

---

# DYNAMIQUES DE L'AUTO-ORGANISATION LEXICALE SIMULATIONS MULTI-AGENTS ET "TÊTES PARLANTES"

**Frédéric KAPLAN**

*Sony Computer Science Laboratory Paris  
et LIP 6 - Thème OASIS*

*p-mail: 6, rue Amyot 75005 Paris - email: kaplan@csl.sony.fr*

---

## Résumé

*Comment des agents autonomes peuvent-ils créer collectivement un lexique pour désigner des objets de leur environnement ? Cet article propose une synthèse des recherches effectuées sur 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 discret de symboles. Dans les plus complexes, les agents sont des robots dotés de capacités visuelles et interagissent à propos de leur perception du monde réel. Nous caractérisons ainsi de façon progressive chacune des dynamiques collectives permettant la construction d'un lexique auto-organisé.*

## 1. Introduction

Cet article est une synthèse des recherches effectuées au laboratoire Sony CSL Paris entre les années 1997 et 2000 sur l'émergence de lexiques artificiels. Ces recherches s'inscrivent dans le cadre d'un nouveau paradigme linguistique, aujourd'hui exploré par un groupe de laboratoires dans le monde. Il s'agit de considérer le langage comme un système complexe adaptatif et d'en expliquer la structure et la forme globale par les dynamiques collectives d'interactions entre individus. Ce nouveau point de vue tranche radicalement avec les visions de la linguistique classique et s'inspire au contraire de recherches récentes en physique, biologie et en intelligence artificielle. Les objectifs de cette recherche sont doubles: d'une part proposer une approche explicative alternative à un certain nombre de phénomènes linguistiques, d'autre part définir les bases d'une technologie adaptative pour le traitement du langage et la communication entre machines.

Les recherches décrites dans cet article sont une extension des premiers travaux de Luc Steels sur les lexiques auto-organisés (Steels, 1996). Nous présentons de nouveaux modèles pour caractériser de façon plus précise les dynamiques intervenant dans ce type de système. A Sony CSL Paris et au VUB AI laboratory à Bruxelles, d'autres phénomènes linguistiques sont également étudiés dans cette perspective (Steels, 1997b), notamment l'émergence des systèmes phonologiques (de Boer, 1997), la formation des catégories (De Jong, 1999), la compositionnalité (Van Looveren, 1999) et l'évolution de la syntaxe (Steels, 1998a). Les expériences menées par les différents membres de l'équipe prennent la forme de simulations informatiques où des populations d'agents logiciels interagissent afin de construire collectivement des systèmes de communication. A Bruxelles, une équipe teste la validité des théories développées en les

appliquant à la communication de population de robots mobiles (Steels et Vogt, 1997, Vogt, 1997).

Depuis plus d'un an, l'équipe se consacre principalement à appliquer les résultats obtenus en simulation pour la réalisation d'une expérience robotique à grande échelle: les "têtes parlantes". Dans cette expérience, des agents robotiques dotés de caméras mobiles construisent collectivement un vocabulaire pour désigner des figures géométriques simples posées sur un tableau blanc. Cette expérience constitue à la fois un approfondissement et une validation pour des dynamiques identifiées en simulation.

### 1.1. Problématique

La problématique générale de cette recherche peut être résumée par la question suivante: comment des agents artificiels autonomes peuvent-ils construire un lexique conventionnel pour désigner des objets de leur environnement. Par lexique, 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. Les agents sont autonomes dans la mesure où ils modifient leur architecture indépendamment les uns des autres, sans intervention humaine et de façon à s'adapter à l'environnement et aux comportements des autres agents.

Deux contraintes s'imposent toujours à eux:

— La contrainte du système distribué: 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.

— La contrainte de 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.

Nous allons décliner cette question avec l'étude d'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 discret 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.

Les enjeux de cette recherche sont doubles. Dans une perspective linguistique, l'étude des dynamiques collectives conduisant à l'apparition d'un lexique dans des populations 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 peut conduire au développement de techniques robustes pour la construction de systèmes de communication adaptatifs entre machines et pour les systèmes de traitement automatique du langage naturel.

Nous avons en partie déjà discuté le point de vue linguistique de cette recherche dans les articles (Kaplan, 1998b, 1999b). Nous prendrons dans la plus grande partie de cet article le point de vue de l'ingénieur. Etant donné les contraintes que nous nous sommes fixés, nous allons donc étudier les mécanismes collectifs à partir desquels des agents peuvent construire un lexique pour désigner des objets de leur environnement.

## 1.2. Cadres théoriques

La méthodologie que nous employons s'inscrit dans le cadre théorique des systèmes complexes adaptatifs et de la modélisation multi-agents.

### 1.2.1. Dynamiques des systèmes complexes

Un système complexe est un ensemble d'éléments interagissant les uns avec les autres dont le comportement global ne se réduit pas à la simple somme des comportements individuels (Weisbuch, 1989). On dit que ce comportement global est émergent. L'étude de ces systèmes est aujourd'hui un vaste champ de recherche pluridisciplinaire. 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.

Les systèmes complexes peuvent être caractérisés par trois types de comportements: (1) les états d'équilibre où le comportement macroscopique du système reste stable, (2) les phénomènes d'auto-organisation où le système évolue macroscopiquement à cause d'une

réorganisation microscopique et (3) les états chaotiques où une évolution imprédictible a lieu.

Certains systèmes peuvent présenter les trois types de comportement en fonction des conditions environnementales.

Parmi les systèmes complexes, on distingue les systèmes complexes adaptatifs. Dans ces derniers, les lois du système peuvent changer au cours du temps. Ceci donne lieu à des dynamiques d'un ordre supérieur.

Nous considérons dans notre recherche, le lexique comme un système complexe adaptatif. Les éléments microscopiques de ce système sont les différents locuteurs et interlocuteurs qui interagissent 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.

### 1.2.2 Modélisation multi-agents

Les systèmes dynamiques complexes peuvent être étudiés de manière purement formelle, mais ce type d'approche se révèle souvent d'une extrême difficulté. L'informatique fournit aujourd'hui des outils pour étudier ces systèmes de façon expérimentale, grâce à la modélisation multi-agents. 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 trois sous-disciplines aux frontières perméables : la vie artificielle, l'intelligence artificielle distribuée et la robotique collective (figure 1).

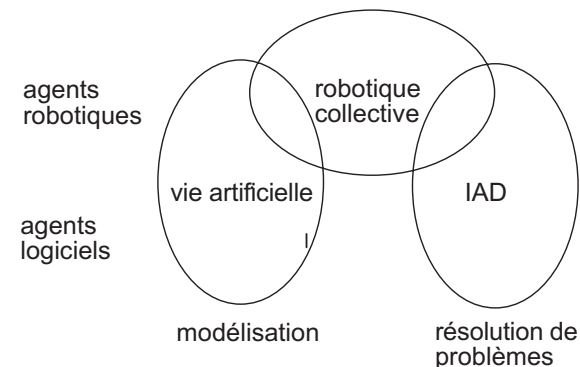


Figure 1 — La modélisation multi-agent: vie artificielle, IAD et robotique collective

Les chercheurs en vie artificielle utilisent les systèmes multi-agents comme des "laboratoires virtuels", des "virtual worlds" (Casti, 1997) permettant d'effectuer

des expériences contrôlées pour comprendre les dynamiques des systèmes complexes étudiés. Le développement de ces méthodes dans des domaines aussi variés que la sociologie, l'éthologie ou l'économie, permet aujourd'hui d'appliquer une forme de méthode "expérimentale" pour des disciplines où ceci était jusqu'à présent impossible (Epstein et Axtell, 1996, Gilbert et Conte, 1995).

