ?

La différence fondamentale entre ces deux types de modèles est que les dynamiques génétiques reposent toujours sur une norme partagée: l'interprétation du génome. Cette norme définit la notion d'espèce. Seuls les individus d'une même espèce peuvent se reproduire et évoluer ainsi grâce aux dynamiques génétiques. La sémantique d'un génome est fixée une fois pour toutes, elle est partagé par tous les agents[8].

En ce qui concerne les dynamiques culturelles, les contraintes sont beaucoup moins fortes. Pour construire un système de communication, les individus doivent pouvoir utiliser des média communs : le son, la désignation extra-linguistique, éventuellement un protocole d'interaction partagé. Mais les architectures internes des individus peuvent tout à fait différer les unes

8. C'est du moins la supposition que font tous les modèles génétiques informatiques utilisés à l'heure actuelle. Nous avons avec Sébastien Picault et David Servat exploré des *modèles endosémantiques* dans lequels chaque agent construit l'interpréteur de son propre génome [Picault et al., 1997].

des autres. Il suffit qu'elles respectent une certaine "interface" permettant l'établissement du système de communication.

Pour des raisons méthodologiques, nous utilisons dans les expériences décrites dans ce travail, des agents ayant des architectures identiques. Pourtant, nous serons amenés à plusieurs reprises à noter que d'autres équipes ont pu obtenir des résultats similaires alors que la structure de leurs agents était différente. Ces résultats nous confortent dans l'idée que seules les dynamiques collectives sont importantes. L'auto-organisation lexicale culturelle pour une population d'agents hétérogènes est donc tout à fait envisageable alors qu'elle est impensable pour les systèmes génétiques. Dans une perspective d'ingénieur, ce point est décisif dans la comparaison entre dynamiques génétiques et dynamiques culturelles.

Chapitre 4

La transmission bruitée

> Nos historiens, qui sont les plus perspicaces du globe, ont inventé une méthode pour dépister ces traditionnelles erreurs et pour corriger le hasard ; il est constant que les résultats de leurs recherches sont, en général, dignes de foi; mais leurs mémoires ne sauraient naturellement être publiés sans une certaine dose de fausseté.
>
> Jorge Luis Borges, *La loterie à Babylone*, *Fictions*.

Dans ce chapitre, nous étudions l'effet d'un bruit appliqué lors de la transmission des formes linguistiques. Nous montrons que des agents tolérants à un certain niveau de variation parviennent à construire un lexique efficace malgré le fait qu'ils ne partagent plus exactement les mêmes formes linguistiques. Nous montrons également que le bruit agit à la manière d'un processus vertueux sur le type de lexiques émergents permettant notamment une optimisation de la distinctivité des mots utilisés. Nous étudions le cas particulier de mots de taille variable. Enfin, nous décrivons un phénomène d'évolution lexicale spontanée, appelé dérive naturelle du lexique, observable lorsque des agents joignent et quittent la population.

Pourquoi, dans nos langues, les mots souvent utilisés sont souvent courts et simples à prononcer? C'est simplement que dès qu'on utilise un mot, il y a une chance qu'il soit mal compris. Les mots fréquemment utilisés se doivent d'être faciles à transmettre et facilement distinguables des autres mots.

En 1997, Paul Vogt et Luc Steels travaillaient, au laboratoire d'Intelligence Artificielle du VUB à Bruxelles, sur l'implémentation du modèle étudié dans les chapitres précédents sur des agents robotiques autonomes [Vogt, 1998b]. Mais les robots sont par bien des aspects moins coopératifs que les agents logiciels des simulations. Une des principales difficultés est qu'apparaît aux différentes étapes de l'interaction un nouveau facteur : le bruit. Les erreurs de transmission, les imprécisions de mouvement, la stochasticité dans les appareils perceptifs sont autant de barrières qui peuvent

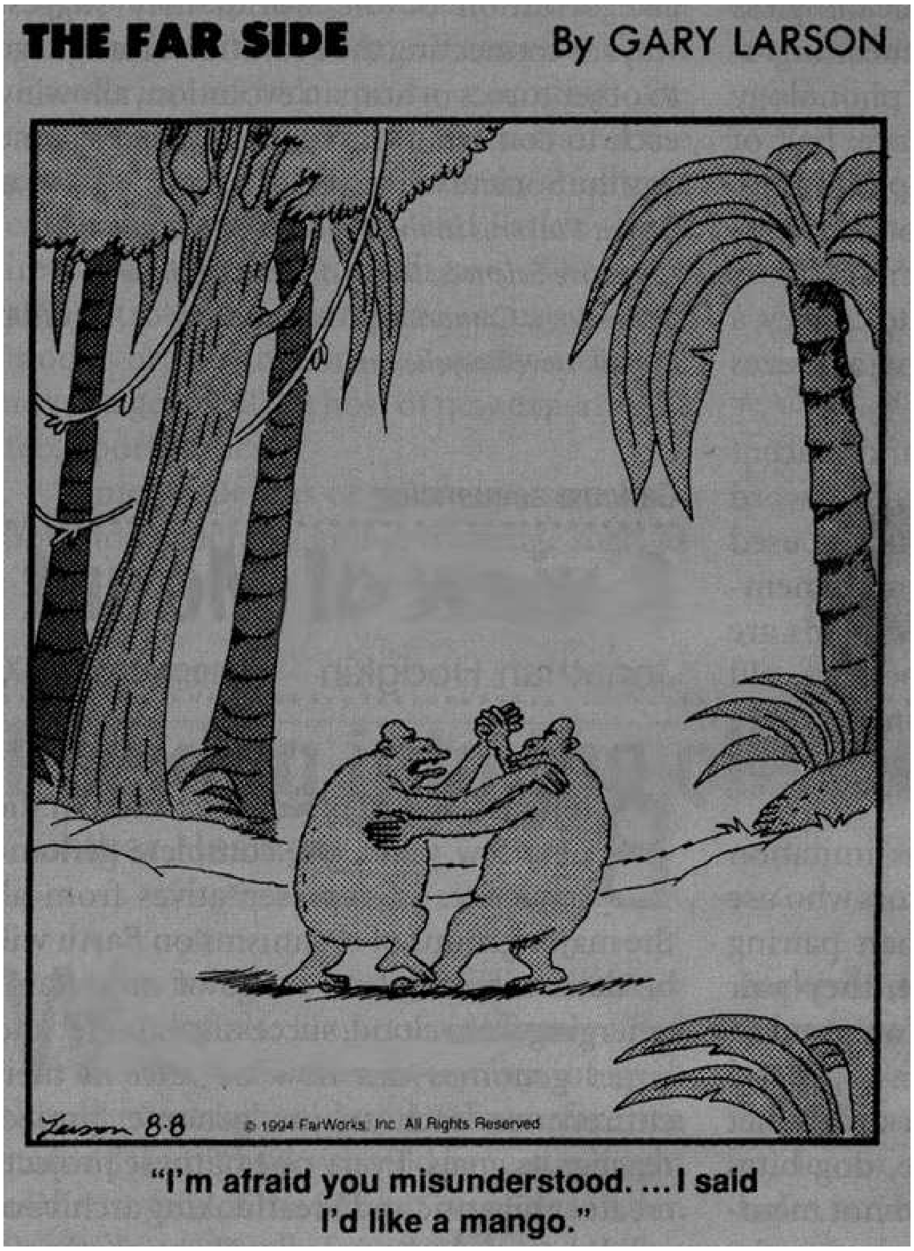

FIG. 4.1 – *Etre capable de communiquer sans erreur en présence de bruit a sans doute été un enjeu important dans l'évolution du langage.*

empêcher la population de robots de converger vers un lexique partagé. Après de longues expériences peu fructueuses, il devenait clair qu'il fallait concentrer nos efforts pour lutter contre les méfaits du bruit.

Luc Steels et moi-même à Paris, commençons à concevoir, dès le début de l'année 1998, des mécanismes permettant l'auto-organisation lexicale en présence de bruit. Une nouvelle architecture est mise au point. Quelques mois plus tard, nous effectuons des tests extensifs qui montre l'efficacité de cette nouvelle architecture en simulation[1]. Parallèlement, Paul Vogt modifie l'architecture de ces robots autonomes en utilisant ces nouveaux mécanismes et obtient lui aussi de bons résultats.

Mais chemin faisant, nous avons observé des choses étonnantes. Par plusieurs aspects, les lexiques émergeant en présence de bruit avaient des propriétés remarquables de solidité et de simplicité. Dans ce chapitre, nous allons montrer que le bruit qui, à première vue, apparaît comme une source d'erreurs et de difficultés pour la convergence des systèmes collectifs peut, en fait, se révéler avoir des vertus, permettant notamment une optimisation des lexiques émergents. Ce chapitre est donc une synthèse de ces processus vertueux causés par la présence de bruit lors de la transmission d'un mot, observés alors même que nous construisions des mécanismes pour le combattre.

4.1 Description du modèle

Modèle 3.1. Nous décrivons ici le modèle qui nous sert de base dans ce chapitre. Ce modèle est proche du modèle 2.6 présenté dans le chapitre précédent. La différence principale est qu'un mécanisme permettant de faire face à une transmission bruitée des mots a été rajouté.

4.1.1 Environnement

Nous modélisons la présence de bruit dans l'environnement. Les mots, toujours désignés par des *entiers* dans l'espace des formes[2], sont altérés lorsque le locuteur les transmet à l'interlocuteur. Un nombre aléatoire entre $-B/2$ et $B/2$ est ajouté à la valeur du mot. Nous appellerons B le niveau de bruit global. Ce bruit s'applique de façon permanente, et en aucun cas l'interlocuteur ne peut connaître avec exactitude le mot prononcé par le locuteur.

1. Pour les détails de ces simulations se référer à [Steels et Kaplan, 1998b, Steels et Kaplan, 1998a, Kaplan et al., 1998b, Kaplan, 1999b].

2. La dimension de l'espace des formes peut varier selon les expériences. Dans tous les cas c'est un espace borné.

4.1.2 Agent

Chaque agent est toujours doté d'une mémoire associative. Cette seule mémoire associative n'est pas suffisante pour permettre l'établissement d'un système de communication dans ce milieu bruité (la seule solution consisterait à apprendre toutes les variantes d'un mot donné, tâche qui peut se révéler aussi longue que l'espace des formes est précis). Nous dotons donc chaque agent d'un filtre qui lui permet lorsqu'il entend un mot bruité de détecter tous les mots de sa mémoire associative compris à une distance $D = B$ du mot entendu. Les associations correspondantes sont alors sélectionnées comme candidates potentielles dans la phase d'interprétation.

4.1.3 Interaction

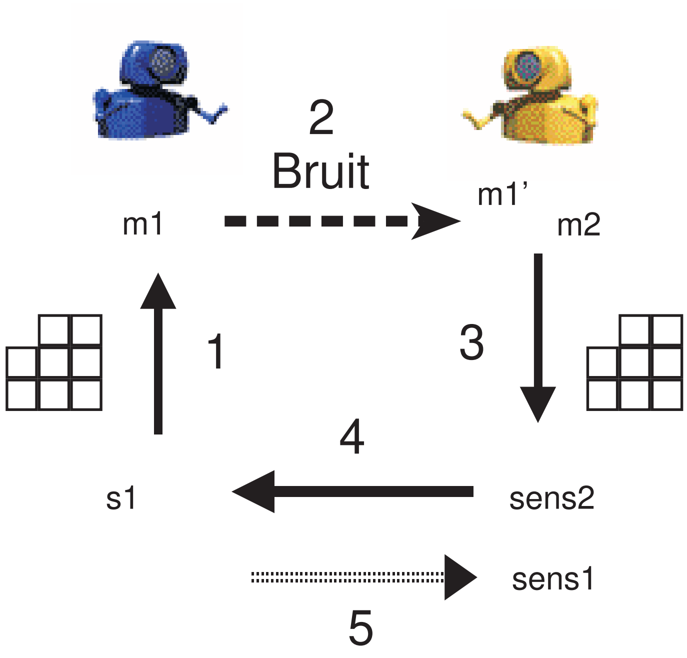

FIG. 4.2 – *Modèle 3.1: Interaction avec mémoire associative en présence de bruit*

Déroulement

L'interaction a lieu de la manière suivante :

1. Comme dans le chapitre précédent, le locuteur choisit un sens s_1 au

hasard parmi les sens possibles et le code en un mot m_1. S'il ne possède pas de mot pour ce sens, il en crée un systématiquement.

2. Le mot m_1, transmis du locuteur à l'interlocuteur, subit une altération sous l'effet du bruit. Il devient alors le mot m_1'.
3. L'interlocuteur sélectionne toutes les associations contenant un mot proche de m_1' (à une distance dans l'espace des formes inférieure à B). S'il n'a pas d'associations avec ce mot, il crée une association nouvelle entre $m_2 = m_1'$ et le sens $s_2 = s_1$) indiqué par le locuteur. Sinon, l'interlocuteur choisit l'association (m_2, s_2) qui a le plus grand score parmi celles sélectionnées.
4. Il indique le sens s_2 trouvé au locuteur. Si le sens est le même que s_1 (celui désigné par le locuteur), le jeu est un succès.

Adaptation

En cas de succès, l'interlocuteur augmente d'une unité $+\delta$ le score de l'association (m_2, s_2) utilisée et effectue une inhibition latérale en diminuant d'une unité $-\delta$ le score des associations en compétition (synonymes et homonymes).

En cas d'échec, l'interlocuteur diminue d'une unité $-\delta$ le score de l'association (m_2, s_2) qu'il a utilisée. Le locuteur lui communique le sens s_1 qu'il désignait et l'interlocuteur augmente d'une unité $+\delta$ le score de l'association (m_2, s_1). Si cette association n'était pas présente dans son lexique, il la crée. Nous prendrons dans toutes les expériences $\delta = 1$.

4.2 Dynamiques

4.2.1 Succès expérimental

> It's a damned poor thing mind that can only think of one way to spell a word.
>
> Mark Twain.

La principale différence de ce nouveau modèle par rapport à celui du chapitre précédent est que la cohérence interindividuelle ne va plus être atteinte. Les agents n'ont plus de moyen simple leur permettant de partager exactement un même ensemble de mots. Ils devront se contenter des mots s'approchant les uns des autres mais n'étant que très rarement identiques. En conséquence, les mesures de succès théorique ST, de cohérence en production C_p et de cohérence en interprétation C_I ne sont plus pertinentes car elle resteront systématiquement autour de valeurs très faibles. Nous introduisons donc une nouvelle mesure, le *succès expérimental* (SE), évalué directement au cours de l'expérience. A une fréquence d'échantillonnage fixée $1/T_e$, SE correspond au rapport du nombre de jeux ayant conduit à un succès sur le nombre de jeux joués. C'est une mesure globale[3].

$$SE = \frac{\text{Nombre de succès durant un échantillon } T_e}{T_e} \tag{4.1}$$

Exp 3.1.a ($N = 10$, $S = 5$, $D = B = 100$, F: $SE = 1$, $T_e = 250$, $SIM = 1$) La figure 4.3 montre l'évolution du succès expérimental pour 10 agents nommant 5 sens en présence d'un bruit de niveau $B = 100$. Les agents construisent dans cette évolution un système de communication efficace (plus de 90% de succès expérimental). Le mécanisme du modèle 3.1. permet donc l'auto-organisation lexicale en présence de bruit.

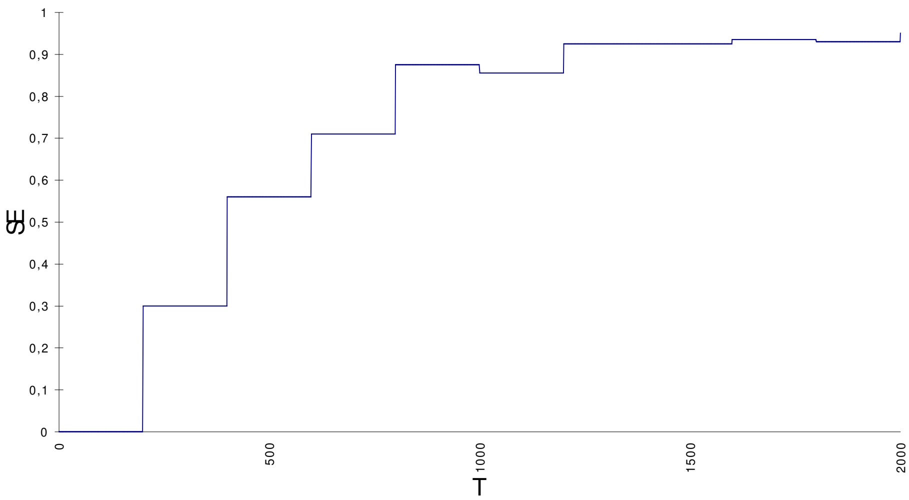

FIG. 4.3 – *Evolution du succès expérimental pour 10 agents nommant 5 sens en présence d'un bruit de niveau* $B = 100$ *(Exp 3.1.a)*

4.2.2 Distinctivité

Dans les expériences du chapitre précédent, en l'absence de bruit, les formes sélectionnées dans l'auto-organisation lexicale avaient des valeurs complètement arbitraires dans l'espace des formes. Cependant, nous avions déjà noté lorsque nous étudiions les dynamiques du consensus, au chapitre 2, que si

3. Il serait également possible de définir un succès expérimental par agent.

des mots d'inégale qualité étaient disponibles, les agents convergeraient naturellement vers les mots les meilleurs. Nous avions alors introduit les concepts d'optimisation collective et d'évaluation implicite des solutions, initialement utilisés par les éthologues dans la modélisation du fourragement des colonies de fourmis. Dans l'expérience que nous décrivons dans cette section, un "bon" mot est un mot que l'on ne confond pas avec un autre mot associé à un autre sens. Un bon lexique devrait associer à des sens différents des mots clairement distincts dans l'espace des formes.

La figure 4.4 montre l'évolution dans l'espace des formes des mots associés aux 5 sens de l'expérience de la figure 4.3 (Exp 3.1.a). Après des périodes d'ambiguïté, cinq régions dans l'espace des formes se distinguent. Comme nous l'avions déjà noté, les agents ne convergent pas vers un mot unique. En revanche, pour chaque sens, les mots associés sont proches les uns des autres. De plus, nous assistons à une assez bonne équirépartition de ces régions dans l'espace des formes.

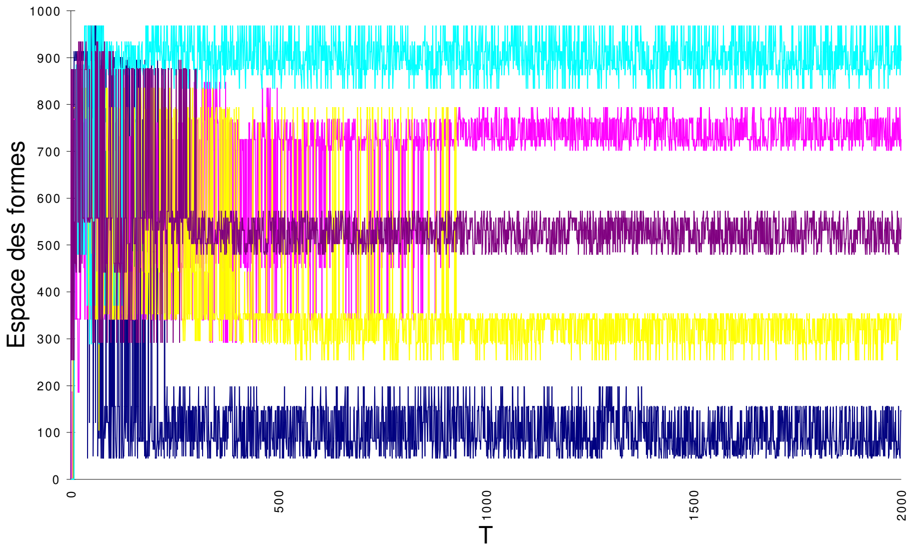

FIG. 4.4 – *Evolution dans l'espace des formes. Après une période d'ambiguïté, cinq régions de mots se distinguent (Exp 3.1.a).*

La figure 4.5 reprend les données de la figure 4.4, en ne montrant l'évolution que d'un mot moyen fictif, dont la valeur correspond à la moyenne des mots utilisées par les différents agents pour un sens donné. Nous voyons plus clairement sur ce graphe comment les dynamiques conduisent progressivement à une optimisation de la distinctivité relative des mots les uns par rapport aux autres en fonction de leur sens jusqu'à obtenir une solution compatible avec le niveau de bruit présent dans l'environnement.

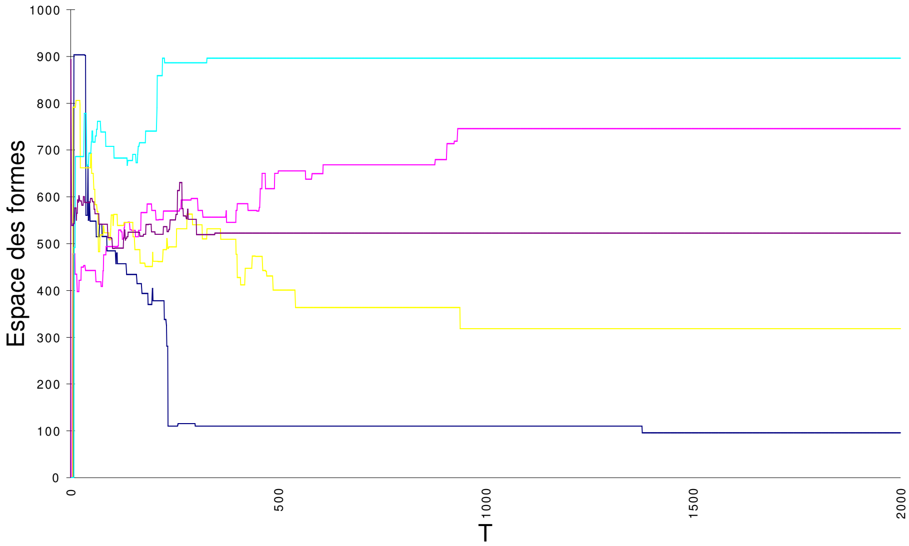

FIG. 4.5 – *Evolution des mots moyens. Les dynamiques tendent à optimiser la distinction entre les différents mots (Exp 3.1.a)*

Ces résultats sont par bien des aspects similaires à ceux observés par Bart de Boer [de Boer, 1997, De Boer, 1997, De Boer, 1999], dans ses expériences sur l'auto-organisation de systèmes phonétiques. De Boer montre comment les dynamiques collectives et le bruit amènent une population d'agents à converger vers un système phonétique où un ensemble de voyelles est optimalement réparti dans l'espace phonétique de façon à favoriser la *distinctivité* des unes par rapport aux autres. Les systèmes émergents ainsi obtenus se trouvent avoir une forte parenté avec les systèmes observés dans les langues naturelles.

4.2.3 Compromis entre distinctivité et robustesse

Modèle 3.2. Notre modélisation d'un mot s'est jusqu'à présent limitée à un simple entier. Afin d'observer des propriétés remarquables de l'auto-organisation lexicale en présence de bruit nous allons, dans cette section, complexifier quelque peu ce modèle. Les mots sont maintenant des chaînes numériques de taille variable. Chaque "caractère" de ces chaînes est un chiffre entre 1 et 9. Le bruit est modélisé par une probabilité de mutation P_m sur chaque caractère. Lorsqu'un caractère est muté, un autre caractère entre 1 et 9 est transmis de façon aléatoire à sa place.

Comme dans le modèle précédent, l'interlocuteur lorsqu'il entend une chaîne bruitée est capable de rechercher dans son lexique les chaînes qui lui sont proches. Nous définissons donc une distance entre chaînes D_c, proche de la distance de Hamming couramment utilisée en traitement du signal.

Soient deux mots w_1 et w_2, w_1 étant de longueur plus courte ou égale à celle de w_2. Soit $w_1(i)$ et $w_2(i)$, le i-ème caractère dans chacune de ces chaînes. Nous définissons D_c comme la somme des distances des caractères de ces deux chaînes à laquelle on ajoute 10 fois leur différence de longueur, $l_2 - l_1$:

$$D_c(w_1,w_2) = \sum_i \|w_1(i) - w_2(i)\| + 10.(l_2 - l_1) \tag{4.2}$$

Par exemple les chaînes 1-4-5-2 et 1-4-5-7-3 ont une distance de $5 + 10 = 15$. Chaque interlocuteur sélectionne dans son lexique toutes les associations dont les mots sont à une distance inférieure au seuil $D = B$.

Nous voyons, qu'avec ce mécanisme, les chaînes trop longues ou trop courtes sont naturellement moins adaptées. En effet, plus une chaîne est longue, plus sa probabilité d'être altérée lors d'une transmission est grande. Nous avons déjà constaté, au chapitre 2, que les mots à fort taux de mutation sont généralement écartés des lexiques émergents. Mais inversement plus une chaîne est courte, plus une altération a de chance de la faire confondre avec une autre. Un lexique ne contenant que des chaînes d'un seul caractère n'est dans cet environnement pas du tout efficace car chaque altération risque de faire passer un mot pour un autre. Il y a donc sans doute un *compromis entre le caractère robuste et la distinctivité des mots*, les mots simples étant robustes mais facilement confondables, les mots complexes étant bien distinguables mais peu robustes au bruit.

Exp 3.2.a ($N = 10$, $S = 20$, $D = 20$, $P_m = 0{,}1$, F : $T = 3500$, $SIM = 1$) La figure 4.6 montre l'évolution des mots moyens pour 10 agents nommant 20 sens. Comme les caractères utilisés ne contiennent pas le 0, nous pouvons toujours visualiser l'espace des formes comme un espace à une dimension. Dans cette représentation les valeurs de 1 à 9 représentent les mots à un caractère, de 11 à 99 les mots à deux caractères, etc. Une échelle logarithmique est donc appropriée, chaque nouvelle division correspondant à une nouvelle classe de mots. Nous voyons sur le graphe que comme attendu, le lexique s'auto-organise majoritairement vers un ensemble de mots de longueur intermédiaire.

Exp 3.2.b ($N = 10$, $S = 20$, $D = 20$, $P_m = 0{,}1$, F : $T = 5000$, $SIM = 100$). Nous avons répété 100 fois l'expérience 3.2.a et analysé la distribution des mots utilisés par les agents après 5000 jeux (nous avons observé expérimentalement qu'à ce stade les évolutions lexicales atteignaient un état stable

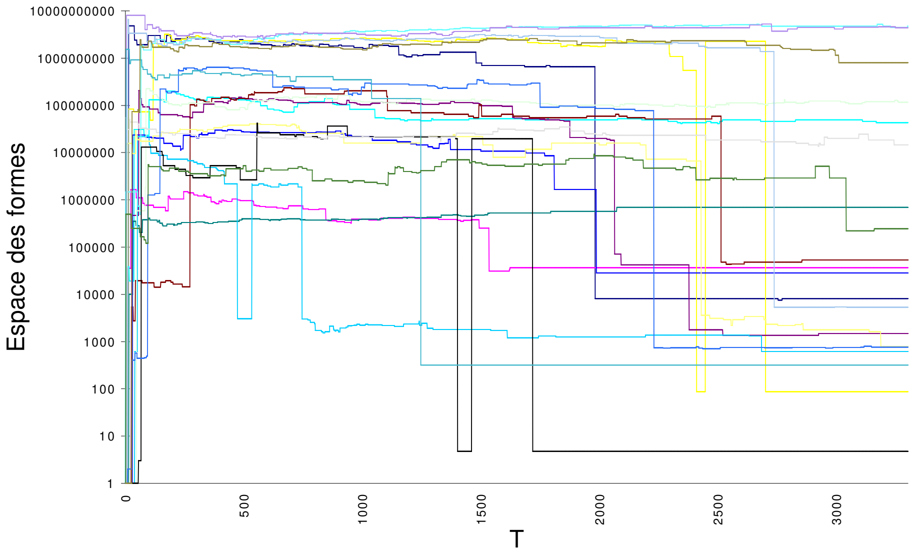

FIG. 4.6 – *Evolution des mots moyens pour 10 agents nommant 20 sens avec* P_m*=0 et* $D = 20$ *(Exp 3.2.a)*

comparable à celui représenté sur la figure 4.6). La distribution des résultats en fonction de la taille des mots est représentée figure 4.7. Un "pic" peut être observé autour des mots de taille 3. Les mots plus longs ou plus courts sont moins représentés dans le vocabulaire final.

Exp 3.2.c ($N = 10$, $S = 20$, $D = 5$, $P_m = 0{,}1$, F: $T = 5000$, $SIM = 100$). Les résultats d'une autre série d'expériences avec une tolérance au bruit D plus faible sont présentés figure 4.7. Le "pic" s'est déplacé vers les mots de taille 2. Comme la distance D est réduite, un nombre plus grand de mots courts peuvent être utilisés (la tolérance est encore suffisante par rapport au niveau de mutation P_m).

4.2.4 La dérive naturelle du lexique

Notre étude du modèle 3.1 a montré qu'en présence de bruit les agents convergent vers un système stable dans lequel des régions distinctes de mots correspondent à des sens distincts. Comme on le voit sur les figures 4.4 et 4.5 cette répartition en faisceaux n'évolue plus une fois qu'une solution stable est trouvée. Que se passe-t-il si l'on introduit maintenant un flux d'agents dans la population?

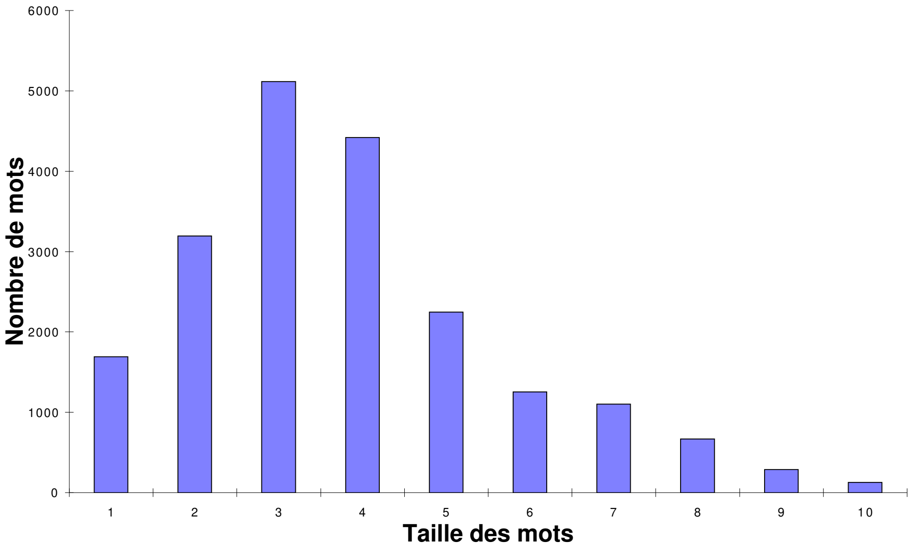

FIG. 4.7 – *Distribution des tailles des mots pour 100 simulations avec 10 agents nommant 20 objets et une distance de tolérance* $D = 20$ *(Exp 3.2.b)*

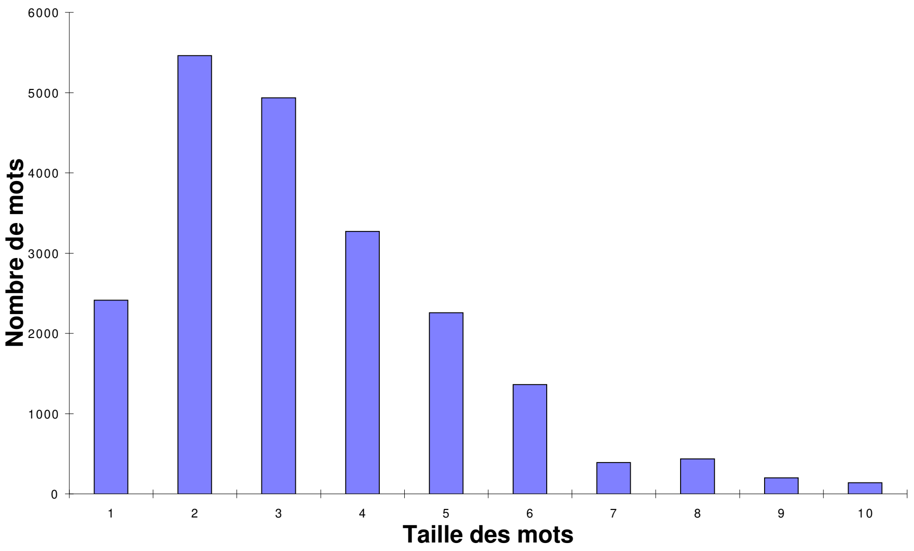

FIG. 4.8 – *Distribution des tailles des mots pour 100 simulations avec 10 agents nommant 20 objets et une distance de tolérance* $D = 5$ *(Exp 3.2.c)*

Exp 3.1.b ($N = 20$,$S = 2$,$D = B = 400$,$P_r = 0{,}01$, F: $T = 4000$ $SIM = 1$). L'évolution des formes moyennes en présence d'un flux d'agents $P_r = 0.01$ pour une population de 20 agents nommant 2 sens est représentée figure 4.9. Les centres des faisceaux évoluent spontanément au fur et à mesure que de nouveaux agents entrent dans le système. Nous désignerons ce phénomène par *dérive naturelle du lexique*.

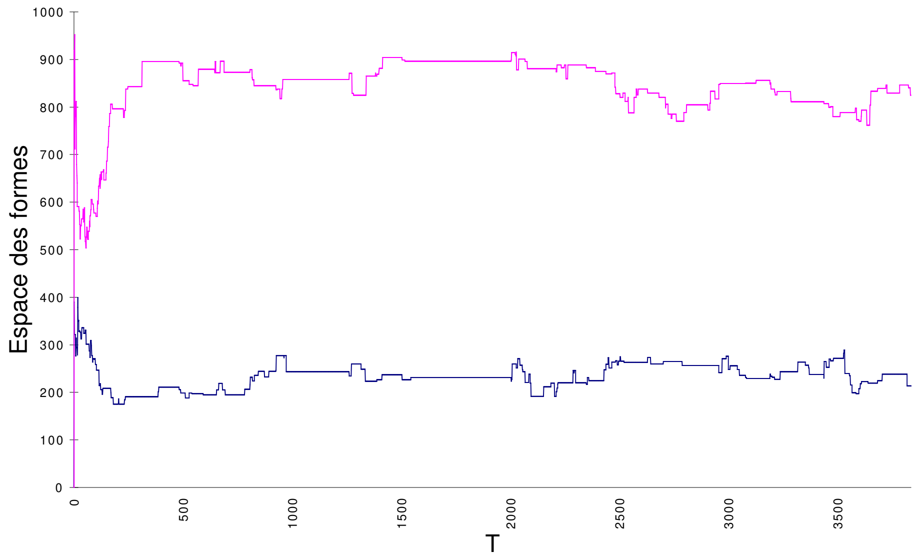

FIG. 4.9 – *Evolution des formes moyennes en présence d'un flux d'agents* $P_r = 0.01$ *pour une population de 20 agents nommants 2 sens et un niveau de bruit* $B = 400$. *Nous observons une évolution spontanée des régions lexicales qui s'apparente à une marche aléatoire*

Cet effet est facile à comprendre. Un nouvel agent entrant dans la population aura tendance à converger vers un mot appartenant à la région désignant le sens qu'il veut exprimer. Mais il ne convergera pas nécessairement vers le centre de cette région. Ainsi ce centre se déplacera au fur et à mesure que les agents arrivent ou quittent le système. Plus la tolérance des agents est grande, plus l'amplitude de la dérive peut être grande. Par certains aspects ce phénomène peut s'apparenter au vol groupé des oiseaux. L'arrivée d'un nouvel oiseau même s'il est suffisamment proche des autres oiseaux du vol, provoque une évolution globale de la direction de vol en l'influençant dans un sens ou dans l'autre.

Les régions de mots évoluent donc de façon spontanée sans raison fonctionnelle particulière. Ceci n'exclut cependant pas que des pressions extérieures s'appliquent et dirigent la dynamique dans une direction ou une autre. Ainsi un flux d'agents en provoquant une dérive naturelle du lexique peut permettre une réorganisation plus efficace s'il y a lieu.

Nous avons étudié ce phénomène dans le cadre d'une architecture plus complexe [Steels et Kaplan, 1998a, Kaplan, 1999b]. En comparant ces divers modèles, nous concluons que cette évolution spontanée lexicale, qui apparaît *sans spatialisation* et *sans raison fonctionnelle*, est observable lorsqu'un système, simple ou complexe, présente les caractéristiques suivantes : (1) Le système tend naturellement vers la cohérence mais (2) la présence de bruit force les agents à être tolérants lors de leur communication et de ce fait conduit à la présence de variations interindividuelles au sein de la population ; (3) un flux d'agents provoque alors une dérive des mots associés à un sens donné. Notons que le flux d'agents seul ne permet pas d'observer une évolution spontanée, comme nous l'avons vu dans les chapitres précédents. En dessous du flux critique le lexique est transmis culturellement sans modification, au-dessus de ce flux le lexique ne peut plus se former à cause de la trop grande instabilité de la population.

Partant de ces principes et de l'architecture décrite dans nos articles, deux chercheurs canadiens, Scott C. Stoness et Christopher Dircks ont construit un modèle qu'ils jugent plus réaliste car basé sur des réseaux de neurones [Dircks et Stoness, 1999, Stoness et Dircks, 1999] et sur un modèle phonétique plus sophistiqué. Leurs résultats, malgré des différences d'architecture importantes, sont qualitativement très proches : une évolution lexicale spontanée est observée en présence de bruit et d'un flux d'agents. S'il est une leçon que nous pouvons tirer de la comparaison de nos modèles avec le leur, c'est que les dynamiques collectives sont le facteur déterminant pour ce genre d'observation et que les détails d'implémentation peuvent souvent n'être que contingents.

4.3 Résumé

Nous avons dans ce chapitre observé une première série d'exemples des processus vertueux dus à la présence de bruit dans l'environnement. Nous ne nous sommes pour l'instant intéressés qu'au bruit s'appliquant lors de la transmission du mot entre les deux agents. D'autres types de bruit seront étudiés dans les chapitres ultérieurs. Nous résumons ici les principaux résultats obtenus :

- **Variations** : En présence de bruit lors de la transmission des formes linguistiques, les agents doivent être dotés d'un mécanisme leur permettant de retrouver la forme originelle associée à une forme bruitée. Ce mécanisme de tolérance introduit une *variation interindividuelle* au sein de la population. Une forme unique n'est plus systématiquement associée à un sens donné dans la population. Par contre, des faisceaux de formes distincts apparaissent. Les agents réussissent ainsi à atteindre un haut niveau de succès en communication alors qu'ils ne partagent pas les mêmes formes.

- **Distinctivité**: La présence de bruit lors de la transmission des formes linguistiques entre les deux agents conduit à une optimisation des faisceaux de formes utilisées. La première forme d'optimisation consiste à augmenter la distinctivité des faisceaux associés à des sens différents. On assiste ainsi à une progressive *équidistribution des faisceaux dans l'espace des formes.*
- **Compromis entre distinctivité et robustesse** : Dans le cas de mots de taille variable, un compromis s'établit entre des mots de petites tailles, résistants au bruit mais peu distincts, et des mots de grande taille, bien distinguables mais peu robustes au bruit. Les agents ont donc tendance à converger vers des mots de taille moyenne. Ce compromis entre la complexité ou l'expressivité et le caractère robuste d'une forme se retrouvera dans les chapitres suivants.
- **Dérive naturelle**: Enfin, en présence de bruit, lorsqu'un flux d'agents parcourt la population, nous assistons à une *dérive naturelle du lexique*. Les régions dans l'espace des formes correspondant à un sens donné subissent une évolution spontanée, non fonctionnelle. Cette exploration permanente de l'espace des formes peut conduire à une réorganisation plus efficace s'il y a lieu.

Chapitre 5

La catégorisation implicite

Lions and tigers as well as cats are commonly called "kitty" by two-year olds.

George Lakoff, *Women, Fire, and Dangerous Things* (1987)

Nous abordons pour la première fois dans ce chapitre le problème de la catégorisation dont nous continuerons l'étude dans les chapitres suivants. Nous montrons ici un mécanisme permettant la réalisation d'une forme de classification sans utiliser de catégories explicitement définies dans l'architecture des agents puisque ces derniers sont presque identiques à ceux étudiés dans les chapitres précédents. Notre étude de ces mécanismes nous amène à nouveau à constater un phénomène d'optimisation collective en présence d'un flux d'agents, conduisant cette fois-ci à une classification plus précise des sens à exprimer.

Jusqu'à présent nous ne nous sommes intéressés qu'aux mécanismes permettant à un groupe d'agents de s'accorder sur un ensemble d'associations entre des mots et des sens. Ces sens étaient modélisés par de simples entiers et étaient partagés et non ambigus pour tous les agents. Nous avons éludé jusqu'à présent un phénomène pourtant fondamental : la catégorisation.

Les rapports complexes entre la formation des catégories et la construction du lexique sont au centre de bien des études en sciences cognitives, linguistiques et philosophie (voir en particulier [Lakoff, 1987]). Une grande majorité des modèles proposés ont la structure suivante (voir schéma 5.1): un objet réel est dans un premier temps analysé au moyen d'une catégorie à laquelle le lexique, dans un deuxième temps, associe un nom.

En d'autres termes, un triangle vu par un observateur est catégorisé par le concept [1] [triangle] auquel est associé la série de sons "triangle". Il nous faut cependant noter que le concept [triangle] n'est jamais observable directement.

1. Nous employons concept et catégorie de façon équivalente, un concept n'étant pour nous qu'une catégorie complexe.

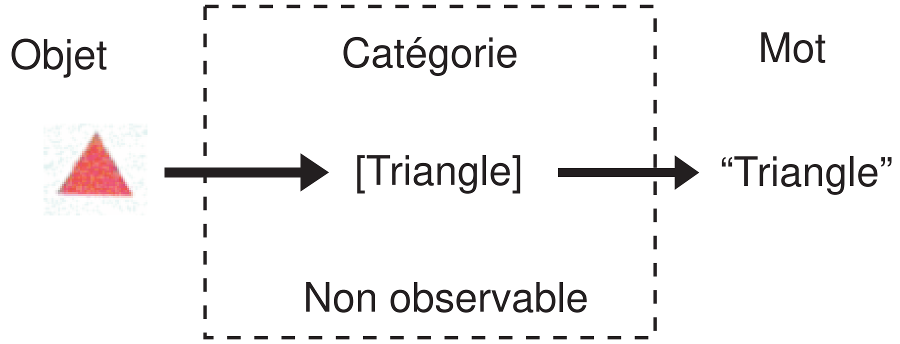

FIG. 5.1 – *Une architecture de catégorisation classique*

La seule chose qui est observable (et nous verrons que même ce point est à discuter) c'est la relation qu'il y a entre un objet du monde réel, le triangle, et la série de sons "triangle". Dans ces conditions, nous sommes autorisés à imaginer d'autres manières d'expliquer cette association sans nécessairement suivre l'architecture du schéma 5.1. Notre objectif dans ce chapitre n'est pas de rejeter cette architecture, nous l'explorons d'ailleurs dans les chapitres suivants, mais de montrer qu'un autre phénomène, qui ne suppose pas la présence de catégories peut lui aussi être responsable de la complexité qui lie l'association d'un mot à un objet du monde réel.

Certains mots ne s'appliquent que pour des objets bien particuliers. Pensez au mot "outils" par exemple. Certains objets sont des outils, d'autres non. Si l'on s'en tient au schéma 5.1, cette complexité est due à la complexité du concept [outil] sous-jacent. Mais ce concept semble bien difficile à définir. Le problème des mots comme "outils" a été analysé pour la première fois en 1953 par Ludwig Wittgenstein dans ses *Investigations Philosophiques* [Wittgenstein, 1953]. Il cite l'exemple, aujourd'hui devenu archétypique, du mot "jeu". Comment définir ce qu'est un jeu? Certains jeux se jouent seuls, d'autres à plusieurs, certains à l'intérieur, d'autres à l'extérieur, dans certains il y a un gagnant dans d'autres pas. Beaucoup de jeux sont analogues les uns aux autres sans pour autant être semblables à l'ensemble des jeux. Wittgenstein introduit la notion de *ressemblance familiale*. Pour être appelée un jeu, une chose doit être par certains aspects analogues à une autre chose déjà appelée jeu.

Wittgenstein note aussi que, dans certains cas, parmi les choses désignées par le même nom, certaines sont plus centrales que d'autres, plus représentatives. Les expériences de la psychologue américaine Eleanor Rosch montrent par exemple que certains oiseaux sont vus comme représentatifs de la classe des oiseaux, le rouge-gorge, l'hirondelle, alors que d'autres sont considérés comme simplement des membres périphériques, le pingouin, l'autruche (voir également le chapitre "Bad birds and better birds" du livre *Words in the Mind* de la linguiste britannique Jean Aitchison [Aitchison, 1994]).

Plusieurs architectures ont été proposées pour rendre compte de ces phénomènes. Souvent il s'agit d'un système de catégories rendu plus complexe en introduisant par exemple la notion d'appartenance floue à une catégorie. Nous nous proposons de montrer que ces phénomènes peuvent être expliqués par un autre mécanisme.

Or, ce mécanisme, nous le connaissons puisque c'est simplement le lexique, ou plus précisément la mémoire associative dont chacun de nos agents est doté. L'idée est qu'une partie de la complexité qui amène un ensemble d'objets à être désigné par un nom commun réside dans la complexité des associations entre les catégories et les mots qui les désignent.

Dans le modèle que nous présentons dans ce chapitre[2], les agents, lorsqu'ils n'ont pas de mot pour décrire un sens donné, utilisent le mot qui désigne un sens proche selon une distance que nous allons définir. Nous pourrions dire qu'un enfant qui commence à appeler "chien" tous les animaux qu'il rencontre ne procède pas autrement.

Ainsi, avec ce modèle, dans les lexiques auto-organisés émergents plusieurs sens seront désignés par un nom commun. Pour un observateur extérieur, ces objets appartiendront donc à une même classe ou catégorie. Or, cette catégorie n'est nulle part explicitée dans les structures internes de l'agent, qui est tout simplement dépourvu de tout système de catégories complexes. Nous assistons à une *catégorisation implicite* par le lexique.

5.1 Description du modèle

Modèle 4.1. Nous décrivons ici le modèle qui nous sert de base dans ce chapitre.

5.1.1 Environnement

Un sens est désormais un point (x,y) dans un espace à 2 dimensions (comme sur la figure 5.3). Un tel espace peut être interprété comme un *espace conceptuel* au sens de Peter Gardenfors [Gardenfors, 1997]. La distribution n'est pas complètement aléatoire, les sens étant organisés en plusieurs groupes spatiaux de façon à ce qu'une catégorisation pertinente soit possible. Bien sûr les agents n'ont aucune information concernant l'appartenance d'un sens

2. La première présentation de ce mécanisme est décrite dans l'article "*A new approach to class formation in multi-agent simulations of language evolution*" [Kaplan, 1998a].

à l'un de ces groupes. En revanche, les sens restent toujours partagés, dans la mesure où chaque agent peut connaître sans ambiguïté les coordonnées de chaque sens.

Les mots, quant à eux, sont toujours des entiers et, contrairement au chapitre précédent, la transmission est supposée sans bruit entre le locuteur et l'interlocuteur.

5.1.2 Agent

Chaque agent est doté, comme dans les chapitres précédents, d'une mémoire associative. Par ailleurs, chaque agent est capable d'évaluer la distance entre deux sens. Cette distance est dans notre modèle simplement la distance euclidienne, même dans un espace conceptuel plus complexe tout autre type de distance plus appropriée est convenable. Cette distance est utilisée lorsque l'agent n'a pas de mot pour décrire un sens donné. Dans ce cas, il peut au lieu de créer un nouveau mot, utiliser un mot déjà existant associé au sens le plus proche selon la distance dans l'espace conceptuel.

Ce mécanisme n'est efficace que quand les agents ont déjà un nombre suffisant de mots. Nous introduisons donc un paramètre M_{min} qui fixe le nombre minimal de mots nécessaires pour commencer à utiliser le mécanisme de recrutement.

5.1.3 Interaction

Déroulement

Le déroulement de l'interaction est proche de ceux que nous avons étudiés dans les chapitres précédents, à plusieurs détails près. D'abord le mécanisme de création de mots est plus complexe puisqu'il autorise le recrutement de mots déjà existants. Ensuite, le succès du jeu a lieu dans des conditions différentes. En effet, le mécanisme que nous étudions dans ce chapitre utilise la présence de synonymes stables dans les lexiques émergents. Or, les modèles que nous avons étudiés dans les chapitres précédents sont construits, au contraire, pour que les synonymes soient systématiquement supprimés, conduisant ainsi à des systèmes de communication efficaces où un sens est codé dans un mot et un mot est décodé en un sens.

Nous avons donc changé le but du jeu. Le jeu est un succès si l'interlocuteur reconnaît que le mot utilisé par le locuteur est un mot compatible avec le sujet de l'interaction. Ce sujet est indiqué par le locuteur par voie non linguistique. Ainsi deux mots ayant le même sens peuvent coexister.

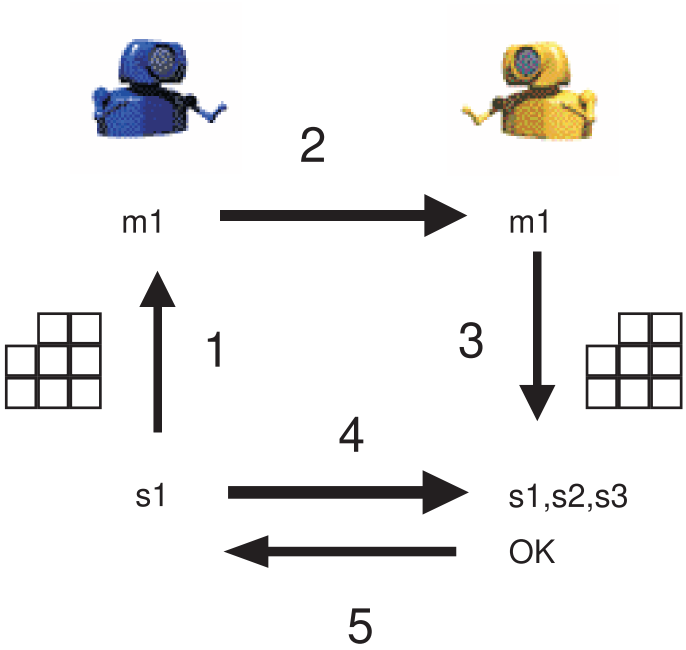

FIG. 5.2 – *Modèle 4.1: Interaction avec mémoire associative et recrutement de mots*

L'interaction a donc lieu de la manière suivante :

1. Le locuteur choisit un sens s_1 au hasard parmi les sens possibles et le code en un mot m_1. S'il ne possède pas de mot pour ce sens, soit il en crée un nouveau s'il possède moins de M_{min} mots, soit il recrute un mot existant ayant le sens le plus proche du sens à exprimer.
2. Le mot m_1 est transmis sans altération du locuteur à l'interlocuteur.
3. L'interlocuteur sélectionne toutes les associations contenant le mot $m1$.
4. Le locuteur indique le sens s_1 exprimé et l'interlocuteur vérifie qu'il possède l'association ($m1$,$s1$).
5. Si c'est le cas il indique au locuteur que le jeu est un succès.

Adaptation

En cas de succès, locuteur et interlocuteur augmentent d'une unité le score de l'association (m_1, s_1) utilisée.

En cas d'échec, l'interlocuteur ajoute l'association (m_1, s_1) à son lexique et le locuteur diminie le score de l'association qu'il a utilisée.

5.2 Dynamiques

5.2.1 Mesures et visualisations

Exp 4.1.a ($N = 20$, $S = 30$ (C1,C2,C3), $M = 5$, $M_{min} = 3$, F : $T = 10000$, $SIM = 1$) Considérons une population de 20 agents voulant nommer 30 sens. Les sens sont regroupés en trois groupes comme sur la figure 5.3 (C1 groupe 9 sens, C2 groupe 8 sens, C3 groupe 13 sens).

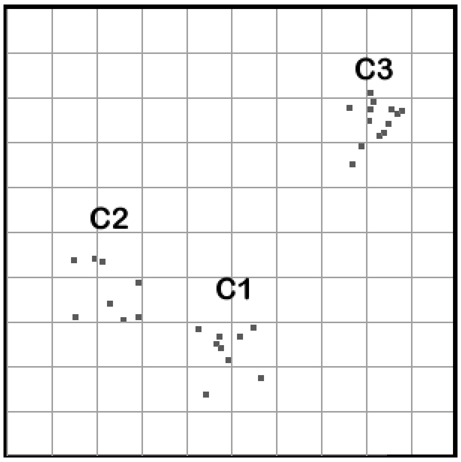

FIG. 5.3 – *Distribution spatiale des sens*

Dans cette expérience, nous limitons le nombre de mots possibles à 5. Figure 5.4 montre une évolution typique du succès expérimental pour les premiers 10000 jeux[3] . Le succès atteint sa valeur maximale, ce qui veut dire que les agents peuvent se comprendre complètement les uns les autres.

Matrice de codage

Nous pouvons calculer la matrice de codage (voir Chapitre 2) de la population après 10000 jeux. Nous voyons sur le tableau suivant que W1 caractérise les sens de C1, W2 et W5 les sens de C2 et W3 et W4 les sens de C3. Nous voyons également que certains sens semblent centraux au sein de leur catégorie. Par exemple, parmi les sens désignés par W5, le sens 13 semble le plus représentatif car tous les agents s'accordent à l'appeler de la même manière. Mais l'appartenance progressive aux catégories reste difficile à observer sur cette table. Nous avons donc défini une représentation graphique particulière dans ce but.

3. Nous ne pouvons pas utiliser le succès théorique car la définition du succès est différente pour ce jeu.

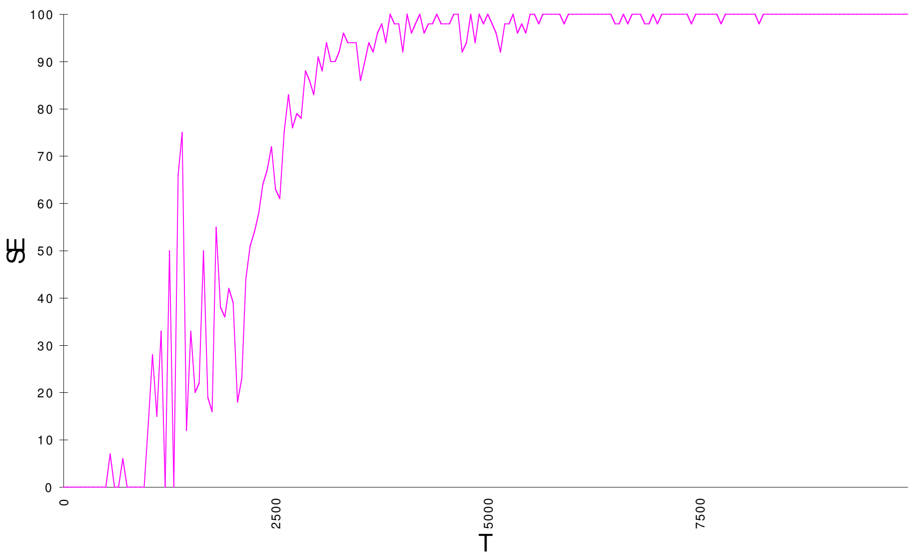

FIG. 5.4 – *Evolution du succès expérimental (Exp 4.1.a)*

Matrice de codage après 10000 jeux (Exp 4.1.a)

Cluster	Referent	W1	W 2	W3	W4	W5
C1	sens1	1.00				
C1	sens2	1.00				
C1	sens3	1.00				
C1	sens4	1.00				
C1	sens5	1.00				
C1	sens6	1.00				
C1	sens7	1.00				
C1	sens8	1.00				
C1	sens9	1.00				
C2	sens10		0.46			0.54
C2	sens11		0.17			0.83
C2	sens12		0.96			0.04
C2	sens13					1.00
C2	sens14		0.27			0.73
C2	sens15		0.17			0.83
C2	sens16		0.98			0.02
C2	sens17		1.00			
C3	sens18				1.00	
C3	sens19				1.00	
C3	sens20				1.00	
C3	sens21			0.22	0.78	
C3	sens22				1.00	
C3	sens23				1.00	
C3	sens24				1.00	
C3	sens25				1.00	
C3	sens26			1.00		
C3	sens27			1.00		
C3	sens28			0.33	0.67	
C3	sens29			1.00		
C3	sens30			1.00		

Représentation graphique d'une classification

Une représentation graphique a été conçue pour fournir une évaluation visuelle de la correspondance entre la classification globale issue du phénomène de lexicalisation et la distribution spatiale des sens. Quand le lexique global est représenté par un tableau, comme celui étudié précédemment, chaque catégorie (chaque mot W) est caractérisée par une liste de sens et de score lexical $m_{w,s}$ associés à chacun d'eux. Pour chaque catégorie, les trois quantités suivantes peuvent être calculées :

1. La masse :
$$Masse = \sum_{s=1}^{S_w} m_{w,s} \tag{5.1}$$
2. Le centre de gravité :
$$G \begin{pmatrix} x_g = \frac{1}{Masse}.\sum_{s=1}^{S_w} m_{w,s}.x_s \\ y_g = \frac{1}{Masse}.\sum_{s=1}^{S_w} m_{w,s}.y_s \end{pmatrix}$$
3. La distance quadratique moyenne depuis le centre de gravité :
$$D = \sqrt{\frac{1}{Masse}\sum_{s=1}^{S_w} m_{w,s}.distance(G,S)^2} \tag{5.2}$$

S_w: Nombre de sens dans la catégorie définie par le mot W, $m_{w,s}$: score lexical du sens s pour le mot W, et (x_s,y_s) : coordonnées de sens S.

G peut être vu comme le prototype idéal d'une catégorie et D mesure la précision du mot. Par exemple, une valeur élevée de D signifie que le mot est utilisé pour un grand nombre de sens. Pour chaque mot du lexique global un cercle de centre G et de rayon D est dessiné[4]. Le lexique que nous avons étudié en exemple est représenté sur la figure 5.5. Il montre une vue plus synthétique de la classification et illustre le point central et le degré d'appartenance pour chaque catégorie. Nous voyons ainsi que W2 et W5 ne sont pas des synonymes mais définissent deux sous-groupes de C2.

Qualité d'une classification

La représentation graphique que nous venons de présenter permet une comparaison graphique entre deux classifications. Mais cette comparaison reste subjective. Nous allons définir une mesure numérique permettant une évaluation systématique de la qualité d'une classification.

4. Ces cercles sont similaires à ceux utilisés dans les diagrammes de Voronoi présentés dans [Gardenfors et Holmqvist, 1994]

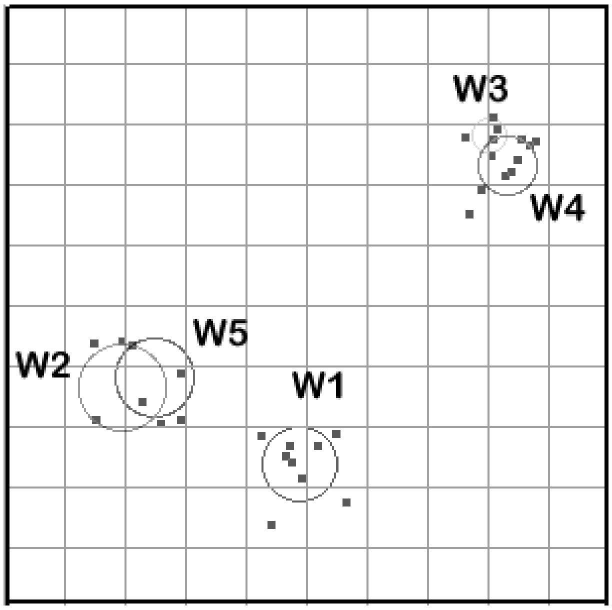

FIG. 5.5 – *Représentation graphique de la correspondance entre la classification collective et la distribution spatiale des sens (Exp 4.1.a)*

$$CQ = 1 - \frac{D_{mean}}{D_{total}} \tag{5.3}$$

$$D_{mean} = \frac{1}{Nw} \sum_{w=1}^{N_w} \sqrt{\frac{1}{M_w} \sum_{s=1}^{N_s} m_{w,s}.distance(G_w,S)^2} \tag{5.4}$$

$$D_{total} = \sqrt{\frac{1}{N_s} \sum_{s=1}^{N_s} distance(G,S)^2} \tag{5.5}$$

N_s: Nombre de sens, N_w: Nombre de mots, $m_{w,s}$: Score lexical de l'association s-w, M_w: Masse associée au mot w, G_w: centre de gravité associé au mot w, G: centre de gravité de l'ensemble des sens.

Le rayon moyen des cercles donne une idée de la précision de la classification. Si nous considérons deux classifications utilisant le même nombre de mots, la classification avec les rayons les plus petits est la plus pertinente. Pour la classification du lexique jusqu'à présent étudié $CQ = 1 - 0{,}17 = 0{,}83$.

5.2.2 Flux d'agents

Dans les expériences de cette section nous considérons toujours une population de 20 agents. Dans la première expérience le nombre de mots possible est limité à 5, dans la seconde il est illimité.

Nous considérons le cas d'un système ouvert où un flux constant d'agents traverse le système. La population garde toujours la même taille car à chaque fois qu'un agent rentre dans le système, un agent est supprimé aléatoirement. Comme à l'accoutumée, quand un agent entre dans le système, son lexique est vierge. Son entrée a donc deux effets :

1. C'est une source de nouveauté car l'agent créera peut-être de nouvelles associations entre des sens et des mots.
2. C'est une source de stabilisation car comme un nouvel agent interagit de façon équiprobable avec les autres agents, son lexique est une sorte de photo "instantanée" du lexique global de la population.

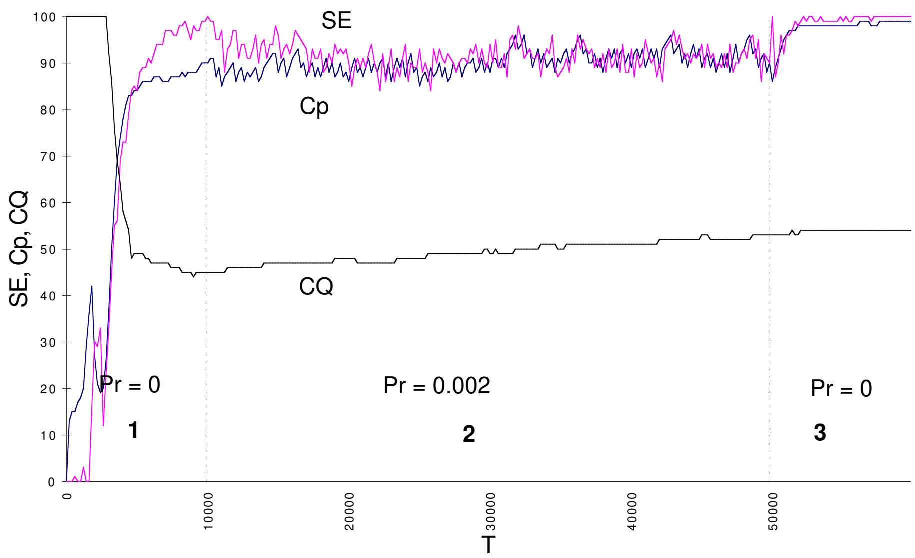

FIG. 5.6 – *Effet d'un flux d'agents sur le succès, la cohérence et la qualité de classification (Exp 4.1.b)*

Exp 4.1.b ($N = 20$, $S = 50$, $M = 5$, $M_{min} = 3$, F : $T = 60000$, $SIM = 1$) La figure 5.6 montre un exemple d'évolution du succès, de la cohérence et de la qualité de classification pour une population de 20 agents nommant 50 sens organisés en 5 groupes partiellement mêlés. La simulation est divisée en 3 parties :

1. Le système est initialement gardé fermé pour 10000 jeux. Le succès et la cohérence atteignent des valeurs élevées. Un lexique partagé émerge.
2. Après 10000 jeux, le système est ouvert et un agent est remplacé tous les 500 jeux pendant les 40000 jeux suivants. A chaque fois qu'un agent est changé, le succès et la cohérence tombent légèrement pour ensuite remonter. Le renouvellement régulier de la population peut être vu comme une série de perturbations agissant sur le lexique.
3. Après 50000 jeux le système est à nouveau fermé et le succès et la cohérence retrouve leur valeur de départ.

L'effet du flux d'agents sur la classification construite au jeu 10000 est très intéressant. La figure 5.7 est une comparaison de l'état de la classification globale au jeu 10000 et au jeu 60000.

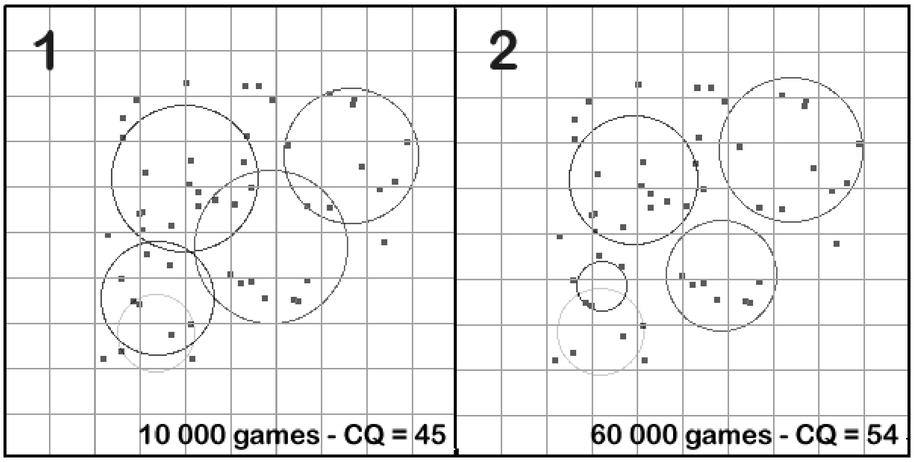

FIG. 5.7 – *Affinement de la classification grâce au flux d'agents dans le système (Exp 4.1.b)*

Si l'on se fie aux mesures de qualité de classification, la classification finale est significativement plus pertinente. La figure 5.6 montre que CQ s'accroît régulièrement au fur et à mesure que les agents rentrent et quittent le système. Quand de nouveaux agents apprennent ou réinventent le lexique, les associations peu pertinentes ont tendance à disparaître et petit à petit la classification devient plus précise.

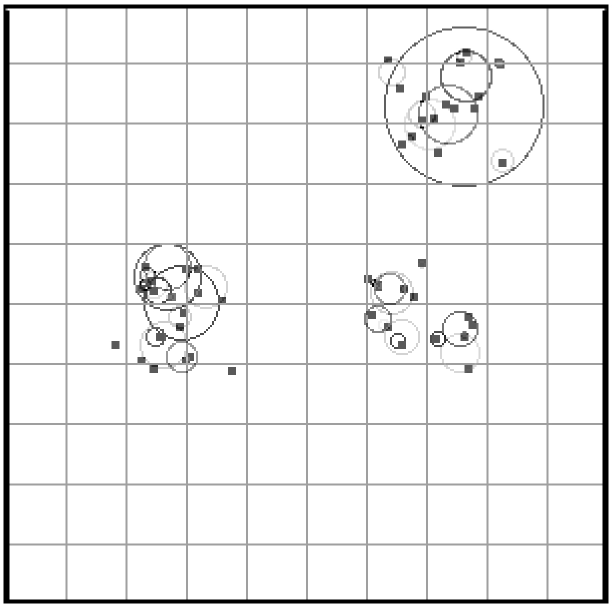

FIG. 5.8 – *Hiérarchie de groupements lexicaux (Exp 4.1.c)*

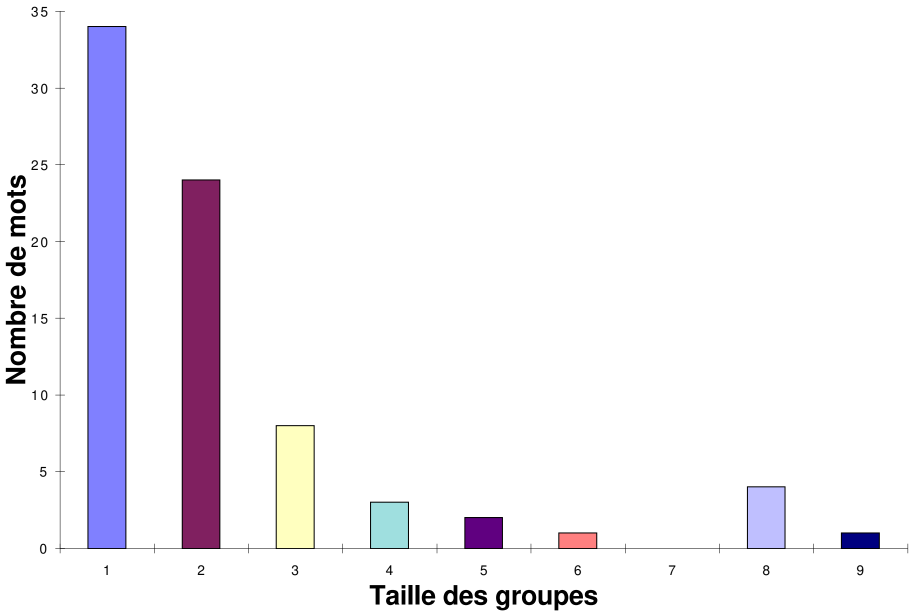

FIG. 5.9 – *Nombre de mots par taille de groupe dans le lexique final (Exp 4.1.c)*

5.2.3 Formation de taxonomies

Exp 4.1.c ($N = 20$, $S = 50$, $M = 10000$, $M_{min} = 10$, F : $T = 60000$, $SIM = 1$) Dans cette dernière partie, nous enlevons la contrainte sur le faible nombre de mots en fixant $M = 10000$ (condition beaucoup plus réaliste et allant dans le sens des conclusions des chapitres précédents). La figure 5.8 montre la classification construite par 20 agents nommant 50 sens. Le paramètre M_{min} est fixé à 10. 77 mots sont inventés. La figure 5.9 montre que la moitié est utilisée pour nommer des sens individuels et l'autre moitié pour des groupes de sens. Un sens est souvent associé à différents mots : son nom, le nom du petit groupe constitué par ses voisins, le nom de son groupe spatial, etc. Le lexique peut être vu comme une *taxonomie* qui classifie les sens en une hiérarchie de catégories.

5.3 Résumé

De ce premier chapitre abordant le problème de la catégorisation, nous pouvons tirer les conclusions suivantes :

- **Catégorisation implicite par le lexique** : Dans ce chapitre, nous avons vu comment une forme de classification collective peut être observée même en l'absence de catégories explicites dans l'architecture des agents. Il s'agit d'une *catégorisation implicite* par le lexique. Nous ne prétendons pas que ce mécanisme est suffisant pour rendre compte de l'ensemble du processus de catégorisation. Mais nous l'avons présenté à ce stade de notre étude pour insister sur le fait que même avec les architectures plus complexes que nous allons être amenés à étudier, cette catégorisation implicite purement lexicale est peut être toujours présente. Une partie de la complexité apparente dans l'émergence d'un système de catégories est éventuellement le fait de ce phénomène.
- **Optimisation collective** : Nous avons également dans ce chapitre constaté, une fois de plus, que la présence d'un flux d'agents dans le système entraînait une optimisation collective de la qualité des classifications émergentes.

Nous allons maintenant introduire un mécanisme explicite pour la construction des catégories.

Chapitre 6

La construction du sens

Nous ne savons rien, nous devinons.

Karl Popper

Dans ce chapitre charnière, nous introduisons un mécanisme de construction du sens pour les agents. Il s'agit pour eux d'identifier un objet d'une scène par rapport aux autres objets du contexte puis de coder cette discrimination en un mot afin que l'interlocuteur identifie à son tour le bon objet. Nous introduisons les principes de fonctionnement des mécanismes de notre modèle, en particulier la création d'un système complet de catégories discriminantes et la déduction du sens par hypothèse, et nous discutons le caractère inadapté des systèmes à base de prototypes pour cette tâche. Après avoir présenté notre modèle en détail et construit des mesures pour l'étude de ses dynamiques nous introduisons les nouvelles notions de convergence sémantique et polysémie résiduelle.

Un ami, qui vient d'emménager en couple avec sa compagne, me faisait part d'une difficulté pratique qu'il rencontre chaque matin au moment de prendre sa douche. Leur salle de bain est équipée d'un de ces nouveaux robinets que permettent de régler indépendamment la pression et la température de l'eau. Or chaque matin il manque de s'ébouillanter lorsqu'encore peu réveillé, il actionne le robinet pour faire couler l'eau sans prendre garde à la température à laquelle la douche est réglée. Lui et sa compagne ont en effet des habitudes assez différentes. Ce qu'elle considère comme étant une douche chaude correspond selon ses critères à une douche d'eau bouillante. Inversement, elle se fait régulièrement réveiller violemment par un jet d'eau glacée quand, étourdie elle aussi, elle oublie de régler la température de la douche.

L'idée de ce qu'est une température "confortable" semble varier de manière significative selon les gens. Quoi de plus personnel en effet que la sensation de chaud et de froid. Chacun a sa propre manière de "découper" l'échelle des températures. Malgré tout, plusieurs personnes peuvent s'accorder à dire qu'une pièce est trop "chaude", que l'air est "frais" ou que les pâtes sont "tièdes". Ceci veut dire qu'il y a derrière les termes "chaud", "froid", "tièdes" des catégories sous-jacentes suffisamment partagées pour permettre l'intercompréhension. Telle est la force de la langue. Tant bien même notre catégorisation d'un phénomène est strictement personnelle, potentiellement différente entre les personnes, la langue permet de s'accorder sur des mots pour désigner des notions partagées. Inversement la langue influence peut être aussi notre manière de catégoriser. Il est fort probable que si nous ne parlions pas, notre manière de concevoir le monde serait fort différente.

Pourrions-nous reproduire une telle dynamique dans nos agents ? Pourrions-nous concevoir des agents capables à la fois de catégoriser le monde qu'ils perçoivent de manière autonome et strictement personnelle et de s'accorder sur des mots pour parler de ces catégories *a priori* non partagées ?

Dans les chapitres précédents, les sujets des interactions étaient des éléments partagés que nous avons appelés "sens". Ces "sens" n'avaient aucune particularité remarquable, si ce n'est d'être différents les uns des autres. Il pouvait s'agir d'objets facilement distinguables par exemple. A partir de ce chapitre nous allons tenter de faire la même chose, mais de façon un peu plus réaliste, en modélisant un ensemble d'objets avec des caractéristiques particulières. Chaque agent pour nommer un objet devra d'abord lui associer une catégorie et c'est à cette catégorie que sera associée un nom. Inversement un agent entendant un nom pourra grâce à la catégorie qui lui sera associée identifier un objet.

Comment construire la catégorie associée à un mot donné ? Comme nous le notions au chapitre précédent, cette catégorie n'est pas directement observable par l'interlocuteur. Ce dernier devra donc *deviner* ce que le mot veut dire. Comment peut-il s'y prendre ?

Nous proposons dans ce chapitre un modèle simple pour la construction du sens des mots basé sur des principes de formulation d'*hypothèses sémantiques*. Une hypothèse sémantique correspond à l'association entre un mot entendu et une catégorie vraisemblable pour décrire le sujet de l'interaction. Une fois formulée, l'hypothèse sémantique est testée dans les interactions linguistiques qui suivent à la recherche de cas pouvant la réfuter. Si l'hypothèse est mise en défaut, une nouvelle hypothèse révisée est proposée puis mise à l'épreuve, et ainsi de suite. Ce mécanisme n'est pas sans rappeler la manière dont les théories scientifiques évoluent. Nous explorons ce parallélisme dans l'annexe à la fin de ce chapitre.

Le premier système a avoir proposé un mécanisme basé sur de tels principes était le *discrimination game* [Steels, 1997a]. Dans le présent chapitre, nous décrivons un système plus simple de façon à bien comprendre les dynamiques du fonctionnement des architectures de ce type.

6.1 Principes de fonctionnement

6.1.1 Les prototypes

Notre modèle se distingue de la plupart des modèles décrits dans la littérature par la manière dont les catégories sont créées et associées aux mots qui les désignent. La plupart des modèles sont basés sur la notion de *prototype* [Rosch, 1975].

Un prototype est un représentant caractéristique d'une classe d'objets. Si nous traitions de psychologie nous dirions que le prototype d'un "oiseau" serait un oiseau qui a des plumes, qui vole, un rouge-gorge par exemple, plutôt qu'une autruche ou qu'un pingouin. Ce serait un élément central, au sens où nous l'avons défini dans le chapitre précédent, de la classe "oiseau". Pour être exact, l'oiseau "prototypique" n'est pas forcément un oiseau qui existe. C'est, d'une certaine manière, une moyenne de tous les oiseaux existants, un modèle de l'oiseau type.

Comment pouvons-nous implémenter un système basé sur la notion de prototype? Considérons différents objets, chaque objet étant modélisé par n caractéristiques. Ces caractéristiques peuvent par exemple être les résultats de différents canaux perceptifs : la couleur, la taille, la température. Supposons qu'un objet soit choisi comme sujet d'une interaction linguistique. Le locuteur utilise un mot pour le désigner. Supposons que l'interlocuteur ne connaisse pas ce mot et qu'en conséquence le locuteur lui indique de façon extralinguistique de quel objet il s'agit. L'interlocuteur va alors créer une catégorie basée sur un prototype qui sera constituée par les caractéristiques perçues de l'objet. Plus tard il peut à nouveau entendre le même mot mais désignant un autre objet. Il semble raisonnable alors qu'il modifie sa catégorie-prototype en prenant par exemple la moyenne des caractéristiques du nouvel objet et de son prototype. Et ainsi du suite... Petit à petit l'agent pourrait ainsi se construire un prototype représentatif des objets nommés par un mot donné. Il procèderait ainsi par *inductions successives*. Lorsqu'il se trouve locuteur et qu'il veut nommer un objet, il regarde parmi ces catégories-prototypes si l'une d'elles est suffisamment proche de l'objet qu'il veut désigner et si c'est la cas utilise le mot correspondant.

Voici donc un système qui semble constituer une évolution pertinente des systèmes simples que nous considérions dans les chapitres précédents. Pourtant, nous avons opté pour un système différent. Nous allons expliquer pourquoi.

6.1.2 Des catégories pour discriminer et non pour reconnaître

> Dans tous les cas que nous venons d'examiner, ce qui détermine la valeur du mot, c'est le contexte. Le mot se trouve placé dans une ambiance qui en fixe chaque fois et momentanément la valeur. C'est le contexte qui, en dépit de toute la variété de sens dont le mot est susceptible, impose à ce dernier une valeur "singulière".
>
> J. Vendryes, *Le Langage: Introduction linguistique à l'histoire* (1921)

Un système basé sur des prototypes permet la constitution d'un vocabulaire adapté à nommer un ensemble d'objets. Des agents dotés d'un tel système sont adaptés à la *reconnaissance d'objets*. Mais les objets ne sont jamais observés tels quels. Ils apparaissent toujours dans un *contexte* donné, constitué en particulier par d'autres objets. L'interaction que nous étudions consiste pour un agent à désigner de façon linguistique un des objets de la scène à son interlocuteur. Plus que reconnaître l'objet et le nommer, il s'agit pour lui de le *discriminer* dans l'ensemble des autres objets présents dans le contexte. En effet, deux objets identiques peuvent être présents dans la scène. Comment dans ces conditions le locuteur pourrait-il nommer l'un ou l'autre de ces objets s'il n'est adapté que pour la reconnaissance des objets?

Nos agents doivent donc être dotés des catégories leur permettant de discriminer les objets, les uns par rapport aux autres. Les prototypes sont mal adaptés à une telle tâche. Une solution plus simple et plus élégante peut être envisagée. Imaginons donc un système où les catégories seraient des domaines de valeurs sur les canaux perceptifs d'un agent. Une catégorie serait par exemple l'ensemble des tailles comprises entre 50 et 100cm, nous la noterions de la manière suivante : [Taille 50,100]. Si le locuteur veut parler d'un grand objet de la scène et que cet objet est le seul qui soit dans cette gamme de taille, cette catégorie est donc discriminante. Il est alors possible pour l'agent d'utiliser le mot qu'il lui est associé pour tenter d'identifier le sujet de l'interaction.

Les mots dans cette perspective ne désignent plus le nom de l'objet mais une caractéristique discriminante de cet objet. Nous pourrions considérer qu'ils s'apparentent plus à des *adjectifs*[1]. Mais la différence entre un nom et un adjectif n'est pas si claire qu'on peut le penser, car un adjectif suffisamment précis ne pourrait s'appliquer qu'à une classe très réduite d'objets et être donc assimilable à un nom.

1. Pour des agents devant à la fois reconnaître des objets et les discriminer les uns par rapport aux autres, les deux approches, prototypes et catégories discriminantes, pourraient être avantageusement combinées.

6.1.3 La création des catégories

Avant de coupler le mécanisme de formation de catégories discriminantes à un système permettant de nommer ces catégories, nous allons décrire de façon plus précise son architecture, du reste très simple, et explorer quelques-unes de ses dynamiques.

Mécanismes

Modèle 5.1. Nous allons considérer que les agents ne perçoivent qu'une seule caractéristique des objets correspondant à un nombre entre 0 et 1. Il pourrait par exemple s'agir de la température de l'objet renormalisée par rapport à une température maximale et minimale. Si une scène comprend N_o objets, un agent percevra une liste de valeurs comprises entre 0 et 1. Par exemple (0.2, 0.4, 0.8). Dans cette liste, le locuteur choisit un élément comme étant le sujet de l'interaction. Les autres éléments constitueront alors le contexte.

L'agent possède au moment de l'interaction un ensemble de catégories $\mathcal{C}$. Chaque catégorie a la forme d'un domaine de valeurs entre 0 et 1. Pour discriminer le sujet de l'interaction par rapport à son contexte, il tente d'abord d'utiliser les catégories qu'il connaît déjà. Il obtient ainsi un ensemble $\mathcal{C}'$ de catégories discriminantes.

- Si $\mathcal{C}'$ n'est pas vide, plusieurs catégories sont possibles. Dans le modèle que nous décrivons dans cette section l'agent mesure le nombre de fois qu'il a utilisé une catégorie et utilise lorsqu'il a le choix la catégorie déjà la plus utilisée dans les interactions précédentes.
- Si aucune catégorie discriminante n'a été trouvée, l'agent en crée une nouvelle. A ce stade beaucoup de stratégies peuvent être envisagées. Nous allons en explorer quelques-unes dans ce chapitre et dans le suivant. L'une d'elles consiste à prendre l'intervalle correspondant aux demi-distances entre le sujet de l'interaction et ses plus proches voisins. Ainsi si l'objet o2 est le sujet (0.4) et les objets o1 (0.2) et o3 (0.8) le contexte, la catégorie créée serait [0.3,0.6].

Complétude d'un ensemble de catégories

Nous noterons O le nombre total d'objets présents dans l'environnement et O_c le nombre d'objets présents simultanément dans une scène.

Exp 5.1.a ($N = 1$, $O = 9$, $O_c = 3$, $SIM = 1$) Considérons un environnement pouvant contenir 9 objets différents dont les températures respectives s'échelonnent régulièrement de 0.1 à 0.9. Considérons dans un premier temps que ces objets sont toujours présenté trois par trois. La figure 6.1 montre l'évolution du nombre de catégories créées en fonction du temps. Nous voyons qu'au bout d'une centaine de discriminations, ce nombre se stabilise (ici à la valeur 19). Cet ensemble $\mathcal{C}$ de catégories permet de catégoriser l'ensemble des configurations possibles. Nous dirons que $\mathcal{C}$ est *complet* par rapport à l'environnement.

Notons que, dans cet exemple, l'ensemble complet $\mathcal{C}$ est loin d'être minimum. En effet 9 catégories centrées sur les valeurs de chacun des 9 objets du type [0.05, 0.15] [0.15, 0.25], etc. suffiraient à discriminer toutes les configurations possibles.

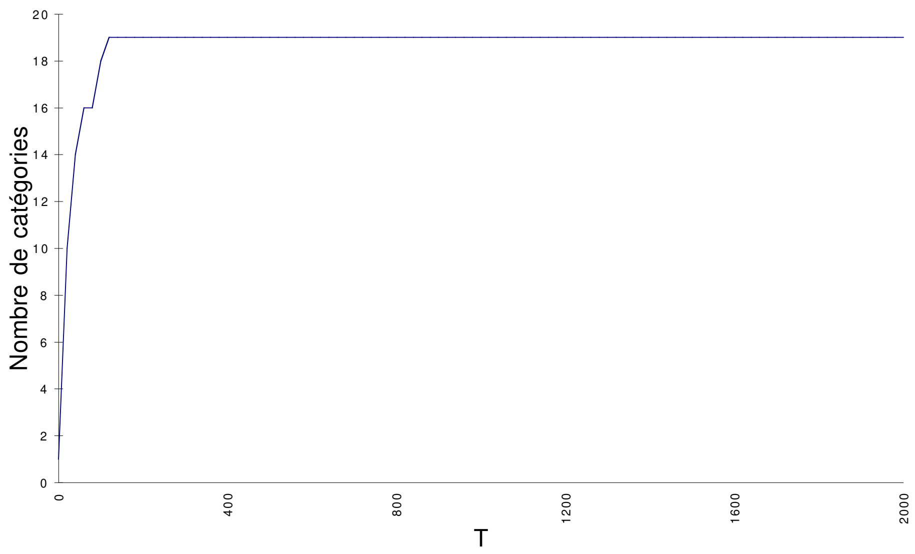

FIG. 6.1 – *Evolution du nombre de catégories créées par un agent discriminant les 9 objets en les comparant 3 par 3 (Exp 5.1.a)*

Catégories générales et catégories spécifiques

Si l'ensemble de catégories complet $\mathcal{C}$ n'est pas de taille minimum c'est parce qu'il contient des catégories plus générales que celles qui permettent la simple discrimination de chacun des objets. La figure 6.2 est le *graphe de recouvrement* des catégories de l'agent. Il montre chacune des 19 catégories créées par l'agent et indique, pour chacune d'elles, son utilisation. Nous voyons que l'agent a bien des catégories permettant d'identifier sans ambiguïté chacun des objets (catégories indiquées par un numéro) mais ce ne sont pas les plus utilisées. Les catégories les plus utilisées sont des catégories décrivant de larges domaines de valeurs qui correspondraient aux termes "chaud", "froid" et "tiède".

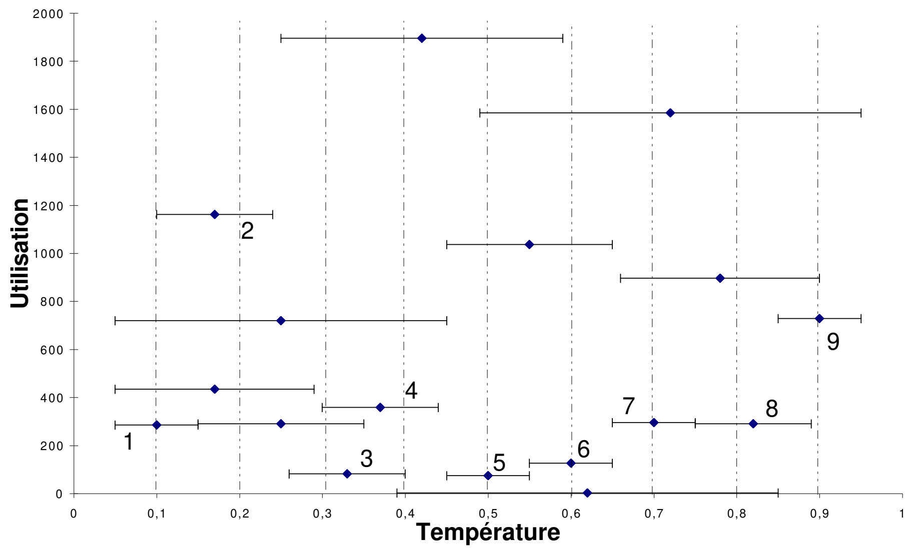

FIG. 6.2 – *Graphe de recouvrement des catégories. Les catégories discriminantes pour un unique objet sont indiquées par un numéro. Les autres sont des catégories plus générales (Exp 5.1.a)*

Les catégories de l'agent sont donc un mélange de catégories générales et de catégories spécifiques. Mais notons bien que les catégories générales ne sont, vis-à-vis des mécanismes de création de catégories, en rien différentes par rapport aux catégories spécifiques. A aucun moment n'intervient un mécanisme de généralisation par induction comme dans les cas des prototypes. Ces catégories sont toutes sur un "pied d'égalité".

Diversité interindividuelle

Exp 5.1.b ($N = 1$, $O = 9$, $O_c = 3$, $SIM = 1$) Avec de tels mécanismes, il existe bien des manières de construire un ensemble $\mathcal{C}$ de catégories complet. La figure 6.3 montre un autre graphe de recouvrement pour un autre agent ayant été exposé à un monde du même type que le précédent (9 objets, présentés 3 par 3). L'agent a créé 22 catégories, soit 3 de plus que l'agent précédent et ses catégories générales ne sont pas les mêmes.

Comment dans ces conditions les agents vont-ils pouvoir communiquer les uns avec les autres ? La réponse est simple : le mécanisme de création de catégorie est couplé avec le mécanisme d'association à des mots selon le principe de ce que nous appelons la *déduction du sens par hypothèse*.

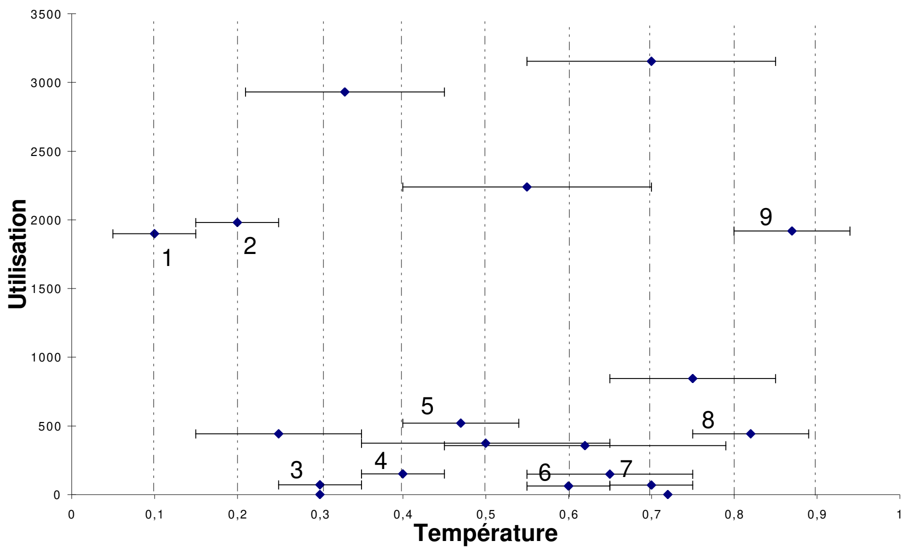

FIG. 6.3 – *Graphe de recouvrement des catégories d'un autre agent (Exp 5.1.b)*

6.1.4 La déduction du sens par hypothèse

Le mécanisme que nous proposons pour la construction des associations entre un mot et un sens n'est pas du type inductif, comme l'exemple que nous avions mentionné pour les systèmes à base de prototype. Dans notre modèle, les agents construisent le sens des mots par création et test d'hypothèse. Lorsqu'un nouveau mot est entendu, le locuteur indique à l'interlocuteur l'objet constituant le sujet de l'interaction. Grâce à cette indication non verbale, l'interlocuteur crée une association entre ce mot et un sens possible, autrement dit une catégorie discriminante pour ce sujet de ce contexte. Cette hypothèse sera testée dans les interactions ultérieures. Si dans un autre contexte, elle s'avère ne pas convenir - elle a par exemple amené l'interlocuteur à sélectionner un objet différent de celui choisi par le locuteur, ou s'est révélée trop générale, identifiant trop d'objets dans une scène, ou enfin trop particulière, ne permettant d'identifier aucun objet - une nouvelle association adaptée à cette nouvelle scène sera créée. Plusieurs hypothèses sont ainsi créées successivement au fil des interactions lorsque l'utilisation des hypothèses précédentes a conduit à un échec.

Notons à nouveau que ce mécanisme est bien différent d'un mécanisme basé sur une induction par prototype. Aucun mécanisme de généralisation ou de spécialisation n'est *explicitement* présent dans les agents. Certains mots ont des sens généraux, d'autres des sens particuliers mais tous sont créés par ce même mécanisme de déduction du sens par hypothèse.

Dans ce chapitre, le problème de la *convergence sémantique*, c'est-à-dire comment un ensemble de mots peuvent converger vers des sens similaires alors que ces sens ne peuvent être en aucun cas échangés directement par les agents, est abordé dans le cas particulier d'un unique canal sensoriel, comme c'était le cas pour notre exemple de la température. Dans le chapitre suivant, nous montrons que le même mécanisme de déduction du sens par hypothèse, permet également d'assurer la convergence dans le cas de canaux sensoriels multiples.

6.2 Description du modèle

Modèle 5.2. Après avoir introduit les principaux mécanismes qui vont être en œuvre dans notre modèle, nous en proposons une description précise.

6.2.1 Environnement

L'environnement tel qu'il est perçu par les agents est, dans ce chapitre, très simple. Comme dans la section précédente, les objets des scènes au sujet desquels les agents vont interagir sont perçus comme des nombres entre 0 et 1. Une scène de l'environnement a donc la structure d'une liste de nombre entre 0 et 1, par exemple (0.1, 0.2, 0.9). Il pourrait s'agir, comme nous le suggérions, de la mesure de la température de différents objets renormalisée par rapport aux extrema d'une échelle de température. Dans cette liste, le locuteur choisira un élément comme étant le sujet de l'interaction. Les autres éléments constitueront alors le contexte. Cette perception est supposée partagée, comme si les agents utilisaient les mêmes valeurs provenant des mesures effectuées avec un même thermomètre.

6.2.2 Agent

Chaque agent est maintenant doté de deux modules couplés structurellement : un module de conceptualisation et un module de verbalisation.

Module de conceptualisation

Le module de conceptualisation est constitué d'un ensemble de catégories construites par l'agent. Dans ce chapitre, une catégorie correspond simplement à un domaine de valeurs sur l'unique canal unidimensionnel dont disposent les agents. Par exemple, le domaine de température [0.2, 0.4] peut constituer une catégorie.

Le module de conceptualisation est utilisé de deux manières différentes. Il permet d'une part, étant donné une scène formée d'un élément sujet et de son contexte, de rechercher s'il existe parmi les catégories existantes une ou plusieurs permettant d'identifier sans ambiguïté le sujet par rapport à son contexte. Nous appellerons de telles catégories des catégories *discriminantes*. Pour la scène (0.1, 0.2, 0.9) ayant pour sujet l'élément correspondant à la valeur 0.1, la catégorie [0.0, 0.15] est une catégorie discriminante. Si une telle catégorie n'existe pas parmi les catégories de l'agent, l'agent peut créer une nouvelle catégorie qui sera discriminante pour cette scène. Plusieurs types de stratégies pour la création d'une catégorie discriminante peuvent être envisagés, nous les discuterons dans ce chapitre et dans le suivant. Lorsque cela n'est pas précisé le mécanisme de création utilisé est le même que celui décrit dans la section précédente (prendre l'intervalle correspondant aux demi-distances entre le sujet de l'interaction et ses plus proches voisins).

D'autre part, le module de conceptualisation permet, à l'inverse, étant donné une catégorie, de voir les éléments qu'elle discrimine dans une scène donnée. Si la catégorie identifie un seul élément de la scène c'est une catégorie discriminante et elle pourra être utilisée lors de la phase d'interprétation par l'interlocuteur.

Module de verbalisation

Le module de verbalisation correspond à la mémoire associative que nous avons étudiée dans les chapitres précédents. Il permet l'association entre les catégories créées par le module de conceptualisation et des mots toujours constitués par de simples entiers. Quand le locuteur veut désigner verbalement un élément, le module de conceptualisation fournit un ensemble de catégories discriminantes, a priori aussi bonnes les unes que les autres pour désigner l'élément. L'ensemble des associations correspondant à ces catégories est alors sélectionné par le module de verbalisation. L'association ayant le plus haut score est choisie et le mot correspondant est émis. Ce couplage entre les deux modules conduit au choix de la catégorie associée au mot s'étant montré le plus efficace pour communiquer dans les interactions précédentes.

Inversement, le locuteur utilise le module de verbalisation pour sélectionner toutes les catégories associées au mot émis. Le module de conceptualisation se chargera ensuite de filtrer les associations correspondant à des catégories non discriminantes pour cette scène. Parmi les associations restantes, l'association ayant le score le plus élevé est choisie, ce qui conduit à la désignation par l'interlocuteur d'un des éléments de la scène. Il existe donc un couplage fort entre ces deux modules.

6.2.3 Interaction

Déroulement

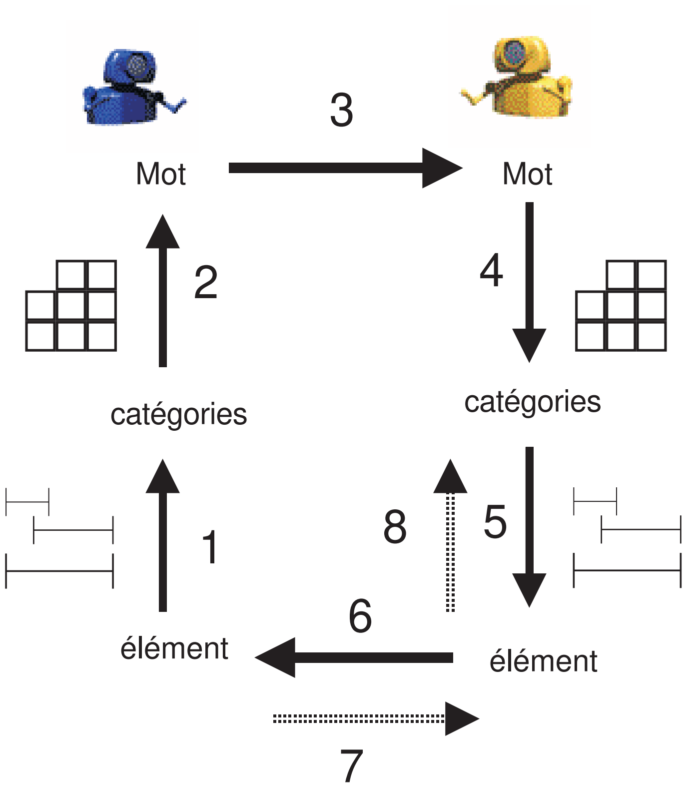

FIG. 6.4 – *Modèle 5.2 : Interaction avec catégorisation simple*

L'interaction a lieu de la manière suivante :

1. Le locuteur choisit un élément e_1 au hasard parmi les éléments possibles dans la scène, ce sera le sujet de l'interaction. Les autres éléments définissent le contexte. Le module de conceptualisation recherche parmi les catégories déjà construites par l'agent, l'ensemble des catégories discriminantes $\mathcal{C}_1$ pour ce sujet et ce contexte. Si aucune catégorie discriminante n'est trouvée, une nouvelle catégorie discriminante est créée par le module.
2. Le module de verbalisation recherche l'ensemble $\mathcal{A}_1$ des associations permettant de coder les catégories discriminantes en un mot. L'association ayant le plus grand score est choisie, et le mot correspondant m_1 est émis.

3. Le mot m_1 est transmis, sans bruit additionnel, du locuteur à l'interlocuteur. Nous avons donc m_2=m_1.
4. Le module de verbalisation de l'interlocuteur sélectionne toutes les associations $\mathcal{A}_2$ contenant le mot m_2, puis toutes les catégories $\mathcal{C}_2$ correspondantes. Si le mot est inconnu, le jeu est un échec et la phase d'adaptation a lieu.
5. Le module de conceptualisation de l'interlocuteur teste les catégories de $\mathcal{C}_2$ afin de filtrer celles qui ne sont discriminantes pour aucun des sujets possibles de la scène perçue et obtenir ainsi un sous-ensemble $\mathcal{C}'_2$. Le module de verbalisation est alors utilisé pour retrouver l'ensemble des associations correspondantes $\mathcal{A}'_2$ et choisir parmi celles-ci celle qui a le plus grand score. Une catégorie discriminante c_2 est ainsi sélectionnée et un élément e_2 est identifié.
6. L'interlocuteur indique l'élément e_2 choisi au locuteur, si $e_1 = e_2$ le jeu est un succès.

Adaptation

En cas de succès, l'interlocuteur augmente d'une unité le score de l'association (m_2, c_2) utilisée et diminue le score des associations avec lesquelles l'association gagnante était en compétition, c'est-à-dire les éléments de $\mathcal{A}'_2$. Le locuteur augmente d'une unité le score de l'association (m_1, c_1) et diminue le score des associations en compétition c'est-à-dire les éléments de $\mathcal{A}_1$.

En cas d'échec, le locuteur indique le sujet e_1 de l'interaction à l'interlocuteur (7). Ce dernier va tenter de corriger son erreur en faisant une nouvelle hypothèse sur le sens du mot m_2 (8). Son module de conceptualisation recherche parmi les catégories déjà construites, l'ensemble des catégories discriminantes $\mathcal{C}''_2$ pour le sujet e_1 dans ce contexte. Si cet ensemble n'est pas vide, autrement dit, si l'agent possède déjà des catégories qui auraient pu permettre de discriminer le sujet de son contexte sans ambiguïté, l'erreur est donc provenue uniquement de la mémoire associative de l'interlocuteur. Deux cas peuvent alors se présenter :

– Il existe au moins une association entre une de ces catégories et le mot m_2, autrement dit une association qui aurait pu permettre d'identifier le bon élément de la scène mais dont le score était inférieur à la meilleure association et qui en conséquence n'a pas été choisie. Dans ce cas le score de cette association (ou d'une de ces associations prise au hasard) est augmenté d'une unité.
– Il n'existe pas une telle association. Une nouvelle association est alors créée entre m_2 et une des catégories discriminantes de l'élément e_1.

Si l'ensemble $\mathcal{C}_2''$ est vide, c'est-à-dire qu'aucune des catégories déjà construites par l'agent n'aurait pu permettre d'identifier sans ambiguïté l'élément e_1, alors une telle catégorie est générée par le module de conceptualisation. Puis une association est créée dans le module de verbalisation entre cette nouvelle catégorie et le mot m_2.

6.3 Dynamiques

6.3.1 Mesures

Afin d'étudier les dynamiques de ce nouveau modèle, nous sommes conduits à définir de nouvelles mesures. Les mesures que nous avions définies aux chapitres précédents, en particulier le succès théorique ST et les cohérences en production C_p et en interprétation C_i, ne peuvent plus être utilisées en tant que telles. Nous commençons par introduire deux mesures assez intuitives : la *diversité lexicale* et la *diversité sémantique*.

Diversité lexicale et sémantique

Les mesures de diversité s'effectuent sur un échantillon T_e de jeux et consistent simplement à compter soit le nombre de mots différents, soit le nombre de sens différents durant cette période.

$$D_l = \text{Nombre de mots différents durant un échantillon } T_e \tag{6.1}$$

$$D_s = \text{Nombre de sens différents durant un échantillon } T_e \tag{6.2}$$

Cette mesure simple donne une idée générale de la complexité du lexique et du système de catégories utilisé par les agents. Mais ce qui nous intéresse vraiment c'est l'étude de la convergence sémantique, autrement dit comment le lexique amène peu à peu les agents à construire des catégories similaires. Il nous faut donc dans un premier temps définir une notion de *similarité entre catégories*.

Similarité sémantique

Une mesure de *similarité sémantique* est assez aisée à définir pour ce modèle simple de catégories. Le degré de similarité de deux catégories peut être assez naturellement défini comme la proportion qu'elles ont en commun dans l'espace conceptuel qui nous intéresse.

De façon plus formelle, soient deux catégories $[a_1,b_1]$ et $[a_2,b_2]$. Nous définissons la similarité sémantique de la façon suivante :

$$Sim([a_1,b_1],[a_2,b_2]) = \frac{max(0,(min(b_1,b_2)) - (max(a_1,a_2))}{max((b_1 - a_1),(b_2 - a_2))} \tag{6.3}$$

Avec cette définition nous avons:

$$Sim([a_1,b_1],[a_1,b_1]) = 1 \tag{6.4}$$

$$Sim([a_1,b_1],[a_2,b_2]) = Sim([a_2,b_2],[a_1,b_1]) \tag{6.5}$$

Voici quelques exemples de calcul de similarité pour divers couples de catégories :

$$Sim([0.1,0.2],[0.4,0.6]) = 0 \tag{6.6}$$

$$Sim([0.1,0.2],[0.1,0.3]) = 1/2 \tag{6.7}$$

$$Sim([0.1,0.2],[0.1,0.4]) = 1/3 \tag{6.8}$$

Matrice de décodage généralisée

Nous pouvons donc à présent définir une nouvelle version, plus générale, de la matrice de décodage, en tenant compte que les agents peuvent utiliser des catégories similaires et non plus des catégories exactement identiques. Rappelons que la matrice de décodage classique, telle qu'elle a été définie au chapitre 3, se calcule en comptant pour chaque mot le nombre d'agents qui les interprètent préférentiellement en chacun des sens. Dans cette nouvelle version, pour chaque agent, nous calculons pour chaque mot le sens s préféré de l'agent. Nous comparons ce sens aux différents sens s_i utilisés dans la population et incrémentons chacun de ces sens proportionnellement à sa similarité au sens s. Si par exemple l'agent1 associe au mot1 le sens [0.1,0.2], il sera noté dans le calcul de la matrice de décodage, une association de poids 1 entre ce mot et ce sens, mais également des associations de poids respectif 1/2 et 1/3 avec les sens [0.1,0.3] et [0.1,0.4] si ces derniers sont présents dans la population.

Une matrice de décodage généralisée pour 20 agents peut donc avoir la forme suivante[2] :

2. En pratique, les matrices de décodage sont bien plus complexes.

$\mathcal{D} =$

	[0.1, 0.2]	[0.1, 0.3]	[0.4, 0.6]
Mot1	16/20	12/20	0
Mot2	0	0	20/20

TAB. 6.1 – *Exemple de matrice de décodage généralisée pour une population de 20 agents*

Cohérence en interprétation généralisée

Etant donné notre nouvelle définition de la matrice de décodage, il est possible de reprendre, telle quelle, la définition de la cohérence en interprétation, introduite au chapitre 3. Nous calculons la cohérence pour un mot C_m, comme la valeur maximum de la ligne correspondant à ce mot. Pour obtenir la cohérence en interprétation C_i, nous faisons les moyennes de cohérences pour chaque mot présent dans la matrice codage (M_u: nombre de mots utilisés).

$$C_m(\mathcal{D},m) = max_s \mathcal{D}(s,m) \tag{6.9}$$

$$C_i(\mathcal{D}) = \frac{1}{M_u} \sum_m C_m(\mathcal{D},m) \tag{6.10}$$

Nous obtenons ainsi un indicateur intéressant pour mesurer la convergence sémantique. C_i mesure en effet à quel point les mots sont interprétés comme désignant des sens similaires par la population d'agents.

Nous pourrions également généraliser les mesures de cohérence en production C_p et de succès théorique ST, mais ceci semble moins pertinent avec notre modèle.

6.3.2 La convergence sémantique

Nous avons maintenant tous les outils pour pouvoir étudier le phénomène de convergence sémantique.

Exp 5.2.a ($N = 5$, $O = 9$, $O_c = 3$, T_e=500, F : $T = 50000$, $SIM = 1$) Soit donc 5 agents nommant 9 objets présentés 3 par 3. La figure 6.5 montre l'évolution du succès expérimental, de la cohérence en interprétation généralisée et des diversités lexicales et sémantiques. Premier constat, le succès expérimental approche les 100 % au bout de quelques milliers de jeux. Ceci signifie qu'à ce stade, les agents ont construit à la fois un système de catégories et un ensemble de mots partagés pour pouvoir désigner sans ambiguïté le sujet de l'interaction dans toutes les configurations qui peuvent se présenter.

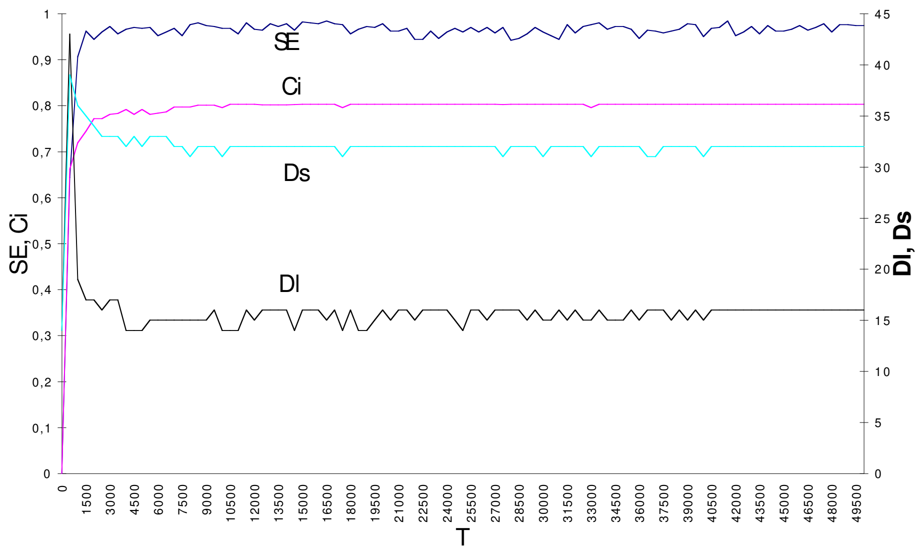

FIG. 6.5 – *Evolution du succès expérimental SE, de la cohérence en interprétation généralisée C_I et des diversités lexicale D_l et sémantique D_s pour 5 agents nommant 9 objets présentés 3 par 3. Echantillonnage tous les 500 jeux. (Exp 5.2.a)*

Les diversités lexicale et sémantique, calculées tous les 500 jeux, se stabilisent quand le succès atteint sa valeur maximum autour d'une trentaine de catégories exprimées par une quinzaine de mots. Ces catégories sont représentées sur le graphe de recouvrement de la figure 6.6. Cet ensemble de catégories est complet et comprend des catégories spécifiques et générales. Dans le contexte de cette expérience, il ne semble pas y avoir un avantage sélectif très marqué pour un niveau de spécificité donnée. Les catégories très spécifiques sont peu ambigües donc donnent lieu, plus facilement, à des succès mais elles ne sont utilisées que dans des cas bien particuliers. Les catégories plus générales sont plus ambiguës, risquant en conséquence de conduire à des échecs lors des jeux de langage mais elles s'appliquent dans un nombre plus grand de cas. Les deux effets semblent se contrebalancer : parmi les catégories les plus utilisées on trouve à la fois des catégories spécifiques et générales.