Les chercheurs en intelligence artificielle distribuée utilisent ces mêmes techniques dans une perspective de résolution de problèmes. Certains problèmes difficiles à résoudre par un unique agent si sophistiqué soit-il, peuvent recevoir une solution économique et robuste sous la forme d'une population d'agents simples. Par exemple, en s'inspirant des stratégies collectives de fourrage mises en œuvre par certaines colonies de fourmis, on a pu concevoir des systèmes efficaces pour exploiter optimalement par une population d'agents un ensemble de ressources variant au cours du temps (mémoires partagées dans un réseau d'ordinateurs, routage, etc.) (Bonabeau et Theraulaz, 1994, Drogoul, 1994).

Les chercheurs en robotique collective utilisent des agents robotiques au lieu d'agents logiciels. L'environnement n'est plus simulé mais est directement constitué par le milieu physique dans lequel les agents évoluent. Les recherches dans cette discipline peuvent être menées dans une perspective exploratoire et se rapprocher de la vie artificielle, ou dans une perspective appliquée et se rapprocher de l'intelligence artificielle distribuée. Un exemple archétypique de ce type de recherche est fourni par la compétition mondiale d'équipes de robots footballeurs qui a lieu chaque année (Asada *et al.*, 1998).

Les recherches présentées dans cet article touchent à ces trois sous-disciplines. Elles s'intègrent naturellement dans le contexte de la vie artificielle et de la robotique collective puisque nous appliquons la modélisation multi-agents pour l'étude des dynamiques du langage et que nos expériences utilisent à la fois des agents logiciels et des agents robotiques. Mais étant donné les enjeux applicatifs de ces recherches, et la perspective d'ingénierie que nous prenons dans cet article, elles peuvent également être rattachées à l'intelligence artificielle distribuée.

### 1.3. Méthodologie

L'intégralité des résultats de cet article est issue d'expériences réalisées sur des populations d'agents artificiels logiciels ou robotiques. Toutes ces expériences ont une structure similaire. Pour chaque expérience, nous définissons une architecture d'agent, un type d'interaction, un environnement spécifique (physique ou virtuel).

#### 1.3.1. Interactions

Dans notre approche, les agents interagissent les uns avec les autres au cours de jeux de langage (Wittgenstein, 1953a, Steels, 1996). Le jeu de langage que nous étudions dans cet article se nomme le "guessing game".

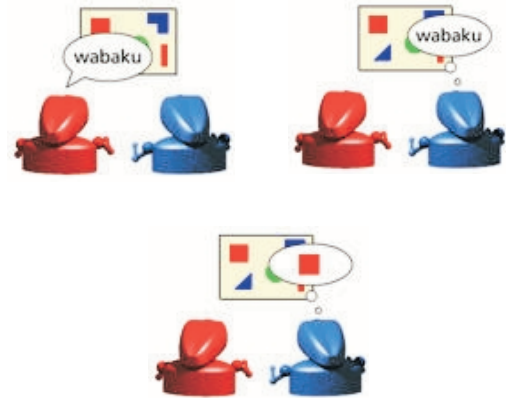


Figure 2 — Deux agents jouant un guessing game

**Présentation** — 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 (figure 2). 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 game" lorsque nous parlons. Lorsqu'à déjeuner je demande à un ami de me passer le "sel", je m'attends à ce qu'il me tende la salière. S'il me passe le poivre 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.

**Le "problème Gavagai"** — Les échecs en communication lors de "guessing games" ne sont pas rares lors d'interactions entre humains. Ce jeu, pourtant si commun, se révèle en fait d'une grande difficulté. On a coutume de désigner ce genre de situation comme un "problème Gavagai", en référence à un exemple donné par Quine dans *Word and Object* (Quine, 1960 p.29). Un explorateur veut acquérir la langue d'une tribu inconnue. 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

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.

— **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 plus simplement 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.

— **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 ? En d'autres termes, " Gavagai " est-il à associer au concept [lapin], [animal], [qui coure], [objet rapide], etc. ?

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 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.

**Des modèles de complexité croissante** — Dans notre étude, nous utilisons des modèles d'interactions de complexité croissante. La compréhension des dynamiques reposent 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 " en réseau, approche de façon assez satisfaisante les conditions du " problème Gavagai ".

### 1.3.2. 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 2 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.

### 1.3.3. 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 générés, à partir de banques d'images partagée et enfin dans le monde physique en utilisant de système de perception situés.

### 1.4. Travaux antérieurs

L'idée de faire émerger un système de communication au sein d'une population d'agents artificiels est relativement nouvelle, même si on peut la rattacher au projet de faire parler les machines qui, lui, est très ancien (Séris, 1995). Dans cette section nous allons tenté de positionner la présente recherche par rapport aux travaux antérieurs effectués autour de problématiques proches.

#### 1.4.1. Dynamiques génétiques et dynamiques culturelles

Un nombre important de travaux ont étudié la question du bénéfice que des agents naturels pouvaient tirer à partager un système de communication conventionnel (Dawkins, 1976a, Hauser, 1996). Certains chercheurs en vie artificielle ont exploré cette question au moyen de simulations (Noble et Cliff, 1996, Noble, 1998, Dessalles, 1998). 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 (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 les mâles et femelles, ont pu laisser croire que la problématique qui nous intéresse serait résolu 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, accéléreraient grandement la convergence vers un système de communication stable. Il est particulièrement intéressant de remarquer que la plupart des travaux des dix dernières années ont effectué cette transition, commençant par des dynamiques entièrement génétiques pour finir par des dynamiques essentiellement culturelles (Arita, 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. Ces hypothèses de travail, éventuellement sujettes à discussion du point de vue linguistique, nous permettent de nous concentrer 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.

#### **1.4.2. Organisation spatiale**

Plusieurs articles ont déjà été publiés sur l'influence de l'organisation spatiale sur les systèmes de communication émergents (Oliphant et Batali, 1996, Dipaolo, 1998). 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 et McIntyre, 1999).

Dans nos expériences, nous avons fait le choix de travailler en général avec des populations non spatialisées. Locuteurs et interlocuteurs sont "piochés" au hasard dans la population et les interactions entre agents sont équiprobables. Nous espérons ainsi pouvoir étudier les dynamiques en œuvre dans le processus de lexicalisation sans qu'elles soient masquées par la structuration imposée par la distribution spatiale.

#### **1.4.3. Expériences ancrées et situées**

Plusieurs travaux ont essayé de faire émerger un système de communication dans une population de robots (Yanco et Stein 1993, Billard et Dautenhahn, 1997). Ces expériences sont beaucoup plus difficiles à mettre en œuvre que les simulations logicielles et leur réalisation constitue en général un bon critère de validation pour les mécanismes testés. Les résultats de ces premières expériences sont encourageants, mais aucune ne montre l'émergence d'un lexique en respectant les contraintes que nous nous sommes fixées. Dans le travail de Billard et Dautenhahn, une partie du lexique est déjà préprogrammée et dans

l'expérience de Yanco et Stein, l'apprentissage dépend d'un instructeur humain.

Aucune expérience n'a, à ce jour, permis de montrer ce que le caractère ancré de ces expériences apportait par rapport aux modèles simulés. Dans l'approche que nous menons dans cet article nous construisons des modèles logiciels incrémentaux dont les plus complexes sont très proches des modèles robotiques que nous étudions. Nous espérons ainsi montrer les propriétés remarquables du passage à des expériences ancrées et situées par comparaison de ces deux types d'expériences.