Mais la courbe qui nous intéresse le plus est l'évolution de la cohérence en interprétation. Celle-ci se stabilise autour de 80% après 10 000 jeux. Ceci veut dire que les mots utilisés ont des sens similaires pour les différents agents de la population, ce qui explique indirectement la stabilité du succès expérimental.

La figure 6.7 montre les probabilités d'interprétation des catégories associées au mot 375, telle qu'elles sont exprimées dans la matrice de décodage $\mathcal{D}$ après 50 000 jeux. Ce type de graphe consiste simplement en une repré-

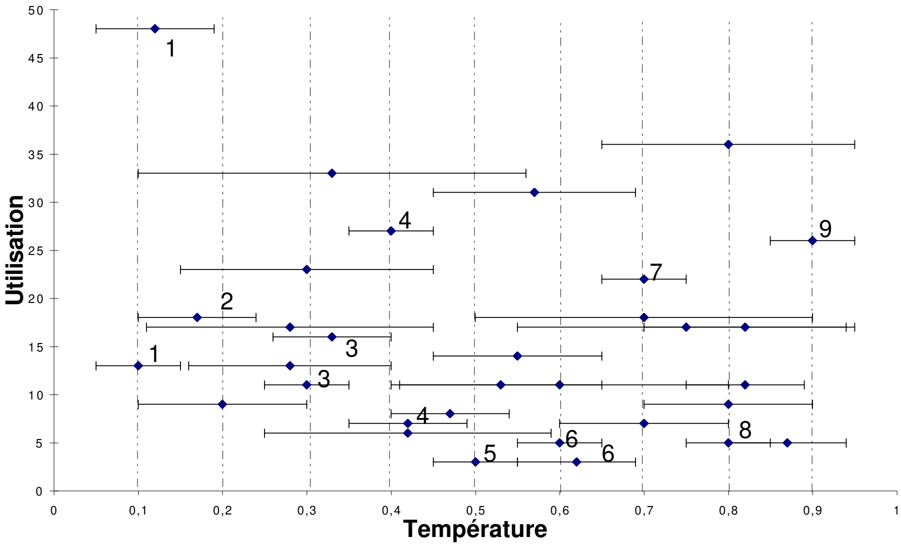

FIG. 6.6 – *Graphe de recouvrement des catégories utilisées dans les 500 derniers jeux (Exp 5.2.a)*

sentation plus parlante d'une des lignes de la matrice $\mathcal{D}$. Nous voyons que les agents associent majoritairement un sens général au mot 375, pouvant signifier quelque chose comme "objet brûlant". Mais plusieurs catégories ont des probabilités d'interprétation élevées. Ce sont des catégories très similaires à la catégorie dominante, correspondant à peu près au même domaine de valeurs. En conséquence il est difficile de trouver des cas où une des catégories est possible et pas l'autre.

6.3.3 Polysémie résiduelle

Dans l'expérience précédente, nous notons que la cohérence en interprétation atteint la valeur élevée de 80% mais qu' elle ne progresse plus, même si on laisse le système évoluer pendant une longue période. Nous désignons ce phénomène par le terme *polysémie résiduelle*. Nous le rencontrons pour la première fois dans ce chapitre, mais le discuterons à plusieurs reprises dans les chapitres qui suivent. Etant donné un monde d'une complexité donnée et un mode d'observation (dans notre cas 9 objets présentés 3 par 3), un certain degré de similarité dans les catégories associées aux mêmes mots est suffisant. Tant que les agents ne rencontrent pas de situations les conduisant à constater une ambiguïté entre leurs catégories, ils peuvent très bien se contenter de cette similarité partielle.

Comment réduire cette polysémie résiduelle? Simplement en mettant les

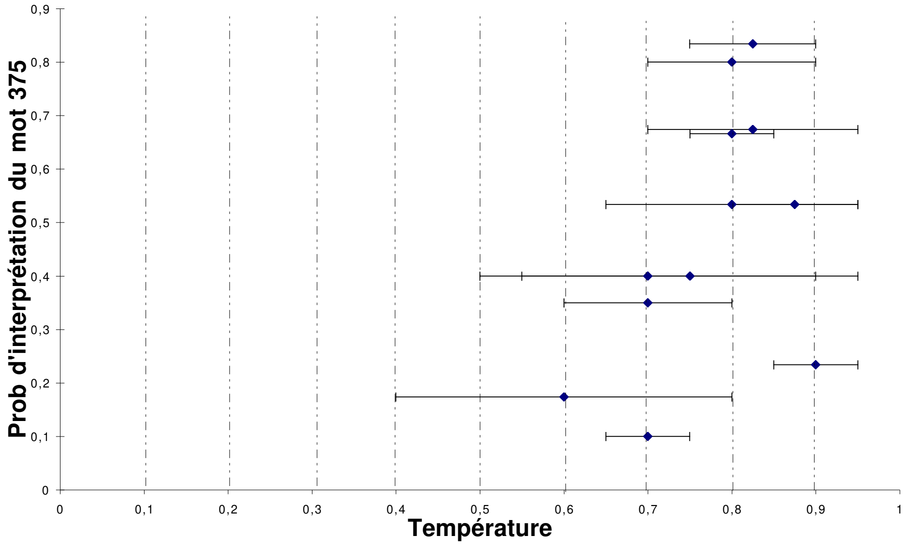

FIG. 6.7 – *Probabilité d'interprétation des catégories associées au mot 375 (Exp 5.2.a)*

agents en présence d'un monde ouvert où de nouveaux objets peuvent amener les agents à constater l'incohérence de leurs catégories.

Exp 5.2.b ($N = 5, O = 9, O_c = 3, T_e$=500, T_o=10000, F : $T = 50000$, $SIM = 1$) La figure 6.8 montre l'évolution du succès expérimental, de la cohérence en interprétation généralisée et des diversités lexicales et sémantiques pour 5 agents nommant 9 objets toujours présentés 3 par 3, mais cette fois les objets sont renouvelés régulièrement. Tous les T_o=10000 jeux, un objet est remplacé par un nouvel objet dont la température est tirée aléatoirement entre 0 et 1.

Nous constatons d'abord que le succès se maintient même en présence de flux. Nous voyons ensuite que chaque remplacement d'objet provoque dans un premier temps un accroissement du nombre de catégories et de mots utilisés. Mais sur le long terme, le nombre de catégories tend à diminuer passant d'une trentaine à une vingtaine. En parallèle, le nombre de mots augmente, mais faiblement. Comme nous l'attendions, les nouveaux objets mettent en lumière les incohérences de catégories apparemment similaires jusque-là. Deux catégories nommées jusqu'à présent de la même manière peuvent alors se voir assigner deux noms bien distincts (augmentation du nombre de mots) où l'une peut être abandonnée au profit de la catégorie qui est dejà la plus cohérente au sein de la population. Ainsi alors que de nouveaux objets sont introduits, la cohérence en interprétation augmente, signe que les agents construisent un lexique où chacun des mots désigne des

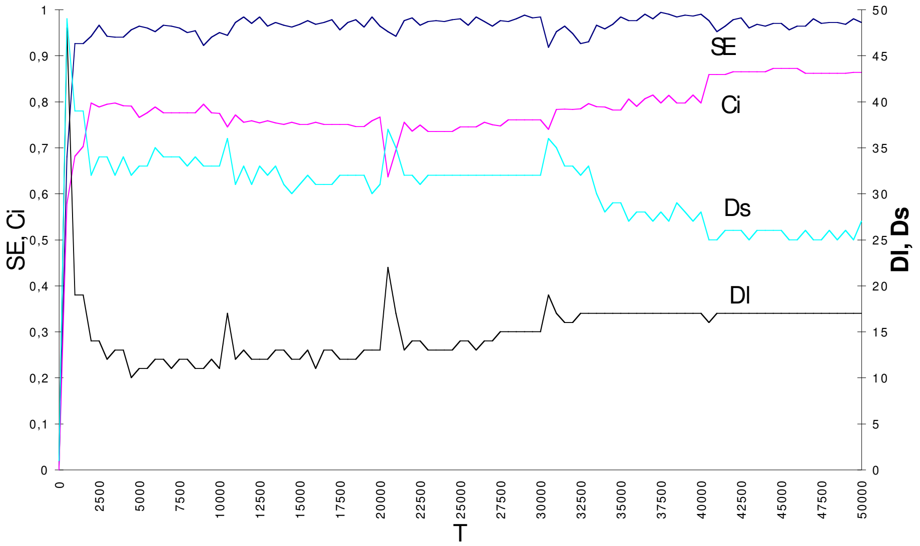

FIG. 6.8 – *Evolution en présence d'un flux d'objets. Un objet est remplacé tous les 10000 jeux. (Exp 5.2.b)*

sens de plus en plus similaires.

6.4 Résumé

Ce chapitre marque une étape importante dans notre démarche. Nous résumons ici les principaux points introduits :

- **Discriminer plutôt que reconnaître** : Pour le type d'interaction linguistique qui nous intéresse, il ne s'agit pas tant de reconnaître des objets que de discriminer un objet par rapport à son contexte. L'utilisation de système à base de prototypes est donc peu adaptée.
- **Emission et test d'hypothèses sémantiques** : Le mécanisme de création de catégories que nous proposons est basé sur l'émission d'hypothèses sur le sens des mots et sur le test de ces hypothèses dans les interactions suivantes.
- **Catégories générales ou spécifiques**: Ce mécanisme permet la création de catégories dont le degré de spécificité peut varier sans aucun mécanisme explicite de généralisation ou de spécialisation. Certains mots se stabilisent sur des sens spécifiques, d'autres sur des sens généraux, chacun ayant des avantages intéressants selon les situations présentées aux agents. Un système de catégories est dit *complet* s'il permet de traiter

l'ensemble des situations proposées par un environnement et un mode d'observation donné.

- **Convergence sémantique** : Des agents qui ne communiquent pas construisent des systèmes de catégories complets mais non cohérents les uns avec les autres. Le fait de communiquer force la convergence de catégories associées aux mot échangés.
- **Polysémie résiduelle** : Pour un environnement et un mode d'observation donné, les agents peuvent construire un lexique et un système de catégories où une certaine polysémie subsiste. Les mots sont ainsi associés à des sens similaires mais non identiques. Le degré de similarité dépend de l'environnement et du mode d'observation.
- **Levée des ambiguïtés** : Cette polysémie résiduelle peut être réduite, si l'environnement est ouvert et de nouveaux objets deviennent sujets d'interaction. Ces nouveaux objets révèlent certaines ambiguïtés sémantiques et amènent les agents à converger vers des catégories plus similaires.

6.5 Annexe

Les agents "poppériens"

Le modèle que nous avons décrit dans ce chapitre et en particulier le changement de perspective qu'il introduit par rapport aux techniques inductives classiques peut être mis en parallèle à l'évolution des idées en épistémologie.

Résumons très brièvement cette évolution. Longtemps, l'induction était le modèle dominant pour expliquer la formation des idées scientifiques. Dans l'inductivisme naïf, il suffisait d'observer le monde, ces régularités pour tenter de généraliser ses lois. Au XIXème siècle, Claude Bernard introduisit les trois étapes de la méthode expérimentale : d'abord une observation de la réalité sans présupposés, puis la formulation d'une hypothèse et enfin la vérification expérimentale par confrontation de l'hypothèse avec la réalité. Dans cette perspective la meilleure théorie est celle qui a été vérifiée par le plus grand nombre de "faits". Au XXe siècle, Karl Popper revient sur ce point en affirmant qu'une théorie se doit d'être surtout *falsifiable*, réfutable par l'expérience et que ce sont les expériences qui contredisent la théorie qui sont les seules à avoir de la valeur [Popper, 1968]. Ce point de vue est lui-même discuté et remis en question par les travaux de Kuhn, Lakatos ou Feyerabend. Et au fil des ans, l'épistémologie a affiné ainsi sa conception de la manière dont les concepts scientifiques se forment et évoluent (pour une synthèse de ces idées voir par exemple [Chalmers, 1982]).

Une grande partie des modèles informatiques proposés en apprentissage artificiel sont basés sur des principes purement inductifs : il faut observer le monde et généraliser par induction des concepts pour le décrire. Nos agents, au contraire, suivent en quelques sortes une approche "popperienne" pour construire le sens des mots qu'ils rencontrent. Ils procèdent par émission d'hypothèses, qui sont éventuellement réfutées au cours des interactions qui suivent et progressivement abandonnées si elles se révèlent inadaptées à une bonne communication.

Chapitre 7

Les catégories complexes

> Les sensations d'autrui seront pour nous un monde éternellement fermé. La sensation que j'appelle rouge est-elle la même que celle que mon voisin appelle rouge ? Nous n'avons aucun moyen de le vérifier.
>
> Henri Poincaré, *La valeur de la Science.*

Nous poursuivons l'étude des mécanismes pour la construction du sens par l'étude de la convergence sémantique de catégories complexes. Nous décrivons une architecture basée sur de multiples canaux sensoriels permettant des discriminations multicritères et sur des arbres de discrimination structurant les catégories créées. Après une description détaillée de ce nouveau modèle et un exemple d'évolution décrit pas à pas, nous étudions deux cas de convergence sémantique, l'une simple, l'autre complexe afin de donner un aperçu des dynamiques coévolutives observables dans de tels systèmes.

Les daltoniens ne font que très peu de différence entre les couleurs verte et rouge. Pourtant, lorsqu'ils conduisent, ils n'ont pas de difficultés pour différencier un "feu rouge" et un "feu vert". Ils utilisent simplement un autre critère que la couleur pure pour discriminer ces deux événements. Il peut s'agir de la position : les feux rouges sont ceux dont l'ampoule du haut est allumée, les feux verts sont ceux dont l'ampoule de bas est allumée. Il peut également s'agir d'un critère de luminosité : de la même manière que dans une pièce sombre nous pouvons encore distinguer les couleurs des objets par leur clarté, les daltoniens distingueraient le rouge et le vert par leur luminosité respective.

Nous donnons cet exemple pour montrer qu'il n'y a pas une manière unique de caractériser la différence entre deux objets. Nous percevons le monde à travers un grand nombre de "canaux sensoriels" différents. Cela pose un certain nombre de problèmes. Comment savoir, par exemple, lorsque nous entendons un adjectif pour la première fois, s'il caractérise la couleur, la position ou la forme de l'objet qu'il qualifie? Ainsi même en supposant que nous percevons la scène d'une manière rigoureusement identique à notre interlocuteur, il n'est pas sûr que les mots que nous utilisons font référence exactement aux mêmes caractéristiques de l'objet.

Nous avons traité dans le chapitre précédent de la convergence sémantique dans le cas d'objets perçus au travers d'un canal unidimensionnel, par exemple la température. Les catégories que les agents créaient correspondaient à des domaines de valeurs sur ce canal. Ces valeurs étaient renormalisées entre 0 et 1. Par exemple une catégorie correspondant au mot "chaud" pourrait être codée par la catégorie [TEMP 0.6 0.8]. Dans ce chapitre, nous dotons les agents de plusieurs canaux sensoriels et leur offrons la possibilité de les combiner pour créer des catégories complexes. Ces canaux sensoriels sont obtenus en effectuant des opérations plus ou moins complexes sur les données de la perception "brute" [1].

Nos agents ayant à présent plusieurs critères pour caractériser un objet risquent donc de souffrir du même type d'ambiguïtés que celles qui caractérisent les adjectifs des langues naturelles. Comment pourront-ils lever ces ambiguïtés, source d'erreurs éventuelles lors de leurs tentatives de communication?

7.1 Principes

Nous introduisons dans cette section les principaux composants du modèle que nous étudions dans ce chapitre.

7.1.1 Les canaux sensoriels

Présentation

Dans ce chapitre, nous créons un monde simplifié où les objets sont directement décrits par leurs valeurs sur un ensemble de canaux sensoriels. Ces valeurs sont partagées par tous les agents. Par commodité, nous donnons à ces valeurs des noms explicites, même si à ce stade les canaux ne sont ancrés dans aucune réalité perceptive.

Les canaux que nous utiliserons sont les suivants :

- C-HPOS : Position horizontale de l'objet
- C-VPOS : Position verticale de l'objet
- C-HEIGHT : Hauteur de l'objet

1. Nous verrons dans le chapitre suivant comment ces canaux sont obtenus.

- C-WIDTH : Largeur de l'objet
- C-AREA : Surface de l'objet
- C-RECT : Rectangularité[2] de l'objet
- C-R : Composante rouge dans la description RGB de la couleur de l'objet
- C-G : Composante verte dans la description RGB de la couleur de l'objet
- C-B : Composante bleue dans la description RGB de la couleur de l'objet
- C-GRAY : Luminosité de l'objet

Chaque objet de notre monde simulé est donc décrit par un vecteur de valeurs correspondant à chacun des canaux ci-dessous. Les objets de notre monde simulé sont des cercles, des triangles et des rectangles de couleurs différentes (voir un exemple de scène figure 7.1). Les valeurs des différents canaux ne sont donc pas complètement décorrélées les unes avec les autres. Ainsi, si l'objet o est un carré ou un rectangle

$$C - AREA(o) = C - HEIGHT(o).C - WIDTH(o) \tag{7.1}$$

De même, pour tous les objets :

$$C - GRAY(o) = \frac{C - R(o) + C - G(o) + C - B(o)}{3} \tag{7.2}$$

Renormalisation

Nos catégories complexes consistent donc en des conjonctions de domaines de valeurs dans les différents canaux sensoriels. Mais ces domaines de valeurs sont tous entre 0 et 1. Il nous faut donc renormaliser les valeurs de chacun des canaux. Deux stratégies peuvent être adoptées :

- Renormaliser par rapport à des extrema standards : Les valeurs du canal sont connues comme étant comprises entre deux bornes standards. Il est possible de renormaliser toutes les valeurs par rapport à ces deux bornes. C'est cette technique que nous utilisions dans le chapitre précédent.
- Renormaliser par rapport au contexte : Les valeurs extrema sont dans ce cas prises dans les objets du contexte. Puisque les catégories sont utilisées pour discriminer les objets les uns par rapport aux autres, il peut être judicieux de les associer ainsi à des domaines relatifs de valeurs plutôt qu'à des domaines absolus. La catégorie "grand" pourrait désigner ainsi

2. La rectangularité d'un objet caractérise sa forme. Carré et rectangle sont très rectangulaires, les ronds et ovales le sont moins, les triangles encore moins. La méthode par laquelle la rectangularité est calculée est explicitée au chapitre suivant.

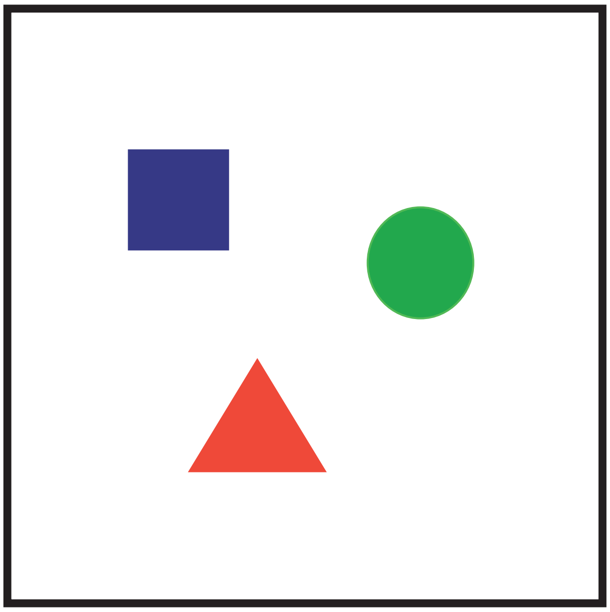

FIG. 7.1 – *Exemple de scène du monde simulé*

l'objet qui a le plus grande taille dans la scène plutôt qu'une classe d'objets d'une certaine hauteur absolue.

Nous avons choisi pour chaque canal qui nous intéresse, un type de renormalisation. D'une manière générale, il semble a priori plus approprié de renormaliser de façon relative, les canaux de position et de taille et de façon absolue les canaux de couleur et de forme. Voici la liste des nouveaux canaux renormalisés :

– HPOS : normalisation relative de C-HPOS
– VPOS : normalisation relative de C-VPOS
– HEIGHT : normalisation relative de C-HEIGHT
– WIDTH : normalisation relative de C-WIDTH
– AREA : normalisation relative de C-AREA
– RECT : normalisation absolue de C-RECT
– R : normalisation absolue de C-R
– G : normalisation absolue de C-G
– B : normalisation absolue de C-B
– GRAY : normalisation absolue de C-GRAY

Nous aurions pu choisir d'autres canaux et d'autres types de renormalisation, les dynamiques que nous présentions dans ce chapitre n'en n'auraient pas été affectées. Comme nous allons le voir, une compétition implicite entre ces canaux va s'instaurer conduisant progressivement à la sélection des canaux les plus appropriés dans un environnement donné. Ainsi en cas de doute sur le choix du type de renormalisation le plus approprié pour un canal donné, il est toujours possible de proposer les deux canaux au système et de laisser les dynamiques choisir.

La saillance des canaux

Une scène est constituée d'un objet à discriminer par rapport aux autres objets du contexte. Certains canaux, ou certaines combinaisons de canaux, peuvent se révéler plus adaptés à la discrimination d'une scène donnée. Prenons l'exemple de la scène de la figure 7.2. Pour discriminer le grand rond vert des autres objets du contexte, la hauteur, la largeur ou la taille semblent de bons critères, alors que la position ou la couleur sont peu pertinents. Nous dirons des canaux pertinents qu'ils sont *saillants* pour cette scène.

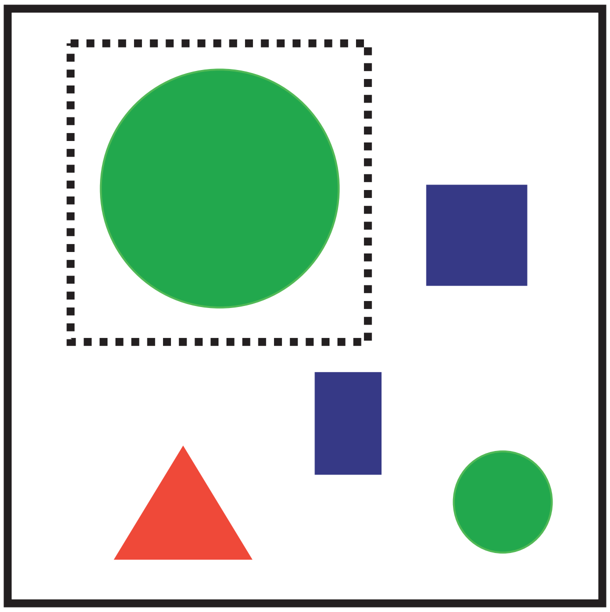

FIG. 7.2 – *La hauteur, la largeur et la surface sont des canaux saillants pour discriminer le sujet (entouré de pointillés) des autres objets du contexte*

Nous définirons la *saillance d'un canal* pour un sujet et un contexte donnés de la manière suivante : Il s'agit de la plus petite distance pour un canal C renormalisé de façon absolue entre le sujet s et les autres objets o du contexte.

$$Sa(C) = min_o(\|C(s) - C(o)\|) \tag{7.3}$$

L'utilisation d'une distance plus générale, inspirée par exemple des travaux de Gardenfors [Gardenfors, 1997] permettrait de généraliser cette définition pour la saillance de combinaison de canaux.

7.1.2 Les arbres de discrimination

Nous devons maintenant décrire la manière dont nous allons créer les catégories discriminantes. Au chapitre précédent un mécanisme très simple était présenté. Il consistait à définir de manière *ad hoc* en cas d'échec une nouvelle catégorie contenant le sujet et pas les autres objets du contexte. Ce mécanisme conduisait à des systèmes de catégories non organisés, en particulier sans hiérarchie stricte, où catégories spécifiques et générales étaient présentes.

Dans ce chapitre, nous introduisons un système particulier initialement proposé par Luc Steels dans [Steels, 1997a] : les *arbres de discrimination*. D'autres systèmes pourraient être envisagés. Nous tâcherons de mettre en relief les qualités et les défauts de ce mécanisme par rapport aux autres possibles.

Présentation

A chaque canal sensoriel est associé un *arbre binaire*. Cet arbre binaire organise des catégories du type de celles étudiées au chapitre précédent, c'est-à-dire des domaines de valeurs pour un canal unidimensionnel (voir schéma 7.3). A leur création les arbres des agents ne sont pas encore construits. Au fur et à mesure des interactions, et en particulier quand ils manquent de catégories, les agents font croître ces arbres. Les deux premières catégories créées sont les domaines [0 0.5] et [0.5 1], puis les branches suivantes correspondent à des catégories plus spécifiques [0 0.25] [0.25 0.5], et ainsi de suite.

Chaque arbre donne donc une interprétation visuelle du degré et du type de précision qu'un agent a sur un canal donné. La figure 7.4 montre trois canaux d'un agent et les arbres de discrimination associés. Nous voyons que sur le premier canal HEIGHT, seules deux catégories très générales sont présentes ([0 0.5] et [0.5 1]) : elle correspondent à la distinction entre les objets "grands" et "petits". Sur le second canal, HPOS, beaucoup de catégories spécifiques couvrent de façon quasi-uniforme l'intégralité des valeurs possibles. Ces catégories correspondent à diverses positions de gauche à droite. Sur le troisième canal, GRAY, une seule partie du domaine de valeur a été catégorisée et sur cette partie la précision des catégories est très grande. En

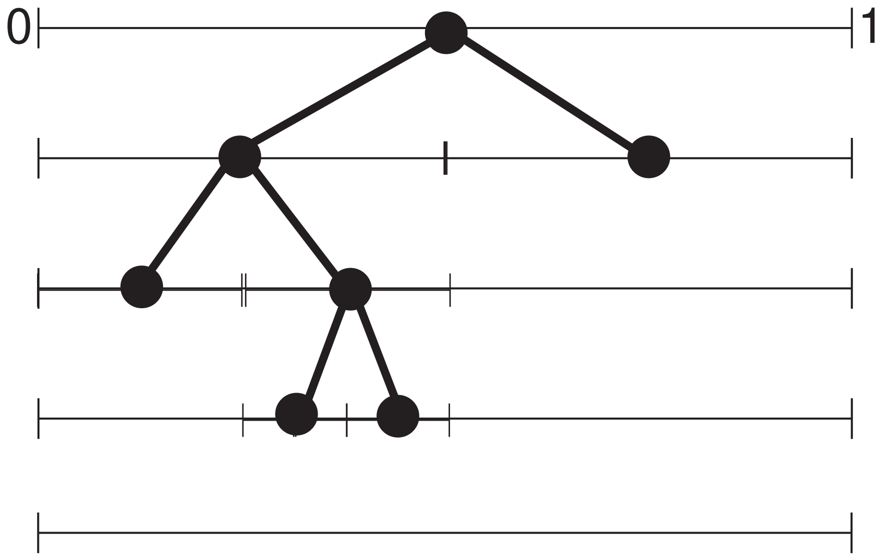

FIG. 7.3 – *Un arbre binaire sur un canal sensoriel*

d'autres termes, les objets présentés ont des niveaux de gris non distribués uniformément sur toute la gamme possible, mais au contraire concentrés sur un domaine précis.

Par rapport aux mécanismes présentés au chapitre précédent, les arbres de discrimination introduisent un biais en imposant la création des catégories générales avant les catégories spécifiques. La précision sur chaque canal n'est développée que si l'environnement l'impose. L'analogie de l'arbre est en ce sens assez heureuse. Les formes de l'arbre reflètent son exposition au soleil, dans les parties bien exposées les feuilles sont nombreuses, dans les parties sombres les feuilles sont plus rares. De même la forme des arbres de discrimination reflète la structure des objets de l'environnement, comme nous l'avons vu avec l'exemple du canal GRAY de la figure 7.4.

Croissance des arbres

Deux types de stratégies pour la croissance des arbres peuvent être envisagées. La première, qui est celle que nous implémentons dans le modèle de ce chapitre, consiste à faire croître les arbres en cas d'échec dans la phase de discrimination du module de conceptualisation. La nouvelle branche, choisie aléatoirement ou en fonction de la saillance des différents canaux, produit deux nouvelles catégories. A la différence de notre modèle du chapitre précédent, rien n'implique que les catégories ainsi créées soient discriminantes pour la scène considérée. Il faudra peut-être un nombre important d'interac-

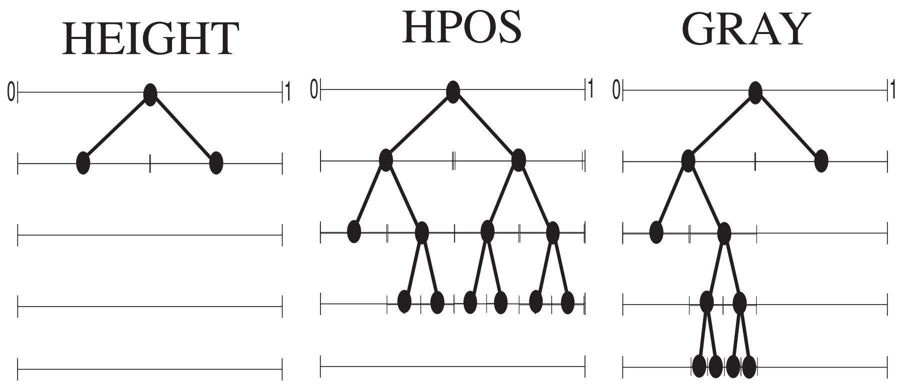

FIG. 7.4 – *3 canaux sensoriels d'un agent avec les arbres de discrimination correspondant.*

tions avant que les arbres atteignent une précision suffisante pour permettre la discrimination des différentes scènes que l'environnement produit. Cette "inertie" et ce manque d'adaptativité du système de construction de catégories peuvent ralentir un peu la construction d'un ensemble de catégories efficaces. En contrepartie, la plupart des catégories créées ont plus de chances d'avoir une certaine généralité et donc de pouvoir être utilisées souvent. La structure en arbre assure de même une certaine rationalité dans la couverture du domaine de valeur des canaux. Dans le modèle que nous présentions au chapitre précédent, ce recouvrement était anarchique et souvent grandement redondant. Enfin en cas de situation "pathologique" où la discrimination est anormalement difficile (le bruit par exemple rendant deux objets presque similaires) aucune catégorie aberrante par sa spécificité n'est construite.

Un second modèle pour la croissance des arbres, repose sur un couplage moins fort entre le module de conceptualisation et le module de verbalisation. Dans ce modèle, les catégories croissent presque indépendamment des résultats des jeux de langage. Les arbres croissent de façon aléatoire puis sont "élagués" par des dynamiques basées sur le succès de chacun des nœuds de l'arbre. Un des avantages d'un tel modèle est de conserver une dynamique de recherche de nouvelles catégories alors que le succès en communication est satisfaisant. En effet, en développant un arbre jusqu'ici négligé, un agent pourra peut-être réorganiser ses catégories de façon beaucoup plus efficace du fait de la grande pertinence des nouvelles catégories découvertes.

Nous pouvons noter que ces deux approches font écho à un débat au sein des neurosciences concernant la croissance des connexions neuronales. Ce débat oppose d'une part, les "constructivistes" qui défendent que les connexions neuronales croissent de manière à s'adapter efficacement aux tâches que le système nerveux doit réaliser [Quartz et Sejnowski, 1997] et d'autre part, les "sélectionistes" qui pensent que l'établissement des connexions se fait en deux étapes, une croissance aléatoire d'abord puis une sélection des connexions pertinentes [Edelman, 1987].

Une plus grande cohérence interindividuelle

Nous avons montré que l'utilisation des arbres de discrimination était une approche rationnelle pour la création de catégories efficaces. Un autre avantage est que ce mécanisme commun à tous les agents permet la création de systèmes plus facilement cohérents les uns avec les autres. Si les agents sont dotés d'arbres de discrimination il est possible que dans certains cas deux agents partagent des catégories exactement identiques et non pas simplement similaires.

Nous pourrions considérer cet aspect comme un recul dans la thèse que nous défendons, car la force des mécanismes présentés au chapitre précédent était de faire converger des systèmes de catégories jamais identiques les uns des autres. La complexité introduite par les canaux multiples rendrait cependant très difficile l'analyse des données pour l'étude de la convergence de catégories complexes et nuirait à la clarté de notre argumentation dans ce chapitre.

Pour conclure cette section, nous noterons que les arbres de discrimination permettent la création rationnelle de systèmes de catégories complexes, mais comme nous allons le voir dans le reste du chapitre, ce sont les dynamiques collectives qui assurent vraiment la convergence sémantique des différents mots du lexique. Ces dynamiques pourraient opérer avec d'autres types de mécanismes de construction du sens. Les arbres de discrimination ne sont donc qu'un choix d'implémentation.

7.1.3 Le choix des catégories discriminantes

Dans le modèle du chapitre précédent, lorsque plusieurs catégories étaient possibles pour la discrimination, la catégorie choisie était celle liée à un mot par l'association ayant le score le plus élevé. C'était donc le succès lexical qui jouait le rôle de critère de qualité pour les catégories. Avec les catégories complexes la situation est un peu plus compliquée. En effet pour une situation donnée un grand nombre de catégories peuvent se révéler discriminantes.

Dimension d'une catégorie et subsomption d'une catégorie par une autre

Il y a d'abord les catégories discriminantes sur chacun des canaux sensoriels, puis les catégories utilisant des combinaisons de canaux, etc. Nous nommerons *dimension d'une catégorie*, le nombre de canaux pour lesquels elle spécifie un domaine de valeur. Notons par exemple que si une catégorie c mono-canal, donc de dimension 1, est discriminante, toute catégorie discriminante de dimension supérieure contenant le même domaine de valeur que c semble inutilement plus complexe. Nous parlerons alors de la *subsomption d'une catégorie par une autre*. Par exemple si le critère [HEIGHT 0 0.5] ne joue pas un rôle discriminant mais que critère [HPOS 0 0.25] est au contraire discriminant alors la catégorie de dimension 2, [HPOS 0 0.25 - HEIGHT 0 0.5] est discriminante et nous dirons que [HPOS 0 0.25] subsume [HPOS 0 0.25 - HEIGHT 0 0.5].

Spécificité et complexité

Dans des cas simples, le nombre de catégories discriminantes peut vite se révéler énorme, en particulier à cause de la subsomption. Un mécanisme favorisant le choix des catégories les plus simples doit donc être incorporé. Mais qu'est-ce qu'une catégorie simple ? Certes, la forte dimension d'une catégorie est un gage de sa complexité. Mais de la même manière, la précision d'une catégorie peut également être interprétée comme de la complexité. Il est facile d'imaginer deux catégories de dimension 1, également discriminantes, par exemple [0 0.5] et [0 0.25] permettant de discriminer la valeur 0.1 par rapport au contexte (0.6 0.8 0.9). Laquelle faut-il favoriser ? Sans doute dirons-nous que la catégorie spécifique est plus complexe, car on pourra imaginer toute une série de catégories encore plus spécifiques. De plus, dans notre mécanisme de construction d'arbres, les catégories générales sont créées avant les catégories spécifiques. Leurs caractères primitifs dans l'évolution de chaque agent pour la construction de catégories complexes est un nouveau gage de leur simplicité.

Saillance

Un troisième critère serait la saillance des canaux utilisés dans les différentes catégories. Nous pourrions ainsi définir par extension la saillance de cette catégorie comme étant la moyenne des saillances des différents canaux qu'elle utilise. Ce critère est corrélé avec le caractère général ou spécifique des différentes catégories. Ainsi, les catégories générales ne peuvent être utilisées que pour des canaux saillants. De même, la grande spécificité d'une catégorie peut pallier au caractère non pertinent d'un canal ; en d'autres termes, si on n'est pas suffisamment précis on peut discriminer les objets sur n'importe quel canal même si le critère utilisé semblerait très peu naturel pour un catégorisateur humain. Mais la saillance donne un résultat plus précis, permettant par exemple de départager deux catégories d'égale généralité.

Choix d'un critère

Pour résumer, quatre critères semblent donc possibles pour choisir la meilleure catégorie parmi un ensemble de catégories discriminantes : la dimension, la spécificité, la saillance et le score lexical. Le grand avantage du score lexical sur tous les autres, c'est qu'il ne s'agit pas d'un critère *a priori* mais d'une évaluation des catégories au travers de la tâche à laquelle elles participent: la communication. Les meilleures catégories sont simplement les catégories qui permettent le mieux de communiquer. Ce critère englobe d'une certaine manière tous les autres, car on peut par exemple penser qu'une catégorie générale et de faible dimension aura plus de chances d'être efficace, car les agents auront de la facilité à l'apprendre et l'utiliseront souvent. Mais nous n'avons pas à le supposer *a priori*. Le choix du répertoire des catégories dépend grandement du type d'environnement auquel les agents sont confrontés, et dans le cas général d'un système ouvert nous ne maîtrisons pas ce paramètre. Notre critère de choix sera donc, comme dans le chapitre précédent, le score lexical.

Les autres critères peuvent cependant être utilisés pour faciliter la convergence et limiter l'explosion combinatoire. Ainsi, si une catégorie est subsumée par une autre plus complexe, nous pouvons la supprimer. De même nous pouvons supprimer a priori les catégories utilisant des canaux de très faible saillance et assurer l'utilisation de catégories réalistes d'un point de vue humain. De tels pré-traitements, sans doute non nécessaires de façon théorique, permettent en pratique une meilleure convergence sémantique.

7.2 Description du modèle

Modèle 6.1. Le modèle de ce chapitre est, par bien des aspects, similaire à celui décrit avec précision dans le chapitre précédent. Nous insisterons donc principalement sur les changements introduits par l'utilisation des catégories complexes.

7.2.1 Environnement

L'environnement est constitué par des scènes d'un monde simulé. Comme dans le chapitre précédent le nombre d'objets présentés dans chaque scène est constant. Chaque objet est décrit par un ensemble de caractéristiques correspondant aux valeurs des canaux sensoriels introduits dans la première partie. Ces valeurs sont observables par le locuteur et l'interlocuteur. Sauf mention contraire, les objets gardent ces valeurs dans le temps.

A chaque interaction, toutes les valeurs des différents objets sont renormalisées soit de façon relative, soit de façon absolue selon le canal considéré. Puis parmi les objets de la scène, le sujet de l'interaction est choisi au hasard.

7.2.2 Agent

Chaque agent est toujours doté de deux modules couplés structurellement : le module de conceptualisation et le module de verbalisation. Le module de verbalisation est identique à celui utilisé dans le chapitre précédent, seul le module de conceptualisation est modifié de façon à gérer les catégories complexes. Cette gestion inclut les pré-traitements mentionnés dans la section précédente (suppression des canaux de faible saillance, filtrage des catégories subsumées, renormalisation).

7.2.3 Interaction

Déroulement

L'interaction a donc lieu de la manière suivante :

1. Le locuteur choisit un élément e_1 au hasard parmi les éléments possibles dans la scène, ce sera le sujet de l'interaction. Les autres éléments définissent le contexte. Le module de conceptualisation recherche, parmi les catégories déjà construites par l'agent, l'ensemble des catégories discriminantes $\mathcal{C}_1$ pour ce sujet et ce contexte. Si aucune catégorie discriminante n'est trouvée, un arbre de discrimination est étendu et le jeu est un échec. Pour ce modèle nous avons choisi une extension "constructiviste" correspondant à la première stratégie décrite dans la section précédente. Parmi les catégories discriminantes sont filtrées les catégories subsumées par des catégories plus simples et les catégories utilisant des canaux à faible saillance (Sa (C) <0.3). Ceci nous donne un second ensemble $\mathcal{C}_1'$.
2. Le module de verbalisation recherche l'ensemble $\mathcal{A}_1$ des associations permettant de coder les catégories discriminantes de $\mathcal{C}_1'$ en un mot. L'asso-

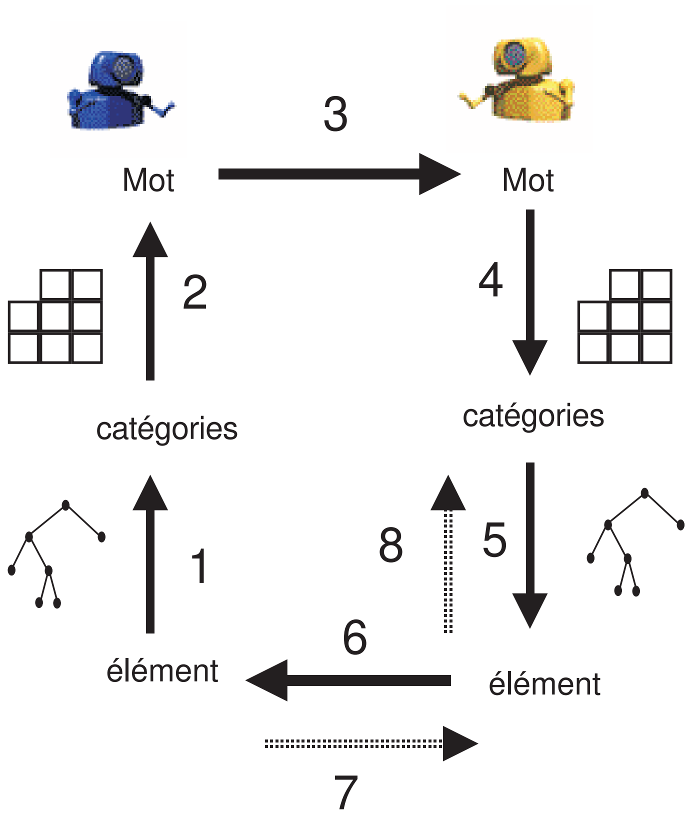

FIG. 7.5 – *Modèle 6.1 : Interaction avec catégorisation complexe*

ciation ayant le plus grand score est choisie, et le mot correspondant m_1 est émis.

Le reste de l'interaction est identique à celle décrite en détail au chapitre précédent.

Adaptation

L'adaptation est du même type qu'au chapitre précédent, la seule différence étant que l'interlocuteur utilise, comme le locuteur, les techniques de pré-traitement sur l'ensemble des hypothèses discriminantes en supprimant les hypothèses subsumées ou de faible saillance (Sa (C)$<$0.3).

7.2.4 Exemples

Afin de mieux comprendre le phénomène de convergence sémantique nous allons détailler un exemple pas à pas. Supposons que deux agents interagissent à propos de la scène représentée sur la figure 7.6. Nous allons nous intéresser aux différentes étapes qui vont amener ces deux agents à coordonner le sens qu'ils utilisent lorsqu'ils parlent du triangle rouge situé en bas à gauche de la scène. Nous supposerons que le locuteur est toujours l'agent 1 et que l'interlocuteur est toujours l'agent 2. En pratique, les agents alternent toujours entre ces deux rôles.

Echec en discrimination et croissance des arbres

Le locuteur, pour désigner le triangle rouge, doit d'abord trouver une catégorie discriminante parmi l'ensemble des catégories qu'il peut créer avec ses arbres de discrimination. Dans ce premier jeu, il ne réussit pas cette première étape car ses arbres sont encore trop peu développés. Le jeu est un échec, une des branches d'un canal saillant est étendue. En l'occurrence, il s'agit d'un canal codant pour la composante rouge, le canal RED.

Création d'un nouveau mot et hypothèse de l'interlocuteur

Quelques jeux plus tard, le locuteur essaie de nouveau de désigner le triangle rouge. Cette fois-ci ses arbres sont suffisamment développés pour lui permettre de discriminer cet objet par rapport aux autres. Ainsi la catégorie [RED 0.5 1.0] identifie sans ambiguïté cet objet, car c'est le seul objet rouge de la scène. Le locuteur n'a pas de mot associé à cette catégorie. Il en crée un nouveau: il s'agit du mot 450. Ce mot est transmis à l'interlocuteur. Comme ce mot est nouveau, l'interlocuteur ne le connaît pas et le jeu est un échec.

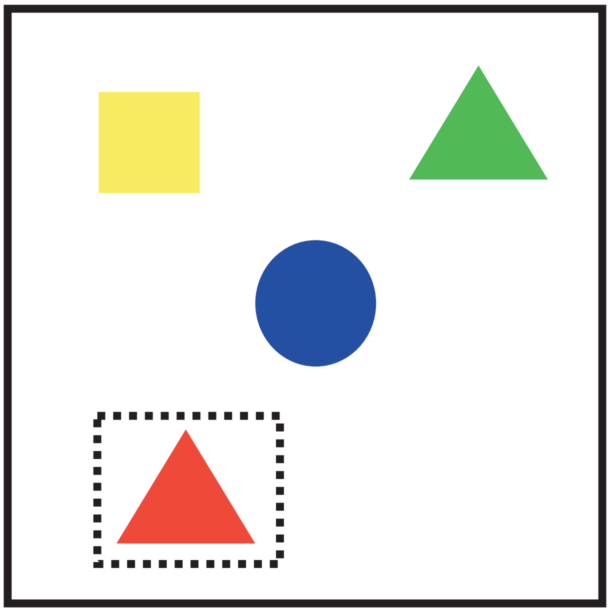

FIG. 7.6 – *Exemple de scène. Le sujet est le triangle rouge, les autres objets sont le contexte*

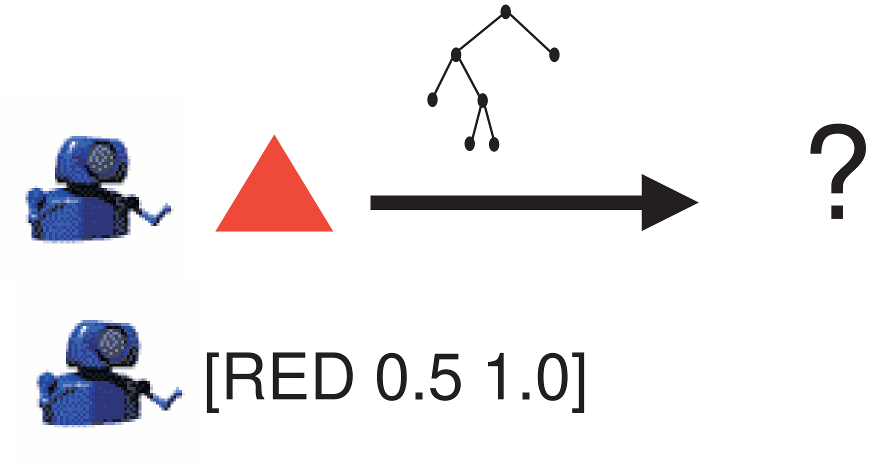

FIG. 7.7 – *Echec en discrimination et croissance des arbres*

Le locuteur lui indique alors de façon extralinguistique de quel objet il s'agit et l'interlocuteur essaie de faire une hypothèse sur le sens possible de ce mot et discriminant à son tour l'objet par rapport à son contexte. Le module de conceptualisation produit la catégorie [VPOS 0 0.5] spécifiant que l'objet est le seul à être dans la partie inférieure de la scène (après renormalisation). Il construit donc une nouvelle association en faisant l'hypothèse que le mot 450 veut dire [VPOS 0 0.5].

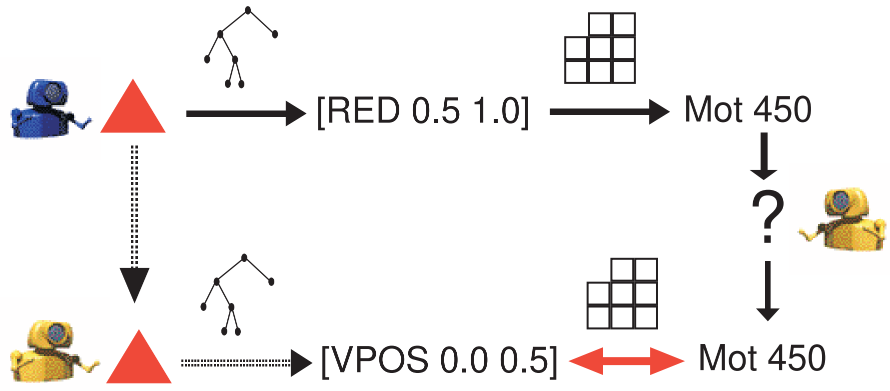

FIG. 7.8 – *Création d'un nouveau mot et hypothèse de l'interlocuteur*

Pourquoi l'interlocuteur n'a-t-il pas catégorisé le triangle rouge de la même manière que le locuteur ? Une des explications possibles est simplement que l'interlocuteur avait déjà construit un arbre de discrimination sur le canal VPOS, lui permettant de faire la différence entre les objets "en haut" et les objets "en bas". Ceci dépend de l'histoire de ses interactions passées et des scènes auxquelles il a déjà été confronté. Dans tous les cas cette catégorie n'est en rien moins bonne que celle utilisée par le locuteur, le triangle rouge est certes rouge, mais il est également le seul objet à être "en bas".

Un jeu réussi malgré des catégories incohérentes

Quelques jeux plus tard, le locuteur veut à nouveau désigner le triangle rouge. Il le catégorise avec [RED 0.5 1.0] et code cette catégorisation dans le mot 450. L'interlocuteur décode le mot 450 en [VPOS 0 0.5] et utilise cette catégorie pour identifier un unique objet dans la scène : le triangle rouge. Le jeu est un succès. Chaque agent augmente le score qui lie le mot 450 pour l'un à la catégorie "rouge" et pour l'autre à la catégorie "en bas". Dans les jeux futurs, ces catégories associées à des mots ayant montré leur capacité à être compris seront préférées lorsque plusieurs catégories discriminantes seront possibles.

Nous voyons ainsi comment le succès en communication est possible alors que les catégories utilisées par les agents sont on ne peut plus incohérentes, l'une étant une catégorie de position, l'autre une catégorie de couleur. Du moins ceci restera vrai tant que le monde aura cette propriété bien particulière que tous les objets rouges sont toujours en bas...

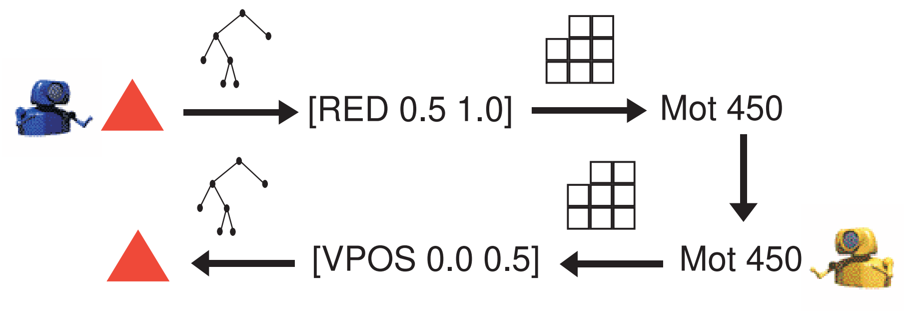

FIG. 7.9 – *Un jeu réussi malgré des catégories incohérentes*

Une nouvelle scène lève l'ambiguïté sémantique

Que se passe-t-il si l'on ajoute un objet à la scène comme sur la figure 7.10? Le début de l'interaction est similaire au jeu précédent. Fort des succès précédents, le locuteur utilise la catégorie [RED 0.5 1.0] qu'il code en mot 450 qui est décodé par l'interlocuteur en [VPOS 0 0.5] qui identifie malheureusement cette fois-ci deux objets dans la scène : le triangle rouge et le carré bleu, tous deux situés dans la partie inférieure de la scène. Une procédure d'adaptation se met à nouveau en place : le locuteur indique quel était le sujet de l'interaction et l'interlocuteur fait une nouvelle hypothèse sémantique. Par exemple, il créera une association entre le mot 450 et la catégorie de dimension 2 : [HPOS 0 0.5 - VPOS 0 0.5]. Cette nouvelle hypothèse ne remplace pas la précédente, elle vient en parallèle à toutes les autres et sera évaluée dans les jeux futurs. L'association entre le mot 450 et [VPOS 0 0.5] est donc conservée mais son score est diminué.

Ainsi de nouvelle scène en nouvelle scène, les agents constatent par leur problème de communication leur divergence sémantique et formulent ainsi de nouvelles hypothèses pour progressivement converger vers les mêmes sens. Ceci peut prendre du temps. Dans notre cas, si l'interlocuteur n'a pas utilisé la catégorie [RED 0 0.5] c'est sans doute parce qu'il n'a pas encore développé cette précision sur l'arbre de discrimination attaché au canal RED. D'autres circonstances l'amèneront peut-être à faire cette évolution. Lors d'une nouvelle interaction à propos d'un objet rouge, il s'accordera peut-être avec son interlocuteur sur le fait que le mot 450 désigne cette couleur.

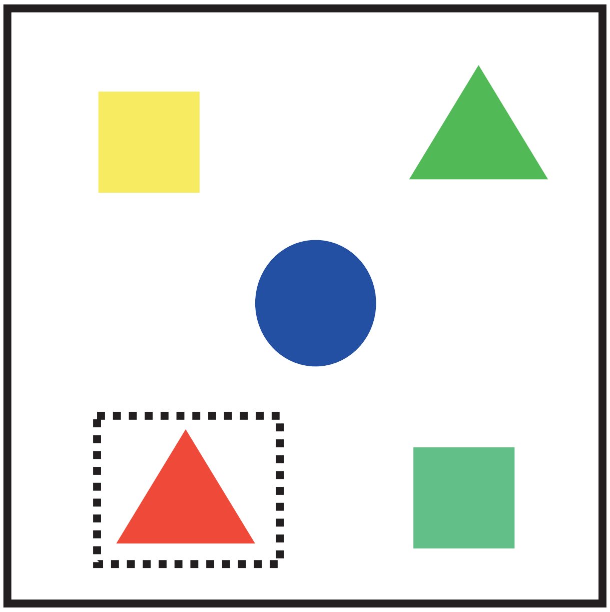

FIG. 7.10 – *A la scène précédente est ajouté un nouvel objet : un carré bleu en bas à droite*

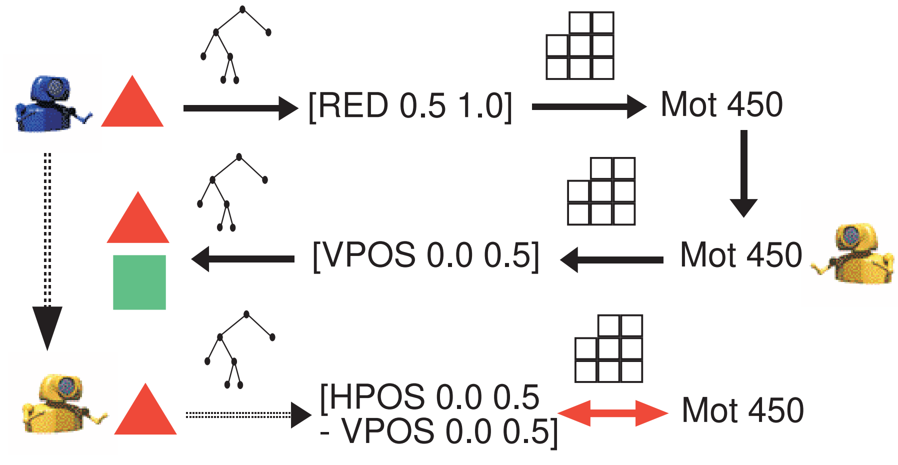

FIG. 7.11 – *Une nouvelle scène lève l'ambiguïté sémantique*

7.3 Dynamiques

Nous allons maintenant étudier les dynamiques présentées dans l'exemple précédent à une plus grande échelle. Nous présenterons deux études de cas, la première est une simple illustration de la levée progressive des ambiguïtés sémantiques lorsqu'un nouvel objet est introduit. La seconde montre un exemple plus complexe de coévolution entre le répertoire de catégories et le lexique[3]. Mais avant toute chose, il nous faut définir les outils qui vont nous permettre l'analyse de ces dynamiques.

7.3.1 Mesures

Triangle sémiotique

Pour étudier ces dynamiques nous pouvons introduire la notion de *triangle sémiotique*. Lors d'une interaction, une scène constituée d'un sujet dans un contexte est décrite par une catégorie elle-même codée dans un mot. Sur la figure 7.12 nous avons représenté le triangle sémiotique d'une interaction.

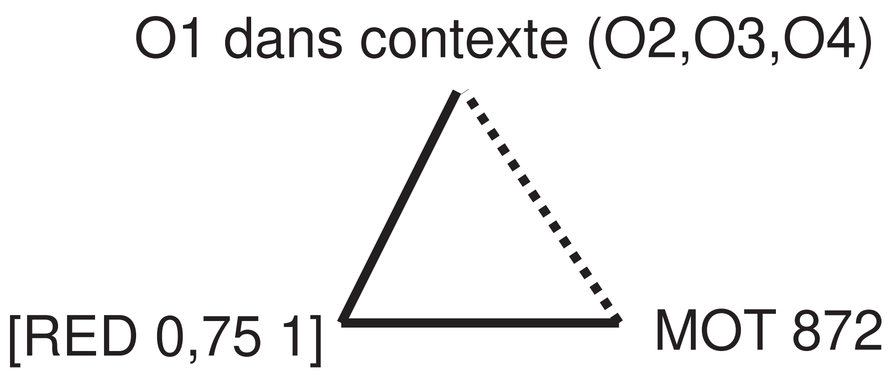

FIG. 7.12 – *Le triangle sémiotique d'une interaction*

Ce triangle montre les trois types d'associations présentes dans cette interaction. L'association entre une scène et une catégorie, entre une catégorie et un mot et enfin, entre une scène et un mot. Les deux premières associations correspondent à des mécanismes explicites d'associations présents dans la structure de l'agent. La dernière est la seule directement observable par les autres agents. L'étude de chacune de ces associations est pertinente.

3. Ces résultats et d'autres études ont été présentés dans [Steels et Kaplan, 1999c, Steels et Kaplan, 2000a, Steels et Kaplan, 1999a, Steels et Kaplan, 1999b].

Paysage sémiotique

A chaque interaction un triangle comme celui de la figure 7.12 peut être construit. Ces triangles ont souvent des points communs (lorsqu'ils font intervenir le même mot, le même sujet ou la même catégorie) parfois des arêtes communes (par exemple, lorsqu'une association entre un mot et une catégorie est très diffusée dans la population), et parfois ils se recouvrent totalement.

Si nous juxtaposons ces triangles les uns sur les autres, en faisant abstraction des contextes de chaque interaction, et si nous comptons le nombre d'arêtes communes nous obtenons un *paysage sémiotique* du type de celui représenté par la figure 7.13. La largeur des connexions symbolise leur fréquence dans les interactions. Un tel diagramme peut être tracé périodiquement à partir d'un échantillon d'interactions. C'est une représentation complète du lexique global en formation.

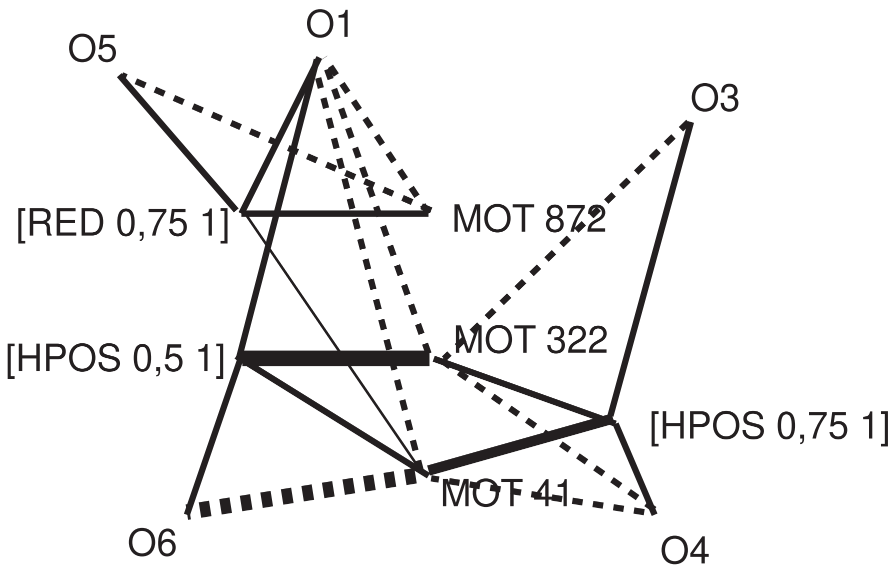

FIG. 7.13 – *Extrait d'un paysage sémiotique. La largeur de connections symbolise leur fréquence.*

Diagramme de compétition

Le tracé des paysages sémiotiques reste cependant peu aisé. Nous allons introduire un autre type de diagramme qui va nous permettre d'explorer ces paysages sémiotiques de façon plus méthodique. Si nous fixons un point dans le paysage sémiotique, par exemple une catégorie c, nous pouvons étudier la compétition entre les mots pour l'expression de c. Cela revient à suivre l'évolution des fréquences des associations entre c et les mots pouvant l'exprimer. Nous appellerons un tel diagramme "diagramme Sens-Formes". De la même manière, nous pouvons étudier les objets que c caractérise régulièrement. A nouveau, en traçant l'évolution des fréquences des arêtes joignant c aux objets qu'il peut caractériser nous obtenons un diagramme de compétition, appelé diagramme Sens-Référents.

Six types de diagrammes de compétition peuvent ainsi être tracés. Il s'agit des diagrammes Reférent-Formes, Forme-Référents, Sens-Formes, Forme-Sens, Sens-Référents et Référent-Sens. Comme nous allons le voir dans les deux exemples qui suivent l'étude de ces diagrammes permet une meilleure compréhension des dynamiques coévolutives complexes ayant lieu lors de la formation du lexique.

7.3.2 Levée progressive des ambiguïtés sémantiques

Exp 6.1.a ($N = 20$,$O = 4$,$O_c = 4$, F : $T = 5000$, $SIM = 1$) La figure 7.14 montre l'évolution du succès expérimental pour une série de 5000 jeux joués par 20 agents à propos de 4 objets. Au jeu 3000 un objet est déplacé.

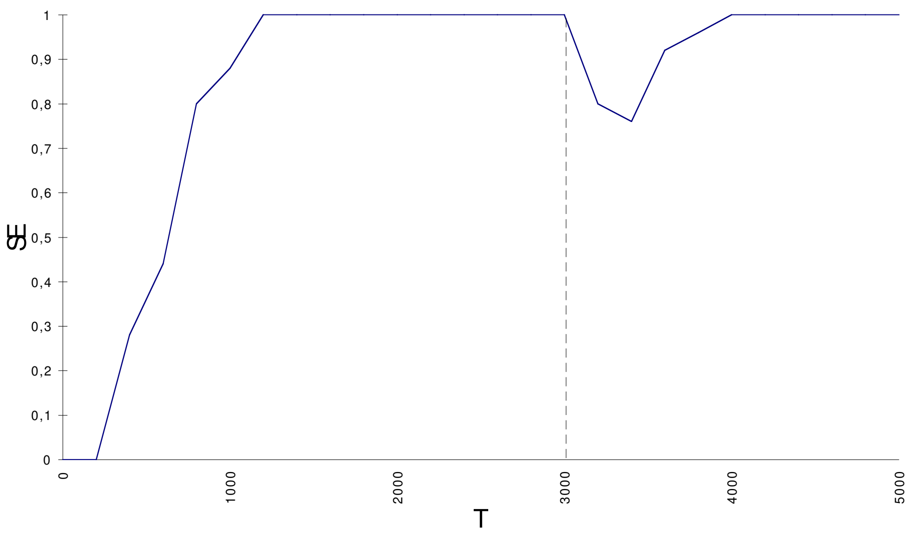

FIG. 7.14 – *Evolution du succès expérimental tous les 200 jeux sur une série de 5000 jeux avec 20 agents. Les agents atteignent un haut niveau de succès en environ 1000 jeux. Le changement dans l'environnement introduit au jeu 3000 provoque une chute temporaire du succès moyen (Exp 6.1.a).*

La première tendance est la suppression de la synonymie, par un processus de rétroaction positive qui décide quelle forme va être associée préférentiellement à un référent particulier. Nous pouvons analyser ce phénomène grâce au diagramme Référent-Formes de la figure 7.15. Ce diagramme montre la compétition entre les différents mots pour nommer l'objet 1 du monde simulé. Chaque courbe correspond à un mot et représente la proportion d'agents utilisant ce mot en pratique pour nommer cet objet. Après une période de compétition le mot 127 devient dominant pour l'expression de ce référent. Cette suppression de la synonymie est due à la boucle de rétroaction entre le succès d'une association et son utilisation dans les jeux futurs, c'est-à-dire à la dynamique de base qui assurait la cohérence des lexiques dans tous les chapitres précédents.

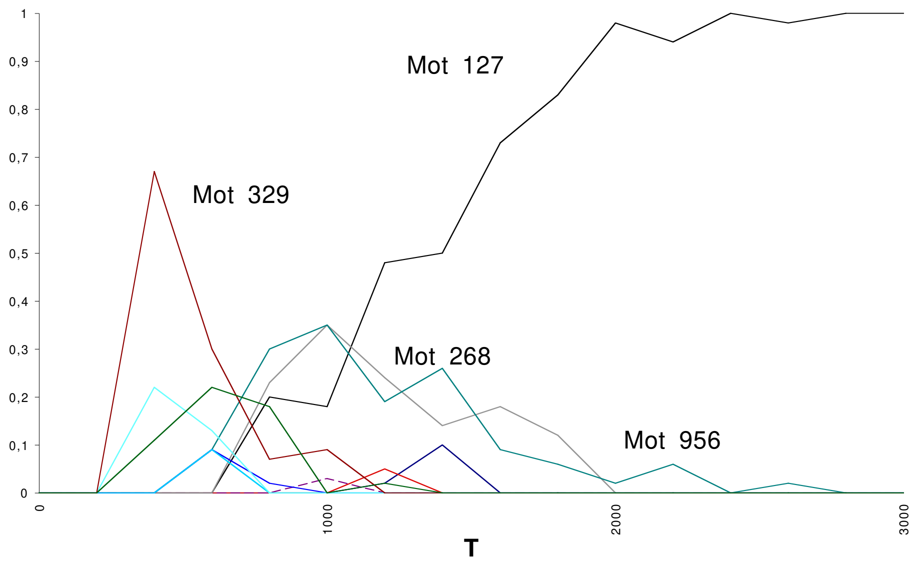

FIG. 7.15 – *Diagramme Référent-Forme : Evolution de la fréquence de toutes les formes utilisées pour le même référent en 3000 jeux (Exp 6.1.a)*

Un autre type de diagramme peut nous permettre d'étudier les différents sens associés au mot 127. Sur le diagramme Forme-Sens 7.16 montrant la compétition des différents sens associés à ce mot, nous voyons de façon claire que même après 3000 jeux l'ambiguïté reste dans le langage. Trois sens stables du mot 127 ont émergé : [RED 0.0.125], [BLUE 0.3125,0.375], et [VPOS 0.25,0.5]. Ils sont tous aussi efficaces pour distinguer le sujet désigné par le mot 127 et aucune situation pouvant lever cette ambiguïté ne s'est encore présentée.

Au jeu 3000, l'environnement produit une scène dans laquelle une des catégories, qui était distinctive pour l'objet désigné par le mot 127 n'est plus acceptable. Concrètement, nous avons, en tant qu'expérimentateurs, déplacé dans ce monde simulé l'objet en question jusqu'à une position très proche

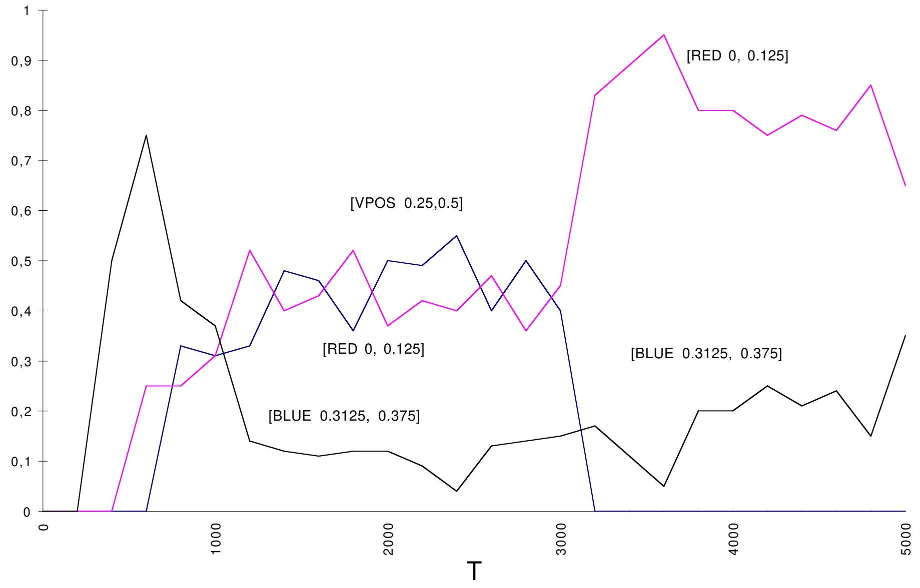

FIG. 7.16 – *Diagramme Forme-Sens : Evolution de la fréquence de tous les sens utilisés pour le même mot 127 sur 5000 jeux. Une situation au jeu 3000 provoque la perte d'un des sens.(Exp 6.1.a)*

d'un autre objet : la catégorie faisant intervenir la position verticale ne permet plus de les distinguer. La figure 7.14 montre que le succès chute (plusieurs communications ont conduit à des échecs), puis remonte rapidement. Les échecs se produisent car le mot 127 ne permet plus de sélectionner le bon objet pour les agents pour qui 127 est associé à [VPOS 0.25,0.5]: ils doivent adopter un nouveau sens pour 127 compatible avec la nouvelle situation. Le diagramme de la figure 7.16 montre que le sens [VPOS 0.25,0.5] a disparu. Les autres sens, correspondant à des informations sur les couleurs, sont encore possibles et n'ont pas été affectés par le déplacement de l'objet.

7.3.3 Etude d'un cas complexe

Nous avons choisi jusqu'à présent des exemples simples pour illustrer les dynamiques de base de coévolution entre la formation du lexique et la formation des catégories. Il faut cependant réaliser qu'en pratique les dynamiques observées sont bien plus complexes. Nous présentons dans cette section l'étude d'un cas complet (voir également sa description dans [Steels, 1999] et [Steels et Kaplan, 1999b]). Il s'agit de l'histoire du mot 550 et de comment il a détrôné le mot 32.

Exp 6.1.b ($N = 20$, *Ocroissant*, $O_c = 4$, F : $T = 35000$, $SIM = 1$) Cette étude de cas est extraite d'une expérience comprenant 20 agents essayant de nommer un nombre croissant d'objets. Ces agents possèdent moins de canaux que ceux que nous avons étudiés jusqu'à présent puisque nous avons limité leur capacité à quatre canaux seulement : RED, GREEN, BLUE et GRAY. Initialement une seule scène constituée de 4 objets est présentée. Au fur et à mesure de nouveaux objets sont introduits à un rythme d'un tous les 5000 jeux. La figure 7.17 montre l'évolution du succès expérimental, du succès en discrimination[4] et du nombre d'objets présents dans l'environnement. Le premier objet introduit provoque une grande chute du succès en discrimination et du succès en communication, mais au fur et à mesure que les autres objets sont introduits, les perturbations sont de plus faible intensité. L'augmentation de la complexité de l'environnement est progressivement plus facile à maîtriser pour les agents car leur lexique et leur système de catégories couvrent un champs de plus en plus large de situations.

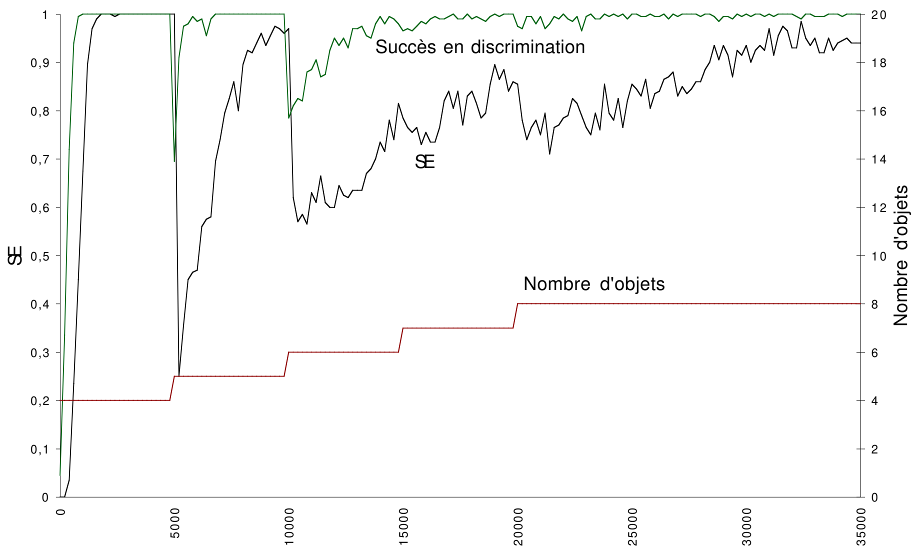

FIG. 7.17 – *Evolution du succès expérimental et du succès en discrimination de 20 agents sur 35 000 jeux. Tous les 5000 jeux un nouvel objet est introduit (Exp 6.1.b).*

4. Succès en discrimination : Nombre de discriminations réussies par rapport au nombre de discriminations tentées

La domination du mot 550 dans le lexique final

Le cas qui nous intéresse concerne l'histoire d'un des mots du lexique des agents à la fin de l'expérience : le mot 550. Commençons donc par récolter un ensemble d'informations sur l'utilisation de ce mot grâce aux diagrammes de compétition qui lui sont associés. Le diagramme Forme-Référents de la figure 7.18 nous indique qu'à partir du jeu 5000 ce mot est utilisé pour nommer de façon équiprobable les objets 3 et 5. Ces deux objets sont verts. Nous vérifions sur le diagramme Forme-Sens 7.19 les sens du mot 550 et nous constatons effectivement que le sens dominant du mot 550 est une certaine gamme de vert clair, codée par la catégorie [GREEN 0.25 0.5].

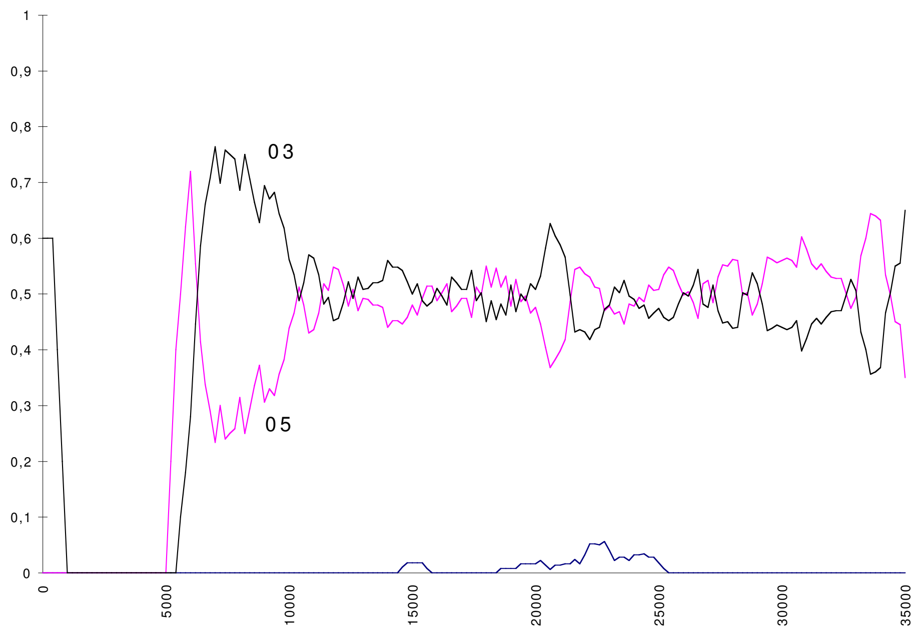

FIG. 7.18 – *Diagramme Forme-Referents pour le mot 550. A partir du jeu 5000, le mot 550 est utilisé pour nommer de façon équiprobable les objets 3 et 5 (Exp 6.1.b)*

La courte et glorieuse carrière du mot 32

Pour ce mot les ambiguïtés sémantiques semblent avoir toutes été résolues. Qu'en est-il de la synonymie ? En étudiant le diagramme Sens-Formes 7.20 pour le sens [GREEN 0.25 0.5] nous voyons d'abord que le mot 550 est devenu dominant pour ce sens et que dès le jeu 15000 il n'a plus de compétiteur : la synonymie a été complètement supprimée. Mais nous voyons aussi que le mot 550 n'a pas toujours été le mot dominant pour ce sens. Jusqu'au jeu 5000,

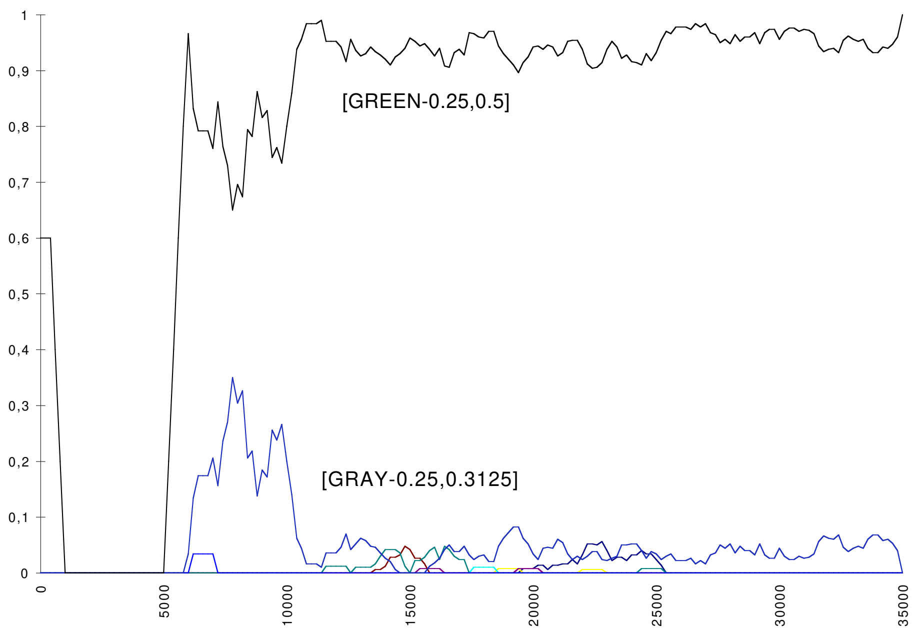

FIG. 7.19 – *Diagramme Forme-Sens pour le mot 550. A partir du jeu 5000, le mot 550 code majoritairement pour le sens [GREEN 0.25 0.5] (Exp 6.1.b)*

c'est le mot 32 qui dominait. Ce que nous allons tenter d'expliquer c'est ce brusque changement entre le mot 32 et le mot 550. Que s'est-il passé ?

Une analyse plus précise des jeux nous apprend que le mot 550 a été créé au jeu 328 par l'agent 3 pour désigner l'objet O3 catégorisé par [GREEN 0.25 0.5]. Or si l'on se réfère au diagramme Référent-Formes 7.21, nous voyons que le mot 32 dominait déjà la population pour la désignation de cet objet. Nous devons conclure de ce diagramme que la tentative de l'agent 3 pour imposer son mot 550 s'est révélé un cuisant échec durant cette première phase de la simulation. Pourtant 10 000 jeux plus tard ce mot 550 sera le mot dominant pour désigner l'objet O3. Comment a-t-il pu remplacer le mot dominant ?

Etudions le diagramme Forme-Sens 7.22 associé au mot 32. Nous voyons que le sens dominant du mot 32 est le même que celui du mot 550, à savoir une gamme de valeur sur le canal sensoriel "vert" [GREEN 0.25 0.5]. D'autres sens, également efficaces pour catégoriser O3 sont associés au mot 32 mais ils ne sont pas dominants. A tout point de vue, le mot 32 semble comparable au mot 550. Le mystère de sa disparition reste complet.

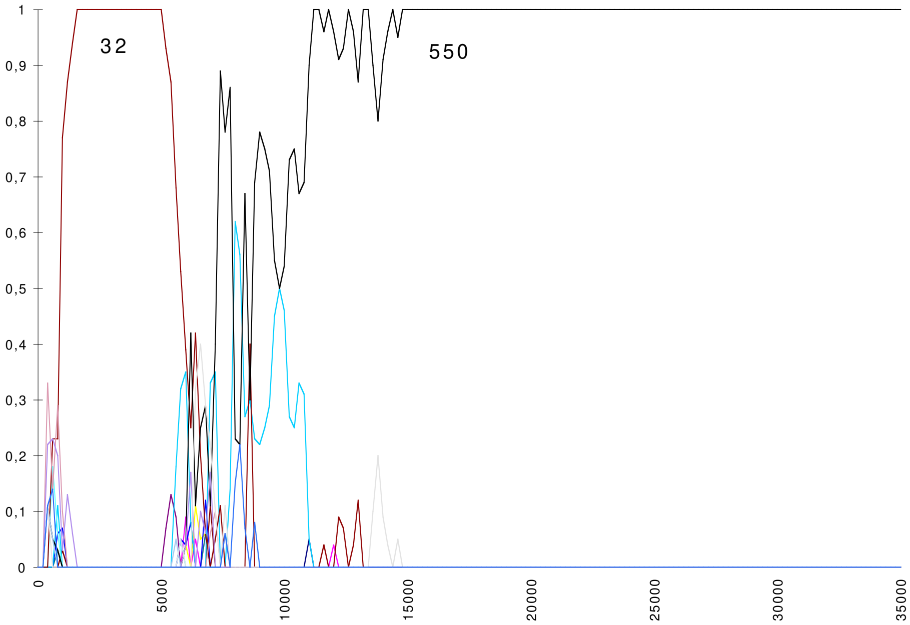

FIG. 7.20 – *Diagramme Sens-Formes pour le sens [GREEN 0.25 0.5]. A partir du jeu 5000, le mot 550 code majoritairement pour le sens [GREEN 0.25 0.5]. Avant le jeu 5000, le mot 32 est dominant (Exp 6.1.b).*

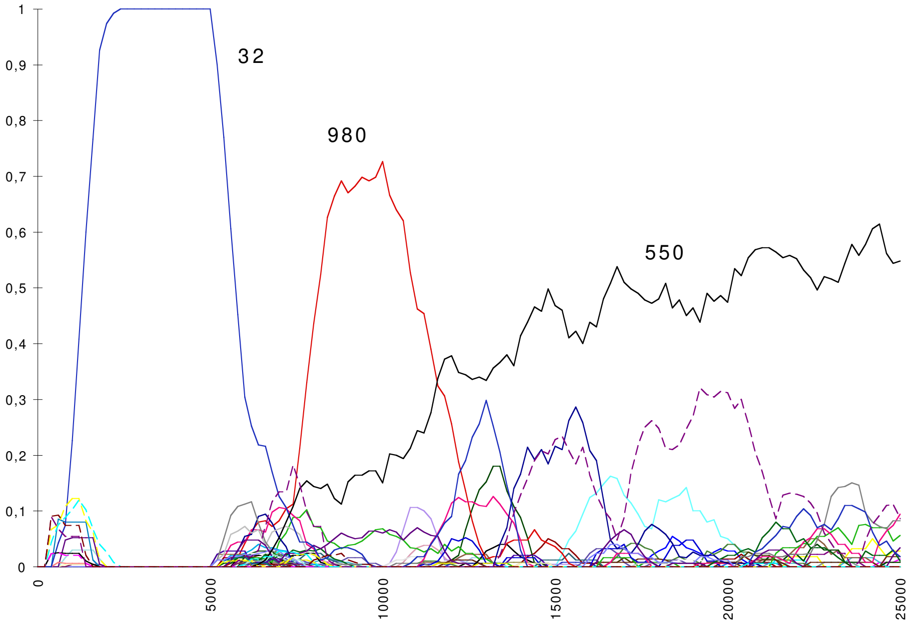

FIG. 7.21 – *Diagramme Référent-Formes pour l'objet O3. Durant les 5000 premiers jeux, le mot 32 est dominant, il est remplacé ensuite par le mot 980 puis enfin par le mot 550 (Exp 6.1.b).*

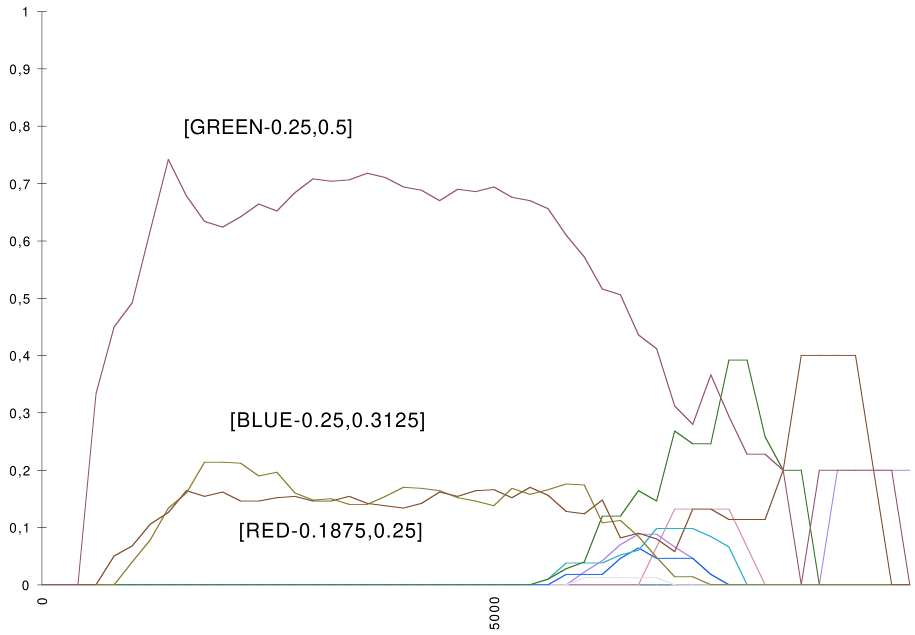

FIG. 7.22 – *Diagramme Forme-Sens pour le mot 320. Le sens dominant du mot 32 est [GREEN 0.25 0.5]. C'est le même que celui du mot 550 (Exp 6.1.b).*

La crise causée par l'arrivée de l'objet O5

Tout s'éclaircit en fait quand nous analysons la crise causée par l'arrivée de l'objet O5. L'objet O5 est également un objet vert. Il appartient à la même gamme de valeurs que l'objet O3 : [GREEN 0.25 0.5]. Le mot 32 permet d'identifier O3 ou O5 lorsque l'autre objet n'est pas présent dans le contexte. Dans la plupart des cas cependant, les deux objets étant souvent présents dans la même scène, le mot 32 associé au sens [GREEN 0.25 0.5] conduit à un échec en discrimination. Peu à peu sa fréquence d'utilisation diminue.

Il y a pourtant une manière de faire la différence entre O3 et O5. O3 appartient à la gamme [GREEN 0.375 0.5] alors que O5 est un vert plus clair de la gamme [0.25 0.375]. En d'autres termes des agents possédant cette distinction dans leurs arbres de discrimination peuvent construire une catégorie permettant de discriminer l'un ou l'autre sans ambiguïté.

En analysant à nouveau le diagramme Référent-Formes 7.21 pour l'objet O3, nous constatons qu'au fur et à mesure que le mot 32 perd du terrain le mot 980 le remplace. Or le mot 980 a effectivement un sens plus spécifique car il est associé à [GREEN 0.375 0.5], il permet donc d'identifier O3 sans ambiguïté.

En parallèle, bien sûr, un autre mot se développe pour discriminer sans ambiguïté l'objet O5. Comme nous le voyons sur le diagramme Forme-Référents 7.23 associé à O5, le mot 432 domine d'abord. Son sens est spécifique et correspond à la catégorie [GREEN 0.25 0.375].

Ainsi l'arrivée de l'objet O5 a provoqué la chute du mot 32 au sens général, remplacé par deux mots au sens spécifique, 980 et 432.

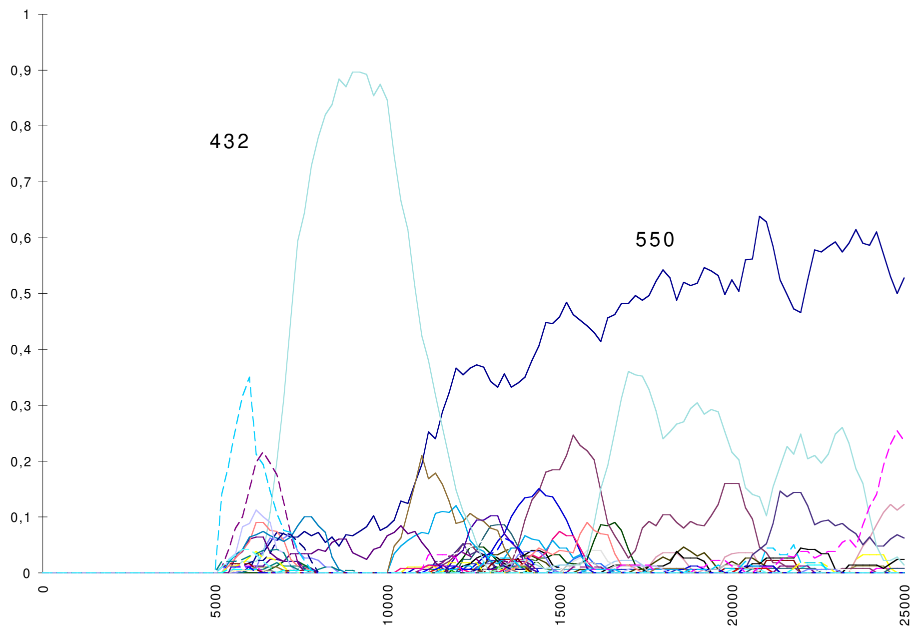

FIG. 7.23 – *Diagramme Référent-Forme pour l'objet O5. Le mot 432 domine d'abord puis est remplacé par le mot 550 (Exp 6.1.b).*

Epilogue : la victoire de 550 sur 32

Pourtant nous avons vu au début de notre enquête que le mot 550 avait exactement le même sens que le mot 32. Comment se fait-il que ce sens soit à nouveau utilisé et comment se fait-il que le mot 32 n'ait pas été la désignation choisie par la population pour nommer ce sens? A la première question, il est facile de répondre. Au fur et à mesure que de nouveaux objets ont été introduits, les situations où l'on pouvait utiliser un sens général (c'est-à-dire où un objet vert était sujet, sans autres objets verts dans le contexte) ont été plus nombreuses. La catégorie [GREEN 0.25 0.5] a pour ainsi dire repris du service. Mais son association avec le mot 32 du fait des nombreux échecs en communication dont elle a été l'objet avait à ce stade un score très négatif pour la plupart des agents. La compétition avec les mots 980 et 432, aux sens spécifiques, a été fatale pour la carrière de ce mot. L'association entre [GREEN 0.25 0.5] et 550, bien qu'assez ancienne, ayant été jusque-là éclipsée par l'association avec le mot 32, n'était pas connue de la plupart des agents. 550 a donc profité de la crise introduite par l'objet O5 pour prendre la place de 32.

Nous avons illustré dans cette étude de cas un des multiples scénarios qui peuvent expliquer le remplacement d'un mot par un autre. Ici un mot associé à un sens général est déstabilisé par l'introduction d'un nouvel objet forçant l'utilisation de sens plus spécifiques. Lorsque l'utilisation du sens général devient de nouveau appropriée, un "outsider" prend la place du premier mot dominant, trop affaibli par la compétition à laquelle il a participé. D'une manière générale, la complexité de ces dynamiques provient d'une part de la complexité croissante d'un environnement ouvert où de nouveaux objets sont régulièrement introduits et d'autre part de la complexité interne générée spontanément par l'auto-organisation lexicale.

7.4 Résumé

Dans ce chapitre, nous avons continué l'exploration des mécanismes introduits au chapitre précédent dans le cas de catégories complexes utilisant plusieurs canaux sensoriels. De nouvelles notions et de nouveaux mécanismes ont été introduits, de nouvelles dynamiques ont été identifiées.

- **Canaux sensoriels** : Chaque agent dispose d'une série de canaux sensoriels générés à partir de données perceptives brutes. Les valeurs sur chacun des canaux sont renormalisées de façon relative ou absolue puis servent aux processus de discrimination.
- **Saillance d'un canal** : Pour une scène donnée, certains canaux sont plus saillant pour discriminer le sujet de son contexte. Cette saillance peut permettre de guider la discrimination.
- **Arbres de discrimination** : Les arbres de discrimination structurent le mécanisme de création de catégories de chaque agent en proposant une évolution des distinctions du général au spécifique sur chacun des canaux sensoriels. Ils permettent d'obtenir un comportement plus rationnel des agents et une plus grande cohérence interindividuelle.
- **Dimension d'une catégorie** : La dimension d'une catégorie est le nombre de canaux sensoriels qu'elle spécifie.
- **Subsomption d'une catégorie par une autre** : Si une catégorie c est discriminante, toute catégorie discriminante de dimension supérieure contenant le même domaine de valeurs que c est inutilement complexe.

Nous dirons que la catégorie la plus complexe est subsumée par la catégorie la plus simple.
- **Choix des catégories** : Lorsque plusieurs catégories sont discriminantes, le choix s'effectue en priorité en fonction du score lexical de chacune des associations liant ces catégories à des mots. Les meilleures catégories sont les catégories qui permettent le mieux de communiquer. D'autres critères comme la saillance, la dimension ou la spécificité sont utilisés pour faciliter la convergence et éviter l'explosion combinatoire.
- **Triangle sémiotique** : Une interaction peut être résumée par un triangle sémiotique liant un objet, une catégorie et un mot.
- **Paysage sémiotique** : La juxtaposition des triangles sémiotiques crée un paysage sémiotique donnant une vue globale du lexique émergent. L'évolution du paysage sémiotique peut être analysée en utilisant 6 types différents de diagrammes de compétition.
- **Dynamiques de base** : Les deux dynamiques de base en œuvre dans de tels systèmes sont la suppression de la synonymie par auto-organisation lexicale et la levée des ambiguïtés sémantiques par l'introduction régulière de nouveaux objets.
- **Dynamiques complexes de coévolution** : Mais ces dynamiques de base sont à la source de comportement coévolutifs très complexes. Le plus souvent une étude de cas, prenant la forme d'une enquête, est nécessaire pour comprendre une évolution lexicale donnée.

Ceci était le dernier chapitre dans lequel nos agents interagissent à propos d'environnements virtuels créés sur mesure pour les besoins de nos expériences. Dans le prochain chapitre, ils interagissent à propos de leur propre perception du monde réel. Nous allons voir les difficultés et les adaptations qui sont alors nécessaires.

Chapitre 8

L'ancrage dans la réalité

Buckle your seat belt, Dorothy, because Kansas is going bye-bye !

Larry and Andy Wachowski, *The Matrix* (1999).

Nous présentons dans ce chapitre l'expérience des "Têtes parlantes", aboutissement de notre construction incrémentale de modèles toujours plus complexes. Les agents interagissent à présent à propos de leur perception du monde réel à travers des corps robotiques constitués par des caméras mobiles. Un réseau international relie ces corps robotiques les uns aux autres permettant ainsi aux agents de se "téléporter" de plate-forme en plate-forme afin d'interagir dans des environnements différents. Enfin, grâce à une interface web, les utilisateurs du monde entier peuvent influencer le lexique émergent en enseignant des mots de leur propre langue aux agents. Nous décrivons dans ce chapitre les caractéristiques des différents aspects de ce nouveau modèle et les résultats de l'expérience.

Au fil des chapitres, nous avons présenté des modèles toujours plus complexes. Les "Têtes parlantes", l'expérience que nous décrivons dans ce chapitre, peuvent être considérée comme l'aboutissement de cette construction incrémentale. Après plusieurs chapitres passés dans les mondes simulés, nos agents s'attaquent enfin au monde "réel".

Pour la première fois, les agents interagissent à propos de leur perception à travers un corps robotique constitué d'une caméra mobile. Nous disons qu'ils sont maintenant *situés* et *ancrés physiquement* dans le réel. Leur monde reste cependant contraint car les scènes qu'ils observent sont des figures géométriques simples collées sur un tableau blanc magnétique.

Un réseau international relie plusieurs sites robotiques, en Europe, en Asie et en Amérique. Chaque site est constitué de deux "Têtes parlantes" et d'un tableau blanc avec des figures géométriques. A travers ce réseau, les agents se déplacent et interagissent dans des milieux différents à propos des "réalités" différentes qu'ils observent (figure 8.1).

Enfin nous introduisons dans le processus de construction du lexique, l'influence des langues naturelles humaines en organisant une forme rudimentaire d'interaction homme-machine entre nos agents logiciels et des utilisateurs sur Internet.

La première phase de l'expérience des "Têtes parlantes" a eu lieu entre juin 1999 et novembre 1999. Nous avons assisté à l'émergence d'un lexique ancré dans le réel par une population d'agents autonomes. Ce lexique comportait des mots inventés par les agents et des mots introduits par des utilisateurs humains. Cette émergence est le fruit des dynamiques collectives que nous avons étudiées dans les chapitres précédents et de celles qu'il nous reste à présenter dans ce chapitre.

FIG. 8.1 – *Dans chaque site, deux corps robotiques, constitués par deux caméras mobiles, sont placés devant un tableau blanc magnétique. (Site d'Anvers - Exposition LABORATORIUM).*

8.1 La perception ancrée et située

8.1.1 Caractère ancré et situé

Rodney Brooks, l'un des fondateurs de la robotique comportementale (*behavior-based robotics*) expliquait que l'Intelligence Artificielle serait incapable d'atteindre ses objectifs tant qu'elle considérerait des programmes non ancrés et non situés. [Brooks, 1991, Brooks, 1999]. Qu'entendait-il par là?

- Nous dirons d'un système qu'il est *situé* si l'environnement présent a une influence directe sur son comportement.
- Nous dirons d'un système qu'il est *ancré* s'il possède un corps robotique et s'il fait l'expérience du monde réel à travers ses senseurs et ses actuateurs.

Brooks donne les deux exemples suivants. Un système de réservation aérienne est situé mais non ancré : il gère des milliers de requêtes par seconde et ses réponses varient alors que sa base de données change, mais il n'interagit avec le monde que par l'intermédiaire de messages qu'il envoie et reçoit[1] . Un robot industriel qui s'occupe de la peinture sur une chaîne de montage automobile est ancré mais non situé : il a un corps physique, doit traiter le bruit présent dans ses interactions avec le monde réel mais il ne perçoit aucun aspect concernant la forme des objets qu'on lui présente et pour peindre il se contente d'exécuter toujours la même série d'actions programmées[2].

Pour l'instant les systèmes que nous avons décrits dans les chapitres précédents ne sont ni situés, ni ancrés. Ils n'ont aucun contact avec le monde réel ni par l'intermédiaire de messages, ni par l'intermédiaire d'un corps robotique. Dans ce chapitre, nous allons combler cette lacune.

Nous ajoutons donc un nouveau module à l'architecture décrite dans le chapitre précédent : le module de *perception* et d'*actuation*. Ce module permet le contrôle d'un corps robotique de façon d'une part à recevoir des informations visuelles et gestuelles (perception) et d'autre part à agir sur le monde et en particulier pointer (actuation). Dans les expériences que nous décrivons dans ce chapitre, le corps robotique de chaque agent consiste en une caméra SONY EVI-D31 pouvant être orientée verticalement et horizontalement (figure 8.1). Grâce à cette caméra l'agent peut d'une part percevoir des images du monde et d'autre part donner des informations extralinguistiques en pointant une direction avec la camera. Nous disposons ainsi de l'ensemble des senseurs et des actuateurs dont nous avons besoin pour avoir des agents jouant des jeux de langage à propos d'objets du monde réel.

1. Notons que dès que le système est doté d'un *écran* et d'un *clavier*, nous pourrions, selon cette définition, déjà le considérer comme ancré. En effet les informations entrées sur un clavier sont certes d'une nature différente de celles qui proviennent d'une caméra, mais elle n'en proviennent pas moins du monde et sont éventuellement sujettes à des erreurs comme par exemple les fautes de frappe. De même, l'écran à une *action* sur le monde puisqu'il influe sur les actes de l'utilisateur. Il reste cependant plus pertinent de réserver le terme d'ancrage pour des capteurs et des actuateurs plus complexes.

2. A nouveau, il nous faudrait nuancer cet exemple, car certains robots sont capables, par exemple pour la soudure, d'accepter des pièces dans n'importe quel sens.

8.1.2 Segmentation visuelle

La segmentation visuelle consiste à diviser une image capturée par la caméra en plusieurs segments. Ces segments vont correspondre à ce que nous appelions "objet" dans les chapitres précédents. Mais ce ne sont que des ensembles de pixels agrégés par un algorithme particulier. La notion d'objet partagé n'a plus de sens ici.

Le système de segmentation utilisé dans les "Têtes Parlantes" a été implémenté par Danny Van Tieghem du laboratoire d'Intelligence Artificielle de la VUB à Bruxelles. L'algorithme qu'il utilise est basé sur la combinaison de deux techniques différentes : la *croissance de régions* et la *détection de contours*.

L'algorithme de croissance de régions commence par prendre chaque pixel de l'image et le compare avec les pixels voisins. S'ils sont similaires, la notion de similarité étant ici la proximité de leur couleurs respectives par rapport à un seuil, ils sont regroupés en une région. Les régions sont ensuite comparées entre elles et regroupées le cas échéant. Une fois ce processus terminé, l'ensemble des régions finales est filtré pour enlever les régions trop petites ou trop grandes. Les regions restantes constituent les segments.

L'algorithme de détection de contours commence par repérer les discontinuités de couleur en supposant qu'elles marquent la frontière entre deux surfaces. Ces points sont ensuite agrégés en ligne et les lignes sont reliées pour former le contour d'un segment.

De plus amples informations sur ces deux algorithmes peuvent être trouvées dans [van Mieghem, 1999]. La combinaison de ces deux techniques fonctionne bien avec les scènes simples qui sont présentées aux agents (voir figure 8.2).

Nous discutons dans le chapitre suivant les améliorations possibles à ces techniques. Pour l'heure nous nous contenterons simplement de notre segmentation rudimentaire qui est adaptée aux environnements contraints auxquels les agents sont confrontés.

8.1.3 Construction des canaux sensoriels

Perception des couleurs

A partir de l'ensemble des segments identifiés, le module construit les valeurs pour les canaux sensoriels que nous avons décrits au chapitre précédent. Dans les "Têtes parlantes", les canaux utilisés sont presque les mêmes que ceux présentés dans le chapitre précédent à l'exception des canaux de couleur. En effet, le système simple R-G-B a donné de mauvais résultats lorsque nous l'avons utilisé pour de vraies images. Selon les conditions de luminosité, les

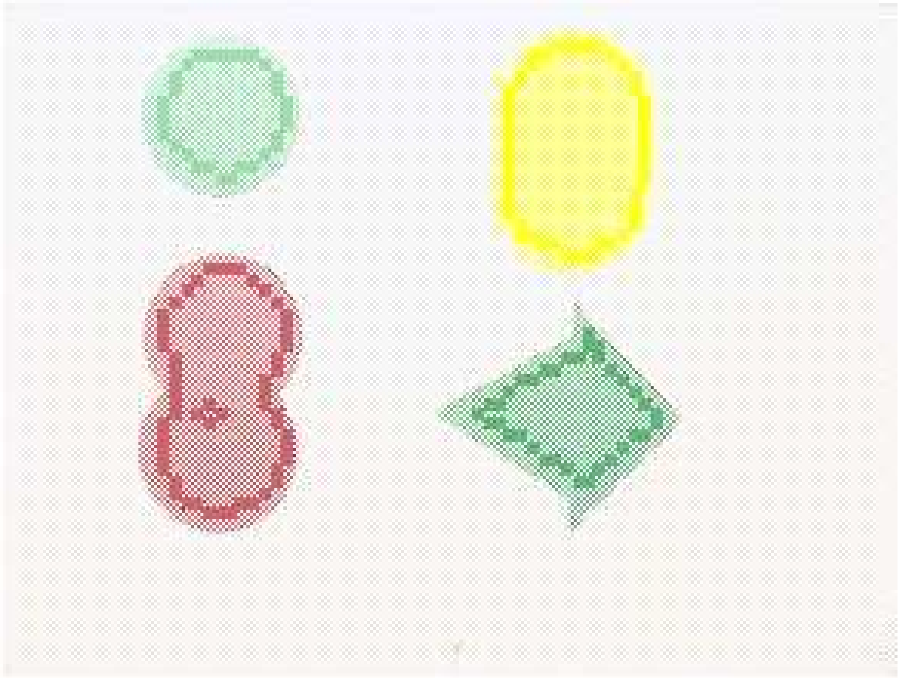

FIG. 8.2 – *Un exemple de segmentation utilisant la croissance de région et la détection de contour*

valeurs R-G-B changeaient de façon importante conduisant à la création de catégories très peu similaires à celles que nous développons en général pour la construction des couleurs[3].

Nous avons donc opté pour des canaux correspondant à la théorie des canaux opposés . Deux canaux chromatiques correspondant aux axes jaune-bleu et vert-rouge, un canal achromatique correspondant à l'intensité lumineuse et enfin un canal de saturation correspondant au degrés de "pureté" d'une couleur. Ces canaux sont obtenus à partir d'une transformation complexe sur les canaux R-G-B. L'algorithme de conversion a été implémenté par Michael Politis du VUB AI-Lab à Bruxelles. De plus amples détails peuvent être trouvés dans [Kaiser et Boynton, 1996][4].

3. Il existe une vaste littérature dans ce domaine de recherche, une bonne synthèse peut être trouvée dans [Byrne et Hilbert, 1997].

4. D'une certaine manière, en remplaçant les canaux R-G-B par les canaux opposés, nous "mâchons" le travail de la catégorisation en l'orientant vers des "perceptions pertinentes". Si les agents avaient la possibilité de créer dynamiquement des nouveaux canaux sensoriels, il est possible qu'une transformation équivalente puisse être "découverte" par les agents eux-mêmes. Malheureusement, dans le système que nous décrivons ici, les agents n'ont pas cette possibilité.

Liste des canaux

Nous allons maintenant décrire la liste des canaux que les "Têtes parlantes" utilisent, et la manière dont nous les obtenons à partir des segments extraits de l'image capturée. Beaucoup de canaux utilisent des informations issues de la "bounding box" associée à un segment. La "bounding box" correspond au quadrilatère dans laquelle le segment est inscrit. Elle se calcule facilement en prenant le point le plus haut, le plus bas, le plus à droite et le plus à gauche du segment. Nous noterons $b(s)$ la "bounding box" d'un segment s.

Donc pour un segment s, nous calculon :

- C-HPOS : Position horizontale du segment. Centre x de $b(s)$.
- C-VPOS : Position verticale de l'objet. Centre y de $b(s)$.
- C-HEIGHT : Hauteur du segment. Hauteur de $b(s)$.
- C-WIDTH : Largeur du segment. Largeur de $b(s)$.
- C-AREA : Surface du segment. Nombre de pixels de s.
- C-RECT : Rectangularité du segment. Rapport de la surface du segment sur la surface de $b(s)$, $\frac{C-AREA(s)}{C-HEIGHT.C-WIDTH(s)}$. Si s est un rectangle $C-RECT(s) = 1$. Si s est un cercle, $C-RECT(s) = \frac{\pi.R^2}{4.R^2} = \frac{\pi}{4} \approx 0{,}78$. Si c est un triangle $C-RECT < 0.5$.
- C-YELLOW : Composante Jaune dans la décomposition en canaux opposés de la couleur moyenne du segment.
- C-BLUE : Composante bleue dans la décomposition en canaux opposés de la couleur moyenne du segment.
- C-GREEN : Composante verte dans la décomposition en canaux opposés de la couleur moyenne du segment.
- C-RED : Composante rouge dans la décomposition en canaux opposés de la couleur moyenne du segment.
- C-LIGHTNESS : Canal achromatique correspondant à l'intensité lumineuse dans la décomposition en canaux opposés de la couleur moyenne du segment.

Comme nous l'avons expliqué dans le chapitre précédent, une fois la scène perçue les valeurs de ces différents canaux sont ensuite renormalisées, certaines de manière absolue par rapport à des maxima et minima fixes, d'autres de façon relative par rapport aux autres objets du contexte. Dans les "Têtes Parlantes" les 5 premiers canaux sont renormalisés de façon relative, les 6 derniers de façon absolue (voir la discussion pour le choix de la renormalisation relative ou absolue dans le chapitre précédent).

8.1.4 Pointage extralinguistique

Elle n'a pas seulement des yeux qui voient, elle a des yeux qui montrent.
Daniel Pennac, *Monsieur Malaussène* (1997).

Dans le jeu de langage que nous étudions, les agents doivent à plusieurs reprises produire et interpréter des informations extralinguistiques : Il s'agit par exemple pour l'interlocuteur d'indiquer l'objet correspondant au mot qu'il a entendu, ou pour le locuteur l'objet qu'il a voulu désigner en cas d'erreur. Il faut donc que les agents soient dotés d'un mécanisme pour pointer et d'un mécanisme pour interpréter ce pointage.

Tant que les agents partageaient la même perception, la construction de tels mécanismes était aisée. Mais les "Têtes parlantes" ne partagent ni la même perception, ni même le même point de vue sur la scène. Le premier à s'être confronté à cette difficulté a été Paul Vogt du VUB-AI Lab dans son implémentation des jeux de langage sur des robots mobiles [Vogt, 1998b, Vogt, 1997, Vogt, 1998a, Steels et Vogt, 1997]. La difficulté qu'avaient ses robots à se désigner des objets de leur monde a longtemps été un des obstacles les plus importants à la bonne conduite de ces expériences. D'une certaine manière notre situation est un peu plus simple, car d'une part nos robots ne se déplacent pas, d'autre part ils regardent une surface plane placée à une distance à peu près constante. La solution que Joris van Looveren et moi-même avons développée pour ce problème est simple car elle tient compte de ces contraintes. Les caméras vont utiliser la position de leur tête pour pointer. Nous pourrions dire qu'elle indique par le regard l'objet qu'elles veulent désigner. Chaque caméra connaît sa direction de regard et celle de sa voisine. Elle peut grâce à une transformation mathématique calculer quelle position elle doit avoir pour regarder au même endroit que l'autre caméra. Nous reviendrons dans le chapitre suivant sur le réalisme de l'hypothèse d'une telle capacité.

Calibration des caméras

Pour leur permettre cela, nous effectuons une calibration préalable des deux caméras. Cette calibration se réalise en plusieurs étapes. Dans un premier temps, trois points doivent être configurés afin de délimiter la zone d'observation commune aux deux caméras (figure 8.3). Comme nous allons le voir, ces points sont aussi utilisés pour déterminer la transformation à réaliser pour passer des coordonnées d'une caméra et celle de l'autre.