### **1.5 Organisation de l'article**

La section suivante discute les travaux antérieurs réalisés par d'autres groupes de recherche sur l'émergence de système de communication dans des populations d'agents artificiels. Nous tenterons de positionner la présente recherche par rapport à ces autres travaux.

La section 2 étudie les dynamiques collectives de diffusion de conventions sur des modèles extrêmement simples. C'est dans cette section que nous décrivons la dynamique fondamentale présente dans tous les modèles des sections suivantes : la présence d'une boucle de rétroaction positive entre le choix d'une convention par un agent et le nombre de fois que l'agent observe cette convention.

La section 3 étudie le problème de la diffusion d'un lexique, c'est à dire d'un ensemble d'associations conventionnelles entre des sens et des formes. Dans cette section, formes et sens sont des symboles partagés par tous les agents de la population. La convergence de plusieurs modèles est étudiée. A l'issue de cette section nous aurons identifié une architecture minimale permettant à une population d'agents logiciels de construire un lexique non ambigu pour parler d'un ensemble de sens partagés.

La section 4 explore les propriétés dynamiques de cette architecture. En particulier ses dépendances par rapport à la taille de la population, le nombre de sens à exprimer et un éventuel flux d'agents dans le système.

La section 5 étudie les effets de facteurs stochastiques sur le système et propose un modèle plus complexe permettant la construction d'un lexique dans un environnement bruité. D'intéressants phénomènes d'évolution spontanée lexicale sont discutés.

La section 6 introduit un mécanisme de construction sélectionniste du sens basé sur les travaux de Steels (Steels, 1997a). Ce mécanisme permet la construction dynamique de catégories associées à des canaux perceptifs. La coévolution entre le module de lexicalisation et le module de catégorisation est étudiée dans un monde simulé où les agents discriminent des

formes géométriques colorées. Plusieurs dynamiques sémiotiques collectives sont identifiées.

La section 7 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. Cette section discute l'effet du caractère ancré et situé des expériences sur les lexiques émergents. La section présente ensuite l'ATN (Agent Teleporting Network) qui relie les "Têtes parlantes" en réseau et décrit les résultats obtenus durant l'expérience conduite pendant les trois mois d'été de l'année 1999.

Nous concluons par un résumé des principales dynamiques collectives identifiées.

## 2. Etablissement d'une convention

Commençons par considérer trois modèles d'interaction d'une extrême simplicité. Pour chacun de ces modèles, N agents essaient d'imposer un nom conventionnel pour un unique objet. Durant chaque jeu, un locuteur et un interlocuteur sont choisis aléatoirement parmi les N agents.



Figure 3 — Un premier modèle d'interaction

### 2.1. Jeu 1: Imitation radicale

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

Un exemple d'évolution est donné par la figure 4.

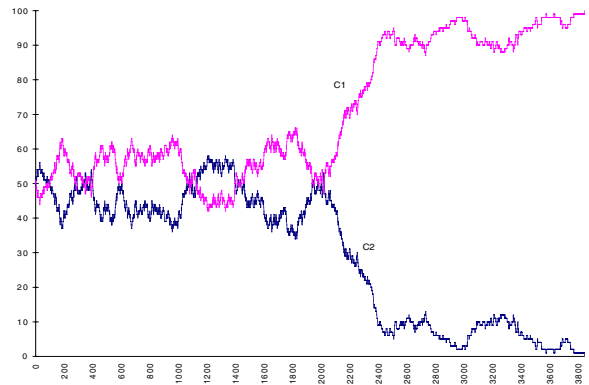


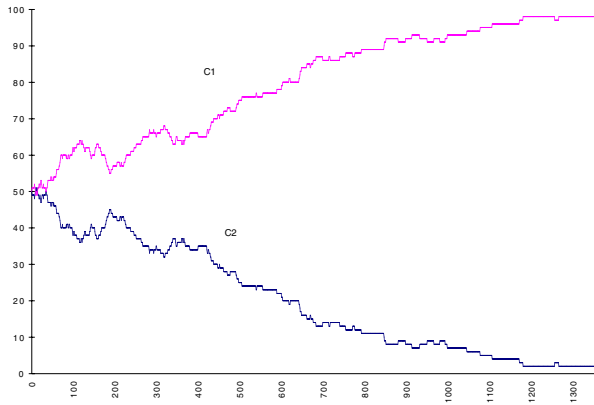
Figure 4 — Exemple de jeu avec imitation radicale. Compétition de deux conventions C1 et C2 dans une population de 100 agents. Au jeu 0, 50 agents utilisent C1 et 50 C2

Nous pouvons raisonner avec des probabilités. A un instant donné, N1 agents utilisent la convention C0 et N2 la convention C1. La probabilité de choisir un agent de N1 est  $p_1 = N_1 / N$ . La probabilité de choisir un agent de N2 est  $p_2 = N_2 / N$ . La probabilité qu'un agent de N1 parle avec un agent de N2 (et donc impose sa convention) est:  $p_1 \cdot p_2$ . La probabilité qu'un agent de N2 parle avec un agent de N1 est également  $p_1 \cdot p_2$ . La probabilité qu'un agent de N1 ou N2 parle avec un agent du même groupe est  $p_1^2 + p_2^2$ .

Nous voyons que dans ce modèle, il est également probable que le groupe N1 ou N2 augmente. Rien ne dirige la population vers la convergence. Cette situation est similaire à une marche aléatoire, à l'exception du fait que la probabilité d'évolution dépend de  $p_1$  et  $p_2$  (alors qu'elle est fixe dans une marche aléatoire).  $p_1^2 + p_2^2$  atteint son minimum  $1/2$  pour  $p_1=p_2=1/2$ . Dans ces conditions, N1 et N2 changent plus fréquemment quand ils ont à peu près la même valeur que quand ils sont très différents. Dans une marche aléatoire, la déviation quadratique moyenne est  $\sigma^2 = N_{\text{step}}$  où  $N_{\text{step}}$  est le nombre de pas de la marche aléatoire. Nous nous intéressons au nombre de pas nécessaire pour atteindre la frontière  $\sigma = N/2$  donc  $N_{\text{step}} = (N^2)/4$ . Nous vérifions la dépendance quadratique de ce résultat avec la figure 8.

### 2.2. Jeu 2: Rétroaction avec score

Les agents ont maintenant un score pour chaque convention. Le locuteur choisit la convention dont le score est le plus élevé et l'interlocuteur augmente le score de la convention utilisée par le locuteur. Un exemple d'évolution est montré sur la figure 5. Les scores sont initialisés à zéro.



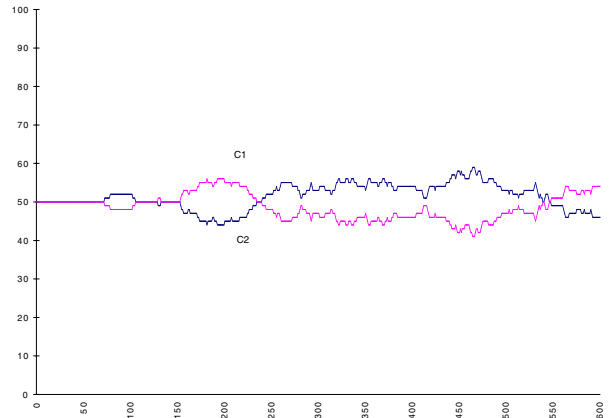
**Figure 5** — Exemple de jeu avec score. Compétition de deux conventions C1 et C2 dans une population de 100 agents. Au jeu 0, 50 agents utilisent C1 et 50 C2

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 "croyance" de l'interlocuteur dans le choix de cette convention. Dans le modèle d'imitation radicale 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.