Chaque caméra a donc son propre système de coordonnées ($p1$,$t1$) et ($p2$,$t2$). Ces coordonnées sont deux angles qui définissent l'orientation de la caméra par rapport à sa base. L'idée est de faire correspondre ces deux sys-

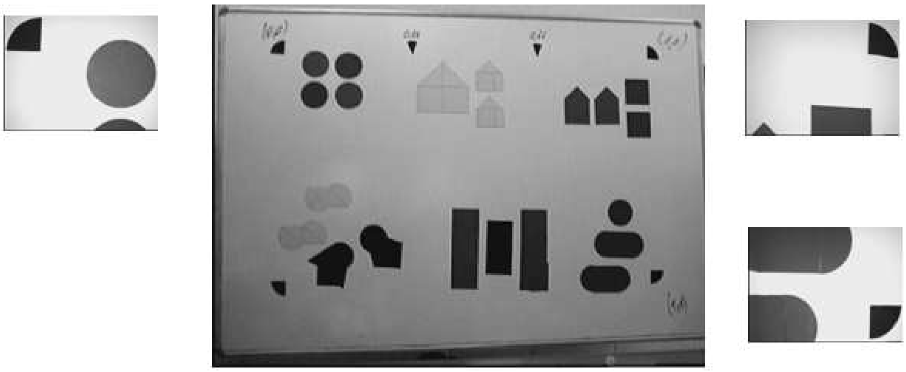

FIG. 8.3 – *Choix de trois points sur le tableau pour délimiter la zone d'observation et déterminer la transformation à effectuer sur les coordonnées pour passer d'une caméra à l'autre.*

tèmes directement à un espace de coordonnées partagées (x,y). Pour chaque camera nous supposerons que la transformation générale a la forme suivante :

$$x - x0 = A.(t - t0) + B.(p - p0) \tag{8.1}$$

$$y - y0 = C.(t - t0) + D.(p - p0) \tag{8.2}$$

Il nous faut donc simplement déterminer les valeurs de A, B, C et D pour chaque caméra. Trois points suffisent. La caméra fixe d'abord un point de référence (t0, p0). Nous choisissons arbitrairement x=0 et y=0 pour ce point. Nous prenons ensuite deux autres points et mesurons (t1,p1) et (t2,p2). Les équations deviennent:

$$x1 = A.(t1 - t0) + B.(p1 - p0) \tag{8.3}$$

$$y1 = C.(t1 - t0) + D.(p1 - p0) \tag{8.4}$$

$$x2 = A.(t2 - t0) + B.(p2 - p0) \tag{8.5}$$

$$y2 = C.(t2 - t0) + D.(p2 - p0) \tag{8.6}$$

En résolvant le système, nous obtenons pour chaque camera, les valeurs de A, B, C et D :

$$A = \frac{x1.(p2 - p0) - x2.(p1 - p0)}{(p2 - p0)(t1 - t0) - (p1 - p0)(t2 - t0)} \tag{8.7}$$

$$B = \frac{x2.(t1 - t0) - x1.(t2 - t0)}{(p2 - p0)(t1 - t0) - (p1 - p0)(t2 - t0)} \tag{8.8}$$

$$C = \frac{y1.(p2 - p0) - y2.(p1 - p0)}{(p2 - p0)(t1 - t0) - (p1 - p0)(t2 - t0)} \tag{8.9}$$

$$D = \frac{y2.(t1 - t0) - y1.(t2 - t0)}{(p2 - p0)(t1 - t0) - (p1 - p0)(t2 - t0)} \tag{8.10}$$

Calibration du zoom

Il faut ensuite calibrer le zoom de chaque caméra (figure 8.4). Ceci permet au module de perception de faire une estimation de la hauteur et de la largeur de la scène observée et ainsi de savoir où l'autre caméra pointe dans l'image. En effet, connaissant la largeur et la hauteur de la scène sur l'image capturée, il peut connaître la position (x,y) de chaque point de cette image. La hauteur et la largeur de la scène dépendent du zoom. La procédure de calibration consiste à mémoriser pour diverses valeurs du zoom, les largeurs réelles des scènes en subdivisant la zone d'observation en zones d'égales longueurs. Le module se chargera ensuite d'interpoler entre ces points pour connaître la largeur et la hauteur réelles selon le zoom de la caméra.

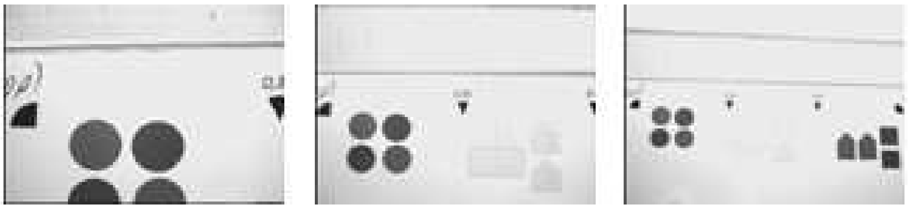

FIG. 8.4 – *Calibration du zoom avec plusieurs captures d'écrans dont on connaît les rapports de largeurs respectifs. Ici 1/3, 1/2 et 1*

Enfin il faut fixer le niveau de zoom standard de chaque caméra. Ces différentes étapes permettent d'utiliser deux caméras à différentes hauteurs et différentes distances du tableau. Les procédures simples de calibration décrite dans cette section restent très primitives et surtout construites de façon *ad hoc* par rapport aux contraintes spécifiques de la plate-forme des "Têtes Parlantes". Elles se sont cependant montrées tout à fait efficaces pour cette expérience. Lorsque la calibration était faite avec soin les erreurs dues aux imprécisions liées à cette méthode étaient en nombre très réduit. Nous discuterons d'autres solutions possibles au problème du pointage extralinguistique dans le dernier chapitre.

8.2 Description du modèle

Modèle 7.1. Maintenant que nous avons introduit les principaux composants nouveaux liés aux traitements des scènes du monde réel, décrivons comme dans les chapitres précédents notre modèle de façon précise.

8.2.1 Environnement

L'environnement est constitué d'une scène du monde réel. Cette scène est une partie d'un tableau blanc magnétique sur lequel sont collées des formes géométriques. Chaque agent perçoit cette scène de manière potentiellement différente.

Pour choisir la scène le locuteur prend d'abord une coordonnée au hasard dans la zone d'observation. Il dirige sa caméra vers ce point, capture une image, la segmente. Si le nombre de segments est inférieur à 2, il choisit un autre point et renouvelle l'opération. Sinon, il calcule le centre de gravité des segments et dirige la caméra vers ce point, capture une image et répète l'opération de segmentation-recentrage trois fois .

Ce système, mis au point par Joris Van Looveren, permet de constituer des scènes où les principaux segments sont relativement bien centrés. Cette étape est importante pour la constitution de scènes "intéressantes" à discriminer.

Une fois une telle scène trouvée par le locuteur, l'interlocuteur dirige sa caméra en utilisant la transformation de coordonnées décrite dans la section précédente de manière à pointer approximativement vers la même scène. Chaque agent segmente alors l'image qu'il a capturée et calcule les valeurs de ses différents canaux sensoriels.

8.2.2 Agent

Chaque agent est donc maintenant doté de trois modules, puisque vient s'ajouter le module de perception et d'actuation. Ce module lui permet la commande d'un corps robotique constitué par une caméra SONY EVI-D31. Ses principales commandes sont la segmentation d'une image capturée, le contrôle de mouvement de la caméra et l'interprétation d'un mouvement de l'autre caméra. Nous discuterons dans le dernier chapitre la possibilité du contrôle d'autres corps robotiques.

Une autre différence est que les agents n'utilisent plus des mots constitués de nombres comme dans tous les chapitres précédents mais de mots où alternent consonnes et voyelles du type "WAPAKU", "BOXIMA", "GABULA". Chaque agent est donc doté d'un générateur de mots nouveaux qui à partir d'un ensemble de voyelles et de consonnes crée un mot de taille variable (entre 2 et 10 caractères). Nous avons introduit cette modification de façon à ce que le lexique soit plus similaire à un lexique naturel car, comme nous le verrons dans deux sections, nous nous proposons d'étudier l'influence d'un lexique naturel sur la convergence du système.

8.2.3 Interaction

Déroulement

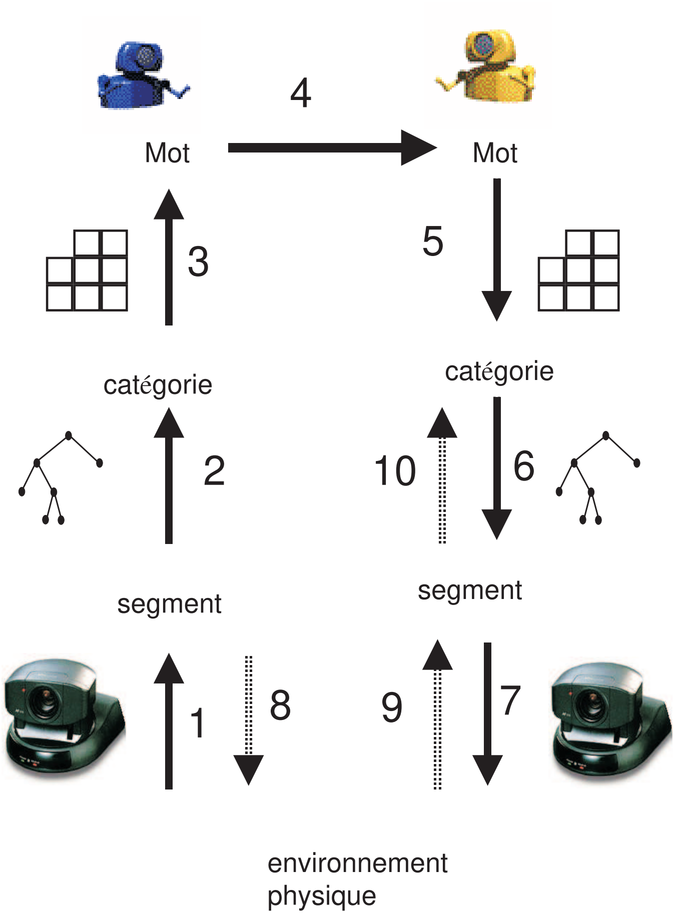

FIG. 8.5 – *Modèle 7 : Interaction ancrée et située*

L'interaction dont la plupart des étapes ont déjà été détaillées dans les chapitres précédents, a schématiquement lieu de la manière suivante :

1. Le locuteur choisit une scène par une succession de trois segmentations-recentrages, puis capture une image la segmente, choisit un segment

comme sujet de l'interaction, les autres segments constituant le contexte.
2. Il catégorise ce segment en fonction des valeurs calculées sur chacun des canaux sensoriels dont il dispose, comme dans les chapitres précédents
3. Il associe à la catégorie trouvée un mot de son lexique ou en crée éventuellement un. Ce mot est composé d'une succession de voyelles et de consonnes.
4. Ce mot est transmis sans altération à l'interlocuteur.
5. Ce dernier le décode en une catégorie.
6. Cette catégorie sélectionne 0, 1 ou plusieurs segments dans la segmentation que l'interlocuteur a réalisée de la scène. Si 0 ou plusieurs segments ont été sélectionnés le jeu est un échec. Si un segment a été identifié, l'interlocuteur indique son choix en dirigeant sa caméra en direction du segment choisi. Le locuteur analysant son pointage décide si le jeu est un succès ou non. Le critère est le suivant : si le segment sujet est le segment le plus proche de la position pointée par l'interlocuteur, le jeu est un succès. Si un autre segment est plus proche, le jeu est un échec.

Adaptation

En cas d'échec le locuteur pointe avec sa caméra en direction du segment sujet (8). L'interlocuteur analyse cette direction et sélectionne un segment (9). Ce segment constituera *son* segment sujet. Il fait ensuite une hypothèse sémantique (10) sur le sens du mot entendu comme dans les chapitres précédents.

Erreurs

Nous devons noter que dans ce nouveau modèle de nouvelles sources d'erreurs et de confusions peuvent se produire durant le déroulement de l'interaction. En voici la liste :

- La scène perçue est différente pour les deux agents en raison de leur position respective.
- La segmentation peut être différente pour les deux agents. Par exemple, un agent pourra avoir identifié 6 segments, un autre 7.
- L'information extralinguistique transmise par l'interlocuteur au locuteur pour indiquer l'objet deviné peut être mal interprétée. Même si nous, en tant qu'observateurs extérieurs pourrions considérer que le jeu est un succès, le verdict peut être différent. Le cas inverse, plus rare, d'un jeu que nous jugerions être un échec mais qui est considéré comme un succès par les agents peut aussi se produire.

– L'information extralinguistique transmise du locuteur à l'interlocuteur pour indiquer l'objet qu'il fallait désigner peut elle aussi être mal interprétée et conduire à une hypothèse sémantique qui a de grande chance d'être erronée.

Un exemple typique de ce genre de divergence perceptive peut être vu sur la figure 8.6. A cause d'une petite différence de point de vue, les deux agents ont segmenté différemment la scène. L'agent du haut a identifié deux segments correspondant aux ronds rouge et jaune. L'agent du bas a identifié deux segments correspondant au rectangle rouge et au rond bleu. Quelle influence de telles divergences vont-elles avoir sur les dynamiques collectives du système?

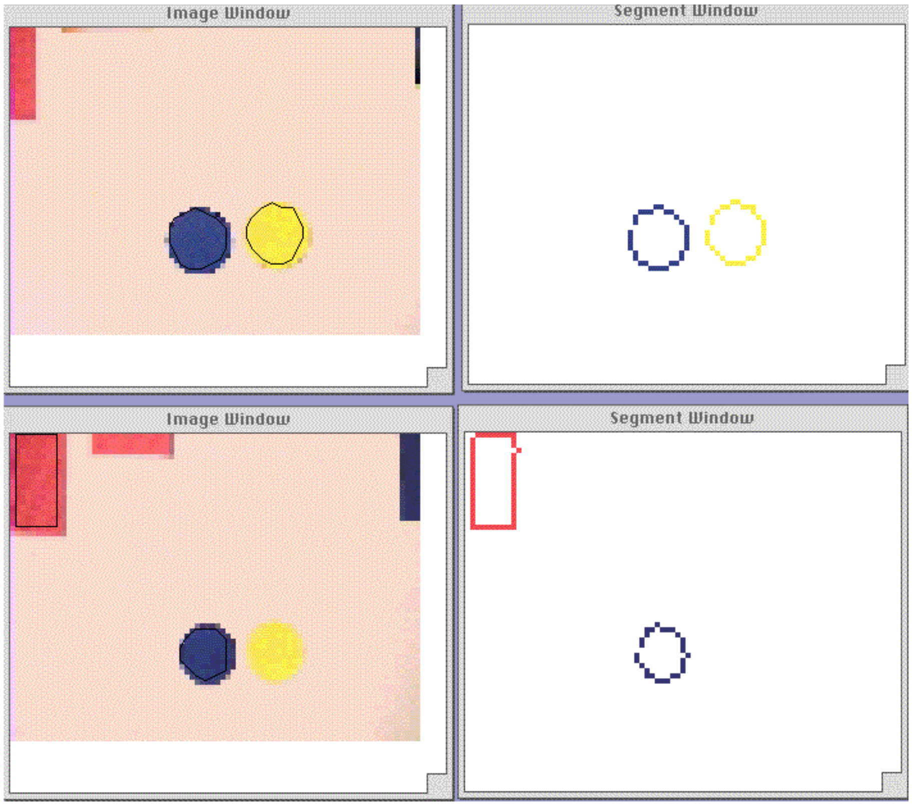

FIG. 8.6 – *Segmentation ambigüe. A cause d'une petite différence de point de vue, les deux agents ont segmenté différemment la scène. L'agent du haut a identifié deux segments correspondant aux ronds rouge et jaune. L'agent du bas a identifié deux segments correspondant au rectangle rouge et au rond bleu.*

8.2.4 Influence du caractère ancré et situé de l'expérience

Comment va se manifester le caractère ancré et situé de cette expérience par rapport aux expériences des chapitres précédents ? En première approximation, le fait que les deux agents ne partagent pas tout à fait la même perception peut être interprété comme un simple bruit, comparable à celui étudié dans le chapitre 4. Comme nous l'avions noté alors, ce bruit constitue une entrave au bon fonctionnement des dynamiques collectives. Si la segmentation visuelle et le pointage extralinguistique conduisent à de grandes incohérences entre agents nous pouvons être sûr qu'il sera très difficile de faire émerger un lexique.

Mais comme nous le notions déjà aux chapitres 4 et 5, ce bruit a des vertus. Nous avions vu qu'il permettait une optimisation de la distinctivité des mots les uns par rapport aux autres, qu'il était également la source d'un affinement des classifications construites par le lexique. Ici, les dynamiques devraient sélectionner automatiquement les mots correspondant à des catégories pouvant discriminer de façon efficace un objet quels que soient le point de vue de l'agent ou les conditions précises d'illumination. Inversement, les mots associés à des catégories, et indirectement à des canaux sensoriels, qui se révèlent peu résistants à des changements mineurs de l'environnement, ne seront que peu utilisés et donc progressivement rejetés du lexique émergent.

Pourquoi alors ne pas tester cette hypothèse en appliquant simplement un bruit sur le monde simulé que nous étudiions au chapitre précédent ? Si ce bruit est modélisé de façon grossière, les résultats risquent d'être assez décevants car sans utilité pour déterminer quels canaux sont vraiment efficaces. Nous pensons que le *bruit naturel* présent dans les expériences ancrées et situées, telles que celles que nous conduisons dans ce chapitre, possède des propriétés fondamentales qui font défaut aux modélisations simples basées sur un bruit artificiel. Bien entendu, si nous étions en mesure de comprendre quel est l'effet précis de ce bruit sur la perception des agents, par exemple les effets des changements de luminosité lié au type d'éclairage (néon, extérieur, etc.) ou le type d'erreurs introduit par une calibration imprécise, nous serions en mesure de modéliser de façon satisfaisante les évolutions en simulation [5]. Une telle expertise nous manquant aujourd'hui, l'expérimentation avec des robots physiquement ancrés et situés s'impose.

5. Nous pouvons noter que le progrès des simulateurs permet depuis quelques années une comparaison pertinente entre modèles simulés et modèles robotiques dans certains domaines de recherche (voir en particulier [Billard et al., 1999, Martinoli et al., 1999, Michel, 1998]).

8.3 Le réseau

Nous avons vu au chapitre précédent qu'il était fondamental que les agents soient confrontés à des scènes constamment diversifiées. Seuls de nouveaux objets, ou les mêmes objets mais vus dans des conditions différentes, permettent de lever progressivement les ambiguïtés sémantiques qui peuvent se maintenir entre les agents. Il faudrait donc pour obtenir cette diversité avec une plate-forme de "Têtes parlantes" régulièrement changer les figures sur le tableau magnétique mais aussi les conditions d'éclairage, la position des caméras, etc. Nous avons donc palié à ce problème en ne proposant pas une seule plate-forme robotique mais un réseau de plates-formes robotiques, situées dans différents pays et maintenues par différentes équipes. Nous appelons ce réseau l'ATN (Agent Teleporting Network).

8.3.1 Présentation de l'ATN

Le cœur de l'ATN et ses principales spécifications ont été développés par Angus McIntyre en étroite collaboration avec Luc Steels, Joris van Looveren et moi-même [McIntyre et al., 1999, McIntyre, 1999]. Ses principes de construction et d'implémentation suivent l'évolution récente des technologies informatiques. Nous pouvons distinguer schématiquement trois phases à cette évolution : (1) D'abord les ressources informatiques étaient essentiellement centralisées sur de gros ordinateurs dont l'accès était strictement contrôlé, puis (2) avec l'arrivée de l'informatique personnelle, ces importantes ressources furent réparties dans un grand nombre d'ordinateurs de plus petite taille, enfin avec la croissance de l'Internet (3), ces ressources peuvent être à présent interconnectées, permettant ainsi l'échange de données et l'utilisation de ressources partagées.

Si le partage de ressources touche un nombre chaque jour plus grand d'applications dans le monde de l'informatique, il semble avoir ignoré jusqu'à présent le monde de la robotique. La plupart des laboratoires de robotique construisent encore aujourd'hui aux prix de grands efforts des plates-formes d'expérimentation sophistiquées mais dont l'usage est en général limité aux seuls membres de l'équipe de recherche. L'ATN constitue une première avancée vers un réseau de ressources partagées en robotique où chaque laboratoire peut utiliser de façon distante le matériel des autres laboratoires appartenant au réseau.

De façon concrète l'ATN relie plusieurs sites équipés de caméras mobiles et permet en utilisant les protocoles standards d'Internet, à des agents logiciels de se *téléporter* d'un site vers un autre de façon à utiliser les ressources disponibles sur chaque site. Les agents lorsqu'ils transitent d'une plate-forme

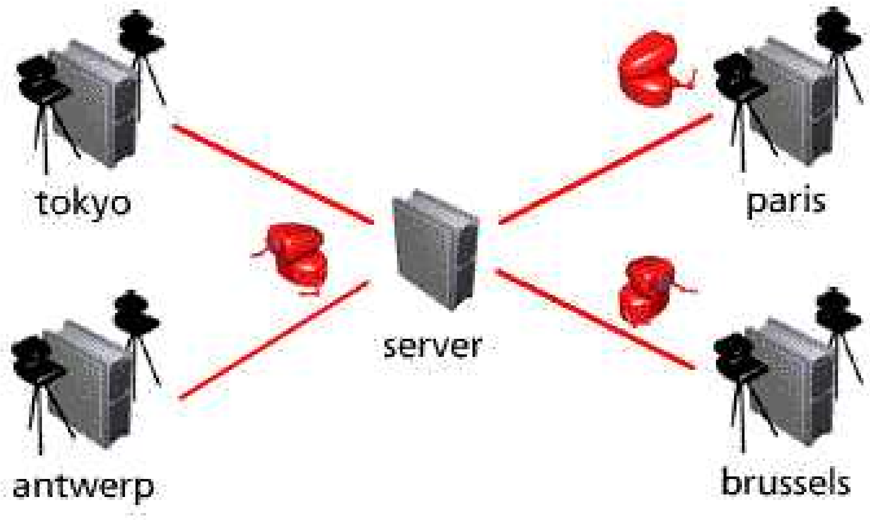

FIG. 8.7 – *L'ATN relie les plates-formes de Paris, Bruxelles, Anvers et Tokyo au serveur central, qui contrôle le déroulement de l'expérience.*

robotique vers une autre passent par un serveur central qui les dirige vers leur future destination (figure 8.7). Chaque site possède une "salle d'attente" pour stocker les agents en attendant qu'ils puissent participer à une interaction située et ancrée en contrôlant les caméras.

8.3.2 La téléportation

Nous parlons de "téléportation" d'agents car les agents quittent un corps robotique situé dans un laboratoire dans le monde pour s'"incarner" dans un autre corps robotique éventuellement situé quelque part sur un autre continent. Une description complète de l'agent logiciel est transmise par le réseau (Nous ne décrirons pas ici le détail des protocoles utilisés, ils sont présentés dans [McIntyre et al., 1999, McIntyre, 1999]).

Pourquoi transmettre le code de l'agent et non pas utiliser de façon distante les ressources mises à disposition par les différents laboratoires ? Deux solutions s'offraient effectivement à nous. D'une part la *vraie mobilité* dans laquelle la description de l'agent est effectivement transmise sur le réseau. D'autre part une *pseudo-mobilité* dans laquelle l'agent se contente d'accéder à des ressources de façon distante. Un bon exemple de pseudo-mobilité nous est fourni par les agents utilisés dans les moteurs de recherche du World Wide Web . Ils sont souvent décrits avec des termes suggérant leur mobilité : on

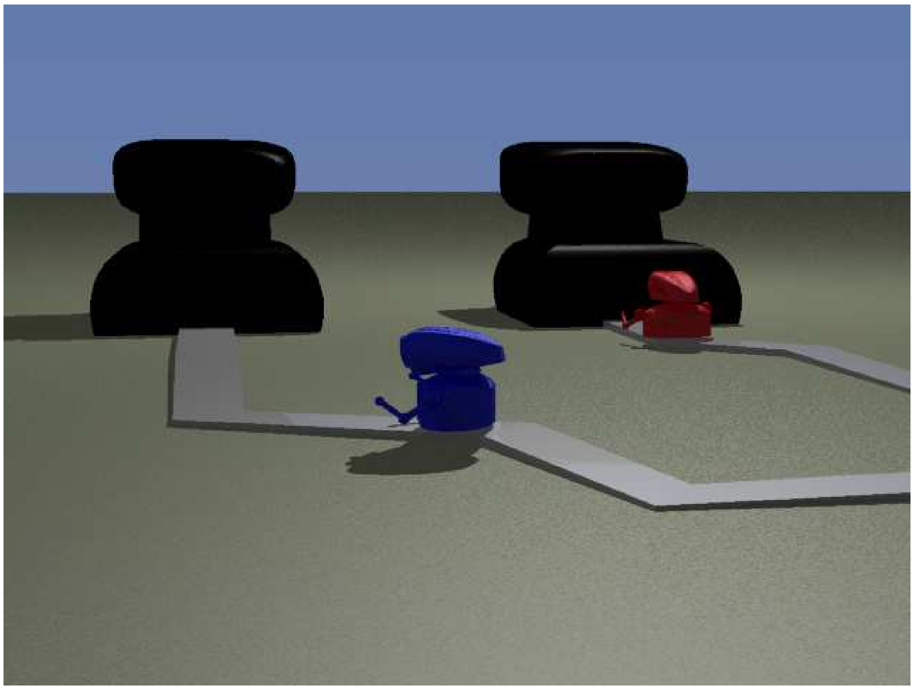

FIG. 8.8 – *Deux agents logiciels s'incarnant dans leur corps robotiques respectifs pour participer à une interaction ancrée et située (dessin Angus McIntyre).*

parle de "bots" parcourant des pages web, on dit que telle page a été "visitée" par tel agent, etc. Pourtant ils ne sont en aucune façon mobiles. Ils se contentent de faire des appels distants aux différents sites et d'archiver ces données. En aucun cas, ils ne "voyagent" eux-mêmes, ce sont simplement les données des pages qui viennent jusqu'à eux.

Pourquoi nos agents ne pourraient-ils pas opérer comme les "bots" des moteurs de recherche ? Nous pouvons avancer les arguments suivants (voir [McIntyre, 1999] :

- **Processus temps réel** : Nos agents doivent réaliser des processus temps réels couplés les uns aux autres comme le traitement des images capturées, la segmentation ou le recentrage des caméras. Une connexion distante serait inappropriée pour permettre un contrôle efficace de ces processus.
- **Connexions non permanentes** : L'utilisation de ressources distantes force la mise en place de connexions permanentes entre le serveur central et les plates-formes. Ceci impose une grande limitation sur le type des plates-formes qui pourront être reliées à l'ATN. Au contraire, dans le cas de "vraie mobilité" des agents, les plates-formes peuvent accueillir les agents, se déconnecter du réseau puis se reconnecter plus tard. Il devient alors possible d'utiliser des plates-formes mobiles aux connexions intermittentes (sous-marins, vaisseaux spatiaux ou plus simplement ordinateurs portables non dotés d'une connexion sans fil permanente).
- **Parallélisme** : D'une manière générale l'utilisation en parallèle des ressources que permet la "vraie mobilité" semble être une option de plus en plus considérée pour des expériences ou des calculs à grande échelle. En effet, les machines clients sont souvent aussi puissantes, voir plus puissantes, que les machines avec lesquelles elles communiquent. Des projets dans lesquels un nombre important de PCs domestiques aux capacités variables sont utilisés pour la réalisation d'importants calculs distribués ont récemment vu le jour. L'évolution d'une langue est un processus parallèle en son essence, ce type d'architecture s'impose.

8.3.3 La dualité agent logiciel / corps robotique

Nous avons exposé les principales raisons qui nous ont amenés à choisir l'option d'agents logiciels se téléportant *vraiment* à travers le réseau. Il nous faut à ce stade clarifier un possible malentendu. Notre position *dualiste* qui nous invite à séparer agents logiciels et corps robotiques peut en effet sembler en contradiction avec notre discours sur l'importance du caractère ancré et situé des agents. Si les liens entre les perceptions ancrées dans un corps robotique et les autres processus symboliques de plus haut niveau sont fondamentaux comment accepter que des agents puissent changer régulièrement de corps ? En fait, ce sont la structure des catégories de l'agent, la forme de ses arbres de discrimination qui sont le résultat du caractère ancré de l'expérience. Il est fondamental que l'agent développe ces structures lorsqu'il est incarné physiquement dans un corps robotique. Mais ces structures sont entièrement décrites dans l'agent logiciel, le corps robotique ne possédant lui aucune mémoire.

Un agent ayant développé ses catégories dans un corps robotique rencontrera-t-il des problèmes lorsqu'il s'incarnera dans un autre corps ? C'est possible. La caméra percevra peut-être avec des couleurs et une résolution différente. Sa position, sa hauteur, son zoom et son champ de vision seront assurément différents. Certaines distinctions que l'agent avait catégorisées et peut-être lexicalisées deviendront, dans ce nouveau point de vue, obsolètes, d'autres devront être développées[6].

Nous jugeons ces difficultés liées à l'incarnation dans des corps successifs comme des facteurs positifs qui vont amener les agents à développer progressivement une perception et des catégories indépendantes du point de vue et pour une certaine mesure indépendante de l'architecture précise des corps robotiques dans lesquels ils s'incarnent[7]. La dualité agent logiciel / corps robotique est une manière de pallier au caractère primitif des corps robotiques utilisés aujourd'hui. Loin d'être en contradiction avec la notion d'expérience ancrée, la téléportation permet aux agents d'expérimenter différents types d'ancrages et conduit finalement à une meilleure perception des spécificités des données venant du monde réel.

8.3.4 Les différentes plates-formes

La première phase de l'expérience des "Têtes parlantes" s'est déroulée de juin 1999 à novembre 1999. 6 plates-formes robotiques ont été actives durant cette période. Nous les décrivons brièvement ici.

Le 24 juin 1999, l'expérience des "Têtes parlantes" débutait avec l'activation simultanée de trois plates-formes : Paris, Bruxelles et Anvers.

6. Dans le futur, il conviendrait que les agents soient en mesure de développer les canaux sensoriels appropriés au corps dans lequel ils sont incarnés. Dans un premier temps, ceci pourrait être réalisé par l'accès à des librairies de canaux associés à chaque corps disponible. Il serait encore plus intéressant que les agents puissent d'une manière ou d'une autre construire de façon adaptative des canaux pertinents lorsqu'ils découvrent un nouveau corps.

7. Une certaine stabilité dans ces changements de corps sera tout de même nécéssaire. Si un agent change de corps trop souvent, il est probable que ses catégories seront assez instables.

La plate-forme de Paris

La première est située dans le laboratoire Sony CSL Paris et a été maintenue par Angus McIntyre, Luc Steels et moi-même. Elle est dotée de trois moniteurs de visualisation, deux dédiés aux états internes des agents incarnés dans chaque caméra (lexique, catégories, etc.) et un troisième montrant l'évolution de paramètres internes du système (succès expérimental, traces, etc.). Deux moniteurs vidéo permettent de voir la scène visualisée par chaque caméra. Une voix artificielle commente chacun des jeux, rendant explicite l'évolution de l'expérience pour les visiteurs. Le tableau blanc est éclairé avec un tube fluorescent. Cette plate-forme a fonctionné sans interruption 24h/24h pendant toute la durée de l'expérience.

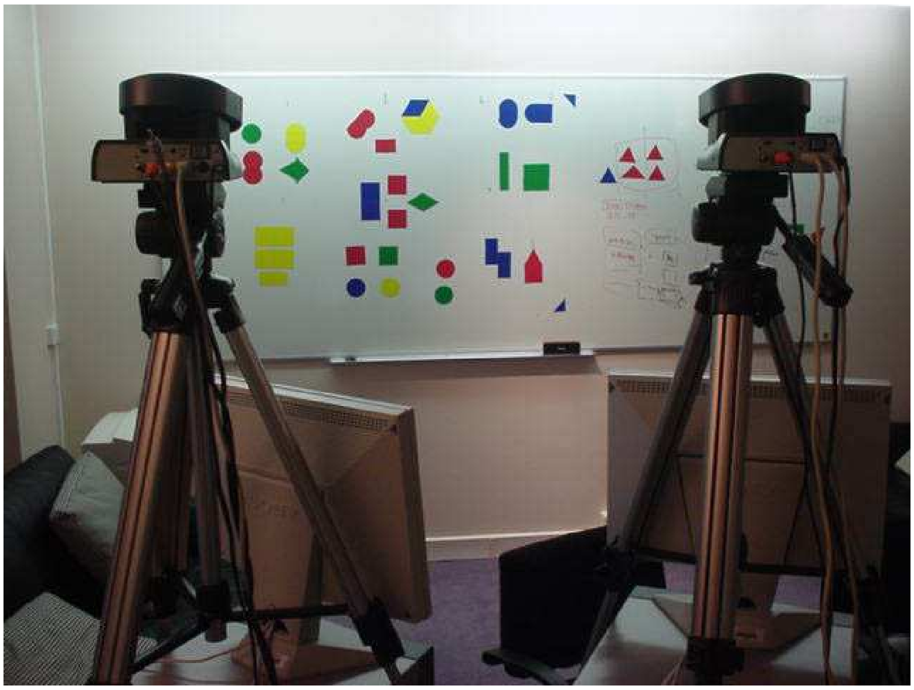

FIG. 8.9 – *La plate-forme de Paris au laboratoire Sony CSL Paris*

La plate-forme de Bruxelles

La seconde plate-forme fonctionne dans le laboratoire d'Intelligence Artificielle du VUB à Bruxelles. Elle est maintenue par Joris van Looveren. Proposant moins d'outils de visualisation, cette plate-forme fonctionne plus rapidement que Paris et Anvers. Elle permet donc de réaliser un plus grand nombre d'interactions ancrées dans le même temps. Le tableau blanc est éclairé avec un tube fluorescent. La plate-forme a fonctionné sans interruption 24h/24h pendant toute la durée de l'expérience.

FIG. 8.10 – *La plate-forme de Bruxelles au laboratoire d'Intelligence Artificielle du VUB*

La plate-forme d'Anvers

Contrairement aux deux premières, la troisième plate-forme n'est pas située dans un laboratoire de recherche mais dans une exposition ouverte au public durant l'été 1999. La manifestation LABORATORIUM organisée par Hans-Ulrich Obrist et Barbara Vanderlinden a regroupé dans divers espaces de la ville d'Anvers (Belgique) des expériences artistiques et scientifiques sur le thème du laboratoire et de l'expérience publique[8]. Les "Têtes parlantes" étaient présentées dans un grand espace du President Building sur Franklin Rooseveltplaats. Une architecture en bois a été construite pour l'occasion. Comme à Paris, les visiteurs pouvaient suivre l'évolution de l'expérience sur trois moniteurs (dont un rétro-projeté) et interagir avec le système en modifiant les scènes sur le tableau blanc ou par l'intermédiaire des terminaux webs (voir section suivante).

8. http://laboratorium.antwerpenopen.be

Cette plate-forme a été maintenue par Joris van Looveren, Mario Campanella, Holger Kenn et les organisateurs de l'exposition. Son fonctionnement était le plus lent des trois plates-formes en raison des commentaires artificiels permanents destinés à la compréhension de l'expérience par le grand public. Le tableau blanc était éclairé lui aussi avec un tube fluorescent. La plate-forme a fonctionné sans interruption 24h/24h jusqu'à fin octobre 99.

Trois plates-formes supplémentaires ont été introduites dans l'expérience au cours de son déroulement.

La plate-forme de Tokyo

Installée dans le laboratoire Sony CSL Tokyo dans le Shinagawa-ku, la plate-forme Tokyo est la première plate-forme non européenne du réseau ATN. Elle a été installée par Luc Steels, Angus McIntyre et moi-même et est aujourd'hui maintenue par Franck Nielsen. Il s'agit d'une configuration minimale nécessitant le moins possible de maintenance sur site. Les conditions d'illumination sont de moins bonne qualité que dans les autres sites et les figures géométriques sont différentes. La plate-forme a été introduite dans le réseau à la fin de l'expérience en novembre 1999. Elle fonctionne seulement pendant la journée.

La plate-forme de Lausanne

La cinquième plate-forme a été installée à l'occasion de la conférence européenne de Vie artificielle en septembre 1999 à l'EPFL à Lausanne. Cette plate-forme n'a donc été active qu'une semaine. Son installation a été réalisée par Joris van Looveren et moi-même. Comme à Anvers, les conférenciers pouvaient à loisir modifier les scènes présentes sur le tableau. L'éclairage était un mélange de lumière directe fournie par un projecteur et de lumière naturelle.

La plate-forme mobile

Enfin la dernière plate-forme est constituée simplement par un ordinateur portable doté d'une carte d'acquisition vidéo et d'une ou deux caméras[9]. Lorsque l'ordinateur est connecté au réseau les agents logiciels peuvent "embarquer". Ils interagissent ensuite dans des milieux beaucoup moins contraints que ceux des autres plates-formes (notamment certaines scènes naturelles). Lorsqu'ils ont fini les interactions, ils attendent la prochaine connexion au

9. Pour cette configuration, nous avons souvent utilisé les caméras EVI-G21 de taille plus réduite que les D31.

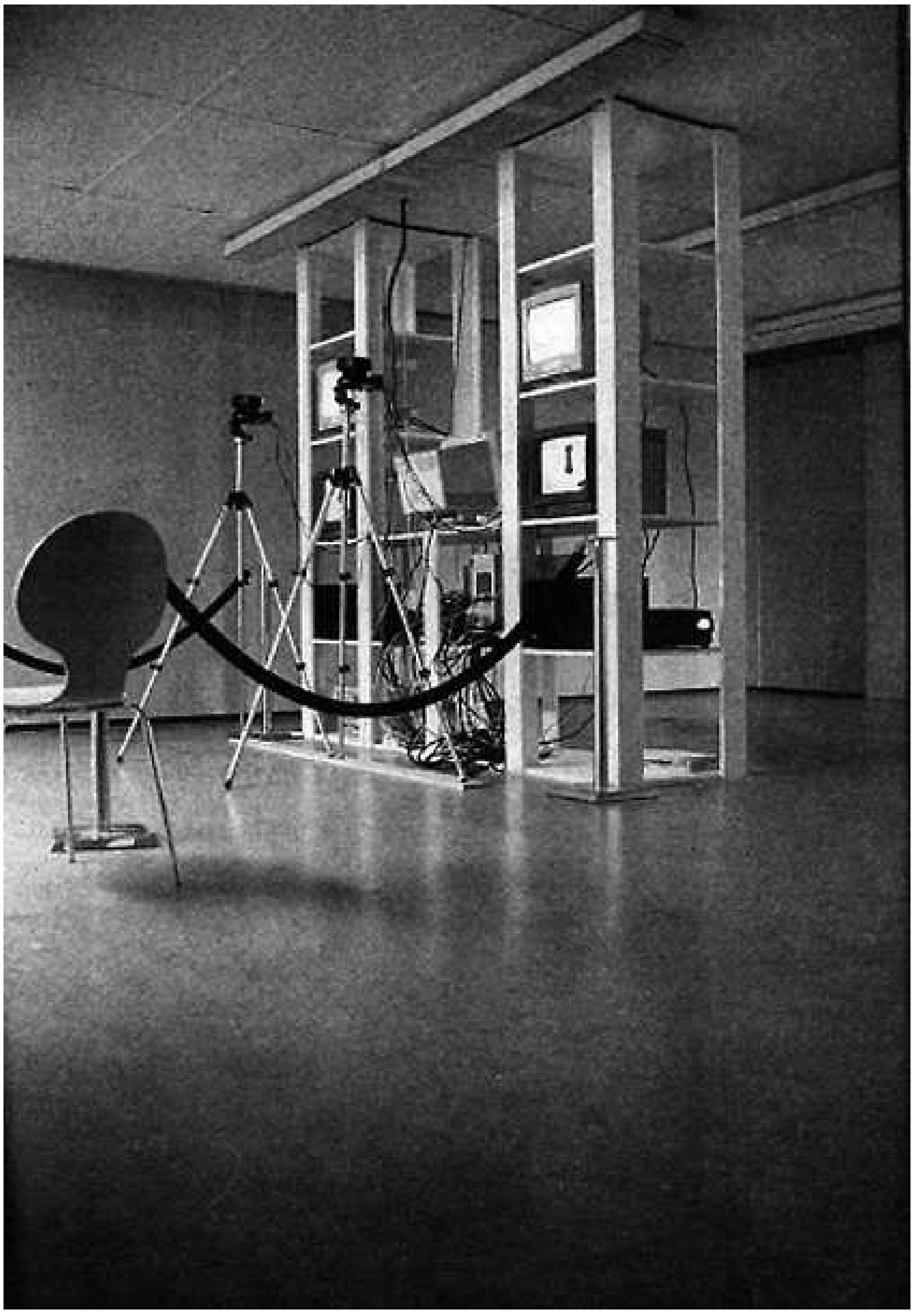

FIG. 8.11 – *La plate-forme d'Anvers dans l'exposition LABORATORIUM (Photo Die Morgen)*

FIG. 8.12 – *La plate-forme de Tokyo au laboratoire Sony CSL Tokyo*

FIG. 8.13 – *La plate-forme de Lausanne à l'EPFL*

réseau pour "débarquer" et continuer leur adaptation sur d'autres plates-formes. Cette plate-forme légère ouvre la voie à de nombreux autres "corps robotiques" de taille et de poids moins contraignants que les "Têtes parlantes" standards.

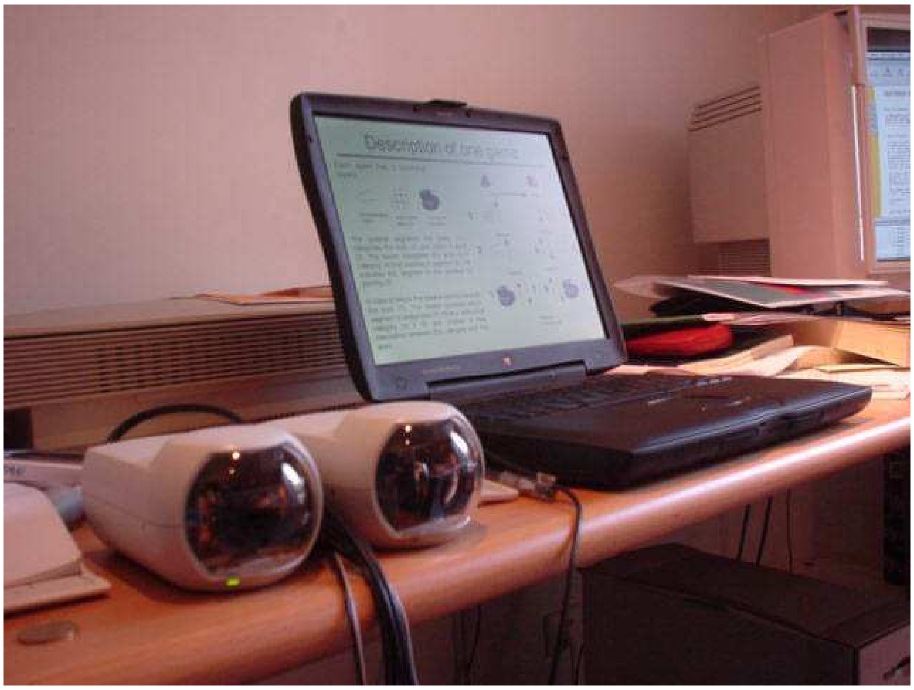

FIG. 8.14 – *La plate-forme mobile : un ordinateur portable avec deux caméras EVI-G21*

Entre fin novembre 1999 et janvier 2000, l'expérience a été interrompue de façon à effectuer des améliorations sur le serveur et les plates-formes clients. Durant l'année 2000, l'expérience a repris sur de nouvelles plates-formes dans des expositions publiques et des laboratoires de recherche : Cambridge (Kettle's Yard), Londres (Wellcome Institute), Amsterdam (IAS group, Université d'Amsterdam) et Paris (Palais de la Découverte). L'annexe à la fin ce chapitre décrit plus en détail cette seconde expérience.

8.4 L'interface web

Nous présentons dans cette section un dernier aspect de l'expérience des "Têtes parlantes", le site web talking-heads.csl.sony.fr. Ce site, créé par Angus McIntyre, Alexis Agahi et Silvère Tajan, a une double vocation : (1) permettre un suivi détaillé de l'expérience et de son évolution à partir de n'importe quel terminal web, (2) permettre aux utilisateurs de participer de façon interactive à l'expérience.

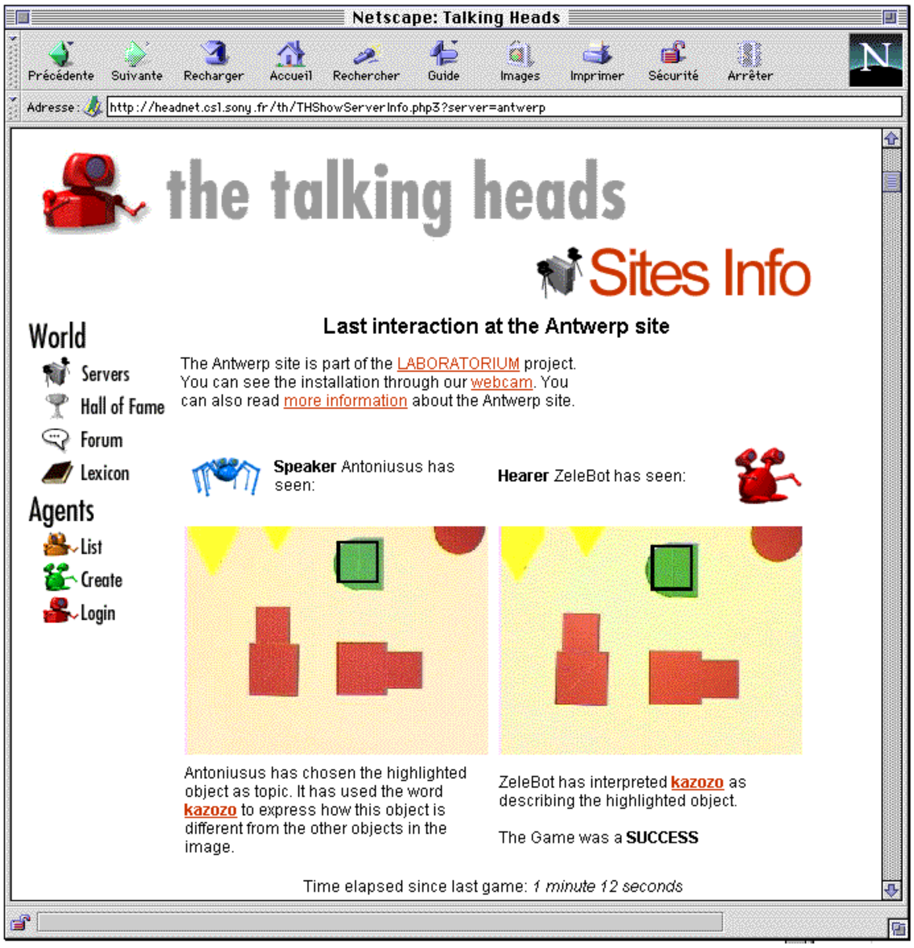

FIG. 8.15 – *L'interface web permet de suivre l'évolution de l'expérience et de participer en créant ses propres agents (ici la consultation du détail de la dernière interaction sur le site d'Anvers)*

8.4.1 Le suivi de l'expérience

Pour permettre un bon suivi de l'expérience, une grande base de données mémorise l'ensemble des informations concernant chacune des interactions ancrées ayant eu lieu. L'interface web permet d'explorer cette base de données de façon conviviale.

Une première page propose un panorama des différents sites actifs au moment de la connexion avec pour chacun d'eux la scène correspondant à chaque interaction, le nom des agents présents dans la salle d'attente et la durée écoulée depuis le dernier jeu. Le détail de la dernière interaction peut être consulté (voir figure 8.15). Les vues des deux agents sont présentées, ainsi qu'un résumé de l'interaction (mot utilisé, succès ou échec, etc.).

L'expérience peut être suivie du point de vue de chaque agent. Une page dédiée présente les mots qu'un agent utilise, les agents avec lesquels il a le plus d'affinité lexicale, les agents qui le comprennent le mieux d'une part et les agents qu'il comprend le mieux d'autre part, et enfin son parcours dans le réseau.

Il est également possible de consulter le lexique courant, en d'autres termes les mots récemment utilisés. Pour chacun d'eux, des images montrant leur contexte d'utilisation sont présentées ainsi que des statistiques sur le succès et leur utilisation. Il est ensuite possible de remonter jusqu'à la manière dont chaque agent utilise ce mot en pratique.

Les liens hypertextes permettent une navigation aussi aisée que possible dans cette quantité importante de données. Notons qu'à aucun moment, nous ne donnons d'informations sur les catégories utilisées pour les agents. De la même manière que cette information est cachée quand les agents interagissent les uns avec les autres, nous considérons qu'elle doit le rester pour les utilisateurs essayant d'appréhender l'évolution du lexique des agents. Ils se retrouvent ainsi dans la même position que des linguistes ne pouvant appréhender le langage qu'ils étudient que par ces manifestations extérieures : utilisation de certains mots dans certains contextes.

8.4.2 La création et le routage des agents

Une première influence qu'ont les utilisateurs du site web sur le déroulement de l'expérience concerne la création et le routage des agents. Tous les agents logiciels participant à l'expérience ont été créés par des utilisateurs sur Internet. Pour créer un agent, il suffit de s'enregistrer en temps qu'utilisateur, de lui donner un nom et lui choisir une forme parmi les différentes représentations graphiques proposées (voir figure 8.16).

Ces représentations graphiques ne jouent dans cette expérience aucun rôle fonctionnel, elles ne sont ici qu'un moyen pour l'utilisateur de personnaliser son agent.

Une fois son agent créé, l'utilisateur doit décider où il veut l'envoyer sur le réseau. Il construit ainsi un parcours, indiquant par exemple que son agent doit aller participer à 10 jeux sur la plate-forme d'Anvers, 5 jeux sur la plate-forme de Tokyo puis revenir. Une fois l'agent rentré sur le serveur central (sans doute le lendemain), l'utilisateur peut inspecter les interactions dans lesquelles l'agent s'est engagé et les mots nouveaux qu'il a appris. Après quoi,

FIG. 8.16 – *Différentes représentations graphiques pour les agents logiciels (Modèles Angus McIntyre)*

il peut décider de l'envoyer à nouveau interagir dans le monde réel. Ainsi, les agents rentrent dans le système puis le quittent au gré des interventions de leur "créateur".

Le choix du parcours n'est pas anodin. Certains utilisateurs routent leurs agents au hasard ou selon leur préférence géographique. Mais un examen attentif de l'activité des différents serveurs peut montrer que certaines plates-formes sont "plus difficiles" que d'autres. En effet, des plates-formes comme Anvers ou Lausanne, sont amenées à changer régulièrement du fait des interventions du public visitant l'endroit où elles sont exposées et modifiant les figures sur le tableau blanc. Les figures ainsi construites sont souvent complexes et difficiles à discriminer pour des agents "débutants". Au contraire, sur des plates-formes très controlées comme celle de Paris, les figures sont simples, illustrant des distinctions générales comme "à droite", "à gauche", "rouge", etc. Il est donc fortement conseillé de router ses agents vers ces dernières plates-formes, qui pour l'occasion font l'office d'une "maternelle", afin qu'ils apprennent dans de bonnes conditions les distinctions fondamentales sur la plupart de leur canaux sensoriels pour ensuite s'attaquer à des scènes plus complexes.

La seule motivation, outre la simple curiosité, que nous offrons aux utilisateurs pour participer activement à l'expérience est un classement des "meilleurs" agents. Les agents sont classés dans trois listes: les meilleurs locuteurs (ceux qui se font le mieux comprendre), les meilleurs interlocuteurs (ceux qui comprennent le mieux) et une combinaison de ces deux scores. La course pour être le créateur du meilleur agent a en pratique bien fonctionné et nous avons pu bénéficier d'une large participation à l'expérience.

Mais pourquoi avoir introduit l'intervention des utilisateurs dans l'expérience ? Notre motivation principale réside dans la dernière option que propose le site web : la suggestion de mot de la langue naturelle à son agent.

8.4.3 L'influence de la langue naturelle

Nous offrons à chaque utilisateur la possibilité d'"enseigner" ses propres mots à son agent. La procédure est la suivante : Lorsqu'un utilisateur inspecte les jeux auxquels son agent a participé il peut suggérer à son agent des mots alternatifs pour nommer ce que l'agent a voulu désigner. Imaginons par exemple que dans une scène, un agent ait utilisé le mot "FIBAKO" pour désigner un triangle rouge entouré d'autres formes géométriques. Le créateur de l'agent pourra lui proposer un mot alternatif comme "Triangle" ou "Red". Une nouvelle association sera créée dans le lexique de l'agent entre le mot proposé et la catégorie que l'agent avait utilisé pour discriminer le triangle rouge des autres formes. Elle est initialisée avec un score élevé et sera testée dans les interactions futures de l'agent avec d'autres agents. Si cette association se révèle conduire systématiquement à des erreurs, elle sera abandonnée par l'agent. Si au contraire, elle est bien comprise par les autres agents elle sera de plus en plus utilisée. De toutes les manières elle pourra influencer les lexiques d'autres agents qui à leur tour pourront propager ce mot de la langue naturelle dans le langage des agents.

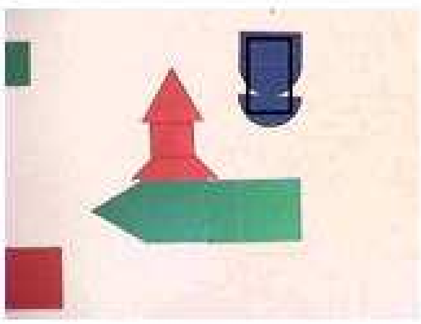

FIG. 8.17 – *En suggérant des mots à leurs agents, les utilisateurs peuvent influencer le lexique global émergent (Modèles Angus McIntyre).*

Notons bien que l'utilisateur ne peut en aucun cas connaître la catégorie à laquelle l'agent associe ce nouveau mot. Il est fort possible qu'ainsi le mot "Triangle" devienne associé à tous les objets en haut à gauche, et même qu'il se propage avec ce sens au sein de la population. Il est donc conseillé, si l'on veut avoir une réelle influence sur le lexique de son agent, de proposer un enseignement sur un nombre important de scènes et d'étudier attentivement l'utilisation que l'agent fait des mots qu'il a inventés lui-même ou appris de ses congénères.

Ce mécanisme permet en tout cas à des mots de la langue naturelle de s'introduire dans les lexiques émergents construits par les agents, avec des sens plus ou moins similaires à ceux que nous utilisons dans la langue courante. L'étendue internationale de l'expérience confère à cette influence distribuée un caractère encore particulier. En effet, les mots des langues naturelles introduits dans le lexique des agents seront au gré des utilisateurs qui se connectent au site web, des mots anglais, français, allemands, japonais, italiens ou hollandais. Il existe donc une compétition entre ces différentes langues pour l'influence qu'elles exerceront sur le lexique des agents. Comme l'écrivait une journaliste présentant l'expérience[10] : "Les internautes hexagonaux seront-ils assez nombreux pour que les robots parlent quelques mots de français ?"

8.5 Résultats

Exp 7.1.a (N croissant, F : T = 300000, SIM = 1) Nous présentons ici les résultats correspondant à la première phase de l'expérience des "Têtes parlantes" débutée le 24 juin 1999 avec l'activation simultanée des sites de Paris, Anvers et Bruxelles[11]. Nous nous intéresserons aux 300 000 premières interactions correspondant grosso modo aux 4 mois d'activation du site d'Anvers. Durant cette période, plus de 500 utilisateurs se sont enregistrés sur le site web. . Un millier d'agents ont été créés, environ 10 000 mots ont été inventés et 300 catégories ont été construites.

L'expérience a donc recueilli un bon succès auprès des internautes. Ils ont participé activement en créant des agents, en les routant et en leur apprenant leurs propres mots. Le forum de discussion du serveur a été le siège de questionnements, de vifs débats, voir de coalition pour imposer un certain mot dans les lexiques émergents (Nous nous rappellerons d'une mémorable tentative initiée par un utilisateur britannique pour que de façon cohérente chaque créateur d'agent apprenne le mot "apple" à ses agents pour le objets ronds et verts). Une véritable communauté virtuelle a donc émergé autour de l'expérience (sur la problématique plus générale des communautés virtuelles voir également [Kaplan et al., 1998a]).

10. Dominique Tromparent, Les robots qui parlent, Transfert Mai-Juin 1999.
11. Une partie de ces résultats a déjà été présentée dans [Kaplan, 1999a].

8.5.1 Le lexique émergent

Nous avons, au cours de ce travail, défini à chaque chapitre des mesures adaptées à l'analyse des dynamiques spécifiques de chaque modèle. Quelles mesures allons-nous utiliser pour analyser les résultats de l'expérience des "Têtes parlantes" ? Notons d'abord que dans les chapitres précédents nous étudions soit des populations fermées d'agents, soit des populations traversées par un flux mais dans tous les cas des populations de taille *constante*. Les choses sont bien différentes ici par le caractère non contrôlé de l'entrée et la sortie d'agents dans le système. Nous avons à maintes reprises constaté que la taille de la population avait une grande importance sur la vitesse de convergence. Il nous faut donc, pour effectuer une analyse sérieuse, estimer la taille de la *population active* pendant un période de mesure. Nous la définirons simplement comme étant le nombre d'agents différents ayant agi pendant cette période. Il s'agit donc d'une mesure comparable aux diversités sémantiques et lexicales définies dans le chapitre sur la construction du sens, mais cette fois-ci appliquée aux agents de la population.

$$P_a = \text{Nombre d'agents différents interagissant durant un échantillon} \tag{8.11}$$

La figure 8.18 montre l'évolution du succès expérimental et de la taille de la population active au cours de l'expérience . La population active reste à peu près constante avec une moyenne de 150 agents actifs. Le succès expérimental varie entre 50% et 80%. Ces variations s'expliquent d'abord par les nouveaux agents rentrant régulièrement dans le système et d'une manière générale par la diversité des agents présents pendant l'intervalle de mesure (nous voyons sur la figure 8.18 qu'il existe une corrélation entre la taille de la population active et le niveau de succès, une grande diversité conduisant à un succès moyen plus bas). Ces variations s'expliquent aussi en raison des changements réguliers des environnements que les agents observent. Comme nous l'avons vu dans les chapitres précédents, la présentation régulière de nouvelles scènes est nécessaire à la convergence sémantique des lexiques mais elle cause également une chute momentanée du succès expérimental. En tenant compte de ces différents facteurs, l'évolution du succès expérimental témoigne de l'établissement d'un lexique efficace et de sa bonne transmission de génération en génération.

La figure 8.19 montre l'évolution de la diversité lexicale D_l telle que nous l'avons définie dans les chapitres précédents, à savoir le nombre de mots différents utilisés dans une période de temps. La figure indique la valeur de diversité globale à l'ensemble de la population active et les valeurs spécifiques aux trois plates-formes principales. Nous ne notons pas de différences

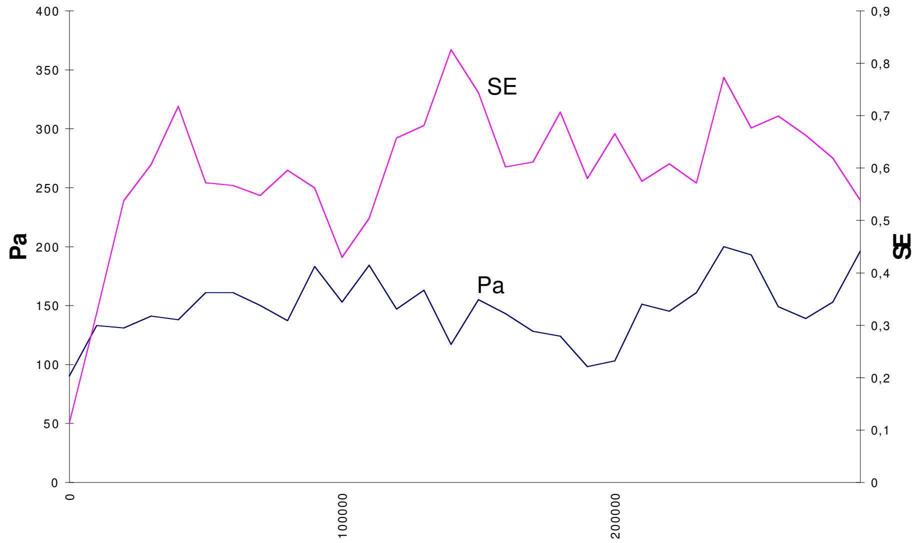

FIG. 8.18 – *Evolution du succès expérimental et de la taille de la population active au cours de l'expérience pour des échantillons* T_e = 10000 *jeux (Exp 7.1.a)*

majeures entre les plates-formes et constatons que globalement cette diversité se réduit pour finalement se stabiliser autour d'un noyau comportant moins d'une centaine de mots.

Un examen plus attentif révèle que dans cette centaine de mots certains sont beaucoup plus utilisés que d'autres. La figure 8.20 montre une comparaison de la production des différents mots durant les derniers 10 000 jeux. Huit mots représentent à eux seuls plus de 80 % des interactions. Nous voyons que certains de ces mots ont été inventés par les agents ("gorewa", "kazozo", etc.) d'autres enseignés par des humains ("rouge", "down", "wogglesplat"[12]). Qu'est-ce que ces mots signifient ?

Pour le savoir nous avons, comme au chapitre précédent, exploré les paysages sémiotiques de l'expérience, en calculant plusieurs diagrammes de compétition. Ces mots se caractérisent tous par une remarquable convergence sémantique , en d'autres termes ils ont un (dans certains cas deux) sens dominant globalement partagé au sein de la population. Nous les avons représentés sur le schéma 8.21. Ces sens correspondent aux indications de positions simples (à droite, à gauche, en haut, en bas) et aux couleurs de base.

Chacun de ces mots est le plus souvent associé au sens le plus général. Par exemple le mot "rouge" désigne la catégorie [RED 0.5 1.0]. Ce résultat

12. Rien n'obligeait en effet les utilisateurs d'apprendre strictement à leurs agents des mots des langues naturelles.

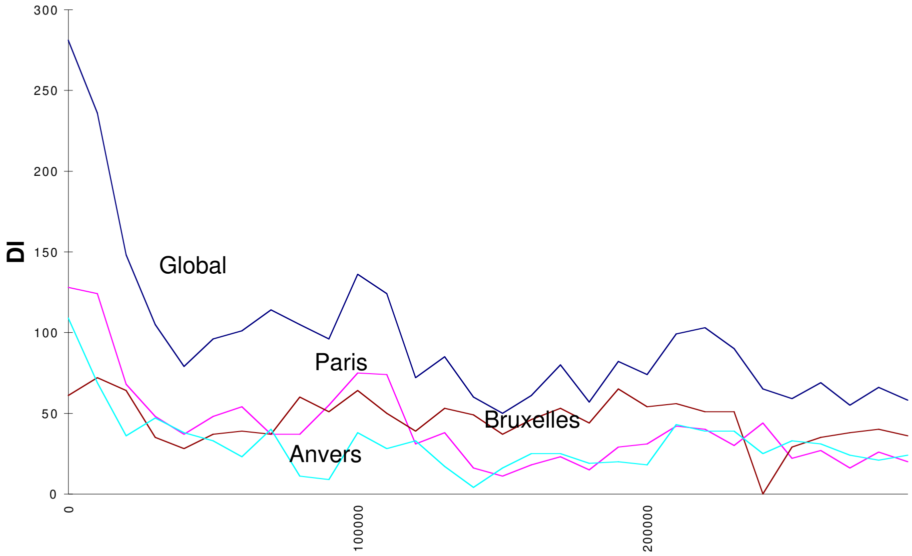

FIG. 8.19 – *Evolution de la diversité des mots utilisés durant l'expérience. La diversité des mots tend à décroître avec le temps pour se stabiliser autour d'un noyau comportant moins d'une centaine de mots (Exp 7.1.a)*

était-il prévisible ? Nous avons expliqué au chapitre précédent que les sens simples et efficaces dans de nombreuses situations devraient être favorisés. En effet, les sens simples sont plus faciles à construire pour les nouveaux agents, ils ont donc plus de chances de se propager. Les sens efficaces dans de nombreuses situations conduisent souvent à des succès et sont donc sélectionnés. Etant donnée la structuration en arbres de discrimination, les sens mono-dimensionnels du type [0.5 1.0] ou [0.0 0.5] sont de bons candidats pour faire partie du lexique global.

Notons cependant que toutes les catégories de ce type n'ont pas été sélectionnées. Le canal sensoriel de forme, la rectangularité, n'a pas été utilisé. De même les mots désignant la hauteur, la surface ou la largeur n'ont été que peu utilisés. Ceci est en grande partie due à la structure des environnements que les agents ont observés. Les informations de position et les couleurs de bases se révèlent en effet très efficaces pour discriminer un objet dans son contexte pour le type de scène que nous considérons. Inversement, les figures étant souvent de même taille et de même type, les canaux de surface et de forme se sont révélés moins saillants.

La petite taille de ce lexique s'explique donc également par la simplicité des environnements présentés. Les huit sens sélectionnés se révèlent suffisants pour plus de 80 % des situations présentés. La constitution d'un lexique de plus grande envergure doit donc nécessairement passer par la confrontation

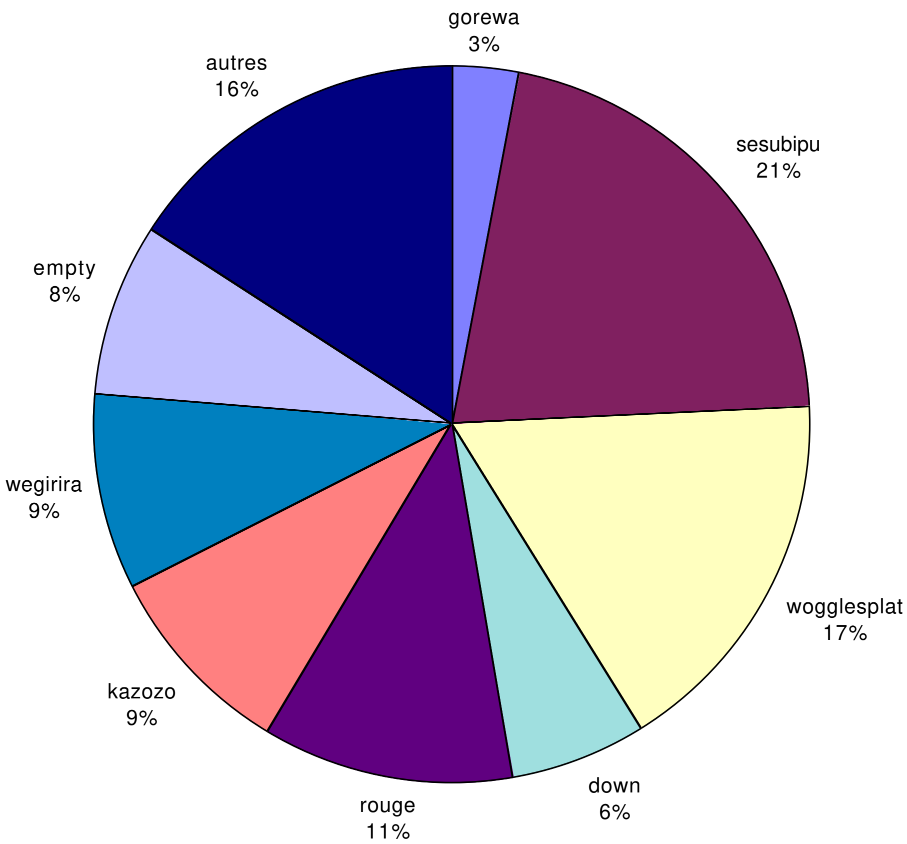

FIG. 8.20 – *Utilisation des différents mots durant le dernier échantillon. Huit mots représentent plus de 80 % des interactions (Exp 7.1.a)*

à des scènes plus complexes.

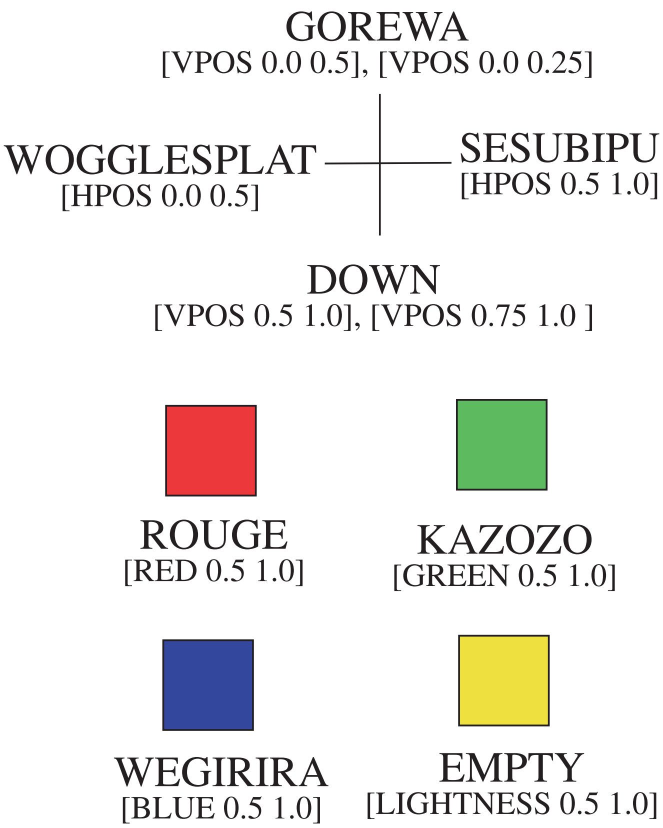

FIG. 8.21 – *Le cœur du lexique émergent : huit mots au sens partagé correspondant aux positions et aux couleurs de base (Exp 7.1.a).*

Notons enfin quelques détails intéressants sur le schéma 8.21. Le mot "empty" ne désigne pas vraiment la couleur jaune mais la catégorie [LIGHTNESS 0.5 1.0]. En pratique il est utilisé pour les objets de couleur jaune, sans doute car leur caractère clair est plus saillant que leur différence de couleur lors de la discrimination. L'histoire de ce mot est amusante. Dans les premiers jours de l'expérience, nous avions des problèmes d'illumination des tableaux blancs. Les lampes que nous utilisions causaient des reflets. Parfois, les agents segmentaient ces reflets et essayaient de les désigner par des mots. C'est ainsi qu'un utilisateur voyant une scène où son agent voulait parler d'un reflet lui enseigna le mot "empty" (car en effet il n'y avait rien là où l'agent pointait). Le reflet étant discriminé par l'agent comme étant segment très clair par rapport aux autres objets du contexte, l'agent fit l'hypothèse que "empty" voulait dire [objet clair]. Le mot se propagea avec ce sens pour parler des reflets d'abord puis des objets jaunes en général. Il eut ainsi la grande carrière que l'on sait.

Un autre détail intéressant est que certains mots ont conservé deux sens, un général et un plus spécifique. C'est ce phénomène que nous allons étudier à présent.

8.5.2 La polysémie résiduelle minimale

Le mot "down"

Le mot "down" qui fait partie du cœur du lexique émergent a eu une évolution intéressante comme le montre la figure 8.22. Il a été majoritairement associé à la catégorie générale [VPOS 0.5 1.0] ("plutôt en bas"), puis pour un moment a pris un sens plus spécifique [VPOS 0.75 1.0] ("en bas"). Le mot "center" a pris alors sa place pour désigner les objets de la moitié inférieure de la scène mais pas dans le quart le plus bas[13]. Après un mois et demi d'expérience, le mot retrouve à nouveau son sens général et un troisième sens très spécifique [VPOS 0.875 1.0] ("tout en bas") vient s'ajouter au paysage sémiotique constitué autour de ce mot.

Expliquer ces fluctuations reste difficile. Le retour du sens général est peut-être lié à une simplification relative des figures présentées sur le site de Paris. Le sens général se serait vu à nouveau beaucoup utilisé et aurait pris l'avantage sur le sens spécifique. Mais ceci n'est qu'un scénario parmi tant d'autres et nous avons vu, au chapitre précédent, le difficile travail d'enquête que représente la reconstruction des raisons qui sont à la base d'une évolution sémantique de ce type.

Nous pouvons noter que les différents sens du mot "down" ne peuvent conduire à des ambiguïtés que dans des cas très particuliers. Souvent, au contraire, deux agents qui associent des sens différents au mot "down" reconnaîtront le même objet. Un objet "en bas" a en effet des chances importantes d'être le seul objet également "plutôt en bas". En conséquence, l'ambiguïté a de grandes chances de se maintenir dans la population.

Le mot "bozopite"

La figure 8.23 montre l'évolution des sens associés au mot "bozopite". Comme dans le cas de "down", plusieurs sens coexistent pendant une longue période : le sens [AREA 0.5 1.0] et le sens [WIDTH 0.5 1.0]. Ces deux sens ne peuvent être facilement désambiguïsés car les objets "grands" sont souvent

13. Notons que ce genre de phénomène de spécialisation est également souvent observés dans les langues naturelles : le mot "girl" par exemple désignait dans un premier temps tous les enfants, quel que soit leur sexe.

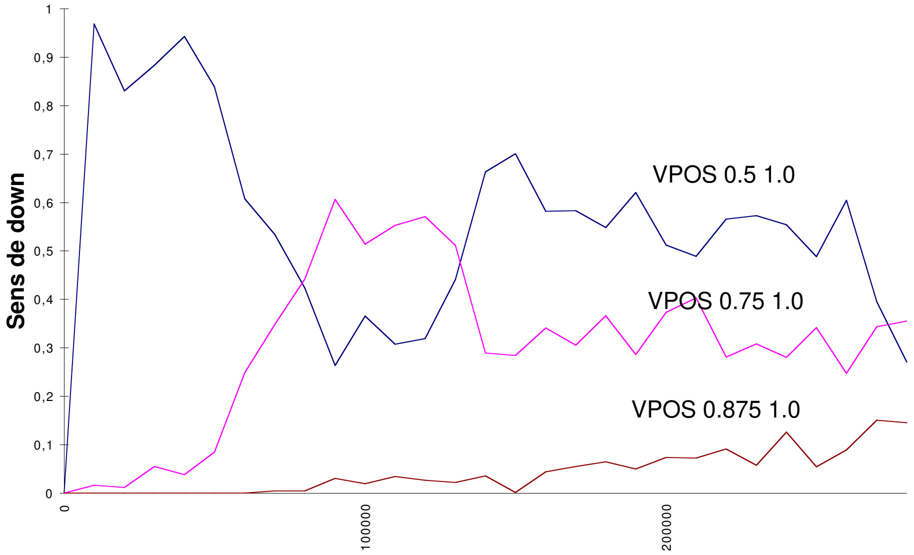

FIG. 8.22 – *Evolution des différents sens du mot "down". Dans une période intermédiaire, le mot prend un sens plus spécifique puis redevient général. Un troisième sens encore plus spécifique vient compléter le paysage sémiotique (Exp 7.1.a).*

"larges". Vers la fin de l'expérience le sens "grand" semble l'avoir emporté, mais il ne serait pas étonnant de revoir surgir l'autre sens à l'occasion de l'apprentissage de nouveaux agents. Notons qu'en anglais le sens premier du mot "large" est [de grande surface] alors qu'en français "large" désigne plutôt [de grande largeur].

Nous voyons avec ces deux exemples qu'une polysémie résiduelle minimale peut être souvent observée malgré les dynamiques œuvrant continuellement à la réduire. Ce résultat est entièrement compatible avec notre étude sur la polysémie résiduelle dans le chapitre sur la construction du sens. Nous montrions alors que des sens simplement similaires pouvaient coexister si les scènes ne permettaient pas de lever leur ambiguïté. Nous montrions également que lorsque les scènes étaient régulièrement renouvelées cette polysémie résiduelle tendait à se réduire progressivement. Ce que nous constatons ici, c'est que la structure même de notre monde est responsable de corrélations fortes entre différents canaux sensoriels et de façon plus générale entre différentes catégories. Les objets grands sont larges, les objets très petits sont petits, il est donc très difficile de faire la différence entre ces notions.

Nous pourrions remarquer qu'un autre type de polysémie résiduelle minimale pourrait également se présenter pour des mots qui caractérisent des sens si différents qu'ils ne sont jamais utilisés dans le même contexte. Les

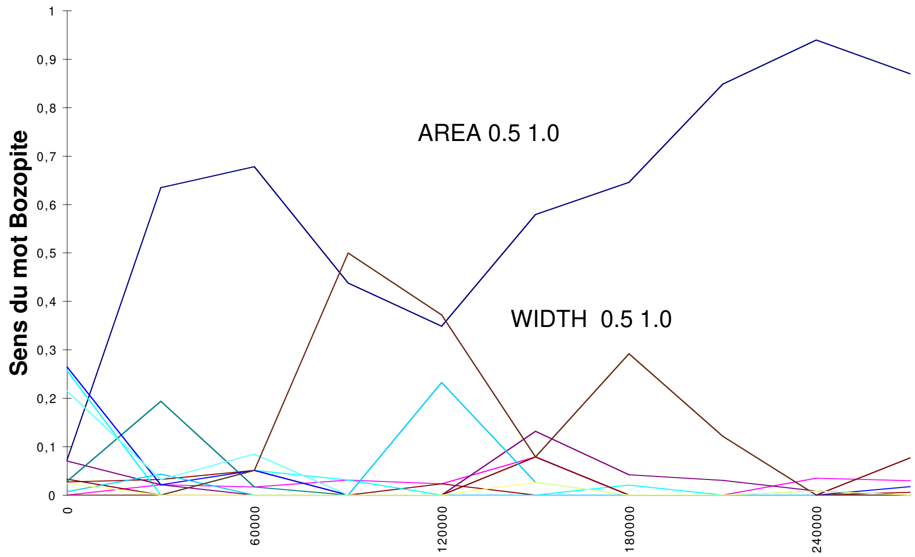

FIG. 8.23 – *Evolution des différents sens du mot "bozopite". Deux sens coéxistent pendant une longue période, l'un désigne une grande surface, l'autre une grande largeur (Exp 7.1.a).*

exemples dans la langue naturelle sont nombreux. Nous ne confondons jamais le mot "table" dans "table à repasser" et "table des matières" car les contextes d'apparition de ces deux sens n'ont aucun espace d'intersection. De même il serait possible d'imaginer ce type de polysémie chez nos agents. Nous ne l'avons cependant pas observé dans l'expérience.

8.5.3 L'ancrage dans la réalité

Que pouvons-nous dire, au vu des résultats de l'expérience de l'influence du caractère ancré et situé sur l'évolution des lexiques des agents ? Le premier constat est que les dynamiques étudiées dans les chapitres précédents se sont révélées suffisamment efficaces pour permettre la convergence lexicale malgré toutes les difficultés liées aux erreurs introduites par l'utilisations des corps robotiques. Ceci est en soi une grande réussite et confirme que leur validité n'est pas liée à une structure bien particulière du monde simulé.

D'autre part l'influence des langues naturelles sur le système a porté ses fruits puisque le lexique émergent est un mélange de mots inventés par les agents et de mots enseigné par les humains.

Concernant l'effet précis de l'ancrage sur les dynamiques par rapport à celles observables dans un monde simulé complexe, nous ne pouvons pas vraiment conclure. Les résultats obtenus correspondent à nos attentes : des mots correspondant à des catégories robustes et réutilisables ont été sélectionnés. Le bruit naturel a eu l'effet "optimisateur" attendu. Aurions-nous pu reproduire ce phénomène avec un bruit artificiel correctement modélisé? La tâche se serait révélée difficile, mais la question reste ouverte.

8.6 Conclusions

Nous avons présenté dans ce chapitre l'expérience des "Têtes parlantes". Il s'agit de la première expérience à grande échelle montrant comment une population d'agents logiciels s'incarnant dans des corps robotiques peut développer un lexique pour parler d'objets du monde réel. Cette expérience est dans son ensemble un succès.

Malgré les erreurs causées par le caractère ancré et situé des interactions, malgré le flux perpétuel de nouveaux agents, malgré les scènes régulièrement renouvelées, malgré le caractère incohérent des enseignements divulgués par les utilisateurs à leur agent, un lexique a pu émerger. Ce lexique, mélange de mots inventés par les agents et de mots enseignés par des humains, s'est transmis culturellement de façon très stable. Le cœur de ce lexique est constitué par des mots correspondant à des sens qui optimisent la robustesse, la généralité, la facilité d'apprentissage et la réutilisabilité. Ils sont parfaitement adaptés aux scènes que les agents rencontrent dans les environnements qui leur sont présentés.

8.7 Annexe

La seconde phase de l'expérience

Le 22 janvier 2000, la seconde expérience des "Têtes Parlantes" a débuté avec une population entièrement nouvelle d'agents, toujours crées par des internautes. Pour cette nouvelle expérience les plates-formes de Paris (Sony CSL Paris) et Bruxelles (VUB AI Lab) ont été de nouveau utilisées, mais quatre autres plates-formes ont été introduites. Voici une brève description des nouvelles plates-formes robotiques.

Les nouvelles plates-formes

A l'occasion de l'exposition N01SE conçue par Adam Lowe et Simon Schaffer, le musée Kettle's Yard à Cambridge a accueilli deux "Têtes Parlantes" du 22 janvier au 26 mars 2000. L'exposition proposait la comparaison de diverses œuvres touchant à l'information et sa transformation. A côté des "Têtes parlantes", le visiteur pouvait voir le modèle original de la double hélice de Watson et Crick ou le cerveau de Charles Babbage conservé dans du formol. L'installation a été réalisée par Angus McIntyre et moi-même, la maintenance par Angus McIntyre, Simon Groom et Michael Harrisson du musée Kettle's Yard. Pendant la durée de l'exposition, la plate-forme a été active 24h/24h. Il était même possible de suivre l'évolution la nuit depuis la rue, l'expérience étant placée dans une grande vitrine toujours éclairée. Les figures proposées ont introduit des couleurs et des configurations plus complexes que celles présentées lors de la première phase de l'expérience. Un programme pédagogique a été mis en place par Sophie Weeks proposant à de jeunes enfants de jouer à de véritables "guessing games" avec des formes géométriques prédécoupées.

Parallèlement à la plate-forme de Cambridge et toujours dans le cadre de l'exposition N01SE, deux autres Têtes Parlantes ont été installées au Wellcome Institute à Londres. L'installation et la maintenance ont été réalisées par Joris van Looveren et d'autres membres du VUB AI Lab avec l'aide de Richard Schedler du Wellcome Institute.

En mars 2000, le groupe pour les Systèmes Autonomes Intelligents (IAS) de l'université d'Amsterdam, a installé avec l'aide de l'équipe du VUB AI lab une plate-forme de "Têtes Parlantes" dans son laboratoire. Cette plate-forme fonctionne 24h/24h. Elle s'intègre aux autres sujets de recherche mené par ce groupe sur la vision artificielle, les techniques d'apprentissage et les dynamiques des systèmes à agents autonomes. Ainsi commence à se créer, comme nous l'espérions, un véritable effort coopératif autour du réseau de téléportation ATN en général et de l'expérience des "Têtes Parlantes" en particulier.

Les "Têtes Parlantes" exposées au Palais de la Découverte à Paris du 4 avril au 31 juillet 2000 constituent sans doute la plate-forme la plus aboutie à ce jour. Le Palais de la Découverte accueille plusieurs milliers de visiteurs par jour et propose une vulgarisation de qualité de travaux scientifiques récents ou plus anciens. Les

FIG. 8.24 – *La plate-forme de Cambridge dans l'exposition N01SE*

"Têtes Parlantes" furent d'abord exposées dans la grande rotonde puis dans le cadre de l'exposition "Communication animale" [14]. La plate-forme fut installée et maintenue par Angus McIntyre et moi-même avec l'aide d'Eric Emery du Palais de la Découverte. Plusieurs exposés journaliers furent proposés de manière à présenter l'expérience au grand public. Le "design" de la plate-forme a été modifié par deux architectes, Odile Bouxirot et Anne Schaeffer.

Bilan

Cette seconde expérience des "Têtes parlantes" a, comme la précédente, conduit à l'émergence progressive d'un lexique partagé. Mais cette émergence a été plus difficile que la précédente et a nécessité certaines "interventions" de notre part. En fait, l'expérience a été victime de son succès. Dès les premières semaines, plusieurs centaines d'agents ont été créés. Cet important flux, comme les résultats des chapitre 2 et 3 le prédisent, a rendu beaucoup plus longue la convergence vers un lexique commun. Les agents n'avaient pas l'occasion de participer à suffisamment d'interactions successives les uns avec les autres. Constatons cela, nous avons volontairement limité le nombre d'agents admissibles dans les "salles d'attente" des différentes plate-formes. Ainsi nous forcions les agents se trouvant sur une plate-forme donnée à un moment donné à interagir plusieurs fois les uns avec les autres.

14. Nous avons écrit à cette occasion un article de vulgarisation pour la revue du Palais de la découverte [Steels et Kaplan, 2000b].

FIG. 8.25 – *La plate-forme de Londres dans l'exposition N01SE*

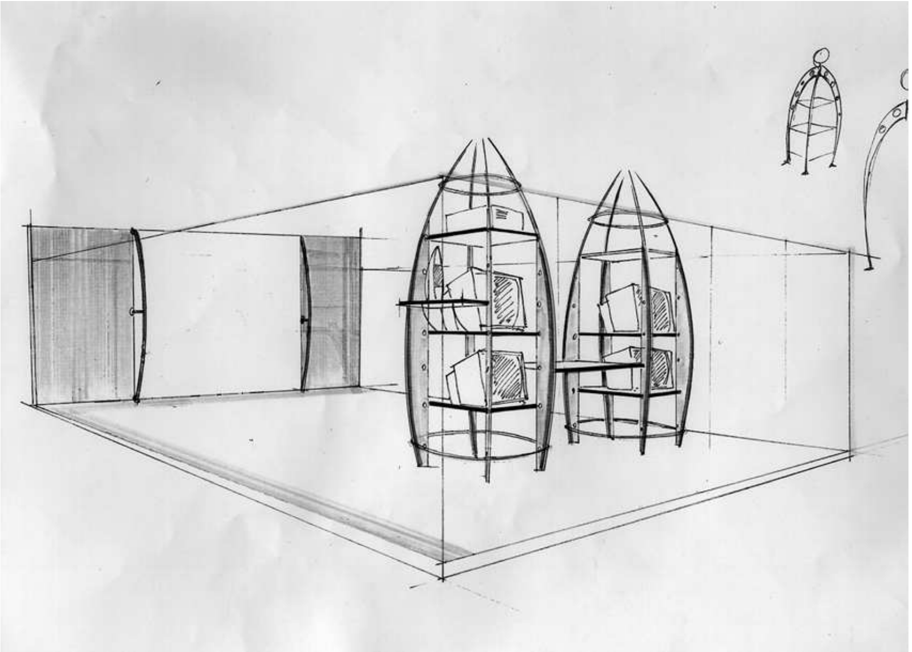

FIG. 8.26 – *Dessin de conception de la plate-forme pour le Palais de la Découverte à Paris (Dessin Odile Bouxirot)*

FIG. 8.27 – *La plate-forme du Palais de la Découverte à Paris*

Nous avons aussi été contraints de limiter implicitement le nombre d'agents qu'un utilisateur pouvait contrôler à un moment donné. Certains utilisateurs ont en effet créé plusieurs centaines d'agents et leurs actions influencaient de façon importante l'émergence du lexique global. Nous souhaitions que l'expérience reste une expérience sur les dynamiques collectives et il était important, dans cette perspective, que l'influence d'un utilisateur particulier reste limitée.

Mais à part ces quelques ajustements, l'expérience a de nouveau montré comment les dynamiques que nous avons identifiées dans les chapitres précédents permettaient l'établissement d'un lexique partagé.

Chapitre 9

Synthèse, extensions et enjeux

Dans ce dernier chapitre nous tentons d'abord une synthèse de l'ensemble des résultats en adoptant un nouveau paradigme d'analyse. Nous décrivons ensuite les extensions possibles et montrons ainsi que même si les "Têtes parlantes" constituent le modèle le plus abouti que nous présentons dans cette thèse, elles peuvent tout aussi bien être vues comme une première base pour des modèles bien plus complexes. Le reste du chapitre est consacré aux enjeux scientifiques et technologiques. Nous discutons ainsi le rôle de nos travaux dans le débat sur les origines du langage humain et proposons une dernière partie prospective sur l'évolution de la robotique de compagnie et de l'ancrage distribué.

9.1 Synthèse: les schémas sémiotiques

Les dynamiques qui assurent la construction collective d'un lexique dans un réseau de "Têtes parlantes" sont complexes. Notre approche nous a permis de les comprendre progressivement par l'étude d'une suite de modèles de complexité croissante. Dans cette section nous allons tenter une synthèse en procédant à un changement de perspective.

9.1.1 Les mèmes

Richard Dawkins, dans le chapitre 9 de son ouvrage *Le gène égoiste* [Dawkins, 1976], introduit la notion de "mèmes". Les "mèmes" sont des réplicateurs en compétition les uns avec les autres dans un processus de sélection culturelle, comme les gènes sont des réplicateurs dans le processus de la sélection naturelle[1, 2]. Dawkins définit un réplicateur comme "toute entité dans l'univers qui interagit avec son monde, y compris avec d'autres réplicateurs, du manière à ce que des copies de lui-même soient réalisées" [Dawkins, 1984]. Dawkins donne l'exemple de l'idée de Dieu. C'est un mème très ancien qui se réplique par tradition orale ou écrite mais aussi par la musique et les arts en général. Pourquoi ce mème a-t-il si bien survécu ? En d'autres termes d'où vient la stabilité de son pouvoir reproducteur ? Dawkins analyse la compétition entre gènes avec les critères de *fécondité* et *fidélité* de la copie. Plusieurs arguments peuvent être avancés sur ce même modèle pour expliquer le succès du mème de Dieu. Le fait qu'il fournit une réponse à des questions profondes et troublantes sur l'existence est peut-être à la base d'un confort psychologique expliquant sa facile diffusion. Le caractère sacré et intouchable du texte, présent dans certaines religions assure une bonne fidélité de sa reproduction. Peut-être y avaient-ils des religions ouvertes à des modifications de leurs textes fondateurs ? En tous cas, elles n'ont pas survécu.

L'idée de mème connaît depuis quelques années une brillante carrière. Plusieurs ouvrages ont exploré cette perspective [Dennett, 1995, Sperber, 1996, Blackmore, 1999, Boyer, 1997]. Aujourd'hui une revue scientifique spécialisée, *Journal of memetics - evolutionary models of information transmission*, a même vu le jour.

9.1.2 Le problème de l'unité de sélection

L'évolution culturelle du langage et des langues peut sans doute s'analyser comme un cas particulier de compétition entre réplicateurs. Ce changement de perspective par rapport aux approches classiques n'est en fait pas vraiment nouveau. Un livre d'Arsène Darmesteter écrit en 1937 [Darmesteter, 1937], évoque déjà par son titre, "la vie des mots", ce nouveau paradigme. Luc Steels définit ce point de vue comme l'"Hypothèse du langage égoïste" [Steels, 1999]. Il est rejoint dans cette perspective par un nombre croissant de chercheurs [Batali, 1998, Hurford, 2000b, Kirby, 1999a, Kirby, 1999b]. Nous allons tenter dans ce dernier chapitre de proposer une synthèse des expériences que nous avons décrites dans cette thèse en employant ce paradigme.

Le problème central est la difficulté pour définir quelle est l'unité de sélection. Quelle partie du langage constitue-t-elle les réplicateurs culturels ?

1. Pour être tout à fait juste, les réplicateurs dans la sélection naturelle génétique sont les gènes *ou* des fragments plus ou moins large de materiel génétique.

2. Il est important de réaliser que le mène comme le gène repose sur une *structure matérielle*, en l'occurrence le cerveau.

Les mots, les sens, le lexique comme un tout? Dawkins s'interroge également sur l'unité de sélection constitué par les "mèmes" :

> "J'ai dit d'un chant qu'il constituait un seul mème, mais qu'en est-il d'une symphonie? Combien de mèmes représente-t-elle? Le mème est-il un mouvement, une mélodie reconnaissable, une mesure, un accord, ou quoi d'autre encore?" (Richard Dawkins, le gène égoïste, Chapitre 9, p.265)

Dans les chapitres précédents, nous avons parlé indifféremment de compétition entre mots, entre groupes de mots, entre associations, entre sens et même entre groupes d'associations sens-mots. Rappelons ces principaux resultats :

La compétition entre mots

Nous avons montré, au chapitre 2, sur un modèle très simple que si les mots étaient de différentes qualités, certains ayant par exemple une probabilité de mutation plus grande que les autres, les agents convergeraient dans la plus grande partie des cas sur les mots de meilleure qualité (Exp 1.5.a).

La compétition entre groupes de mots

Au chapitre 4, nous avons affiné le modèle en simulant la présence de bruit. Nous avons observé que les lexiques émergents utilisaient des mots équirépartis dans l'espace des formes (Exp 3.1.a). En d'autres termes ce n'était pas tant la qualité de chaque mot qui était déterminante mais sa distinctivité par rapport aux autres mots utilisés. La compétition portait donc sur des groupes de mots, les groupes de mots les mieux distribués dans l'espace des formes étant avantagés.

Dans ce même chapitre, nous proposions un modèle qui effectuait une double optimisation entre qualité et distinctivité. Les mots étaient de taille variable : un compromis devait être trouvé entre les mots de petite taille, résistant au bruit mais peu distincts et les mots de grandes tailles, bien distinguables mais peu robustes au bruit (Exp 3.2.a). Les simulations convergeaient donc vers des mots de taille moyenne.

La compétition entre catégories

Au chapitre 6, nous discutons comment, selon les environnements, des catégories générales ou spécifiques peuvent être plus avantageuses. Au chapitre 7, nous introduisions les notions de saillance et de dimension d'une catégorie qui viennent compléter la spécificité pour la comparaison des qualités *a priori* d'une catégorie. Au chapitre 8, les catégories deviennent ancrées dans le réel et leur robustesse peut être évaluée. Nous montrons alors que les catégories générales, robustes et faciles à construire ont été massivement sélectionnées (Exp 7.1.a).

La compétition entre système de catégories

Au chapitre 6, nous montrons que la qualité d'une catégorie dépend grandement des autres catégories que possède un agent (Exp 5.1.a). Nous introduisons la notion de complétude d'un ensemble de catégories. Un système de catégories est dit complet s'il permet de traiter l'ensemble des situations proposées par un environnement et un mode d'observation donnés. Les systèmes de catégories complets ont un avantage sélectif important sur les autres. Ils permettent, entre autres, la survie de catégories très générales ou très spécifiques qui, non "escortées" par les autres catégories, ne pourraient pas survivre.

La compétition entre associations

Nous avons vu dès le chapitre 3, que les associations sens-mot étaient en compétition les unes avec les autres (Exp 2.6.a). Les meilleures associations étaient, du point du vue des agents, simplement les associations les plus diffusées. Mais au fur et à mesure que nous avons complexifié les modèles cette dynamique simple s'est vue complétée par des dynamiques propres, liées à la qualité des sens et des mots de chaque association. Une bonne association sens-mot est donc une association diffusée avec un mot robuste et une catégorie de qualité.

Dès le chapitre 7, avec l'introduction du triangle sémiotique, nous nous devions de considérer aussi la compétition entre associations objet-mot. Ces associations n'existent pas dans l'implémentation des agents, mais du point de vue d'un observateur extérieur, elles sont des objets d'étude tout à fait valables. La véritable compétition a d'ailleurs lieu entre ces associations, la compétition entre association sens-mot n'est qu'une conséquence indirecte de cette première convergence (Exp 6.1.a).

La compétition entre groupes d'associations

Mais l'enquête sur le cas complexe du chapitre 7 nous a bien montré que dans certains cas les dynamiques des groupes d'associations sont plus pertinentes que les dynamiques des associations isolées (Exp 6.1.b). Des phénomènes complexes de coévolution et symbiose, voir de parasitage entre associations peuvent être observés. Ceci nous amènerait à conclure que c'est le lexique dans son ensemble qui est bien ou mal adapté à un environnement donné. L'exemple le plus frappant de ce phénomène est encore l'optimisation lexicale que nous avons observée au chapitre 5 en présence d'un flux d'agents : la catégorisation collective qui s'affinait progressivement était le résultat d'une optimisation sur le lexique dans son ensemble (Exp 4.1.b).

Nos observations nous montrent donc qu'il est possible de considérer une assez grande variété de réplicateurs différents et que, à première vue, aucun ne semble être beaucoup plus pertinent que tous les autres.

9.1.3 Les schémas sémiotiques

Comment rendre compte de ces différentes compétitions de manière unifiée ? Qu'ont en commun les différents réplicateurs que nous avons repérés ? Au chapitre 6, nous avons défini la notion de triangle sémiotique et de paysage sémiotique. Un triangle sémiotique lie pour une interaction un objet, une catégorie et un mot. Le paysage sémiotique consiste en la juxtaposition des triangles sémiotiques correspondant à un ensemble d'interactions. Un paysage sémiotique est donc un réseau complexe liant objets, catégories et mots avec des associations de différents "poids".

Or, tous les réplicateurs que nous venons de considérer sont des parties plus ou moins grandes d'un paysage sémiotique : les mots et les sens sont de simples nœuds, les associations des arêtes et les groupes d'associations des configurations plus complexes.

John Holland, inventeur des algorithmes génétiques, a dans ses travaux introduit la notion de schéma [Holland, 1995]. Un schéma est une spécification partielle du génome. Les schémas constituent la bonne unité de sélection pour étudier les évolutions génétiques artificielles[3].

Par analogie nous pouvons donc introduire la notion de *schéma sémiotique*[4], comme un spécification partielle d'un paysage sémiotique. Un mot est un schéma, une catégorie est un schéma, une association est un schéma, un groupe d'associations, formant éventuellement une figure non connexe dans le paysage sémiotique est encore un schéma.

---

3. Voir à ce propos l'analyse mené par Jean-Louis Dessalles dans son livre *l'ordinateur génétique* [Dessalles, 1996]. Dans le chapitre 3, il discute les diverses unités de sélection possibles pour rendre compte des phénomène de sélection naturelle et aboutit à la conclusion que le schéma est la seule unité appropriée.

4. La notion de schéma sémiotique a été introduite pour la première fois dans [Kaplan, 2000]

9.1.4 Ordre d'un schéma sémiotique

Un schéma génétique artificiel peut être modélisé comme une chaîne de longueur variable constituée uniquement de trois caractères : 0, 1 et * [Holland, 1995]. Chaque caractère de la chaîne peut être vu comme un gène particulier qui peut prendre les valeur 0 ou 1, ou bien être indéterminé, ce qui se note par le caractère *. Par exemple, si la taille du génome est limitée à $L = 10$ caractères, $s = (*, *, *, 1, *, *, 0, *, *, *)$ est un schéma possible, spécifiant seulement les gènes numéro 4 et 7.

Les schémas peuvent être comparés en étudiant leur diffusion dans la population. Par exemple, si le schéma s est présent dans les génomes de tous les agents de la population, ceci revient à dire que tous les génomes ont la valeur 1 pour le quatrième gène et la valeur 0 pour septième gène. Les *paysages* sont des représentations de la distribution des schémas à un moment donné de l'évolution. Pour chaque schéma possible, le nombre d'agents possédant ce schéma peut être représenté. En pratique, de telles représentations sont difficiles à tracer, car le nombre de schémas est très grand. Par exemple, pour un génome de taille L, 2^L schémas sont possibles. Cependant, la métaphore du paysage est un outil intéressant pour visualiser la compétition entre les schémas.

Malheureusement, la situation pour les schémas sémiotiques est plus complexe. Dans l'évolution lexicale, il semble que plusieurs types de compétitions ont lieu en parallèle faisant intervenir des schémas à la complexité variable. Nous pouvont introduire la notion d'*ordre d'un schéma sémiotique*. Les mots, les groupes de mots, les sens et les groupes de sens sont des schémas d'ordre 1. Les associations et les lexiques partiels sont des schémas d'ordre 2. Pour un ordre donné, un schéma sémiotique peut être modélisé exactement comme un schéma génétique, c'est-à-dire une chaîne composée des caractères 0, 1 et *.

Schémas d'ordre 1

Par exemple, l'expérience Exp 1.5.a, dans laquelle 50 mots de qualité décroissante sont en compétition peut être vue comme la compétition de schéma de longueur $L = 50$ où chaque caractère code pour un mot dans l'espace des formes. Les résultats montrent que les schémas contenant des "1" dans les premières position ont une plus grande "fitness" que les autres. L'expérience Exp 3.1.a dans laquelle la population essaie de converger vers un lexique en présence de bruit peut être vue comme la compétition entre des schémas de taille $L = 1000$ (taille de l'espace des formes). Les résultats montrent que les schémas contenants des "1" équidistribués sont avantagés par rapport à ceux dans lesquels les "1" sont rapprochés les uns des autres. Les résultats de l'expérience Exp 3.2.a dans laquelle des mots de taille variable sont en competition montrent que les mots de taille moyenne, correspondant à des schémas ayant des "1" au centre de l'espace des formes, sont avantagés dans la compétition.

Schémas d'ordre 2

Nous pourrions analyser de la même manière les compétitions entre les schémas d'ordre 2. Dans ces schémas, chaque caractère correspond à une association possible. Comme pour les diagrammes de compétitions, six types de compétitions différentes peuvent être analysées (sens-mot, objet-sens, etc..). Par exemple, pour une compétition sens-mot, la taille L de ces schémas est égale au produit entre le nombre possible de mots M et le nombre de sens S à nommer. Quand un lexique stable a émergé, le paysage sémiotique est structuré en S pics distincts correspondant aux S sens à nommer.

9.1.5 Les dynamiques de sélection

Les schémas sémiotiques, comme les schémas en génétique, sont des réplicateurs. Ce sont des entités capables de se dupliquer. Plus un schéma est complexe, plus cette replication est difficile. Tous les schémas sont en compétition les uns avec les autres et cette compétition structure progressivement des paysages sémiotiques de plus en plus cohérents.

Les schémas en génétique se propagent et sont sélectionnés lors de la reproduction. Qu'en est-il des schémas lexicaux? Nous avons dans les chapitres précédents observé et décrit trois types de dynamiques de sélection.

Les choix individuels sélectionnent les schémas efficaces

Le premier mécanisme que nous avons introduit est la sélection au sein d'un agent. Un agent a en effet un moyen d'évaluer l'efficacité d'un schéma donné. Lorsqu'il a le choix entre plusieurs associations pour associer un mot à une catégorie, que ce soit en production ou en interprétation, l'agent choisit l'association qui a le plus grand score. Rappelons que ce score reflète le succès et les échecs de cette association pour communiquer et donc indirectement sa diffusion dans la population. Il se crée donc une boucle de rétroaction positive qui conduit certaines associations à être utilisées de plus en plus. Cette boucle de sélection sur les associations conduit de manière plus générale à la sélection de certains schémas plutôt que d'autres. Au cours de cette sélection individuelle, les schémas largement diffusés, résistants bien au bruit et faciles à apprendre sont favorisés. Dans le cas de schémas de qualité comparable comme dans les premiers chapitres, une structure purement arbitraire émerge.

Un flux d'agents assure la réorganisation et la simplification

La boucle de rétroaction produite par les choix individuels conduit parfois à des convergences prématurées dans lesquelles la diffusion d'un schéma devient sa qualité principale et ses qualités propres étant alors moins importantes. Ainsi ce ne sont pas nécessairement les schémas les plus efficaces qui sont sélectionnés si l'on s'en tient à la première dynamique identifiée. La présence d'un flux d'agents dans la population permet une meilleure sélection des schémas efficaces pour deux raisons[5]:

- **Réorganisation** : La présence d'un flux d'agents assure une réorganisation permamente permettant la sélection de schémas efficaces même s'ils n'ont initialement pas été choisis par la dynamique collective. Ces schémas, avec l'arrivée de nouveaux agents, peuvent bénéficier d'une nouvelle chance. S'ils s'avèrent bien plus efficaces que ceux alors utilisés par la population, ils peuvent être sélectionnés par les nouvelles générations d'agents. Le flux assure ainsi une exploration parallèle des solutions alternatives aux schémas dominants.
- **Simplification** : La présence d'un flux d'agents permet de détecter, parmi les schémas efficaces, les schémas trop complexes et difficiles à transmettre culturellement aux nouveaux agents. Le flux crée une boucle de rétroaction sur la simplicité et donc sur la régularité des schémas produits. Les schémas les plus réguliers et faciles à apprendre sont plus susceptibles de franchir "le fossé entre les générations".

Des dynamiques neutres provoquent la dérive des systèmes de schémas

Nous avons enfin noté que certaines dynamiques provoquaient une dérive neutre des schémas, comparable par certains aspects aux théories neutralistes de Motoo Kimura [Kimura, 1997]. Au chapitre 4, nous avons montré qu'en présence de bruit dans l'environnement et d'un flux d'agents, les mots utilisés

5. Simon Kirby [Kirby, 2000, Kirby, 1998, Kirby, 1999a] défend l'idée selon laquelle la contrainte de la transmission culturelle due à la présence d'un flux d'agents peut permettre d'expliquer un grand nombre de phénomènes d'évolution linguistique. Nous avons montré au chapitre 3 qu'il était effectivement possible d'obtenir une augmentation de la cohérence lexicale en supprimant la première dynamique et en se contentant d'appliquer un flux d'agents au système. Mais les deux dynamiques sont beaucoup plus efficaces lorsqu'elles sont parallèlement actives.

dérivaient de façon neutre dans l'espace des formes. Cette "dérive naturelle" du lexique, comme nous l'avons appelée, est génératrice d'une diversité dont les deux dynamiques précédentes peuvent se nourrir de façon à sélectionner de nouveaux schémas potentiellement plus adaptés. Ces dynamiques neutres s'observent quand le système de communication établi offre une certaine tolérance aux variations inter-individuelles sans que ces variations diminuent l'efficacité des communications (par exemple avec un mécanisme de tolérance aux erreurs de transmission). En présence d'un flux d'agents, ces tolérances conduisent à une dérive progressive du système de communication dans son ensemble.

9.1.6 Le rôle de l'environnement

Les schémas sémiotiques sont toujours utilisés dans un contexte précis issu d'un environnement particulier. Les dynamiques que nous venons de présenter sélectionnent les schémas les plus adaptés à ces environnements. Le rôle de l'environnement sur le type de schémas sélectionné est donc crucial. Plus particulièrement, nous avons identifié deux caractéristiques déterminantes : le bruit et la diversité.

Le bruit

Pour les schémas génétiques, le bruit prend la forme des erreurs de réplication lors de la reproduction et de mutations aléatoires. Son rôle est d'être principalement un générateur de diversité. Dans nos dynamiques culturelles, le bruit a également ce rôle mais son effet le plus intéressant est ailleurs. Le bruit assure une pression constante pour la sélection de schémas de qualité[6]. Au chapitre 4, nous envisagions des environnements où la transmission des mots était bruitée, nous avons ainsi montré que des schémas groupant des mots bien distincts étaient sélectionnés. Au chapitre 8, le bruit lié à l'ancrage dans le réel a permis de sélectionner les schémas correspondant à des catégories robustes. Le bruit est donc pour les schémas un processus vertueux conduisant à la déstabilisation de schémas trop spécifiques à une structuration particulière de l'environnement.

La diversité

La diversité des environnements est, elle aussi, fondamentale. Si les environnements sont trop particuliers, nous pouvons assister à une suradaption

6. Un tel phénomène peut aussi apparaître dans des modèles génétiques plus réalistes que les algorithmes génétiques [Picault et al., 1997].

de certains schémas. Au chapitre 8, pour assurer cette diversité nous avons mis en place le réseau international ATN qui relie différentes plates-formes robotiques dans le monde, offrant ainsi de multiples perspectives sur des environnements différents.

9.1.7 Des schémas adaptés mais non optimaux

Au début des expériences que nous avons décrites tout au long de ce travail, les "pools" de schémas lexicaux sont complexes et non structurés. Les différentes dynamiques sélectives que nous avons présentées sélectionnent ensuite un ensemble de schémas qui sont adaptés aux environnements présentés aux agents. Les paysages sémiotiques se structurent progressivement puis se stabilisent. Nous serions tentés de dire que les dynamiques assurent une optimisation des schémas sémiotiques. Mais, comme c'est le cas avec l'évolution des espèces, l'optimisation s'arrête dès que l'adaptation est atteinte.

En effet, dès le chapitre 3, nous avons constaté des phénomènes comme la synonymie résiduelle, puis la polysémie résiduelle et finalement la polysémie résiduelle minimale. Nous dirions dans notre nouveau paradigme que certains schémas complexes associant plusieurs mots à un sens ou plusieurs sens à un mot peuvent rester stables. Ceci se produit quand il n'existe pas dans l'environnement de scènes pouvant montrer l'incohérence des schémas utilisés et donc d'une manière générale quand l'incohérence des schémas présents ne nuit pas à l'efficacité de la communication dans son ensemble.

De tels phénomènes s'observent abondamment dans les langues naturelles [Victorri et Fuchs, 1996]. Les processus de sélection des schémas lexicaux comme les processus de sélection des schémas génétiques ne conduisent donc pas à une optimisation absolue, ils produisent des schémas *adaptés* au mieux aux contraintes qu'ils doivent satisfaire. Quand un ensemble de schémas stables émerge, il peut être à son tour considéré comme un schéma de plus haut niveau et entrer en compétition avec d'autre schémas de plus haut niveau.

9.1.8 Conclusions de la synthèse

Cette synthèse a pour but de montrer que malgré la diversité des modèles et des expériences présentées dans ce travail, un même ensemble de dynamiques semble être toujours à l'œuvre. Ces dynamiques sont plus fondamentales que les modèles eux-mêmes car, comme plusieurs expériences l'ont déjà montré, elles peuvent être reproduites avec des agents utilisant des architectures différentes que celles que nous avons présentées au fil de ces pages, voire même avec des agents aux architectures hétérogènes. Si l'on ne devait retenir qu'une chose de ce travail de recherche, ce serait ces dynamiques.

9.2 Extensions

> Toute imparfaite qu'elle est, elle donne du moins de bons principes pour en construire une plus parfaite. (...) Puisse-t-il se trouver, à la fin de ce siècle si fertile, une main de maître qui porte cette découverte, que jusqu'à présent on a crue impossible, au plus haut degré de perfection.
>
> Wolfgang von Kempelen, *Le mécanisme de la parole* (1791).

Les "Têtes parlantes", même si elles constituent le modèle le plus abouti que nous présentons dans cette thèse peuvent tout aussi bien être vues comme une première base pour des modèles bien plus complexes. Dans cette section, nous allons brièvement discuter les différentes extensions possibles à l'architecture existante et toucher du doigt ses limites actuelles. Nous reprendrons chacun des modules que nous avons progressivement introduits du plus proche de la perception ancrée jusqu'au plus symbolique.