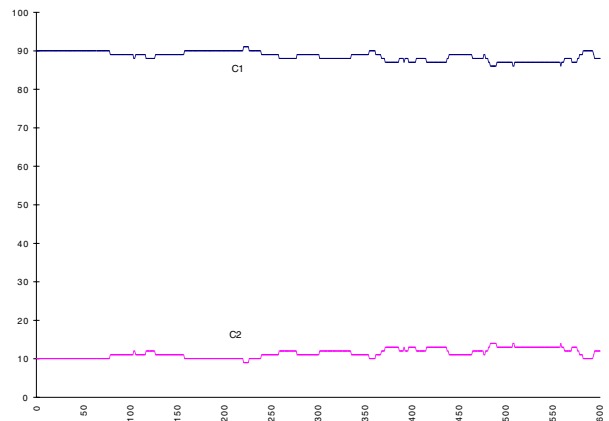
L'utilisation du score peut être interprétée comme une induction statistique de la diffusion des conventions dans la population. Dans ces conditions, la stratégie des agents utilisée dans ce jeu consiste à choisir le mot qui paraît le plus diffusé de leur point de vue.

### 2.3. Jeu 3: Choix probabilistes

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 choisit 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. Nous commençons avec le même type de population qu'avec le jeu 2. Un exemple d'évolution est donné par la figure 6.



**Figure 6** — Exemple de jeu avec choix probabiliste. Compétition de deux conventions C1 et C2 dans une population de 100 agents. Au jeu 0, 50 agents utilisent C1 et 50 C2



**Figure 7** — Exemple de jeu avec choix probabilistes. Compétition de deux conventions C1 et C2 dans une population de 100 agents. Au jeu 0, 90 agents utilisent C1 et 10 C2

Nous voyons que, 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. 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 7 montre un exemple d'évolution dans ces conditions. A nouveau, la distribution initiale tend à être conservée.

### 2.4. Comparaisons et conclusions

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 certain

temps et les dynamiques du jeu 3 tendent au contraire à conserver la distribution initiale. Nous avons comparé les vitesses de convergence des jeux 1 et 2 en mesurant, pour des populations de différentes tailles, le nombre de jeux nécessaires pour atteindre la dominance d'une des conventions sur l'autre. Les résultats présentés sur la figure 8 sont les moyennes des temps de convergence sur 1000 jeux. Les pentes des droites sur ce diagramme sont 2,03 pour le jeu 1 et 1,40 pour le jeu 2. On retrouve le résultat quadratique attendu pour la marche aléatoire.

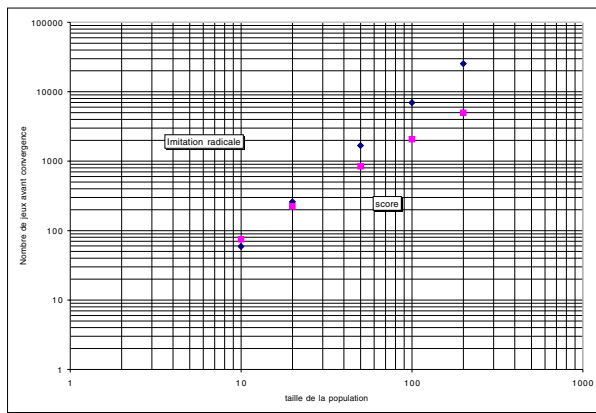


Figure 8 — Diagramme log-log de comparaison des temps de convergence pour les jeux 1 et 2

Nous concluons de cette étude que l'utilisation d'un simple mécanisme de score associé au choix de la convention ayant le score le plus élevé permet de créer une boucle de rétroaction positive qui amène rapidement une convention à dominer l'autre.

### 3. Lexiques auto-organisés

Chaque agent est maintenant caractérisé par une mémoire associative, sous la forme d'un tableau à double entrées associant un ensemble de mots à un ensemble 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 représenté ci-dessous:

Tableau 1 — Exemple de lexique simple

	mot 1	mot 2
sens 1	12	4
sens 2	3	5

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.

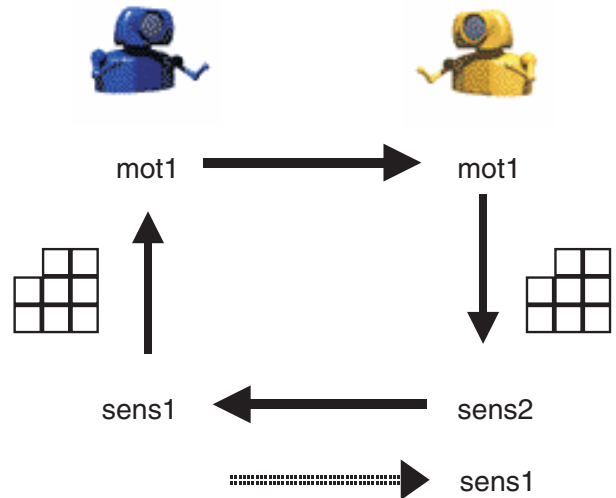


Figure 9 — Interaction avec mémoire associative

Dans cette section, 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 associées à ce sens sont sélectionnées (une ligne dans la matrice) et l'association avec le plus grand score est choisie. De la même manière pour décoder un mot, les associations associées à ce mot sont sélectionnées (une colonne dans la matrice) et l'association avec le plus grand score est choisie.

Nous pouvons avoir une vue synthétique du comportement en calculant les matrices de codage et de décodage global de la population. La matrice de codage se calcule en comptant pour chaque sens, le nombre d'agents qui utilise 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. Un exemple de matrice de codage et de décodage pour une population de 20 agents est présenté dans les tableaux suivants.

Tableau 2 — Matrice de codage pour 20 agents

	mot 1	mot 2
sens 1	14/20	6/20
sens 2	4/20	16/20

Tableau 3 — Matrice de décodage pour 20 agents

	sens 1	sens 2
mot 1	12/20	8/20
mot 2	9/20	11/20



Nous pouvons, à partir de ces matrices, calculer le succès théorique en communication (voir à ce propos Oliphant et Batali, 1996). Pour une communication concernant un sens donné  $s$ , la probabilité de succès est 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 suivante où  $S$  est le nombre de sens utilisés par les agents.

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

Quand  $ST=1$ , nous pouvons affirmer que toutes les communications conduisent à des succès. Nous choisissons donc ce critère, comme test d'arrêt de nos simulations. Nous allons étudier différents moyens d'atteindre cet état dans une population de 5 agents dont les scores des différentes associations sont initialement 0 ou 1.

### 3.1. Imitation

Le premier jeu, inspiré de notre étude à la section précédente sur la propagation d'une convention, est un simple jeu d'imitation. Il suppose que l'interlocuteur 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.

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 ( $ST=1$  (par non convergence nous entendons toujours: non convergence en moins de 50000 jeux).

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.

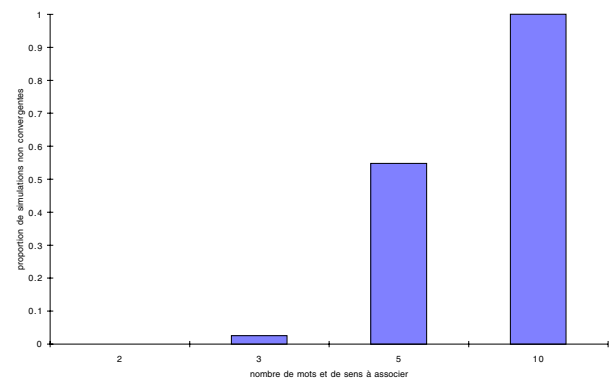
Ces résultats s'expliquent par le fait que rien ne pousse le système vers l'établissement d'un ensemble de conventions permettant effectivement la communication. Chaque agent se contente de copier le comportement de ces congénères sans jamais se préoccuper du fait que ces conventions soient efficaces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

### 3.2. Adaptation

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

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. Notons que cette stratégie ne suppose plus que l'interlocuteur connaisse le sujet de l'interaction.