9.2.1 Segmentation visuelle

Un des points faibles de l'architecture actuelle est la segmentation visuelle. C'est elle qui nous oblige à utiliser des scènes très contraintes pour le moment, en l'occurrence des figures géométriques simples sur un tableau blanc magnétique.

Construire une segmentation pour des scènes moins contraintes, en particulier des scènes "naturelles" est une tâche difficile. Antonio Chella, de l'université de Palerme, travaille en ce moment sur la réalisation d'un module permettant la segmentation d'objets en 3 dimensions en utilisant une technique basée sur des super-quadriques [Chella et al., 1997]. Il est important de comprendre que de la même manière que le module de conceptualisation ne saurait être modélisé comme une boîte noire indépendante du module de verbalisation, le module de perception et d'actuation se doit d'être lui aussi couplé aux autres modules de l'agent. Une bonne segmentation ne pourra se faire que si le module de conceptualisation aide la perception dans sa recherche de segments intéressants.

Des expériences psychologiques illustrent ce nécessaire couplage entre segmentation et conceptualisation . L'image de la figure 9.1 est en général difficile à segmenter pour les observateurs humains. Une fois vue la photo 9.2 cette segmentation devient évidente, pire, elle en exclut toute autre[7].

7. Nous devons cette expérience au Docteur Samuel Renshaw.

FIG. 9.1 – *Une segmentation difficile*

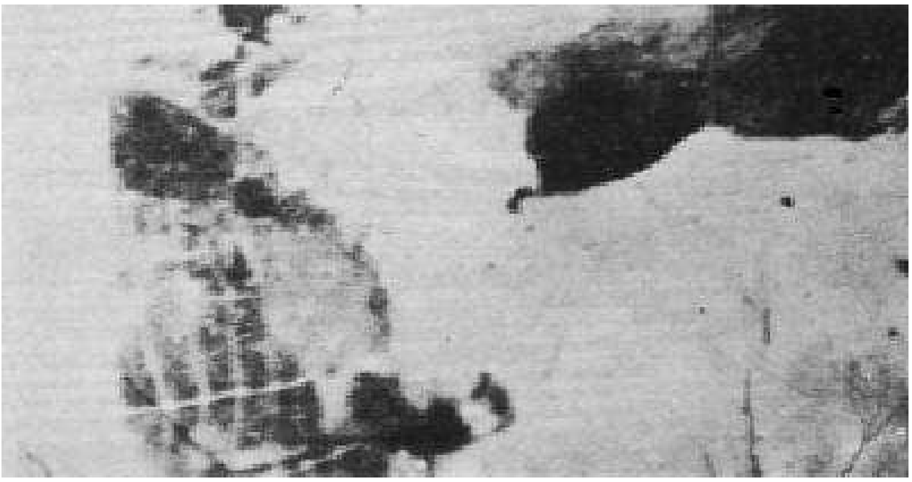

FIG. 9.2 – *... qui devient évidente dès que la vache est discriminée.*

9.2.2 Pointage extralinguistique

Une autre grande contrainte du système ancré que nous utilisons est la méthode de pointage extralinguistique qui contraint à effectuer une calibration parfois fastidieuse des deux caméras et surtout exclut tout espoir d'utiliser des corps robotiques mobiles.

D'autres techniques pourraient être envisagées. Une segmentation automatique utilisant des repères simples dans l'environnement ne devrait pas poser trop de problèmes. De telles techniques sont fréquemment utilisées en robotique et ne font appel qu'à des mécanismes simples de reconnaissance des formes.

Une autre solution consisterait à utiliser un laser facilement reconnaissable. Cette solution a l'avantage de rendre très explicite l'objet pointé par le robot. La difficulté est de coordonner les mouvements de la caméra avec ceux du laser. Une solution pourrait simplement être de le fixer au-dessus de l'objectif mais nous tenons à éviter, dans la mesure du possible, toute solution "trop artisanale". Une des raisons du succès des "Têtes parlantes" réside dans le fait qu'elles n'utilisent que des composants standards directement achetables en magasin. Ceci a rendu possible le déploiement rapide du réseau ATN.

Dans tous les cas, une solution plus générale au problème du pointage extralinguistique peut sans aucun doute être mise en œuvre sans trop de difficultés.

9.2.3 Canaux sensoriels

Les canaux sensoriels restent très primitifs dans les "Têtes parlantes". De nombreux autres canaux pourraient être envisagés. Un des grands avantages des dynamiques de sélection à l'œuvre dans les "Têtes parlantes" est qu'elles permettent d'ajouter des nouveaux canaux à titre expérimental et de simplement voir si ces canaux sont utilisés par les schémas lexicaux sélectionnés. En cas de doute par exemple sur les vertus d'une renormalisation relative ou absolue, il suffit de proposer les deux canaux aux agents et de voir lesquels conduisent à des catégories efficaces.

Plusieurs améliorations notables sont actuellement envisagées pour les canaux sensoriels. Edwin de Jong, du laboratoire d'intelligence artificielle de la VUB travaille en ce moment sur ce sujet [de Jong et Steels, 1999]. Le nouveau système devrait reposer sur la création dynamique de canaux. Un générateur de canaux comprenant une grammaire d'opérateurs de bases est incorporé dans la structure des agents. Les canaux sont ensuite générés puis sélectionnés par des méthodes comparables à la programmation génétique [Koza, 1992].

Certains canaux se révéleront sans doute très peu pertinents, d'autres combinaisons pourraient au contraire se montrer très adaptées à l'environnement auquel les agents sont confronté. Peut-être le système convergera-t-il vers des canaux que nous n'aurions en aucun cas imaginés?

Un changement important est introduit par de telles modifications. En effet, dans toutes les expériences que nous avons présentées, les agents partagent les mêmes canaux sensoriels. Ce n'est plus le cas avec les modifications introduites par Edwin de Jong.

Nous n'avons pas abordé dans ce travail la question de la convergence sémantique dans le cas de canaux non partagés. Nous pouvons intuitivement dire que si les valeurs de ces différents canaux sont totalement non corrélées, la convergence sera sans doute impossible. Mais quel degré de corrélation est nécessaire? Un daltonien peut parler des couleurs sans trop de difficultés même s'il les perçoit différemment. L'ouverture de l'expérience à des agents hétérogènes nous permettra sans doute de donner des réponses plus précises à ces questions.

9.2.4 Phonétique et Phonologie

Les aspects phonétiques et phonologiques sont très peu développés, pour ne pas dire nuls dans les expériences que nous avons présentées. Dans la plupart des expériences nous nous contentons en effet d'utiliser de simples nombres pour représenter les mots. Comme nous l'avons déjà mentionné au chapitre 4, le problème de l'auto-organisation des systèmes phonétiques (émergence d'un système de sons) a été traité dans la thèse de Bart de Boer pour un modèle simple et pour les voyelles seulement. Le problème des consonnes et de la phonologie en général (la syntaxe des phonèmes) est aujourd'hui étudié par Pierre-Yves Oudeyer dans notre laboratoire (une présentation de ses travaux préliminaires en phonologie peut être trouvée dans [Oudeyer, 1999a]). Parallèlement, Eduardo Miranda travaille, toujours dans notre laboratoire, sur la construction d'un synthétiseur et d'un analyseur réaliste permettant la production et l'interprétation d'une grande variété de sons [Miranda, 1999]. C'est dans ces recherches que nous rejoignons les problématiques des constructeurs de machines parlantes du XVIIIe siècle sur la quête de l'imitation de la voix humaine (voir [Séris, 1995] et le chapitre 1).

La question qui nous intéresse dans la perspective de notre travail est le couplage entre les systèmes phonologique et lexical. Pour communiquer les agents ont besoin de partager un répertoire de sons communs, ou au moins similaires. Ces briques de base leur servent à construire les mots. Mais ce système doit-il préexister à toutes les expériences que nous avons présentées ou peut-il coévoluer avec celui-ci? Des premières expériences défrichant ce vaste domaine de recherche ont été entreprises dans notre équipe par Emmanuelle Perrone [Perrone, 1999], puis par Pierre-Yves Oudeyer. Ils ont été amenés dans leur modèle à faire l'hypothèse d'une première phase de "babillage" permettant de coordoner production et interprétation de son propre répertoire de sons avant d'entamer des jeux d'imitation entre différents agents de la population. Cette phase de "babillage", omniprésente chez les bébés, est-elle une étape indispensable avant la mise en place des autres dynamiques ? Comment le succès d'un mot influe-t-il sur la sélection des phonèmes qui le composent ? Quel est le rôle de la sémantique dans cette évolution phonologique? Toutes ces questions ouvrent la voie à des paysages sémiotiques encore plus complexes que ceux que nous avons considérés jusqu'à présent.

9.2.5 Catégorisation

Comme nous le notions dans le chapitre 7 sur les catégories complexes, nos choix d'implémentations pour la création et la gestion des catégories même s'ils apparaissent comme étant rationnels à nos yeux, ne représentent qu'une des options possibles. Les résultats fondamentaux de notre recherche résident dans les dynamiques collectives et non pas dans le détails des architectures. Il serait très intéressant d'explorer ces dynamiques avec d'autres modèles de la même manière que Stoness et Dircks ont reproduit nos résultats concernant la "dérive naturelle du lexique" avec leur architecture à base de réseaux de neurones [Stoness et Dircks, 1999, Dircks et Stoness, 1999].

C'est dans cette perspective qu'Angus McIntyre travaille aujourd'hui sur la définition d'une "architecture cognitive ouverte" permettant de remplacer facilement l'actuel module de catégorisation par un module au fonctionnement différent tout en gardant les autres modules tels quels.

9.2.6 Mots multiples

Joris van Looveren a construit un modèle permettant l'utilisation de mots multiples dans les jeux de langage [van Looveren, 1999]. C'est un premier pas vers la syntaxe. L'idée est simple. Si un agent possède le mot "Wapaku" pour [RED 0.5 1.0] et "Buxada" pour [HPOS 0.5 1.0], pour désigner un objet rouge et à droite il pourra utiliser la combinaison "Wapaku Buxada". L'avantage est évident, si les sens complexes sont utilisés fréquemment, un lexique de taille extrêmement plus réduite peut être efficace avec cette amélioration.

Reste à savoir si une telle possibilité représente vraiment un avantage pour les agents. En d'autres termes, est-ce que les schémas lexicaux utilisant des mots multiples associés à des sens complexes sont sûrs de dominer les schémas lexicaux associant un mot seul à ce sens complexe? Lorsqu'on y réfléchit un peu plus, cela n'est pas certain. La taille du lexique devenant beaucoup plus réduite, le lexique semble plus facile à mémoriser, en particulier pour de nouveaux agents intégrant la population. A l'inverse, le sens de chaque mot risque d'être beaucoup plus long à deviner pour les nouveaux venus. Nous avons illustré à plusieurs reprises les difficultés rencontrées par les agents pour converger vers des sens communs. Un nouvel agent entendant pour la première fois "Wapaku Buxada" a beaucoup plus de chance de ne pas construire l'hypothèse sémantique correcte pour le sens de ce mot. L'économie réalisée en production par l'utilisation des mots multiples pourrait très bien être contrebalancée par les difficultés supplémentaires que ces mots causent en interprétation. Seule l'expérience peut trancher.

9.2.7 Syntaxe

C'est dans cette philosophie qu'il nous faudra aborder le grand défi de ce domaine de recherche : l'émergence de la syntaxe. La syntaxe émergera si les agents possèdent les outils pour la construire mais surtout si les dynamiques amènent les schémas syntaxiques à dominer les schémas lexicaux. Plusieurs groupes de recherche se concentrent aujourd'hui sur cette question [8]. Luc Steels a construit plusieurs modèles préliminaires, non encore intégrés à l'architecture totale [Steels, 1997c, Steels, 1998a, Steels, 1998b, Steels, 2000]. L'une des idées directrice de ces recherches est que le sens d'une phrase peut être assimilée à un programme effectuant une action [9]. Les catégories discriminantes que nous utilisons dans nos expériences pourraient ainsi être vues comme des programmes simplissimes constitués d'une seule instruction [filtre les objets ne possédant pas la caractéristique X]. A partir d'un jeu d'instructions de base, chaque hypothèse sémantique serait une manière de discriminer un élément de la scène en appliquant successivement chaque instruction d'un programme. Les hypothèses seraient générées et évaluées un peu à la manière des programmes en programmation génétique [Koza, 1992].

Pour atteindre une syntaxe intéressante, il sera sans doute nécessaire de faire évoluer le jeu lui-même. Indiquer de façon linguistique un objet reste une action bien limitée. Indiquer un groupe d'objets ou, beaucoup plus difficile, décrire une scène à un agent alors qu'il ne la voit pas, seraient des défis pour lesquels la syntaxe aurait toute son utilité.

A la vue de toutes les directions qui nous restent à explorer à partir

8. Citons en particulier John Batali [Batali, 1998, Batali, 2000], Simon Kirby et James Hurford [Kirby, 1998, Hurford, 2000a], Takashi Hashimoto [Hashimoto et Ikegami, 1996] et Martin Nowak[Nowak et al., 2000].

9. A nouveau nous pourrions voir un parallèle avec le système EDEN [Picault et al., 1997].

du modèle des "Têtes parlantes", nous sommes intimement convaincus que cette dernière expérience ne constitue qu'un premier pas dans un domaine où l'essentiel reste encore à inventer.

9.3 Enjeux scientifiques

> Computers are useless. They can only give answers.
>
> Pablo Picasso

Comme beaucoup de travaux en Intelligence Artificielle, notre recherche se caractérise par un double objectif, d'une part technologique, construire des machines pouvant réaliser des tâches jusqu'à présent hors de leur portée et d'autre part scientifique, comprendre mieux les mécanismes en jeu dans l'évolution des capacités cognitives des animaux ou des humains. Dans cette section et dans la suivante nous nous proposons de discuter successivement les enjeux scientifiques et technologiques des modèles présentés dans ce travail.

En ce qui concerne les enjeux scientifiques nous nous concentrerons sur une question particulière, le rôle de nos travaux dans le débat sur les origines du langage humain. Notre recherche a des répercussions sur d'autres domaines comme la linguistique, les sciences cognitives ayant trait au développement, etc. Mais la question des origines du langage humain a été depuis le début de ce programme de recherche, notre sujet de réflexion dominant.

9.3.1 La question des origines du langage humain

La profusion des théories sur l'origine du langage humain témoigne de la difficulté qui caractérise la comparaison de deux corpus explicatifs dans ce domaine. En 1866, la Société Linguistique de Paris décidait de déclarer, une fois pour toutes, le problème des origines du langage humain non décidable et de refuser dorénavant toute communication sur ce sujet. En 1911, la Philosophical Society de Londres reprend l'interdit. La linguistique moderne s'est donc développée pendant le XXe siècle en rejetant, peut être à juste titre, la question des origines hors de ses frontières. Construire une théorie explicative des origines du langage humain est assurément un problème extrêmement difficile et ce pour, au moins, les deux raisons suivantes :

- Son objet d'étude a disparu et est inaccessible à l'expérience. Il s'agit d'une reconstruction du passé, au même titre que l'étude de l'apparition de la vie, de l'évolution humaine ou de l'histoire de nos sociétés. Mais elle est rendue d'autant plus difficile que les données empiriques sont en très faible nombre.

– Il s'agit d'expliquer un phénomène unique: aucune autre espèce animale ne semble posséder un outil de communication qui se rapproche en complexité et en pouvoir d'expression du langage humain [10] [11].

Aujourd'hui pourtant, une approche multidisciplinaire de cette question revient à l'avant de la scène universitaire. Des résultats en paléontologie, éthologie, neurosciences, génétique des populations et linguistique apportent des nouvelles bases sur lesquelles des nouvelles théories se construisent [12]. Mais le risque est de voir à nouveau, plutôt qu'un conflit d'idées, une accumulation d'histoires potentielles qui ne se contredisent pas vraiment les unes les autres. En marge des méthodes traditionnelles, plusieurs groupes de recherche ont choisi d'étudier ce problème en utilisant des modèles formels, simulés informatiquement. Les recherches que nous avons présenté s'inscrivent donc dans cette démarche au même titre que les travaux du groupe de recherche de Jean-Marie Hombert (Laboratoire de dynamique du langage, Lyon), de Jim Hurford (Language evolution and Computation, Edimbourg) de Jean-Louis Dessalles (ENST Paris) et les membres du laboratoire d'intelligence artificielle de la VUB à Bruxelles.

Le discours a dès lors pour élément de débat les simulations ou les expériences robotiques qui jouent le rôle de données expérimentales. Après une brève synthèse de différentes théories du domaine, nous discuterons comment les modèles artificiels peuvent aider à organiser le conflit des interprétations sur l'origine du langage humain. Nous illustrerons cette démarche en étudiant l'exemple précis des résultats obtenus avec les "Têtes parlantes".

9.3.2 Facteurs cruciaux et dynamiques évolutives

Beaucoup de théories sur l'origine du langage humain sont structurées de la manière suivante :

– Il s'agit d'abord d'identifier une étape particulière dans l'évolution humaine comme étant le pas crucial dans le développement du langage humain. Si cette préadaptation n'a été réalisée que par l'espèce humaine, le caractère unique de notre outil de communication est alors expliqué.

---

10. Comme le souligne Hurford [Hurford, 1999], ceci d'une certaine manière rend la constitution d'une théorie explicative encore plus difficile que dans le cas de l'évolution des espèces. En effet, la sélection naturelle de Darwin est convaincante car elle s'applique sur l'ensemble du régne animal de la girafe à la méduse.

11. Pour une discussion de ce point voir Gardenfors [Gardenfors, 1995] qui propose une bonne synthèse des différences entre les systèmes de communication animaux et les systèmes linguistiques humains. On pourra également se référer à [Pinker, 2000].

12. Pour une bonne synthèse des récents résultats dans ces divers domaines voir [Dessalles, 2000].

- Il faut ensuite montrer quelles dynamiques évolutives sont en jeu pour expliquer la formation du langage à partir des préadaptations identifiées. Il s'agit par exemple d'expliquer le caractère évolutivement avantageux d'un trait particulier dans le cadre de la sélection naturelle.

Facteurs cruciaux

Dans notre description des différents facteurs cruciaux dans le développement du langage humain, nous adoptons un classement en préadaptations physiologiques, cognitives, interactionnelles et sociales, inspiré de celui de [Hurford, 1999].

- Caractéristiques physiologiques
  - **Le cerveau**. L'homme se caractérise par un cerveau anormalement grand par rapport à sa masse corporelle. Il semble naturel de lier cette caractéristique au phénomène unique du langage (voir discussion dans [Deacon, 1997]).
  - **Le contrôle sensori-moteur**. Maîtriser un geste compliqué comme jeter une pierre, demande une grande coordination sensori-motrice à la fois dans l'espace et dans le temps. Pour William Calvin [Calvin, 1983] cette capacité aurait fourni les bases neuronales nécessaires à l'utilisation du langage.
  - **L'organe vocal**. Peter Lieberman [Lieberman, 1983] soutient que l'homme de Neanderthal n'était pas capable de produire les sons que l'on trouve dans les langues utilisées par les hommes modernes. La transformation de notre organe vocal serait une préadaptation déterminante pour la production du langage articulé.
- Capacités cognitives
  - **L'activité symbolique**.Une représentation indirecte correspond à un objet qui n'est ni présent dans le contexte ni dans une récente situation : le souvenir d'une action par exemple, évoqué dans un contexte très différent de celui où l'action a eu lieu. Le langage humain se distingue des systèmes de communications animaux par la possibilité d'utiliser des symboles, c'est-à-dire de faire référence à des représentations indirectes [Gardenfors, 1995]. Les peintures rupestres témoignent de l'acquisition de cette capacité. Pour Merlin Donald le mime, à la fois imitation et imagination gestuelle jouerait un rôle décisif dans cette évolution [Donald, 1991].
  - **La théorie de l'esprit**. Pour beaucoup la capacité de raisonner sur les désirs et les croyances des autres est fondamentale dans la constitution du langage humain. La présence ou l'absence de cette capacité

chez les primates est sujette à controverses (voir [Byrne et Whiten, 1988]).

- Capacités interactionnelles
  - **La coopération**. Un certain niveau d'altruisme et de coopération est sans doute nécessaire à l'émergence d'un système de communication complexe. Beaucoup d'études se sont penchées sur l'origine de tels systèmes altruistes [Axelrod, 1984].
  - **La coordination**. Pour participer à une interaction langagière un niveau suffisant de coordination (tour de paroles, etc.) entre les intervenants est nécessaire.
- Structures sociales
  - **Les rites**. Chris Knight soutient que la relation entre le langage et le sacré est fondamentale. Pour qu'un système stable émerge, les signaux peu coûteux que sont les mots doivent être soutenus par un ensemble de signaux plus coûteux. Selon lui, les rituels ont joué ce rôle et sont une préadaptation fondamentale au développement du langage [Knight, 1984].
  - **La vie en groupe**. Pour Dunbar , le langage a évolué pour permettre la stabilisation de larges groupes [Dunbar, 1996]. Chez les primates, l'épouillage joue le rôle de lien social entre les différents individus du groupe. Mais l'épouillage n'est pas assez efficace pour la cohésion d'un grand groupe d'individus. Dunbar considère le langage humain comme un moyen efficace pour "épouiller" plusieurs personnes en même temps. L'information transportée est de même nature: qui est l'ami de qui, qui fait quoi à qui, etc.

Il est important de noter que même si nous parlons ici de préadaptations, le langage s'est sans doute développé de manière coévolutive avec ces différentes capacités. Le débat porte sur l'importance respective de chacune d'elles et sur l'établissement d'une chronologie des étapes supposées cruciales. Par bien des aspects, une telle comparaison se révèle très difficile en pratique du fait du nombre trop réduit de données empiriques disponibles. Aujourd'hui plus qu'un conflit d'idées, on assiste à une accumulation de scénarios potentiels.

Dynamiques évolutives

Le fait d'identifier des étapes charnières n'est pas suffisant pour expliquer l'évolution du langage humain. Il est nécessaire de mettre en évidence les dynamiques qui expliquent comment à partir de certaines de ces préadaptations le langage humain s'est développé.

Deux types de dynamiques s'opposent. Certains défendent que la capacité langagière s'est développée de façon génétique, selon les lois de la sélection naturelle. D'autres voient le langage comme un phénomène avant tout culturel qui s'est développé selon des dynamiques propres d'un autre type. Evolutions génétique et culturelle reposent toutes deux sur des dynamiques collectives complexes mais supposent des préadaptations différentes en ce qui concerne les capacités des agents et leurs modes d'interactions. Dans l'évolution génétique, les interactions entre individus ont lieu lors de la reproduction. Les enfants héritent d'une recombinaison du patrimoine génétique de leurs parents. Certains gènes peuvent également subir des mutations. Si les capacités linguistiques sont innées, elles peuvent ainsi se modifier. Les caractéristiques génétiques sélectionnées dépendent du succès reproductif des individus. Pour expliquer l'évolution du langage, les capacités linguistiques doivent donc augmenter, au moins indirectement, la probabilité de reproduction. L'évolution culturelle met en jeu des interactions sonores ou gestuelles entre agents. Au terme de ces interactions, les connaissances et capacités linguistiques de chacun des participants peuvent avoir été modifiées. L'évolution peut être dirigée par diverses pressions : maximiser le succès en communication, minimiser le travail cognitif et la charge mémoire. Mais certaines évolutions peuvent apparaître comme neutres fonctionnellement et simplement résulter des propriétés dynamiques du système culturel étudié.

Notons que ce débat fait écho en linguistique au débat sur le caractère inné ou acquis du langage chez l'enfant. Les innéistes défendent avec Noam Chomsky que la capacité langagière est héritée par l'enfant et qu'elle ne peut s'expliquer par des mécanismes généraux d'apprentissage. A l'opposé, l'école de Jean Piaget soutient que l'enfant construit le langage au gré de ses interactions par des mécanismes cognitifs non spécifiques. La part de génétique et de culturel dans l'évolution du langage humain est aujourd'hui difficile à évaluer. Les partisans de chacune des thèses restent en général sur leur position faute de données supplémentaires pour trancher.

9.3.3 Rôle de la modélisation

Peut-on tester les théories avec des modèles informatiques ou robotiques?

Avant de nous interroger sur le rôle que pourrait jouer la simulation ou la construction de robots dans le conflit des théories sur l'origine du langage humain, nous devons nous demander dans quelle mesure chacune des théories évoquées dans la partie précédente est étudiable avec des modèles informatiques ou robotiques.

Une première réponse serait de ne reconnaître que les modèles qui peuvent donner lieu à une description formelle (prenant par exemple la forme d'un ensemble d'équations). En s'abritant derrière une devise du type "ce qui se conçoit bien, s'énonce mathématiquement", il serait aisé de ne garder dans le débat qu'un sous-ensemble de théories explicites et comparables (du type des théories économiques).

La plupart des modèles présentés dans la partie précédente seraient dès lors exclus de la discussion. Si une modélisation mathématique se révèle hors de portée, la simulation multi-agents apparaît comme une bonne candidate pour comprendre les propriétés collectives de systèmes qu'on ne sait bien décrire qu'au niveau individuel [Drogoul et Ferber, 1992]. Dans le cadre de cette approche ascendante, les modèles se présentent en général sous la forme d'une population d'agents, représentant de façon simplifiée des individus, qui interagissent localement les uns avec les autres. Il s'agit de définir des conditions permettant d'observer le phénomène collectif attendu (ici l'émergence d'un langage artificiel possédant un certain nombre de propriétés fonctionnelles ou structurelles qui caractérisent le langage humain). Ces conditions portent sur la structure des agents, le type d'interactions auxquelles ils participent et le milieu dans lequel ils évoluent. Elles peuvent constituer des modèles des capacités physiologiques, cognitives, interactionnelles et sociales mentionnées dans la partie précédente. Mais la transposition des théories sous une forme simulable, si elle apparaît possible, peut se révéler assez difficile à mettre en œuvre en pratique. La forme computationnelle des simulations est assez éloignée des notions manipulées par les théoriciens du domaine. Dans ces conditions, il peut être utile d'introduire un langage de description intermédiaire dans lequel les différents acteurs peuvent expliciter ce qu'ils souhaitent mettre dans la simulation et ce qu'ils en attendent. De telles méthodes sont aujourd'hui utilisées pour la conception de systèmes multi-agents (voir en particulier la méthodologie Cassiopée [Collinot et al., 1996]).

La simulation comme méthode expérimentale

Une approche constituant à utiliser la simulation multi-agent comme expérience virtuelle confrontable à la théorie a commencé à être utilisée depuis quelques années en sciences sociales [Conte et Gilbert, 1995]. *Sugarscape*, le monde simulé d'Epstein et Axtell [Epstein et Axtell, 1995] peut être vu comme un laboratoire virtuel permettant d'expérimenter divers modèles sur l'apparition de structurations sociales émergentes (migrations, échanges commerciaux, guerre, etc.).

Si l'étude des dynamiques collectives semble naturelle en sciences sociales, elle a été longtemps ignorée, faute d'outils adéquats, par la plupart des travaux en anthropologie et en linguistique. Les plates-formes multi-agents de simulation permettent pour la première fois une approche expérimentale de la dimension collective du langage. Les premiers résultats montrent comment des dynamiques simples d'interactions peuvent expliquer la formation du structures complexes dans des langages artificiels tant au niveau phonologique, lexical que syntaxique (pour une synthèse voir [Steels, 1997d] et pour une discussion sur le rôle et la validation de telles expériences voir [Kaplan, 1998b, Kaplan, 1999c, Steels et Kaplan, 2000b]). La simulation se révèle une bonne candidate pour produire de nouvelles données permettant d'organiser le débat entre les différentes théories présentées dans la partie précédente mais aussi pour l'enrichir en proposant des explications nouvelles à certains des phénomènes étudiés.

9.3.4 Nos expérimentations au sein du débat

Nous avons montré dans l'expérience des "Têtes parlantes" qu'étant donné un certain nombre d'hypothèses de départ, nous assistions à l'émergence d'un lexique partagé pour décrire des objets du monde réel. Ces hypothèses de départ constituent les facteurs cruciaux que nous mentionnions plus haut. Il nous faut donc pour participer au débat sur l'origine du langage humain expliciter au mieux quelles sont ces hypothèses (Une analyse similaire mais organisée de façon différente est reprise dans [Steels et al., 2000]).

Hypothèses de départ

- Caractéristiques physiologiques
  - **Production et interprétation de signaux** : Nos agents sont capables de produire et d'interpréter des signaux distincts. Cette caractéristique semble être l'apanage de la plupart des animaux, ce n'est en conséquence sans doute pas un facteur crucial. Dans notre expérimentation, nous donnons directement ces capacités aux agents. Nous mentionnions dans ce chapitre à propos des extensions possibles aux "Têtes parlantes" les recherches que nous menons sur l'émergence d'un répertoire de sons partagés dans une population d'agents.
- Capacité cognitives
  - **Conceptualisation** : Dans les "Têtes parlantes" une forme de conceptualisation précède la verbalisation (même si nous avons vu au chapitre 5 qu'une classification apparente était possible même en l'absence de catégories explicites). Dans nos expériences, les mots désignent des catégories et non pas directement des situations spécifiques. Mais ce répertoire de catégories n'est pas prédéfini à l'avance.

Chaque agent conceptualise son monde au fur et à mesure qu'il construit son lexique. Les catégories d'agents qui ne communiqueraient pas seraient, comme nous l'avons vu, très différentes les unes des autres. Ce sont les interactions qui amènent les agents progressivement à converger vers un répertoire de catégories similaires. A quel point le mécanisme de création de catégories peut-il être différent d'un agent à l'autre ? Cette question reste ouverte. Nous mentionnions dans les extensions, les travaux récents de notre équipe sur la convergence pour des agents utilisant des canaux sensoriels différents les uns des autres.

  - **Mécanisme de renforcement** : Chaque agent possède une forme rudimentaire d'auto-évaluation des différents choix qu'il fait. Cette évaluation prend la forme de *scores* qui augmentent lors de succès en communication et diminuent en cas d'échec. Ceci permet dans la mémoire associative de choisir l'association ayant la plus grande chance de conduire à un succès étant donné les connaissances de l'agent. C'est une forme rudimentaire d'induction statistique de la diffusion des différentes associations au sein de la population. Toutes ces capacités sont très générales et de nombreux modèles ont déjà illustré leur adaptation pour d'autres types de tâches (recherche de nourriture, déplacement, etc.).
- Capacités interactionnelles
  - **Coopération** : Nos agents ont un but commun et le "désir" de coopérer. Nous ne remettons pas en cause cette hypothèse en permettant, par exemple, à nos agents de mentir ou de rester silencieux. L'émergence de la coopération est en tant que telle un sujet de recherche passionnant et difficile. Un nombre important de chercheurs explorent ce sujet avec des modèles simulés [Dessalles, 1998, Noble, 1998].
  - **Coordination** : Nos agents sont capables de participer à une interaction coordonnée. En d'autres termes chaque agent est capable de suivre un script précis d'actions appartenant à un protocole d'interaction partagé. Ils ont également une manière d'évaluer à l'issue de ce protocole si l'interaction a été un succès ou non. Des recherches intéressantes sont actuellement menées sur l'émergence de la coordination[13].
  - **Pointage extralinguistique** : Les agents doivent posséder une manière non verbale leur permettant d'obtenir de but motivant leur interaction verbale. Dans les "Têtes parlantes" chaque robot peut

13. voir en particulier [Rosenschein et Zlotkin, 1994].

"suivre" le regard de l'autre et ainsi déduire l'objet pointé. D'autres systèmes de pointage extralinguistique peuvent être envisagés : toucher l'objet, le saisir, etc. Supposer une telle capacité semble assez raisonnable puisque un grand nombre d'animaux semble en être pourvu. Ce pointage extralinguistique n'est en fait indispensable que dans les premières phases de l'émergence du lexique, dès qu'un système de communication efficace s'est instauré, il est moins utilisé.

Il est intéressant de souligner ce que nous **ne supposons pas** dans nos modèles et qui en conséquence ne semble pas primordial pour les performances linguistiques que nous obtenons. C'est en marquant la *contingence* de ces points que nos expérimentations sont vraiment pertinentes :

- **Pas de théorie de l'esprit** : Nous montrons que certaines formes d'interactions linguistiques ne nécessitent pas de théorie de l'esprit. Sans doute pour des jeux de langage plus complexes, la question doit se reposer (ex: "Je sais que tu connais le nom de mon frère"). Il est cependant possible que nous puissions aller assez loin sans cette hypothèse.
- **Pas de catégories communes préexistantes** : L'idée qu'il est nécessaire de partager des catégories ancrées communes avant de construire un langage pour les nommer est très répandue en linguistique. Pour certains chercheurs en sciences cognitives, ceci implique qu'elles sont innées. Pour d'autres, qu'elles sont construites par un mécanisme inductif universel qui conduit aux mêmes concepts pour tous les agents. Comme nous l'avons expliqué plus haut, dans nos expériences nous montrons que c'est la communication qui permet la convergence de systèmes de catégories a priori différents entre individus.
- **Pas de télépathie** : Cela semble évident, mais il convient de le préciser car un grand nombre de modèles font de façon plus au moins explicite l'hypothèse que les agents peuvent "regarder" dans la tête des uns et des autres, par exemple pour connaître le sens d'un mot (par exemple [Kirby, 2000]). Dans les "Têtes parlantes" les agents ne partagent que des informations sur le pointage extralinguistique et la transmission des mots. Leur perception, leur catégorisation et la structure de leur lexique ne sont, en aucun cas, partagées.

Dynamiques collectives

Concernant les dynamiques collectives présentes dans nos modèles qui permettent, à partir de ces hypothèses sur la structure des agents d'assurer l'émergence d'un lexique partagé, nous les avons déjà présentés dans la synthèse du début de ce chapitre : il s'agit d'une part de la sélection culturelle individuelle et de la sélection par flux d'agents. Aucune dynamique génétique n'est présente dans nos modèles. Ceci n'exclut pas que des dynamiques génétiques soient nécessaires pour obtenir certaines des capacités dont nous supposons nos agents capables dès la naissance. Ceci n'exclut pas non plus qu'une coévolution entre l'évolution génétique et l'évolution culturelle puisse en fait être le meilleur modèle explicatif mais nous tentons d'aller le plus loin possible dans la voie du "tout culturel".

Nous avons noté à plusieurs reprises que, dans certains cas, ces dynamiques ne permettaient pas l'établissement du lexique. Il doit en effet y avoir une stabilité suffisante dans le groupe d'agents pour assurer un nombre minimum d'interactions entre chaque agent du groupe. Nous avons ainsi montré qu'en présence d'un flux d'agents trop fort, le lexique ne pouvait se stabiliser. Nous avons ainsi défini un flux critique de résilience en deçà duquel il n'est plus possible de maintenir le lexique.

De même, l'environnement doit être suffisamment stable. L'introduction de nouvelles scènes, dynamique fondamentale pour la convergence sémantique, ne doit pas se faire à un rythme trop grand car, dans ce cas, les agents n'ont pas le temps de s'accorder sur les mots et les catégories adaptées. Nous avons également noté que la présence d'un nombre suffisant de scènes plus simples (moins d'objets, etc.) permettait une convergence bien plus rapide.

En tenant compte de ces conditions, nos modèles illustrent la puissance des dynamiques culturelles qui permettent en l'absence de tout contrôle central et pour une population distribuée d'agents, l'établissement d'un lexique commun.

Discussion

Les résultats précédents conduisent de façon naturelle à la question suivante : comment expliquer que les systèmes de communications *appris* ne soient pas plus nombreux dans les espèces animales étant donné la relative simplicité des mécanismes d'apprentissages nécessaires pour rendre compte de ce phénomène?

Michael Oliphant explique que cette rareté est due à la difficulté de reconnaître par l'observation quel est le sujet de l'interaction [Oliphant, 2000b, Oliphant, 2000a]. Beaucoup de modèles simulés supposent que ce sujet est connu et non ambigu pour les différents participants.

Nous ne le faisons pas dans les "Têtes parlantes" mais il pourrait être avancé que le système de pointage que nous utilisons et l'environnement contraint que les agents regardent, facilitent cette tâche. Nous avons construit des expériences explorant la construction lexicale dans des conditions de forte ambiguïté sur le sujet de l'interaction [Steels et Kaplan, 1998b]. Ces résultats montrent l'extrême difficulté de développer un lexique dans des conditions d'ambiguïté totale, venant en ce sens corroborer l'hypothèse d'Oliphant. La question reste donc pour l'essentiel ouverte à ce stade de l'expérimentation.

D'autres suggèrent que se mettre d'accord sur un protocole comme celui du guessing game est la plus forte de nos hypothèses de travail. Peut-être même cette hypothèse cache-t-elle en fait une théorie de l'esprit car les agents ont la capacité de s'apercevoir quand leurs interlocuteurs sont prêts à communiquer avec eux, quand ils veulent leur désigner un objet, etc. Il conviendrait dans cette perspective de s'interroger sur les mécanismes permettant l'émergence de tels protocoles de communications partagés. Une telle extension étant, comme nous allons le voir, aussi motivée par des raisons d'ingénierie fera sans doute partie de nos prochaines direction de recherche. A nouveau ce sera l'expérience qui tranchera.

9.3.5 Conclusions sur le rôle de notre approche

Nous avons illustré dans cette section le rôle que la simulation et la construction de robots peuvent jouer dans l'orchestration du débat sur les origines du langage humain. Le projet général peut se concevoir comme une extension de la méthode scientifique pour les domaines d'études à objet unique et disparu. Dans ces domaines où l'expérimentation n'est plus possible, le débat d'idées menace de s'enliser faute d'évidence empirique. Construire des mondes simulés et des modèles robotiques permet d'obtenir un corpus plus riche où les idées peuvent être testées et comparées. Le débat se réorganise autour des simulations et les méthodes scientifiques classiques peuvent être dès lors appliquées. Nous espérons que cette démarche, aujourd'hui mise en œuvre par un nombre croissant de laboratoires dans le monde, constituera, dans un proche avenir, un langage commun et un support de débats dans ce type de recherches interdisciplinaires.

9.4 Les enjeux technologiques et applicatifs

Lors des visites de notre laboratoire ou lors des présentations que nous faisons dans des conférences, une question revient très souvent: a quoi tout cela sert-il ? Nous développerons très brièvement les enjeux à long terme, pour nous concentrer sur deux évolutions beaucoup plus proches de nous et donc beaucoup moins spéculatives.

9.4.1 Le traitement automatique des langues

Durant les dernières décennies, la linguistique computationnelle a atteint un haut degré de sophistication dans les méthodes qu'elle met en oeuvre, migrant peu à peu vers des applications industrielles. Néanmoins certains enjeux de base dans le traitement du langage naturel restent à ce jour des problèmes ouverts, dans la mesure où très peu d'outils théoriques ou pratiques existent pour les traiter.

- La plupart des systèmes du traitement automatique du langage naturel sont des systèmes formels symboliques non ancrés dans la réalité par des senseurs et des actuateurs. Ceci limite nécessairement leur degré de compréhension du langage naturel et donc leurs possibles applications.
- La plupart des systèmes de traitement automatique du langage naturel suppose que le langage est fixe. Le lexique et la grammaire sont précodés (souvent à la main) et ne sont pas supposés changer au cours des conversations. Ceci les rend de fait étroitement dépendants d'un domaine contextuel bien délimité.

Il est, de notre point de vue, à peu près sûr que le traitement automatique des langues naturelles, malgré toute la sophistication des algorithmes qui pourront être construits se heurtera, tôt ou tard à une impasse s'il ne considère pas des systèmes vraiment ancrés et adaptatifs comme ceux que nous décrivons dans ce travail.

Nous devons cependant avouer que nous ne sommes pas en mesure de proposer aujourd'hui une solution alternative pour les problèmes complexes que le traitement automatique des langues naturelles essaie de résoudre. Le "langage" de nos agents est un des plus primitifs que l'on puisse imaginer. Nous allons cependant tenter d'argumenter sur un exemple pourquoi nous pensons être sur la bonne voie. Le problème de la traduction automatique est historiquement un des problèmes les plus anciens que l'Intelligence Artificielle ait tenté de traiter[14]. Les premières expériences dans ce domaine sont aujourd'hui principalement connues pour les traductions anécdotiques qu'elles ont produites. L'exemple le plus caractéristique étant sans doute cette phrase anglaise "the spirit is willing but the flesh is weak" (l'esprit est fort mais la chair est faible) qui après traduction en russe puis retraduction en anglais donna : "the vodka is strong but the meat is rotten" (la vodka est forte mais la viande est pourrie). Les techniques de ce domaine ont fait de grand progrès, mais malgré presque 40 années de recherche aucune application vraiment satisfaisante n'a vu le jour.

14. La première conférence sur la traduction automatique fut organisée au MIT en 1962 par Yehoshua Bar-Hillel.

De notre point de vue ceci se comprend aisément. Beaucoup de concepts ancrés perceptuellement sont différents d'une langue à l'autre. Ceci rend la traduction très difficile quand le sens ne peut être relié à une expérience sensorielle[15]. De la même manière, beaucoup de phrases produites dans un certain contexte ne peuvent être vraiment désambiguïsées que si le contexte peut être perçu, interprété et intégré dans le processus de compréhension du langage. Si la traduction automatique doit fonctionner un jour, elle sera nécessairement ancrée.

L'installation des "Têtes parlantes" dans différents pays du monde a permis aux agents artificiels de développer des lexiques différents, adaptés aux agents humains avec qui ils sont amenés à interagir. Ces différents lexiques reposant tous sur une ontologie construite au cours d'interactions avec un environnement physique, il devient alors possible d'effectuer une traduction lexicale automatique. Ainsi pourrait-on imaginer une extension des "Têtes parlantes" constituée par des bornes d'interaction situées dans différents pays du monde et réliées les unes aux autres par le réseau. Les agents interagissant de manière ancrée et située avec des interlocuteurs différents développeraient plusieurs lexiques en parallèle, tous basés sur un système de catégories uniques que chacun aurait développé de façon autonome.

Sur le principe, notre approche semble bonne. Il nous est difficile de le montrer de façon évidente car nos agents ne seraient aujourd'hui utiles que pour des traductions à propos de triangles rouges et de carrés bleus. C'est pourquoi nous allons maintenant développer un autre enjeu, au premier abord peut être plus trivial, mais qui jouera sans doute un rôle important dans les années à venir.

9.4.2 Les robots de compagnie

> En ce temps-là vivait à Jerusalem un magicien nommé Simon (...) Il faisait mouvoir des serpents d'airan, il faisait rire des statues de pierre et de bronze, il faisait chanter les chiens.
>
> Jacques de Voragine, *La Légende dorée.*

Des robots et des hommes

Les robots et nous avons déjà une longue histoire. Nos rapports ont été faits d'une alternance de peurs et de ravissements. Sans rentrer dans les subtilités psychologiques qui marquent depuis plusieurs siècles ces rapports, nous dirons simplement qu'ils s'inscrivent dans une dialectique du maître et

15. Tous les mots d'une langue ne sont pas directement reliés à une expérience sensorielle. Mais la construction de leur sens semble difficile sans une première base de concepts qui seraient eux ancrés perceptuellement.

de l'esclave. Le mot robot, introduit par l'auteur dramatique tchèque Karel Capek , provient d'un mot tchèque signifiant "travailleur". Les robots ont été conçus pour nous servir. Ils se sont d'ailleurs en général assez bien acquitté de leur tâche malgré les nombreuses nouvelles de science-fiction, qui reprenant le mythe de Frankenstein, ont raconté comment nos créatures finissaient toujours par se rebeller contre leur créateur[16]. Aujourd'hui, dans les usines, des robots industriels effectuent avec minuties des tâches répétitives complexes. Ils n'ont ni autonomie, ni adaptativité : ce sont les esclaves dociles que nous avions toujours rêvés.

Voilà sans doute pourquoi, lorsque nous présentons les robots des "Têtes parlantes", on nous demande rapidement "à quoi ils servent". La réponse embarrasse souvent. "A rien.". De fait, nos robots ne "servent" à rien. A aucune tâche concrète en tout cas. C'est pour cette caractéristique qu'ils sont, au même titre que d'autres robots autonomes récemment développés[17], les premiers membres de ce qui sera sans doute la nouvelle robotique. Ces nouveaux robots ne serviront à rien. Ce ne seront pas les robots si attendus qui passent l'aspirateur, qui font la vaisselle ou nettoient les vitres. Ce sont des robots "libres", qui au mieux pourront tenir compagnie ou distraire. Ce sont des robots avec qui nous aurons peut-être envie de parler.

Tamagotchi et créatures virtuelles

Un précurseur de ce mouvement a été le Tamagotchi . En 1995, la société Bandai lance sur le marché un objet de conception très simple équipé de quelques boutons et d'un écran à cristaux liquides similaire à celui d'une montre électronique. Le propriétaire d'un Tamagotchi doit s'occuper de lui. Il faut le nourrir avec de la nourriture virtuelle, le laver, le gronder s'il est de mauvaise humeur. L'architecture interne d'un Tamagotchi est extrêmement simple. Son comportement est semi-aléatoire et dépend de la valeur d'un nombre très réduit de variables.

Le Tamagotchi a été un succès commercial fulgurant. Un public, surtout constitué de jeunes enfants, passe chaque jour un temps important à s'occuper de cette créature virtuelle. On a même recensé l'apparition de "baby-sitters" pour Tamagotchi. Pourtant, le Tamagotchi ne sert à rien. Loin d'être un esclave dévoué, c'est plutôt une charge pour son propriétaire. Mais le

16. Voir à ce propos l'intéressante préface d'Isaac Asimov à sa série de nouvelles "Les robots".

17. Le projet Microbes mené au laboratoire d'informatique de Paris VI par Alexis Drogoul et son équipe étudie la cohabitation de robots mobiles et d'humains dans un espace de bureau [Drogoul et Picault, 1998]. Ces robots ne font rien, si ce n'est tenter de survivre aux dangers constitués par un tel milieu.

Tamagotchi était apparemment autonome. Pour la plupart des gens, une machine fait ce qu'on lui dit. Le Tamagotchi en n'en faisant qu'à sa tête lui a conféré plutôt le statut d'un animal domestique qui a ses envies et ses humeurs.

Très vite des clones du Tamagotchi sont apparus sous diverses formes. Un des plus grand succès a été le jeu "Creatures". Steve Grand de la compagnie Cyberlife a ainsi signé le premier succès commercial d'un jeu où on ne pouvait ni gagner ni perdre. Il s'agit encore de s'occuper de créatures virtuelles, des Norns cette fois-ci. Les Norns ont un comportement plus complexes que les Tamagotchis : ils ont une biologie virtuelle, une génétique, etc. Par contre, on ne peut pas les emmener avec soi partout, ils restent prisonniers de l'ordinateur. C'est là la principale limite des jeux de ce type.

Des chiens qui parlent ?

Au printemps 1999, Sony a lancé un robot qui ressemble à un chien. Il s'appelle AIBO, pour Artificial Intelligent roBot . Il marche à quatre pattes, ses yeux sont une caméra, ses oreilles des microphones. Il peut produire des sons. C'est, contrairement aux créatures virtuelles que nous venons de présenter, une machine extrêmement complexe. L'AIBO est équipé d'un système "émotionnel" simple. Il peut se mettre en colère ou remuer la queue. Surtout, il se déplace de manière souple et s'adapte bien à des environnements ouverts comme un salon ou une chambre.

Son succès médiatique et commercial est comme on aurait pu s'en douter énorme. AIBO est le premier robot de compagnie à être commercialisé, il ouvre la voie à une robotique nouvelle. En fait il ne lui manque que la parole.

Voici donc un développement naturel pour notre recherche. A quel point serait-il difficile d'adapter les techniques développées pour les "Têtes parlantes" pour faire des chiens parlants ? Tout dépend de nos ambitions. Il est aujourd'hui possible de commander l'AIBO par connexion hertzienne. Dans ces conditions l'AIBO peut être considéré comme une simple "boîte noire" avec des entrées (les signaux de contrôle) et des sorties (images capturées et informations sur les senseurs). Aucun de nos logiciels n'a dans un premier temps besoin de fonctionner sur l'AIBO lui-même. Un agent logiciel dans un ordinateur contrôle l'AIBO de la même manière qu'il contrôle les caméras mobiles dans l'expérience des "Têtes parlantes". L'agent s'incarne ainsi dans un nouveau corps robotique mais en pratique il ne fait que le commander depuis l'extérieur.

La première étape pourrait être de simplement reproduire l'expérience des "Têtes parlantes" avec deux AIBOs au lieu de cameras. Les AIBOs seraient calibrés au début de l'expérience et ne bougeraient que la tête ensuite. Une

FIG. 9.3 – *AIBO, le premier robot de compagnie*

fois cette première étape réalisée nous pourrions songer à son utilisation dans des conditions moins contraintes. L'enjeu principal réside dans la communication non-verbale et en particulier le pointage. Pour des robots mobiles, indiquer un objet sans ambiguïté est difficile. Nous l'avions déjà mentionné avec les expériences de Paul Vogt [Vogt, 1998a]. Plusieurs solutions peuvent tout de même être envisagées : une calibration automatique avant chaque interaction au moyen de répères facilement identifiables dans l'environnement, l'utilisation d'un laser ou d'un mouvement facilement repérable pour désigner l'objet (aller le toucher par exemple).

Mais les interactions linguistiques avec l'AIBO se feront surtout entre lui et son maître[18]. C'est un domaine que nous n'avons que peu exploré dans ce travail. Ce qu'il conviendra de définir dans un premier temps ce sont les différentes manières de communiquer entre l'AIBO et son maître. Les interactions verbales pourraient se faire dans un premier temps par l'intermédiaire d'un clavier, mais les systèmes de reconnaissance vocale étant de plus en plus performants et faciles à utiliser une interaction avec la voix est envisageable sans trop de difficulté. Plusieurs solutions peuvent être proposées pour les

18. Nous utilisons bien sûr le mot maître dans le sens maître d'un animal domestique, sens a priori assez différent que celui de la dialectique maître/esclave.

interactions non verbales : utilisation d'un gant de couleur facilement repérable pour pointer un objet à l'AIBO, l'AIBO de son côté peut pointer les objets en les touchant. Enfin les signaux de succès ou d'échecs peuvent être gestuels ou sonores. Tous ces problèmes techniques peuvent sans doute être résolus sans difficulté.

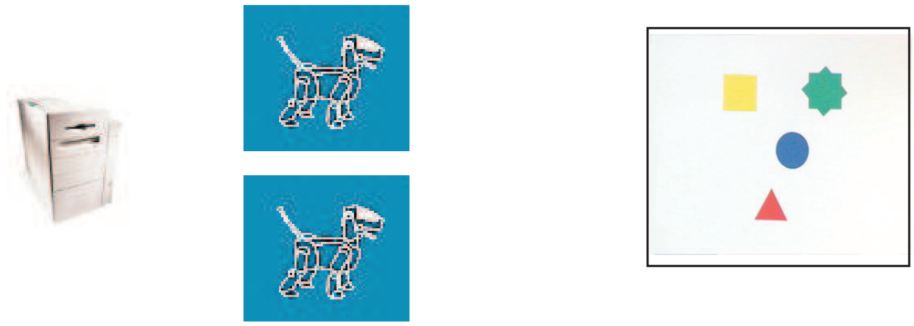

FIG. 9.4 – *Utilisation des AIBOs comme corps robotique dans la plate-forme des "Têtes parlantes"*

Dialogues émergents entre humain et robots

La question principale est : quel type de jeux de langage les humains joueront avec les robots. Beaucoup de jeux inspirés de Guessing game sont possibles.

Nous avons réalisé un premier prototype d'interaction homme machine située avec l'AIBO en mars 2000. Dans ce prototype l'utilisateur peut interagir avec l'AIBO directement en utilisant des mots. En lui montrant des objets et en prononçant un mot, l'utilisateur apprend à l'AIBO à associer à des prototypes de ses perceptions les formes sonores correspondantes. Il peut ensuite tester l'état de son apprentissage en posant à l'AIBO des questions comme "What is it?", "Is it a ball". Il peut également lui demander des requêtes comme "Find the ball".

Beaucoup d'autres scénarios d'interactions sont possibles. Comment choisir? Nous pourrions les tester les uns après les autres et "bricoler" une interaction satisfaisante dont le maître connaîtrait le protocole. Mais il serait plus intéressant, à la fois du point de vue de l'interactivité et de la recherche, que nous tentions de faire émerger ces protocoles de dialogues[19]. Chaque agent construirait un répertoire de scripts d'interactions. Chaque script serait une séquence plus ou moins complexe d'actions (dire un mot, faire un mouvement,

19. L'approche dialogique en communication homme-machine étudie une forme particulière de ce problème depuis quelques années voir en particulier [Chicoisne et al., 1998].

FIG. 9.5 – *"Is it a ball?". L'Aibo donnera la bonne réponse si son maître est un bon professeur.*

attendre qu'un mot soit dit, etc.). Les dynamiques pourraient être assez similaires à celles que nous avons présentées tout au long de ce travail. Le succès de chaque script serait évalué et les meilleurs scripts seraient utilisés le plus souvent. Les agents tenteraient d'induire les scripts utilisés par les humains ou par d'autres agents. Ainsi les dynamiques collectives conduiraient au bout du compte à l'émergence d'un répertoire partagé de scripts d'interaction.

Beaucoup de questions restent ouvertes: comment définir un langage de scripts ouverts et flexibles, comment évaluer le succès d'un script? Ce type de recherche quitte la sémantique et l'étude du lexique pour rentrer dans un autre domaine extrêmement passionnant: la pragmatique[20]. Cette évolution est nécessaire si voulons construire des interactions homme-machine convaincantes.

Une étape intermédiaire

Les robots de compagnie seront donc peut-être les premiers bénéficiaires du travail de recherche que nous avons décrit dans ces pages. D'une manière générale, cette nouvelle robotique offre un "banc d'essais" intéressant pour un grand nombre de technologies développées en robotique et en intelligence artificielle dont les performances ne sont pas encore suffisantes pour donner lieu à des applications "sérieuses". Quand l'AIBO tombe, il est mignon. Si un robot de la NASA se renverse, personne ne pense à rire. De la même manière, le langage développé par nos agents n'est pas suffisant pour servir

20. Jean-Louis Dessalles a par exemple étudié les contraintes pragmatiques des conversations. Il montre que les dynamiques conversationnelles sont en fait très contraintes par des critères de pertinence qu'il a formalisés [Dessalles, 1992].

d'interface à un système de réservation de billet, il est par contre adapté au type de conversation que l'on tient avec son chien.

La robotique de compagnie ne saurait être vue comme une fin. C'est une étape intermédiaire permettant d'appliquer et de tester des technologies nouvelles aux performances encore modestes. Voici pourquoi à court terme, elle constitue un champ d'applications intéressant. A plus long terme, nous nourrissons des perspectives plus ambitieuses.

9.4.3 L'ancrage distribué

Nous venons de voir comment nous pourrions envisager d'utiliser les techniques développées dans les "Têtes parlantes" vers un autre type de corps robotique: l'AIBO. Mais pourquoi s'arrêter là ? D'autres corps pourraient sans doute accueillir nos agents logiciels.

Des milliers d'yeux

George Orwell dans *1984* décrit un monde policé, truffé de caméras qui épient les faits et gestes de chaque habitant. La crainte de Big Brother a été un leitmotiv de la seconde partie du XXe siècle. L'installation de caméras dans les lieux publiques a toujours été difficile tant le mythe était présent dans les esprits. Pourtant il semble que nous allions effectivement vers un monde truffé de caméras, mais à la grande différence du roman de George Orwell, elles n'ont pas été installées par un pouvoir politique totalitaire. Ce qui est paradoxal c'est que, par la plupart, nous les avons mises de notre plein gré. Pour cette raison, cette évolution est à prendre au serieux car aucune révolution ne pourra changer cela. Contre Big Brother, nous pouvions toujours nous révolter. Contre ce mouvement collectif, nous ne pouvons pas faire grand chose.