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 10.



**Figure 10** — Jeu 2: Proportion de simulations non convergentes en fonction du nombre de mots et de sens à associer sur 1000 simulations

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 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.

### 3.3. Inhibition latérale

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 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

**Tableau 3** — Matrice de changement de score avec inhibition latérale dans le cas d'un succès de l'association (sens3 - mot3)

	mot 1	mot 2	mot 3	mot 4
sens 1		- $\delta$		
sens 2		- $\delta$		
sens 3	- $\delta$	+ $\delta$	- $\delta$	- $\delta$
sens 4		- $\delta$		

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.

### 3.4. Grand nombre de mots

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 qui suivent, nous considérons que les agents disposent d'un nombre de mots au moins cinq fois supérieur au nombre de sens qu'ils ont à exprimer.

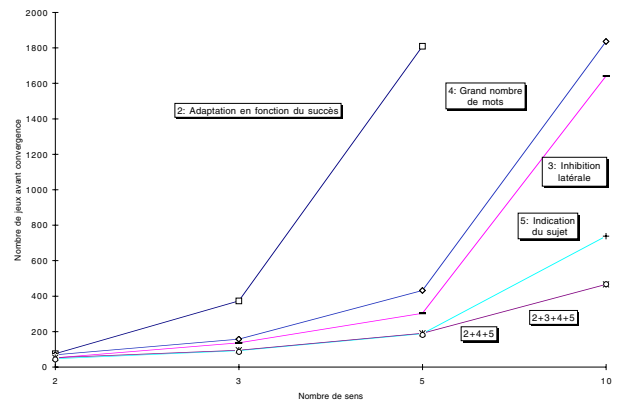
### 3.5. Indication du sujet

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.

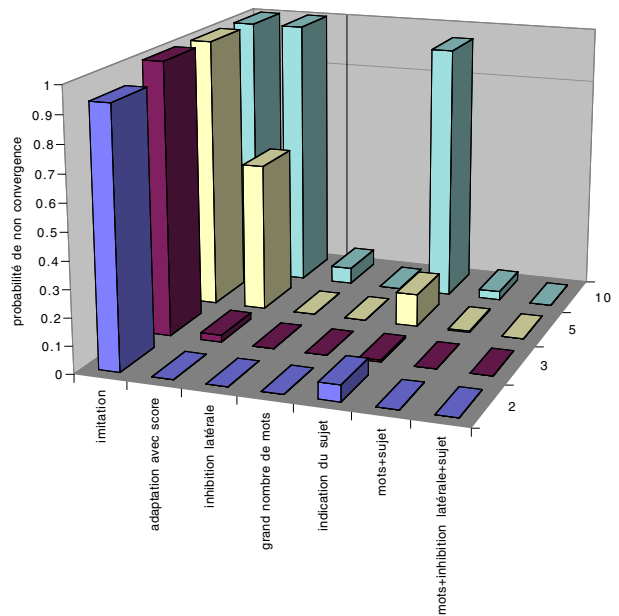
### 3.6. Comparaisons

La figure 11 compare les différents temps moyens de convergence pour les différentes stratégie d'adaptation. La figure 12 compare les probabilités de non convergence. Nous pouvons déduire de l'étude de ces deux diagrammes les conclusions suivantes:

- 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.



**Figure 11** — Comparaison des temps moyen de convergence en fonction du nombre de sens à exprimer pour différentes stratégies d'adaptation. Chaque moyenne est calculée sur 1000 jeux.



**Figure 12** — Comparaison des probabilités de non convergence en fonction du nombre de sens à exprimer pour différentes stratégie d'adaptation. Chaque probabilité est calculée sur 1000 jeux

- 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.

- L'indication du sujet permet d'augmenter 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

- 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 terme de temps de convergence. Par contre certaines simulations ne convergent 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 nécessaires.

### 3.7. Conclusions

Dans cette section nous avons montré quelles sont les stratégies adaptatives que doivent posséder les agents d'une population pour qu'émerge un lexique conventionnel permettant une communication parfaite entre tous les agents. La section suivante étudie les caractéristiques dynamiques de l'architecture que nous avons choisie.

## 4. Dynamiques lexicales

Dans cette section nous étudions les dynamiques lexicales obtenues avec l'architecture que nous avons construite dans la section précédente.

### 4.1. Succès, cohérence et diagramme de compétition

Pour évaluer l'état du lexique construit par les agents, des mesures macroscopiques doivent être définies. Une de ces mesures est le succès théorique introduit dans la section précédente, ou le succès moyen calculable au moment de l'expérience. Mais le succès en communication ne donne pas d'indications sur le fait que les agents ont convergé vers un lexique unique : un agent peut comprendre que le mot "GU" désigne le sens 1 mais préférerait utiliser "BAGO" pour exprimer ce sens s'il était locuteur. Une seconde mesure, la cohérence, évalue donc la moyenne pour chaque sens de la proportion d'agents qui ont adopté le mot dominant. Elle peut être calculée de façon théorique à partir des matrices de codage et de décodage introduite dans la section précédente, ou expérimentalement en mesurant les utilisations effectives de chaque mot au cours de l'expérience. La figure 13 montre l'évolution du succès moyen et de la cohérence théorique pour une population de 400 agents nommant 10 sens.

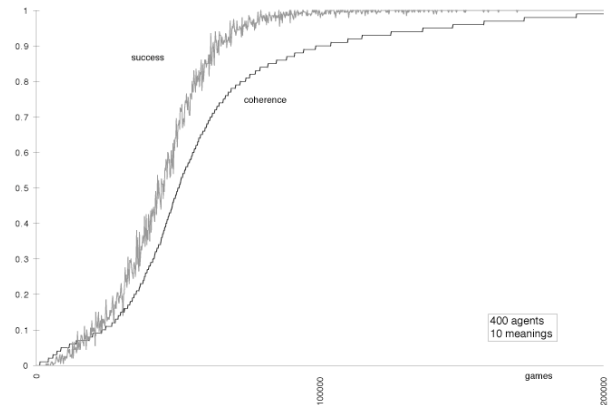


Figure 13 — 400 agents convergent vers un lexique cohérent

Pour analyser l'évolution plus en détail, la figure 14 nous montre un diagramme de compétition entre différents mots pour exprimer un sens donné. Le diagramme montre le score moyen renormalisé des associations sens-mot pour le même sens. La rétroaction positive conduit rapidement le mot ("GU") à devenir dominant dans la population.

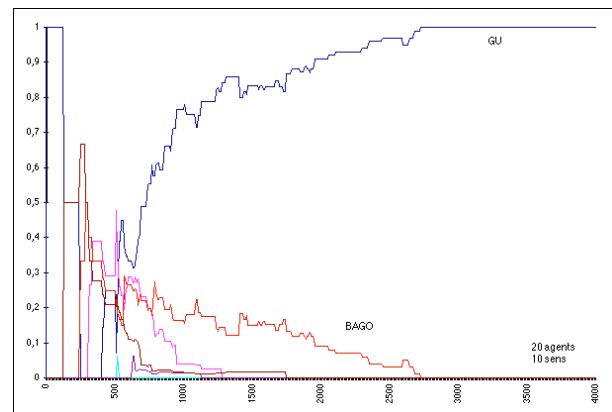
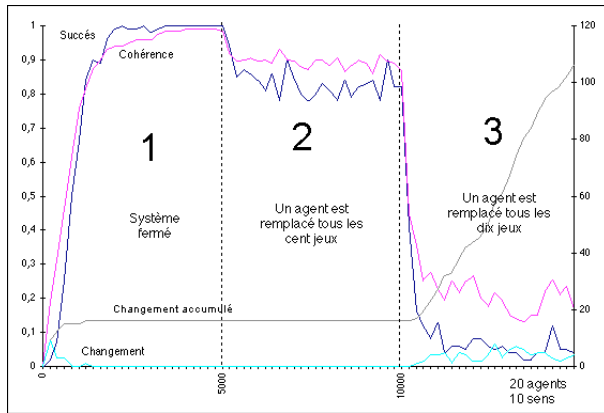


Figure 14 — Diagramme de compétition pour le mot "GU"

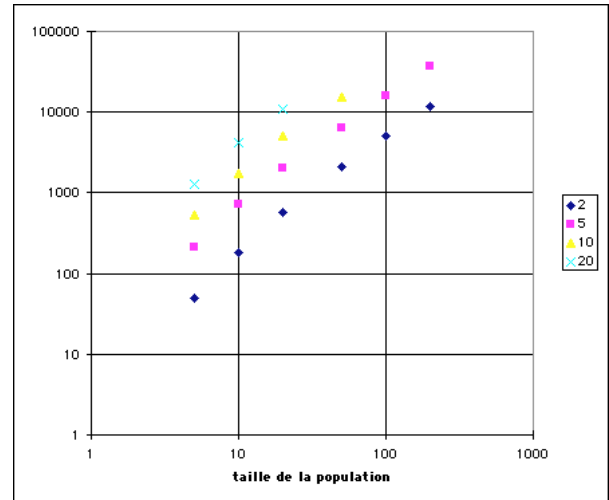
Enfin, il est intéressant de voir si le lexique préféré de la population varie au cours du temps. Il est aisé de définir la distance entre deux lexiques en comparant pour chaque sens le mot préféré. Le changement lexical est défini comme la distance entre le lexique actuel et le lexique lors de la dernière mesure. La figure 15 montre l'évolution de ces différentes mesures d'abord pour une population fermée d'agents, puis pour une population renouvelée au cours du temps. Le graphe montre que même au sein d'une population qui évolue un lexique cohérent peut se maintenir grâce aux boucles de rétroaction. Le lexique est transmis d'une génération à l'autre sans modification. Toutefois si le renouvellement de la population est trop rapide, maintenir le lexique



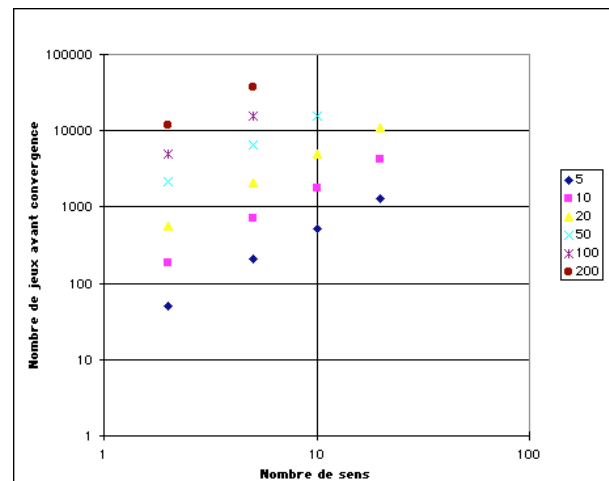
**Figure 15** — Une fois formé, un lexique peut rester stable même lorsque des agents rentrent et sortent de la population. Ce graphe montre l'évolution du succès, de la cohérence et du changement lexical. Dans la première phase, un lexique se forme dans la population fermée. Dans la seconde phase, la population est renouvelée régulièrement (un nouvel agent sans lexique remplace un ancien agent tous les 100 jeux) : le lexique est transmis d'une génération à l'autre sans évolution. Dans la troisième phase le flux est dix fois supérieur et le lexique se désintègre. Le succès moyen tombe rapidement à un niveau très bas.

#### 4.2. Variation du temps de convergence en fonction de la population et du nombre de sens

Les figures 16 et 17 étudient la variation du nombre de jeux nécessaires avant convergence en fonction de la taille de la population et du nombre de sens à exprimer. Chaque point est une moyenne sur mille jeux, le critère d'arrêt étant toujours un succès théorique égal à 1. Nous noterons que la pente de 1,46 de la figure 16 est à rapprocher de celle obtenue pour la figure 8 avec les modèles simples de diffusion de convention. Dans les deux cas, c'est la même dynamique basée sur une boucle de rétroaction positive qui assure la cohérence du lexique.



**Figure 16** — Diagramme log-log de la variation du temps de convergence en fonction du nombre d'agents dans le cas où les agents doivent exprimer 2, 5, 10 ou 20 sens différents. La moyenne des pentes est 1,46.



**Figure 17** — Diagramme log-log de la variation du temps de convergence en fonction du nombre de sens pour des populations de 5, 10, 20, 50, 100 et 200 agents. La moyenne des pentes est 1,30.

### 5. Stochasticité et dérive naturelle

Toutes les dynamiques que nous avons analysées jusqu'à présent conduisent une population d'agents à former un lexique cohérent et stable dans le temps. Dans cette section nous nous intéressons à un phénomène d'évolution lexicale spontanée due à la présence de facteurs stochastiques. Il s'agit d'une évolution, non dirigée par des raisons fonctionnelles et indépendante de la diffusion spatiale. Cette évolution est observée quand le système subit conjointement deux types de perturbations : la présence de stochasticité durant les diverses étapes de l'interaction et d'un flux d'agents qui rentrent et quittent le système.

### 5.1. La stochasticité et les variations inter-individuelles

En 1997, Paul Vogt et Luc Steels travaillaient sur l'implémentation du modèle étudié dans les deux sections précédentes sur des agents robotiques autonomes (Steels et Vogt, 1997, Vogt, 1997). Dans ce cas les agents développent un lexique partagé au sujet de leur expériences sensori-motrices. Le travail avec les robots a mis en lumière les difficultés engendrées par la présence de bruit aux différentes étapes de l'interaction. Souvent, un mot déformé était interprété comme un nouveau mot. De même, la faible fiabilité des informations non verbales (pour pointer un objet en particulier) amenait les agents à développer des associations incohérentes.

Un nouveau modèle a donc été élaboré (Kaplan *et al.*, 1998). Ce modèle simule la présence de stochasticité au cours de l'interaction. Par stochasticité, nous entendons un ensemble d'erreurs imprédictibles. Un message peut être altéré durant sa production ou sa transmission. Une information extra-linguistique (comme une indication gestuelle) peut être imprécise ou erronée. Pour continuer à communiquer en présence de stochasticité, les agents sont désormais tolérants à un certain niveau d'erreurs.