Les choses ont commencé avec le développement des webcams. Pour des raisons psychologiques que nous ne développerons pas ici, un grand nombre d'utilisateurs ont décidé de leur plein gré d'installer chez eux des caméras pour que le monde puisse voir leur vie quotidienne. Des caméras ont été aussi installées dans les crèches et les maternités pour que les parents puissent regarder leurs enfants jouer ou dormir alors qu'ils sont à leur bureau. Parallèlement la photo numérique s'est démocratisée permettant à chacun de montrer leurs photos de vacances aux internautes du monde entier. Demain, la plupart des ordinateurs de portables et des notebooks seront équipés en standard avec une caméra video. Les caméras sont partout, des milliers d'yeux qui regardent notre monde en permanence.

Et si ces caméras pouvaient accueillir nos agents? Pour l'expérience des "Têtes parlantes" nous avons construit en plusieurs mois un réseau connectant une dizaine de sites. Si d'une manière ou d'une autre, nous pouvions utiliser ces autres milliers de "sites" qui émergent spontanément, ce serait pour nos agents une richesse inestimable.

Il suffirait pour cela de construire un logiciel dédié seulement à l'interaction entre un agent et son maître. L'agent utiliserait la caméra et tâcherait soit de discriminer un objet correspondant au mot tapé par son maître ou à l'inverse nommerait un élément de la scène à laquelle il est confronté. A nouveau, un système de protocoles d'interactions émergents permettrait de négocier une interaction intéressante pour l'agent et son maître dans ce contexte spécifique. Ce corps robotique bien que moins ancré que les précédents a l'avantage d'être très diffusé et d'offrir ainsi une multitude d'environnements différents.

Un réseau de corps robotiques

L'ATN, notre réseau, pourrait donc s'étendre de façon importante avec un ensemble des corps robotiques hétérogènes. Le dessin d'Hendrik Dorgathen (figure 9.7) illustre bien cette nouvelle situation. En bas à droite, une "Tête parlante" est représentée. Ce n'est qu'un corps robotique parmi d'autres. Les agents logiciels se téléportant de corps en corps se construisent progressivement des catégories, un lexique et éventuellement des modes d'interactions, ancrés dans le réel.

Explorons un peu cette idée avec les corps robotiques que nous avons présentés dans cette section et la précédente. Imaginons un agent logiciel incarné la plupart du temps dans un AIBO. Son maître s'occupe bien de lui, lui apprend des mots nouveaux. Il interagit parfois avec l'agent incarné dans l'AIBO d'un des amis de son maître. Au cours de ces interactions ils adaptent leur vocabulaire. Mais il y a encore peu d'AIBOs dans le quartier et son vocabulaire s'est principalement constitué au cours des interactions avec son maître. Si cet AIBO est connecté à l'ATN, il peut, par exemple pendant la nuit, se téléporter dans un AIBO park. Un AIBO park est un lieu où plusieurs corps d'AIBO sont présents, prêts à recevoir des agents logiciels. C'est un lieu où les agents logiciels qui d'ordinaire sont incarnés dans des AIBOs solitaires, peuvent participer à des interactions ancrées et situées avec d'autres AIBOs commandés par des agents logiciels venant du monde entier. Le lendemain matin, lorsque l'AIBO aura retrouvé son corps d'origine, son maître sera peut-être heureux de découvrir les nouveaux mots étrangers associés à des nouvelles catégories qu'il a construites pendant la nuit.

Imaginons maintenant, que le maître de l'AIBO parte en voyage mais ne peut prendre son robot avec lui car il est encombrant et lourd. L'agent pourra tout de même lui suivre en se téléportant dans un ordinateur de poche équipé d'une caméra. Il apprendra de nouveaux mots adaptés aux situations exotiques que son maître lui présentera durant le voyage. Au retour, quand il retrouve son corps de robot, peut-être saura-t-il discriminer les situations quand son maître lui montrera des cartes postales.

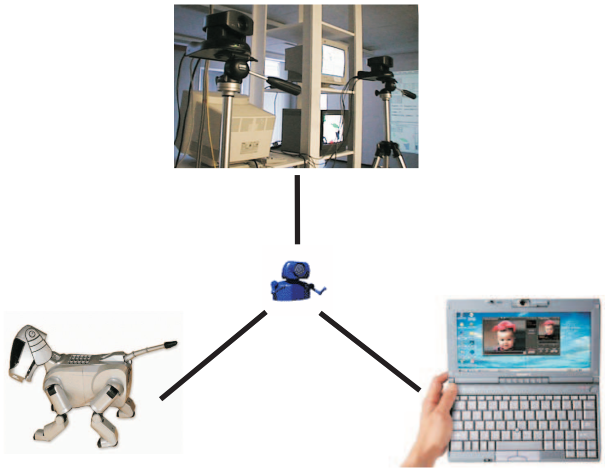

FIG. 9.6 – *Un agent logiciel peut s'incarner successivement dans un AIBO, un notebook ou une "Tête parlante"*

Nous avons présenté ces exemples anecdotiques pour tenter d'illustrer la flexibilité d'un tel système. Nous terminerons cette exploration prospective des enjeux de notre recherche par la critique d'un des vieux mythes de l'Intelligence Artificielle.

L'ancrage distribué

Construire un robot à l'image de l'homme : un projet qui date de l'Antiquité. Les nombreux androïdes des nouvelles de science-fiction ont suffisamment chatouillé les imaginations pour qu'aujourd'hui un nombre important de laboratoires travaillent activement sur la construction d'un robot à l'apparence humaine. Un tel projet se défend très bien dans les perspectives d'ancrage que nous avons présentées. Pour comprendre le monde des hommes, il faut avoir un corps qui se rapproche dans sa forme, ses senseurs et ses contraintes du corps humain. Un tel corps dans notre réseau constituerait une place de choix et les agents logiciels se bousculeraient sans doute pour pouvoir interagir ancrés de cette façon.

FIG. 9.7 – *Dessin de Hendrik Dorgaten représentant le réseau de corps robotique. En bas à droite, une "Tête parlante"*

Mais la tâche est extrêmement difficile. Chaque partie d'un tel corps représente un ou plusieurs travaux de thèses : comment marcher, comment s'asseoir, comment descendre les escaliers, comment attraper un objet, comment effectuer la coordination entre la vision et le mouvement, comment suivre un objet du regard, comment sentir une odeur, nous pourrions continuer la liste indéfiniment. Chaque laboratoire, pour des raisons que l'on comprend bien, n'est capable de se concentrer que sur un ou deux de ces sujets. Leur androïde sait bien attraper les objets, mais il ne marche pas ou bien il peut progresser en terrain accidenté mais ne discrimine pas les objets qu'on lui présente. Voilà pourquoi il semble plus réaliste à court terme d'envisager une autre approche.

Nos agents se téléportent de corps en corps. Chacun de ces corps a des spécificités qui leur permet de développer un type d'ancrage particulier. Ici la vision, là la marche, et pourquoi pas l'odeur si un nez artificiel est connecté au réseau. Ils développent pour chacune de ces situations les catégories et les mots appropriés. Leur ancrage est d'une certaine manière distribué dans le temps et l'espace. Un agent à un œil à Paris, une jambe à Stockholm, un nez à Bruxelles. Il ne peut les contrôler en même temps, mais il devient œil, jambe ou nez alternativement au cours de ces voyages. Lorsque finalement il finit dans un simple ordinateur portable ou peut être demain dans une monture de lunette, il se base sur l'ensemble de ces expériences passées qui ont construit sa manière de voir le monde.

Nous réalisons bien que cette conception d'un ancrage distribué ne va pas sans poser de problèmes. Une telle idée peut paraître d'une certaine manière contraire à l'idée même d'ancrage, telle qu'elle a été spécifiée par Brooks et ses collaborateurs. Pour connaître le monde et construire un langage, il faut un corps complet et unique car la perception forme un tout non décomposable. Mais qu'on le veuille ou non, avec un robot nous pourrons toujours faire la distinction entre le logiciel (software) et le matériel (hardware). La question est donc : est-il possible à un même logiciel de s'adapter à des corps matériel différents ? Nous pensons que oui. Il faudrait d'abord doter les corps robotique d'une interface logicielle d'assez bas niveau décrivant les ressources en termes d'actuateurs et de senseurs que ce corps propose (une image, le mouvement d'un bras, etc.). Il faudrait ensuite définir un mécanisme adaptatif permettant à l'agent de construire dynamiquement les catégories appropriées à l'exploitation des ressources proposées par le corps dans lequel il s'incarne. Pour être intéressant, ce mécanisme ne devra pas se contenter de recréer des catégories entièrement nouvelles à chaque fois qu'un corps de type nouveau est visité. Il faudrait d'une manière ou d'une autre que les structures développées pour la maîtrise d'un corps puissent être réutilisées pour un corps présentant des "similarités".

Concevoir de tels mécanismes est difficile mais certainement pas impossible. L'ancrage distribué est sur le plan matériel beaucoup plus facile à atteindre à court terme et surtout il permet d'utiliser l'énorme potentiel constitué par les utilisateurs de machines dans le monde entier. L'Internet et la programmation en Open Source sont des exemples vivants du potentiel de travail que les utilisateurs particuliers représentent aujourd'hui. Il existe des milliers de professeurs qui rêvent d'apprendre le monde à leur agent. Pourquoi ne pas utiliser ce potentiel pour la recherche?

Nous pensons que le défi vaut la peine d'être tenté. Si l'ancrage distribué montre, à terme, ses limites, l'expérience illustrera la nécessité d'un ancrage complet. Si au contraire les agents développent des ontologies pertinentes pour la compréhension de notre monde, l'ancrage distribué constituera une source de perception adaptée à ce qui fait la spécificité des agents par rapport aux hommes : leur *immatérialité*.

9.4.4 Demain les anges

La recherche nous amène ainsi à concevoir progressivement des objets techniques de plus en plus insolites. Que sont donc ces agents qui s'incarnent sous des formes si variées, simple image sur un écran d'ordinateur ou robot bien réel qui marche dans notre salon, mais qui dans leur nature profonde reste fondamentalement immatériels? En fait, ils nous sont familiers : ils ressemblent à des anges[21]. L'agent comme l'ange est immatériel, il n'est qu'information. L'agent comme l'ange pour nous apparaître, pour interagir avec nous, doit se matérialiser.

Il est étrange que pour appréhender les produits de nos recherches nous devons faire appel à ces figures anciennes. L'ange est dans notre culture depuis si longtemps. On le retrouve chez presque tous les peuples. Tous l'ont imaginé. Tous l'ont représenté. C'est comme s'il s'agissait d'une nécessité cognitive, un acteur nécessaire à notre compréhension du monde. Demain, peut-être, l'existence des anges ne sera plus qu'une question technologique.

9.5 Conclusions

Nous avons montré comment un lexique pouvait émerger dans une population d'agents autonomes. Nous avons montré comment ce lexique pouvait

21. Comme le fait remarquer Jean-Gabriel Ganascia agent et ange ont la même étymologie, "angelus" en latin ou "aggelos" en grec. Voir son dernier ouvrage sur la nécessité de recourir à des êtres imaginaires ou légendaires pour comprendre les nouvelles machines issues des recherches en Intelligence Artificielle [Ganascia, 1999].

être transmis culturellement de génération en génération, comment il se modifiait, s'affinait et devenait toujours plus adapté pour décrire l'environnement réel ou virtuel auquel les agents étaient confrontés. Nous avons montré comment la structure de ce lexique se régularisait et se simplifiait pour devenir plus facile à apprendre, plus facile à transmettre.

Grâce aux progrès de l'intelligence artificielle, les machines apprennent chaque jour de façon plus performante. Mais elles ne capitalisent pas cette connaissance. Les données stockées sous forme informatique sont rapidement illisibles au fur et à mesure que les anciennes normes de lecture et d'écriture sont remplacées par des nouvelles. Les machines "meurent", pour ainsi dire, sans pouvoir transmettre leur connaissance aux machines plus performantes qui leur succèdent. Les nouvelles machines ont donc tout à réinventer. Seule une transmission culturelle qui utiliserait des media comme le son, le geste et éventuellement le texte, media facilement accessibles pour une machine ancrée et située quelle que soit son architecture interne, permettrait de sortir de cette impasse. Ce phénomène est illustré à petite échelle avec nos expériences. Les agents qui rejoignent la population tardivement peuvent apprendre un lexique déjà bien adapté, fruit du travail de plusieurs générations d'agents qui les ont précédés. Pour l'instant ce sont des agents homogènes tous construits selon les mêmes plans. Mais demain, en utilisant des techniques similaires, des agents avec des corps différents et des architectures internes hétérogènes pourront en interagissant les uns avec les autres profiter eux aussi de cette "culture" émergente.

Notre but n'était donc pas tant de construire des machines parlantes sophistiquées, que de faire émerger un phénomène culturel au sein d'une population d'agents artificiels. Ces agents ne sont que des intermédiaires qui œuvrent à une réalisation qui les dépasse, la constitution d'une langue. Si aujourd'hui l'héritage transmis reste limité à quelques mots désignant des figures géométriques sur un tableau blanc, nous aurons tout de même appris, avec ce travail, quelques principes qui devraient nous guider pour la transmission de contenus plus riches. Parmi ces principes, il nous faut retenir surtout la puissance des *dynamiques collectives culturelles*. Ce sont ces dynamiques qui sont importantes. L'architecture précise des agents l'est beaucoup moins. Ce sont ces dynamiques qui façonnent la langue, la rendant plus efficace et mieux adaptée. Ce sont ces dynamiques, pour l'essentiel encore méconnues, qu'il nous conviendra de continuer à explorer dans les années futures.

Variables des expériences

- B: niveau de bruit.
- C_p: cohérence en production.
- C_i: cohérence en interprétation.
- $\mathcal{C}$: matrice de codage.
- D: distance de tolérance en présence de bruit.
- D_c: distance entre deux chaînes.
- $\mathcal{D}$: matrice de décodage.
- F: critère d'arrêt d'une simulation.
- I: conditions initiales particulières.
- M: Nombre de mots possibles dans l'espace des formes.
- M_c: Nombre total de mots créés par la population.
- M_u: Nombre de mots effectivement utilisés dans l'espace des formes.
- M_{min}: Nombre minimale de mots nécessaires avant d'effectuer un recrutement.
- N: Nombre d'agents dans une population.
- N_m: Nombre d'agents utilisant la convention m.
- O: Nombre total d'objets dans l'environnement.
- O_c: Nombre d'objet dans une scène.
- P_r: Probabilité de renouvellement des agents dans la population (flux).
- P_c: Probabilité de renouvellement critique des agents dans la population (flux critique).
- $P_{creation}$: Probabilité de création d'un mot.
- P_m: Probabilité de mutation d'un caractère.
- P_a: Population active, nombre d'agents interagissant durant un échantillon.
- S: Nombre d'objets ou de sens à nommer.
- SIM: Nombre de simulations.
- ST: succès théorique en communication.

- T: Nombre de jeux depuis le début d'une expérience.
- T_c: Nombre de jeux écoulé pour atteindre la convergence.
- T_e: Nombre de jeux dans un échantillon.
- T_o: Nombre de jeux avant le renouvellement d'un objet.
- δ: Valeur d'incrément des scores dans les vecteurs de préférences et les lexiques.

Bibliographie

[Aitchison, 1994] AITCHISON, J. (1994). *Words in the mind: an introduction to the mental lexicon.* Blackwell, Oxford, UK, 2nd edition.

[Arita et Koyama, 1998] ARITA, T. et KOYAMA, Y. (1998). « Evolution of Linguistic Diversity in a Simple Communication System ». Dans ADAMI, C., BELEW, R., KITANO, H., et TAYLOR, C., éditeurs, *Proceedings of Artificial Life VI*, pages 9–17, Cambridge, MA. The MIT Press.

[Arita et Taylor, 1996] ARITA, T. et TAYLOR, C. (1996). « A simple model for the evolution of communication ». Dans FOGEL, L., ANGELINE, P., et BAECK, T., éditeurs, *Evolutionary Programming V*, Cambridge, MA. The MIT Press.

[Arthur et al., 1983] ARTHUR, B., ERMOLIEV, Y., et KANIOVSKI, Y. (1983). « A generalized urn problem and its applications ». *Cybernetics*, 19:61–71.

[Arthur et al., 1984] ARTHUR, B., ERMOLIEV, Y., et KANIOVSKI, Y. (1984). « Strong laws for a class of path-dependent stochastic processes, with applications ». Dans ARKIN, SHIRYAYEV, et WETS, éditeurs, *Proceedings of the conference on stochastic optimization*, Lectures notes in control and information sciences, Berlin. Springer-Verlag.

[Arthur et al., 1994] ARTHUR, B., ERMOLIEV, Y., et KANIOVSKI, Y. (1994). Path dependent processes and the emergence of macrostructure. Dans ARTHUR, B., éditeur, *Increasing returns and path dependence in the economy*, Chapitre 3, pages 33–48. The University of Michigan Press, Ann Arbor, MI.

[Axelrod, 1984] AXELROD, R. (1984). *The evolution of cooperation.* Penguin Books, London.

[Batali, 1998] BATALI, J. (1998). Computational Simulations of the Emergence of Grammar. Dans HURFORD, J., KNIGHT, C., et STUDDERT-KENNEDY, M., éditeurs, *Approaches to the Evolution of Language: Social and Cognitive bases*, pages 405–426. Cambridge University Press, Cambridge.

[Batali, 2000] Batali, J. (2000). « Negotiating syntax ». Dans Dessalles, J. et Ghadakpour, L., éditeurs, *Proceedings of The 3rd Evolution of Language Conference*, pages 18–19, Paris. ENST 2000 S 002.

[Billard et al., 1999] Billard, A., Ispeert, A. J., et Martinoli, A. (1999). « Adaptive exploration of a dynamic environment by a group of communicating robots ». Dans Floreano, D., Nicoud, J.-D., et Mondada, F., éditeurs, *Advances in Artificial Life (ECAL 99)*, Lecture Notes in Artificial Intelligence 1674, pages 596–605, Berlin. Springer-Verlag.

[Blackmore, 1999] Blackmore, S. (1999). *The meme machine*. Oxford University Press, Oxford.

[Bonabeau et Theraulaz, 1994] Bonabeau, E. et Theraulaz, G. (1994). *Intelligence collective*. Hermès, Paris.

[Boyer, 1997] Boyer, P. (1997). *La religion comme phénomène naturel*. Bayard, Paris.

[Brooks, 1991] Brooks, R. (1991). « New approaches to robotics ». *Science*, 253:1227–1232.

[Brooks, 1999] Brooks, R. (1999). *Cambrian intelligence: The early history of the new AI*. The MIT Press, Cambridge, MA.

[Byrne et Hilbert, 1997] Byrne, A. et Hilbert, D. R. (1997). *Readings on colour. Volume 1 and Volume 2*. The MIT Press, Cambridge, MA.

[Byrne et Whiten, 1988] Byrne, R. et Whiten, A. (1988). *Machiavelian intelligence: social expertise and the evolution of intellect in monkeys, apes and humans*. Clarendon Press, Oxford.

[Calvin, 1983] Calvin, W. (1983). « A stone's throw and its launch window: Timing precision and its implications for language and hominid brains ». *Journal of theoritical biology*, 104:121–135.

[Cangelosi, 1999] Cangelosi, A. (1999). « Modeling the evolution of communication: From stimulus associations to grounded symbolic associations ». Dans Floreano, D., Nicoud, J.-D., et Mondada, F., éditeurs, *Advances in Artificial Life (ECAL 99)*, Lecture Notes in Artificial Intelligence 1674, pages 655–663, Berlin. Springer-Verlag.

[Cangelosi et Parisi, 1996] Cangelosi, A. et Parisi, D. (1996). « The Emergence of 'language' in an Evolving Population of Neural Networks ». Technical Report, NSAL-96-004, Institute of Psychology, National Research Council, Rome.

[Carlson et al., 1994] Carlson, B., Janson, S., et Haridi, S. (1994). « AKL(FD): A concurrent language for FD programming ». Dans *Proceedings of the 1994 International Logic Programming Symposium*, Cambridge, MA. The MIT Press.

[Casti, 1989] Casti, J. L. (1989). *Paradigms Lost.* Morrow, New York, NY.

[Casti, 1997] Casti, J. L. (1997). *Would-be worlds: How simulation is changing the frontiers of science.* John Wiley and Sons, Inc., New York, NY.

[Chalmers, 1982] Chalmers, A. F. (1982). *What is this thing called Science?* Open University Press, Milton Keynes, UK, 2nd edition.

[Chella et al., 1997] Chella, A., Frixione, M., et Gaglio, S. (1997). « A cognitive architecture for artificial vision ». *Artificial Intelligence*, 89:73–111.

[Chicoisne et al., 1998] Chicoisne, G., Ricordel, P.-M., Pesty, S., et Demazeau, Y. (1998). « Outils et pistes pour la pratique du dialogisme entre agents ». Dans Barthès, J.-P., Chevrier, V., et Brassac, C., éditeurs, *Systèmes multi-agents: de l'interaction à la socialité (JFIAD-SMA98)*, pages 164–176, Paris. Hermès.

[Collinot et al., 1996] Collinot, A., Ploix, L., et Drogoul, A. (1996). « Application de la méthode Cassiopée à l'organisation d'une équipe de robots ». Dans *Intelligence artificielle distribuée et systèmes multi-agents*, Paris. Hermès.

[Collins et Quillians, 1969] Collins, A.-M. et Quillians, M. (1969). « Retrieval time form semantic memory ». *Journal of verbal learning and verbal behavior*, 8:240–247.

[Conte et Castelfranchi, 1995] Conte, R. et Castelfranchi, C. (1995). Understanding the functions of norms in social groups through simulation. Dans Gilbert, N. et Conte, R., éditeurs, *Artificial Societies: The Computer Simulation of Social Life*, pages 252–267. UCL Press, London.

[Conte et Gilbert, 1995] Conte, R. et Gilbert, N. (1995). Computer simulation of social theory. Dans Gilbert, N. et Conte, R., éditeurs, *Artificial societies: the computer simulation of social life*, pages 1–15. UCL Press, London.

[Darmesteter, 1937] Darmesteter, A. (1937). *La vie des mots.* Delagrave, Paris.

[Dawkins, 1976] Dawkins, R. (1976). *The selfish gene.* Oxford University Press, Oxford.

[Dawkins, 1984] Dawkins, R. (1984). Replicator selection and the extended phenotype. Dans Sober, E., éditeur, *Conceptual issues in evolutionary biology.* The MIT Press, Cambridge, MA.

[de Boer, 1997] de Boer, B. (1997). « Generating Vowel Systems in a Population of Agents ». Dans Husbands, P. et Harvey, I., éditeurs, *Proceedings of the Fourth European Conference on Artificial Life*, Cambridge, MA. The MIT Press.

[De Boer, 1997] De Boer, B. (1997). « Self-Organisation in Vowel Systems through Imitation ». Dans *Proceedings of ACL/EACL-97 SIGPHON workshop*. ACL.

[De Boer, 1999] De Boer, B. (1999). « *Self-organizing phonological systems* ». PhD thesis, VUB University, Brussels.

[de Jong, 1997] de Jong, E. (1997). « Multi-Agent Coordination by Communication of Evaluations ». Dans Boman, M. et Van de Velde, W., éditeurs, *Proceedings of the 8th European Workshop on Modelling Autonomous Agents in a Multi-Agent World*, Berlin. Springer-Verlag.

[de Jong et Steels, 1999] de Jong, E. et Steels, L. (1999). « Generation and selection of sensory channels ». Dans *Evolutionary image analysis, signal processing and telecommunications first european workshops, EvoIASP'99 and EuroEcTel'99 Joint Proceedings*, Lecture Notes in Computer Sciences 1596, pages 90–100, Berlin. Springer-Verlag.

[Deacon, 1997] Deacon, T. (1997). *The symbolic species*. W. Norton and Co, New York, NY.

[Deneubourg et al., 1990] Deneubourg, J.-L., Aron, S., et Goss, S. (1990). « The self-organizing exploratory pattern of the argentine ant ». *Journal of Insect Behavior*, 3:159–169.

[Dennett, 1995] Dennett, D. (1995). *Darwin's Dangerous Idea. Evolution and the Meaning of Life*. Simon and Schuster, New York, NY.

[Dessalles, 1992] Dessalles, J.-L. (1992). « Les contraintes logiques des conversations spontanées ». Rapport technique TELECOM-Paris 92-D-011.

[Dessalles, 1996] Dessalles, J.-L. (1996). *L'ordinateur génétique*. Hermès, Paris.

[Dessalles, 1998] Dessalles, J.-L. (1998). Altruism, status and the origin of relevance. Dans Hurford, J., Knight, C., et Studdert-Kennedy, M., éditeurs, *Approaches to the Evolution of Language: Social and Cognitive bases*. Edinburgh University Press, Edinburgh.

[Dessalles, 2000] Dessalles, J.-L. (2000). *Aux origines du langage : une histoire naturelle de la parole*. Hermès, Paris.

[Di Paolo, 1998] Di Paolo, E. (1998). « An investigation into the evolution of communication ». *Adaptive Behavior*, 2(6).

[Dircks et Stoness, 1999] Dircks, C. et Stoness, S. (1999). « Effective lexicon change in the absence of population flux ». Dans Floreano, D., Nicoud, J.-D., et Mondada, F., éditeurs, *Advances in Artificial Life (ECAL 99)*, Lecture Notes in Artificial Intelligence 1674, pages 720–724, Berlin. Springer-Verlag.

[Donald, 1991] DONALD, M. (1991). *Origins of the modern mind: three stages in the evolution of culture and cognition.* Harvard university press, Cambridge, MA.

[Doran et al., 1994] DORAN, J., PALMER, M., GILBERT, N., et MELLARS, P. (1994). The EOS Project: modelling upper palaeolithic social change. Dans GILBERT, N. et DORAN, J., éditeurs, *Simulating societies. The computer simulation of social phenomena.* UCL Press, London.

[Dorigo et al., 1997] DORIGO, M., MANIEZZO, V., et COLORNI, A. (1997). « The ant system: optimisation by a colony of cooperating agents ». *Transactions on Systems, Man and Cybernetics Part B*, 26(1):29–41.

[Drogoul, 1994] DROGOUL, A. (1994). « De la simulation multi-agents à la résolution collective de problèmes ». Thèse de l'université Paris VI.

[Drogoul et Ferber, 1992] DROGOUL, A. et FERBER, J. (1992). « Multi-Agent Simulation as a Tool for Modeling Societies: Application to Social Differentiation in Ant Colonies ». Dans *Decentralized A.I. 4*. North-Holland.

[Drogoul et Fresneau, 1998] DROGOUL, A. et FRESNEAU, D. (1998). « Métaphore du fourragement et modele d'exploitation collective de l'espace sans communication ni interaction pour des colonies de robots autonomes mobiles ». Dans BARTHÈS, J.-P., CHEVRIER, V., et BRASSAC, C., éditeurs, *Systèmes multi-agents: de l'interaction à la socialité (JFIADSMA98)*, pages 99–114, Paris. Hermès.

[Drogoul et Picault, 1998] DROGOUL, A. et PICAULT, S. (1998). « MICRobES: vers des collectivités de robots socialement situés ». Dans M.-P., G. et P., M., éditeurs, *Actes des JFIADSMA'99*, pages 265–278, Paris. Hermès.

[Dunbar, 1993] DUNBAR, R. (1993). « Co-evolution of neocortex size, group size and language in humans ». *Behavioral and Brain Sciences*, 16:681–735.

[Dunbar, 1996] DUNBAR, R. (1996). *Grooming, gossip and the evolution of language.* Faber and Faber, London.

[Edelman, 1987] EDELMAN, G. M. (1987). *Neural Darwinism: The Theory of Neuronal Group Selection.* Basic Books, New York, NY.

[Epstein et Axtell, 1995] EPSTEIN, J. et AXTELL, R. (1995). *Growing Artificial Societies: Social Science from the Bottom Up.* The MIT Press, Cambridge, MA.

[Ferber, 1995] FERBER, J. (1995). *Les systèmes multi-agents: vers une intelligence collective.* InterEditions, Paris.

[Ferrer Cancho et Sole, 1998] FERRER CANCHO, R. et SOLE, R. (1998). « Naming games through distributed reinforcement ». manuscript non publié.

[Findler et Mayankar, 1995] FINDLER, N. et MAYANKAR, R. (1995). Emergent behavior in societies of heterogeneous interacting agents: alliances and norms. Dans GILBERT, N. et CONTE, R., éditeurs, *Artificial Societies: The Computer Simulation of Social Life*, pages 212–236. UCL Press, London.

[Ganascia, 1990] GANASCIA, J.-G. (1990). *L'âme-machine: Les enjeux de l'intelligence artificielle*. Editions du Seuil, Paris.

[Ganascia, 1999] GANASCIA, J.-G. (1999). *2001, l'odyssée de l'esprit*. Flammarion, Paris.

[Gardenfors, 1995] GARDENFORS, P. (1995). « Language and the evolution of cognition ». Lund university cognitive studies - LUCS41, ISSN 1101-8453.

[Gardenfors, 1997] GARDENFORS, P. (1997). Meanings as conceptual structures. Dans CARRIER, M. et MACHAMER, P., éditeurs, *Mindscapes: Philisophy, Science, and the Mind*, pages 61–86. Pittsburgh University Press, Pittsburgh.

[Gardenfors et Holmqvist, 1994] GARDENFORS, P. et HOLMQVIST, K. (1994). « Concept formation in dimensional spaces ». Lund University Cognitive Studies 26.

[Gilbert et Conte, 1995] GILBERT, N. et CONTE, R. (1995). *Artificial Societies. The computer simulation of social life*. UCL Press, London.

[Goss et al., 1989] GOSS, S., ARON, S., et DENEUBOURG, J.-L. (1989). « Self-organizied shortcuts in the argentine ant ». *Naturwissenschaften*, 76:579–581.

[Grassé, 1959] GRASSÉ, P. (1959). « La reconstruction du nide et les coordinations interindividuelles chez bellicositermes natalensis et cubitermes sp. La théorie de la stigmergie: essai d'interprétation du comportement des termites constructeurs ». *Insectes Sociaux*, 6:41–81.

[Hashimoto et Ikegami, 1996] HASHIMOTO, T. et IKEGAMI, T. (1996). « Emergence of Net-Grammar in Communicating Agents ». *BioSystems*, 38:1–14.

[Hemelrijk, 1999] HEMELRIJK, C. (1999). « Effects of cohesiveness on intersexual dominance relationships and spatial structure among group-living virtual entities ». Dans FLOREANO, D., NICOUD, J.-D., et MONDADA, F., éditeurs, *Advances in Artificial Life (ECAL 99)*, Lecture Notes in Artificial Intelligence 1674, pages 524–534, Berlin. Springer-Verlag.

[Hofstadter, 1988] HOFSTADTER, D. (1988). *Ma thémagie: En quête de l'essence de l'esprit et du sens*. Intereditions, London.

[Holland, 1995] HOLLAND, J. (1995). *Hidden order: How adaptation builds complexity*. Addison-Wesley Publishing Company.

[Hurford, 1999] Hurford, J. (1999). The evolution of language and languages. Dans Dunbar, R., Knight, C., et Power, C., éditeurs, *The evolution of culture*, pages 173–193. Edinburgh University Press, Edinburgh.

[Hurford, 2000a] Hurford, J. (2000a). The emergence of syntax. Dans Knight, C., Studdert-Kennedy, M., et Hurford, J., éditeurs, *The emergence of language: Social function and the origins of linguistic form*, pages 219–230. Cambridge University Press, Cambridge.

[Hurford, 2000b] Hurford, J. (2000b). Social transmission favours linguistic generalisation. Dans Knight, C., Hurford, J., et Studdert-Kennedy, M., éditeurs, *The emergence of Language: Social function and the origins of linguistic form*. Cambridge University Press, Cambridge.

[Hutchins et Hazlehurst, 1995] Hutchins, E. et Hazlehurst, B. (1995). How to Invent a Lexicon: the Development of Shared Symbols in Interaction. Dans Gilbert, N. et Conte, R., éditeurs, *Artificial Societies: The Computer Simulation of Social Life*, pages 157–189. UCL Press, London.

[Hutzler, 2000] Hutzler, G. (2000). « Du jardin des hasards aux jardins de données: une approche artistique et multi-agent des interfaces homme - systèmes complexes ». Thèse de l'université Paris VI.

[Hutzler et al., 1998] Hutzler, G., Gortais, B., et Drogoul, A. (1998). « Data gardens: An artistic proposal towards the representation of distributed and dynamic data using multi-agent systems ». Dans Demazeau, Y., éditeur, *Proceedings of the third international conference on multi-agent systems (ICMAS 98)*, pages 435–436, Los Alamitos, CA. IEEE Computer Society.

[Kaiser et Boynton, 1996] Kaiser, P. et Boynton, R. M. (1996). *Human colour vision*. Optical Society of America, Washington, DC.

[Kaplan, 1997] Kaplan, F. (1997). « Formation de groupes conventionnels dans une population d'agents distribués spatialement ». Rapport de DEA IARFA - LIP6 - Université Paris VI.

[Kaplan, 1998a] Kaplan, F. (1998a). « A New Approach to Class Formation in Multi-Agent Simulations of Language Evolution ». Dans Demazeau, Y., éditeur, *Proceedings of the third international conference on multi-agent systems (ICMAS 98)*, pages 158–165, Los Alamitos, CA. IEEE Computer Society.

[Kaplan, 1998b] Kaplan, F. (1998b). « Rôle de la simulation multi-agent pour comprendre l'origine et l'évolution du langage ». Dans Barthès, J.-P., Chevrier, V., et Brassac, C., éditeurs, *Systèmes multi-agents: de l'interaction à la socialité (JFIADSMA98)*, pages 51–64, Paris. Hermès.

[Kaplan, 1999a] KAPLAN, F. (1999a). « Dynamiques de l'auto-organisation lexicale: simulations multi-agents et Têtes parlantes ». *In Cognito : Revue interantionale francophone en Sciences Cognitives*, 15:3–23.

[Kaplan, 1999b] KAPLAN, F. (1999b). « La dérive naturelle du lexique ». Dans VIVORSCI, B., éditeur, *Actes du IIIe Colloque des Jenes Chercheurs en Sciences Cognitives: Interdisciplinarité et cognition. Les multiples approches du traitement de l'information aux systémes dynamiques et à l'énation.*, pages 122–128, Soulac.

[Kaplan, 1999c] KAPLAN, F. (1999c). « La simulation pour alimenter et organiser le débat sur l'origine du langage humain ». Dans *Conflits des interprétations et interprétation des conflits. Journées de Rochebrune 1999: Rencontres interdisciplinaires sur les systèmes complexes naturels et artificiels*, pages 155–168. ENST 99 S 001.

[Kaplan, 2000] KAPLAN, F. (2000). « Semiotic schemata: Selection units for linguistic cultural evolution ». Dans BEDAU, M., MCCASKILL, J., PACKARD, N., et RASMUSSEN, S., éditeurs, *Proceedings of Artificial Life VII*, Cambridge, MA. The MIT Press.

[Kaplan et al., 1998a] KAPLAN, F., MCINTYRE, A., NUMAOKA, C., et TAJAN, S. (1998a). « Growing virtual communities in 3D meeting spaces ». Dans HEUDIN, J.-C., éditeur, *Proceedings of Virtual Worlds 98*, Lecture Notes in Artificial Intelligence 1434, pages 286–297, Berlin. Springer-Verlag.

[Kaplan et al., 1998b] KAPLAN, F., STEELS, L., et MCINTYRE, A. (1998b). « An architecture for evolving robust shared communication systems in noisy environments ». Dans *Proceedings of Sony Research Forum 1998*, Tokyo.

[Kegl et al., 1999] KEGL, J., SENGHAS, A., et COPPOLA, M. (1999). Creation through contact : Sign language emergence and sign language change in Nicaragua. Dans DEGRAFF, M., éditeur, *Language creation and language change*, pages 179–237. The MIT Press, Cambridge, MA.

[Kimura, 1997] KIMURA, M. (1997). « La théorie neutraliste de l'évolution moléculaire ».

[Kirby, 1998] KIRBY, S. (1998). « Language evolution without natural selection: from vocabulary to syntax in a population of learners ». Edinburgh occasional paper in linguistics EOLP-98-1.

[Kirby, 1999a] KIRBY, S. (1999a). *Function, selection and innatensess: The emergence of language universals.* Oxford University Press, Oxford.

[Kirby, 1999b] KIRBY, S. (1999b). « Syntax out of learning: the cultural evolution of structured communication in a population of induction algorithms ». Dans FLOREANO, D., NICOUD, J.-D., et MONDADA, F., éditeurs, *Advances in Artificial Life (ECAL 99)*, Lecture Notes in Artificial Intelligence 1674, pages 694–703, Berlin. Springer-Verlag.

[Kirby, 2000] KIRBY, S. (2000). Syntax without natural selection: How compositionality emerges form vocabulary in a population of learners. Dans KNIGHT, C., STUDDERT-KENNEDY, M., et HURFORD, J., éditeurs, *The emergence of Language: Social function and the origins of linguistic form*. Cambridge University Press, Cambridge.

[Knight, 1984] KNIGHT, C. (1984). *Blood relations: menstruations and the origins of culture*. Yale university press, Cambridge, MA.

[Koza, 1992] KOZA, J. (1992). *Genetic programming: On the programming of computers by means of natural selection*. The MIT Press, Cambridge, MA.

[Lakoff, 1987] LAKOFF, G. (1987). *Women, Fire and Dangerous Things: What Categories Reveal about the Mind*. Chicago Press, Chicago, IL.

[Langton, 1995] LANGTON, C. (1995). *Artifical Life: an overview*. The MIT Press, Cambridge, MA.

[Lieberman, 1983] LIEBERMAN, P. (1983). *The biology and evolution of language*. Harvard university press, Cambridge, MA.

[Livingstone et Fyfe, 1999] LIVINGSTONE, D. et FYFE, C. (1999). « Modelling the evolution of linguistic diversity ». Dans FLOREANO, D., NICOUD, J.-D., et MONDADA, F., éditeurs, *Advances in Artificial Life (ECAL 99)*, Lecture Notes in Artificial Intelligence 1674, pages 704–708, Berlin. Springer-Verlag.

[MacLennan, 1991] MACLENNAN, B. (1991). « Synthetic Ethology: An Approach to the Study of Communication ». Dans LANGTON, C., éditeur, *Artificial Life II, Vol.X of SFI Studies in the Sciences of Complexity*, Redwood City, CA. Addison-Wesley.

[Martinoli et al., 1999] MARTINOLI, A., ISPEERT, A. J., et GAMBARDELLA, L. (1999). « A probabilistic model for understanding and comparing collective aggregation mechanisms ». Dans FLOREANO, D., NICOUD, J.-D., et MONDADA, F., éditeurs, *Advances in Artificial Life (ECAL 99)*, Lecture Notes in Artificial Intelligence 1674, pages 575–584, Berlin. Springer-Verlag.

[Maynard-Smith, 1982] MAYNARD-SMITH, J. (1982). *Evolution and the theory of games*. Cambridge University Press, Cambridge.

[Maynard-Smith, 1988] MAYNARD-SMITH, J. (1988). *Did Darwin get it right? Essays on games, sex and evolution*. Penguin Books, London.

[McIntyre, 1998] MCINTYRE, A. (1998). « Babel: A testbed for research in origins of language ». Dans *Proceedings of COLING-ACL 98*, Montreal. ACL.

[McIntyre, 1999] McIntyre, A. (1999). « Mobile agents and teleportation ». Internal Memo CSLP-1999-09-01.

[McIntyre et al., 1999] McIntyre, A., Steels, L., et Kaplan, F. (1999). « Net-mobile embodied agents ». Dans *Proceedings of Sony Research Forum 1999*, Tokyo.

[Michel, 1998] Michel, O. (1998). « Webots: Symbiosis between virtual and real mobile robots ». Dans Heudin, J.-C., éditeur, *Proceedings of Virtual Worlds 98*, Lecture Notes in Artificial Intelligence 1434, pages 254–263, Berlin. Springer-Verlag.

[Minar et al., 1996] Minar, N., Burkhart, R., Langton, C., et Ashkenazi, M. (1996). « The Swarm Simulation System: A Toolkit for Building Multi-Agent Simulations ». Rapport Technique, SantaFe Institute.

[Minsky, 1975] Minsky, M. (1975). A framework for representing knowledge. Dans Wiston, P., éditeur, *The psychology of computer vision*, pages 211–277. Mc Graw Hill, New York, NY.

[Miranda, 1999] Miranda, E. (1999). « Modelling the dynamic evolution of synthesised sounds and the propagation of musical forms using cellular automata ». *Musikometrika*, 9.

[Nakashima et al., 1996] Nakashima, H., Noda, I., et Handa, K. (1996). « Organic Programming Language GAEA for Multi-Agents ». Dans Tokoro, M., éditeur, *Proceedings of the Second International Conference on Multi-Agent Systems*, pages 236–243, Menlo Park, CA. The AAAI Press.

[Noble, 1998] Noble, J. (1998). Evolved Signals: Expensive Hype vs Conspirational Whispers. Dans Adami, C., Belew, R., Kitano, H., et Taylor, C., éditeurs, *Proceedings of Artificial Life VI*, pages 358–367. The MIT Press, Cambridge, MA.

[Noble et Cliff, 1996] Noble, J. et Cliff, D. (1996). « On simulating the evolution of communication ». Dans Maes, P., Mataric, M., Meyer, J.-A., Pollack, J., et Wilson, S., éditeurs, *From Animals to Animats 4: Proceedings of the Fourth International Conference On Simulation of Adaptive Behavior*, Cambridge, MA. The MIT Press.

[Nowak et al., 2000] Nowak, M., Plotkin, J., et Jansen, V. (2000). « The evolution of syntactic communication ». *Nature*, 404(13):495–498.

[Oliphant, 1997] Oliphant, M. (1997). « *Formal approaches to innate and learned communicaton: laying the foundation for language* ». PhD thesis, University of California, San Diego.

[Oliphant, 2000a] OLIPHANT, M. (2000a). « The learning barrier: Moving from innate to learned systems of communication. ». To appear in Adaptive behavior.

[Oliphant, 2000b] OLIPHANT, M. (2000b). Rethinking the language bottleneck: Why don't animals learn to communicate? Dans KNIGHT, C., HURFORD, J., et STUDDERT-KENNEDY, M., éditeurs, *The emergence of Language: Social function and the origins of linguistic form*. Cambridge University Press, Cambridge.

[Oliphant et Batali, 1996] OLIPHANT, M. et BATALI, J. (1996). « Learning and the Emergence of Coordinated Communication ». *Center for research on language newsletter*, 11(1).

[Orlean, 1999] ORLEAN, A. (1999). « L'imitation en finance est-elle efficace? ». *Pour la Science (Les Mathematiques Sociales)*, 24:120–124.

[Oudeyer, 1999a] OUDEYER, P.-Y. (1999a). « Experiment in emergent phonetics ». Rapport de stage de deuxième année, Magistère informatique et modélisation, ENS Lyon.

[Oudeyer, 1999b] OUDEYER, P.-Y. (1999b). « Self-organisation of a lexicon in a structured society of agents ». Dans FLOREANO, D., NICOUD, J.-D., et MONDADA, F., éditeurs, *Advances in Artificial Life (ECAL 99)*, Lecture Notes in Artificial Intelligence 1674, pages 726–729, Berlin. Springer-Verlag.

[Perrone, 1999] PERRONE, E. (1999). « Emergence de couplages perception-action dans une population d'agents communicants: application à l'étude des systèmes vocaliques ». Memoire de DEA en sciences cognitives, EHESS.

[Picault, 1998a] PICAULT, S. (1998a). « Designing social cognition models for multi-agent systems through simulating primate societies ». Dans DEMAZEAU, Y., éditeur, *Proceedings of the third international conference on multi-agent systems (ICMAS 98)*, pages 238–245, Los Alamitos, CA. IEEE Computer Society.

[Picault, 1998b] PICAULT, S. (1998b). « A multi-agent simulation of primate social concepts ». Dans *Proceedings of the European Conference on Artificial Intelligence (ECAI 98)*, New York, NY. John Wiley and Sons, Inc.

[Picault et al., 1997] PICAULT, S., SERVAT, D., et KAPLAN, F. (1997). « EDEN: un système évolutif endosémantique ». Publication interne ENST ISSN: 0751-1345.

[Pinker, 2000] PINKER, S. (2000). « Survival of the clearest ». *Nature*, 404(13):441–442.

[Popescu-bellis, 1999] POPESCU-BELLIS, A. (1999). « Modélisation multi-agent des échanges langagiers: application au problème de la référence et à son évalution ». Thèse de l'université Paris XI.

[Popper, 1968] POPPER, K. (1968). *The logic of scientific discovery.* Hutchinson, London, revised edition.

[Quartz et Sejnowski, 1997] QUARTZ, S. et SEJNOWSKI, J. (1997). « The neural basis of cognitive development: A constructivist manifesto ». *Behavioral and Brain Sciences*, 20:537–596.

[Quine, 1960] QUINE, W. (1960). *Word and Object.* The MIT Press, Cambridge, MA.

[Rosch, 1975] ROSCH, E. (1975). « Cognitive representations of semantic categories ». *Journal of Experimental Psychology: General*, 104:192–233.

[Rosenschein et Zlotkin, 1994] ROSENSCHEIN, J. et ZLOTKIN, G. (1994). *Rules of encounter: designing conventions for automated negotiation among computers.* The MIT Press, Cambridge, MA.

[Sowa, 1984] SOWA, J. (1984). *Conceptual structures: Information processing in mind and machine.* Addison-Wesley publishing company, Reading, MA.

[Sowa, 1991] SOWA, J. (1991). *Principles of semantic networks: Exploration in the representation of knowledge.* Morgan Kaufmann, San Mateo, CA.

[Sperber, 1996] SPERBER, D. (1996). *La contagion des idées: Théorie naturaliste de la culture.* Editions Odile Jacob, Paris.

[Séris, 1995] SÉRIS, J.-P. (1995). *Langages et machines à l'age classique.* Hachette Supérieur, Paris.

[Steele, 1990] STEELE, G. L. (1990). *Common LISP: The Language.* Digital Press, Bedford, MA, second edition.

[Steels, 1996] STEELS, L. (1996). « Self-Organizing Vocabularies ». Dans LANGTON, C. et SHIMOHARA, T., éditeurs, *Proceeding of Alife V*, Cambridge, MA. The MIT Press.

[Steels, 1997a] STEELS, L. (1997a). « Constructing and Sharing Perceptual Distinctions ». Dans van SOMEREN, M. et WIDMER, G., éditeurs, *Proceedings of the European Conference on Machine Learning*, Berlin. Springer-Verlag.

[Steels, 1997b] STEELS, L. (1997b). Language Learning and Language Contact. Dans DAELEMANS, W., Van den BOSH, A., et WEIJTERS, A., éditeurs, *Workshop Notes of the ECML/MLnet Familiarization Workshop on Empirical Learning of Natural Language Processing Tasks*, pages 11–24. ECML/MLnet, Prague.

[Steels, 1997c] STEELS, L. (1997c). « The Origins of Syntax in Visually Grounded Robotic Agents ». Dans POLLACK, M., éditeur, *Proceedings* *of the 15th International Joint Conference on Artificial Intelligence*, San Francisco, CA. Morgan Kauffman Publishers.

[Steels, 1997d] STEELS, L. (1997d). « The Synthetic Modeling of Language Origins ». *Evolution of Communication Journal*, 1(1):1–34.

[Steels, 1998a] STEELS, L. (1998a). « The origins of syntax in visually grounded robotic agents. ». *Artificial Intelligence*, 103:1–24.

[Steels, 1998b] STEELS, L. (1998b). « Structural Coupling of Cognitive Memories Through Adaptive Language Games ». Dans PFEIFER, R., BLUMBERG, B., MEYER, J.-A., et WILSON, S., éditeurs, *From Animals to Animats 5: Proceedings of SAB 98*, pages 263–269, Cambridge, CA. The MIT Press.

[Steels, 1999] STEELS, L. (1999). *The Talking Heads Experiment. Volume 1. Words and Meanings*. Special pre-edition for LABORATORIUM, Antwerpen.

[Steels, 2000] STEELS, L. (2000). « A brain for language ». Dans *Proceedings of the 3rd Sony CSL Paris Symposium: The ecological brain*, Paris.

[Steels et Kaplan, 1998a] STEELS, L. et KAPLAN, F. (1998a). « Spontaneous Lexicon Change ». Dans *Proceedings of COLING-ACL 1998*, pages 1243–1249, Montreal. ACL.

[Steels et Kaplan, 1998b] STEELS, L. et KAPLAN, F. (1998b). « Stochasticity as a Source of Innovation in Language Games ». Dans ADAMI, C., BELEW, R., KITANO, H., et TAYLOR, C., éditeurs, *Proceedings of Artificial Life VI*, pages 368–376, Cambridge, MA. The MIT Press.

[Steels et Kaplan, 1999a] STEELS, L. et KAPLAN, F. (1999a). « Amorçage d'une sémantique lexicale dans une population d'agents autonomes, ancrés et situés ». Dans AMSILI, P., éditeur, *Traitement automatique du langage naturel 1999*, pages 393–398, Cargèse, Corse.

[Steels et Kaplan, 1999b] STEELS, L. et KAPLAN, F. (1999b). « Collective learning and semiotic dynamics ». Dans FLOREANO, D., NICOUD, J.-D., et MONDADA, F., éditeurs, *Advances in Artificial Life (ECAL 99)*, Lecture Notes in Artificial Intelligence 1674, pages 679–688, Berlin. Springer-Verlag.

[Steels et Kaplan, 1999c] STEELS, L. et KAPLAN, F. (1999c). « Situated grounded word semantics ». Dans DEAN, T., éditeur, *Proceedings of the Sixteenth International Joint Conference on Artificial Intelligence IJCAI'99*, pages 862–867, San Francisco, CA. Morgan Kaufmann Publishers.

[Steels et Kaplan, 2000a] STEELS, L. et KAPLAN, F. (2000a). Bootstrapping grounded word semantics. Dans BRISCOE, T., éditeur, *Linguistic evolution through language acquisition: formal and computational models*. Cambridge University Press, Cambridge.

[Steels et Kaplan, 2000b] STEELS, L. et KAPLAN, F. (2000b). « Origine et évolution du langage : expériences robotiques ». *Revue du Palais de la Découverte*, 278:63–67.

[Steels et al., 2000] STEELS, L., KAPLAN, F., MCINTYRE, A., et van LOOVEREN, J. (2000). « Crucial factors in the origins of word-meaning ». Dans DESSALLES, J.-L. et GHADAKPOUR, L., éditeurs, *Proceedings of The 3rd Evolution of Language Conference*, pages 214–217, Paris. ENST 2000 S 002.

[Steels et McIntyre, 1999] STEELS, L. et MCINTYRE, A. (1999). « Spatially Distributed Naming Games ». *Advances in complex systems*, 1(4).

[Steels et Vogt, 1997] STEELS, L. et VOGT, P. (1997). « Grounding Adaptive Language Games in Robotic Agents ». Dans HARVEY, I. et HUSBANDS, P., éditeurs, *Proceedings of the 4th European Conference on Artificial Life*, Cambridge, MA. The MIT Press.

[Stoness et Dircks, 1999] STONESS, S. et DIRCKS, C. (1999). « Investigating language change: A multi-agent neural-network based simulation ». Dans HAHN, M. et STONESS, S., éditeurs, *Proceedings of the Twenty-First Annual Meeting of the Cognitive Science Society*, Vancouver.

[Turing, 1950] TURING, A. (1950). « Computing machinery and intelligence ». *Mind*, 59:433–460.

[Valencia et Sansonnet, 1999] VALENCIA, E. et SANSONNET, J.-P. (1999). « Un système de représentation des connaissances fondé sur l'accès par le contenu pour l'interaction dialogique ». Rapport interne LIMSI.

[van Looveren, 1999] van LOOVEREN, J. (1999). « Multi-words naming games ». Dans *Proceedings of the 11th Belgium-Netherlands Conference on Artificial Intelligence (BNAIC '99)*, Maastricht. Morgan Kauffman Publishers.

[van Mieghem, 1999] van MIEGHEM, S. (1999). « Kleurdiscriminatie ». Master's thesis, Vrije Universiteit Brussel.

[Victorri et Fuchs, 1996] VICTORRI, B. et FUCHS, C. (1996). *La polysémie: construction dynamique du sens*. Hermès, Paris.

[Vogt, 1997] VOGT, P. (1997). « A perceptual grounded self-organising lexicon in robotic agents ». Master's thesis, University of Groningen.

[Vogt, 1998a] VOGT, P. (1998a). « The evolution of a lexicon and meaning in robotic agents through self-organisation ». Dans LA POUTRÉ, H. et van den HERIK, J., éditeurs, *Proceedings of Netherlands/Belgium Conference on Artificial Intelligence*, Amsterdam.

[Vogt, 1998b] VOGT, P. (1998b). « Perceptual grounding in robots ». Dans BIRK, A. et DEMIRIS, J., éditeurs, *6th European Workshop on Learning*

Robots, Lectures Notes on Artificial Intelligence 1545, Berlin. Springer-Verlag.

[Weisbuch, 1989] WEISBUCH, G. (1989). *Dynamique des systèmes complexes: une introduction aux réseaux d'automates.* InterEditions, Paris.

[Weisbuch et Duchateau-Nguyen, 1998] WEISBUCH, G. et DUCHATEAU-NGUYEN, G. (1998). « Societies, cultures and fisheries from a modeling perspective ». *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 1(2).

[Weisbuch et al., 1994] WEISBUCH, G., GUTOWITZ, H., et DUCHATEAU-NGUYEN, G. (1994). « Information contagion and the economics of pollution ». Santa Fe series 94-04-018.

[Weisbuch et al., 1989] WEISBUCH, G., KIRMAN, A., et HERREINER, D. (1989). « Market Organisation ». Santa Fe series 95-11-102.

[Werner et Dyer, 1991] WERNER, G. M. et DYER, M. G. (1991). « Evolution of Communication in Artificial Organisms ». Dans LANGTON, C. G., TAYLOR, C., et FARMER, J., éditeurs, *Artificial Life II, Vol.X of SFI Studies in the Sciences of Complexity*, Redwood City, CA. Addison-Wesley.

[Wiener, 1961] WIENER, N. (1961). *Cybernetics or control and communication in the animal and the machine.* The MIT Press, Cambridge, MA.

[Wittgenstein, 1953] WITTGENSTEIN, L. (1953). *Philosophical Investigations.* Macmillan, New York, NY.

[Woods, 1975] WOODS, W. (1975). What's a link: Foundation of semantic network. Dans D.G, B. et M.A., C., éditeurs, *Representation and understanding: Structure in cogntive science*, pages 35–82. Academic Press, New York, NY.

[Yanco et Stein, 1993] YANCO, H. et STEIN, L. (1993). « An adaptive communication protocol for cooperating mobile robots ». Dans MEYER, J.-A., ROITBLAT, H., et WILSON, S., éditeurs, *From animals to animats 2: Proceedings of the second international conference on the simulation of adaptive behavior*, pages 478–485, Cambridge, MA. The MIT Press.

Index