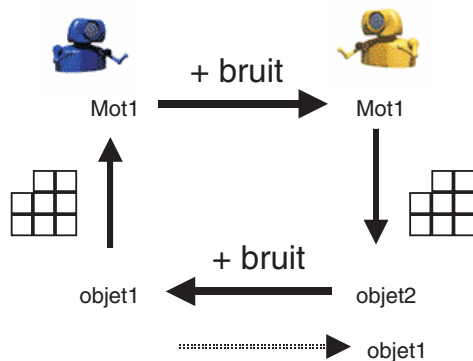


Figure 18 — Interaction bruitée

Ce modèle a donné de bonnes performances aussi bien avec les agents robotiques qu'en simulation (Steels et Kaplan, 1998b). Mais il est également cause d'un effet secondaire intéressant. Le lexique construit collectivement n'est plus complètement cohérent: des variations d'un même mot sont maintenues pour chaque sens. La figure 19 montre que tant que les agents sont tolérants aux variations de forme, 50 % des agents utilisent le mot BAVI et que 40 % utilisent le mot PAVI.

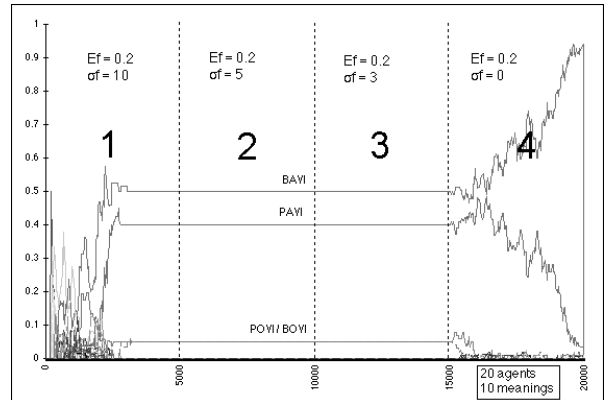


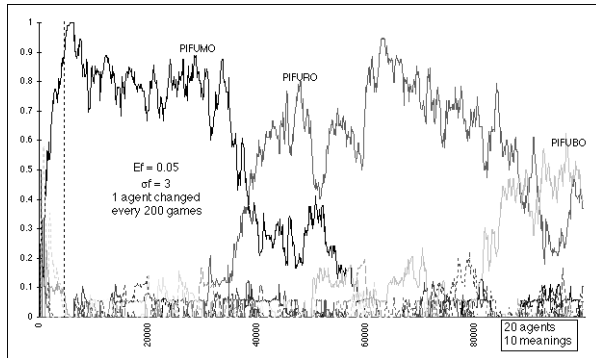
Figure 19 — Compétition entre différentes formes pour l'expression d'un sens en présence de stochasticité. La tolérance des agents est réduite au cours du temps. Quatre mots restent stables tant que le niveau de tolérance ne permet pas de les distinguer.

### 5.2. La dérive naturelle du lexique

Nous avons vu comment, une fois un lexique cohérent établi, la stochasticité naturelle pouvait introduire des variations inter-individuelles. Ceci n'est pas suffisant pour constater une évolution du lexique. Comment une association sens-mot utilisée de façon minoritaire mais maintenue au sein de la population peut-elle devenir dominante ? Le renouvellement progressif de la population dont nous avons vu précédemment qu'il ne suffisait pas seul à expliquer l'évolution lexicale semble jouer un rôle important lorsqu'il est associé à la stochasticité.

La figure 20 montre que si l'on introduit un renouvellement progressif de la population dans des conditions où les agents sont tolérants aux variations en présence de stochasticité, une évolution lexicale spontanée est constatée. Le mot PIFURO prend progressivement la place du mot dominant PIFUMO. Nous expliquons ce phénomène par le fait que de nouveaux agents arrivant dans la population peuvent dans certains cas apprendre la forme minoritaire pour l'expression d'un sens donné. Comme les agents sont tolérants aux variations de forme, le nouveau venu conserve cette forme mineure malgré le fait qu'une majorité d'agents utilisent une forme proche mais différente. Au fur et à mesure que les agents utilisant la forme majoritaire quittent la population, la forme minoritaire peut se propager chez les nouveaux récemment introduits.

Cette évolution, dans les conditions de l'expérience, n'est dirigée par aucune considération fonctionnelle. Nous la désignons comme dérive naturelle du lexique (Steels et Kaplan, 1998a, Kaplan, 1999a).



**Figure 20** — La stochasticité, la tolérance aux variations et le renouvellement de la population provoquent une évolution spontanée du lexique. Durant la première phase, un lexique émerge dans le cas idéal d'une population fermée et en absence de stochasticité. Au jeu 5000, pour faire face au faible niveau de stochasticité, les agents deviennent tolérants à de petites variations et la population commence à se renouveler. Un mot ("PIFURO") prend progressivement la place du mot dominant ("PIFUMO").

### 5.3. Conclusion

Le phénomène de "dérive naturelle du lexique" observé sur ce modèle peut être expliqué par les quatre facteurs dynamiques suivants :

(1) un lexique cohérent peut se former grâce à la présence de boucles de rétroaction positive entre le choix d'une association sens-mot et le succès dans son utilisation, (2) la stochasticité naturelle présente à tous les stades de la communication est une source d'innovation lexicale (nouveau sens, nouvelles formes, nouvelles associations), (3) pour faire face à la stochasticité, il est nécessaire d'être tolérant à un certain niveau d'erreur lors des communications, ce qui introduit comme effet secondaire une variation inter-individuelle dans la population, enfin (4) le renouvellement progressif de la population permet à certaines associations minoritaires de devenir dominantes.

Cette évolution est spontanée et non dirigée par des pressions fonctionnelles. Ceci n'exclut cependant pas que nous puissions appliquer des pressions fonctionnelles extérieures, dirigeant ainsi la dynamique. Dans l'expérience que nous avons présentée, les mots étaient tous de taille constante, générés aléatoirement parmi un répertoire de syllabes. Si nous levions cette contrainte et introduisions la possibilité d'avoir des mots de taille variable, les mots de trop grande taille (souvent altérés par les facteurs stochastiques) et de trop petite taille (faciles à confondre les uns avec les autres) seraient naturellement écartés du lexique global.

Dès lors que les conditions sont réunies, un phénomène de "dérive naturelle" peut donc intervenir, générant ainsi une variabilité constante dans des lexiques a priori

stables, et permettant une réorganisation plus efficace s'il y a lieu.

## 6. Coévolution entre lexicalisation et catégorisation

### 6.1. Un nouveau jeu

Dans cette section, nous complexifions l'architecture des agents et augmentons grandement le réalisme de l'interaction. Une scène virtuelle est maintenant présentée aux deux agents. Cette scène comporte des formes géométriques simples (carré, rond, triangle) de couleurs différentes. Chaque forme est caractérisée par 8 valeurs : couleurs (canaux R G B), niveau moyen de gris (canal GRAY), position (canaux HPOS et VPOS). L'ensemble des objets et les données les concernant constituent le *contexte*. Ce contexte est partagé par les deux agents. Le locuteur choisit un objet dans ce contexte : c'est le *sujet* de l'interaction.

Le locuteur donne un indice linguistique à l'interlocuteur afin qu'il identifie le sujet par rapport aux autres objets du contexte. Par exemple, si le contexte contient [1] un carré rouge, [2] un triangle bleu, [3] un cercle vert, le locuteur peut alors dire quelque chose comme "le rouge" pour identifier [1]. Si le contexte contient aussi un triangle rouge, il doit être plus précis et dire quelque chose comme "le carré rouge". Bien sûr, les agents utilisent toujours des mots artificiels créés par eux. Par exemple, un agent pourra dire "Malewina" pour signifier [EN-HAUT A-GAUCHE NIVEAU-ELEVE-DE-ROUGE].

A partir de cet indice linguistique, l'interlocuteur essaie de deviner quel est le sujet choisi par le locuteur. Il lui indique son choix en pointant vers un des objets. Dans ce modèle cette étape est non ambiguë. Le jeu est un succès quand l'interlocuteur a deviné juste. C'est un échec si l'interlocuteur pointe vers un autre objet du contexte, ou si un des deux agents n'a pas été capable de réaliser une des étapes précédentes du jeu. Dans le cas d'un échec, le locuteur indique à l'interlocuteur, de façon extra-linguistique, le sujet qu'il voulait désigner et les deux agents adaptent leur structures internes afin d'être efficaces dans les jeux futurs.

L'architecture des agents est constituée par deux composants: [1] un module de conceptualisation qui permet la catégorisation du monde perçu et la recherche d'un référent dans l'image et [2] un module de verbalisation permettant d'associer une forme verbale à un concept et d'interpréter une forme pour reconstruire son sens. Les agents commencent sans lexique ni ontologie préconstruite. Une ontologie partagée et un lexique doivent donc émerger au cours d'un processus d'auto-organisation. Les agents construisent, étendent et adaptent leur ontologie et leur lexique, au fur et à mesure qu'ils participent à des jeux de langage.

## 6.2. Le module de conceptualisation

Les "sens" sont des catégories qui permettent de distinguer le sujet des autres objets du contexte. Les catégories sont organisées en arbres de discrimination (figure 21) dans lesquels chaque noeud contient un discriminateur capable de filtrer l'ensemble des objets en un sous-ensemble qui satisfait une certaine contrainte. Par exemple, il peut exister un discriminateur basé sur la position horizontale (HPOS) du centre d'un objet (normalisée entre 0.0 et 1.0) qui classe les objets du contexte en deux sous-ensembles: l'ensemble "gauche" quand  $HPOS < 0.5$  (que nous designerons par [HPOS-0.0,0.5]) et l'ensemble droit quand  $HPOS > 0.5$  ([HPOS-0.5,1.0]). Des sous-catégories supplémentaires sont créées en sub-divisionnant la région de chaque catégorie. Par exemple, la catégorie "très à gauche" (ou [HPOS-0.0,0.25]) s'applique aux objets dont la valeur HPOS est dans la région [0.0, 0.25].

Un ensemble de catégories distinctives est trouvé en filtrant les objets du contexte en partant du sommet de chaque arbre de discrimination de façon à isoler uniquement le sujet. Il est, par exemple, possible que l'ensemble ([HPOS-0.5,1.0] et [VPOS-0.0, 0.25]) identifie le sujet sans ambiguïté car aucun autre objet du contexte n'a de valeur dans le domaine ainsi défini. Souvent, il y a plus d'une solution possible mais toutes les solutions sont transmises au module de verbalisation.

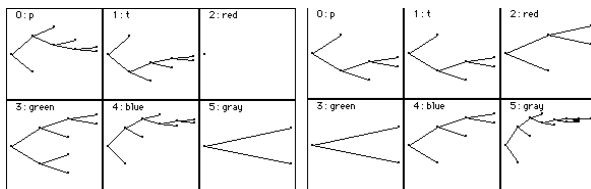


Figure 21 — Les arbres de discrimination de deux agents.

Les arbres de discrimination de chaque agent sont formés en utilisant des dynamiques de croissance et d'élagage couplées avec l'environnement. Les arbres de discrimination croissent de façon aléatoire par l'addition de nouveaux noeuds subdivisant les régions de catégories existantes. Les différents noeuds des différents arbres sont en compétition les uns avec les autres. L'utilisation et le succès de chaque noeud sont mesurés et les noeuds non pertinents pour les environnements rencontrés par les agents sont élagués. De plus amples détails au sujet des jeux de discrimination peuvent être trouvés dans (Steels, 1997a)

## 6.2. Le module de verbalisation

Le lexique de chaque agent consiste en une mémoire associative du type de celles étudiées aux sections précédentes où sont rangées des associations entre des formes (ici des mots) et des sens (ici des catégories

simples). Chaque association a un score. Les mots sont des combinaisons aléatoires de syllabes.

Quand un locuteur doit exprimer une catégorie, il sélectionne tous les mots associés à cette catégorie, les ordonne et choisit celui avec le score le plus élevé pour le transmettre à l'interlocuteur (Il peut également utiliser une combinaison de plusieurs mots voir (Van Looveren 1999)).

Quand l'interlocuteur doit interpréter un mot, il sélectionne tous les sens possibles de ce mot et teste ceux qui sont utilisables dans le présent contexte, i.e. ceux qui identifient un référent unique. Parmi ceux-ci, l'interlocuteur choisit celui avec le score le plus élevé.

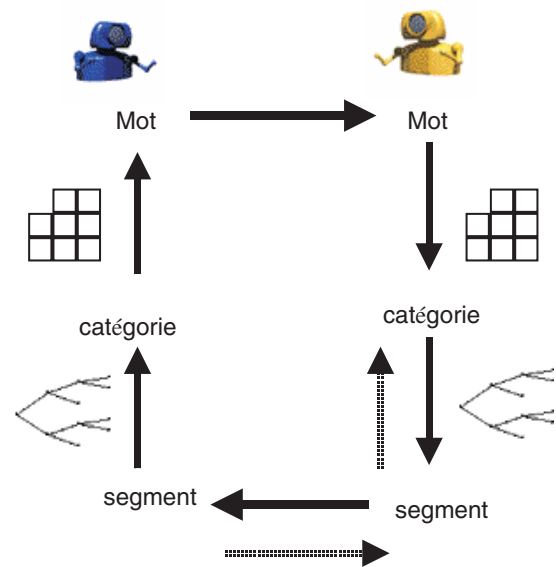


Figure 22 — Interaction avec catégorisation et verbalisation

En fonction du résultat du jeu, le locuteur et l'interlocuteur modifient le score de certaines associations. Quand le jeu est un succès, ils augmentent chacun le score de leur association gagnante et diminuent celui des associations en compétition, implémentant ainsi un processus d'inhibition latérale. Quand le jeu est un échec, chacun diminue le score de l'association qu'il a utilisée. De nouvelles associations peuvent être mémorisées. Un locuteur crée un nouveau mot quand il n'a pas encore de mot pour le sens qu'il veut exprimer. Un interlocuteur peut rencontrer un nouveau mot qu'il n'a jamais entendu auparavant et dans ce cas, créer une nouvelle association entre ce mot et son sens probable. Pour déterminer ce sens, l'interlocuteur utilise d'abord l'information extralinguistique donnée par le locuteur pour identifier le référent et catégorise ce dernier en utilisant ces propres arbres de discrimination.

Le module de conceptualisation propose plusieurs solutions au module de verbalisation qui choisit de

agents mesurent le succès de chaque catégorie dans le jeu et utilisent ce score pour diriger les dynamiques de croissance et d'élagage. Le lexique, dans ces conditions, influence de façon forte la forme des ontologies créées par les agents. Les deux modules sont couplés structurellement et se coordonnent en l'absence d'un coordinateur central (figure 22).

#### 6.4. Exemples

Nous commencerons par un jeu de langage tout simple. Le locuteur, a1, a choisi comme sujet un triangle placé en bas de la scène. Il n'y a qu'un autre objet dans la scène, un rectangle, en haut. Dans ces conditions, la catégorie [VPOS-0.0,0.5]\_a1, qui est valide quand la position verticale VPOS < 0.5, est applicable pour le triangle mais pas pour le rectangle. Si l'on suppose que a1 a une association dans son lexique entre [VPOS-0.0,0.5]\_a1 et le mot "lu", alors a1 sélectionne cette association et transmet le mot "lu" à l'interlocuteur qui est l'agent a2.

Si l'on suppose maintenant, que a2 a rangé dans son lexique une association entre "lu" et [R-0.0,0.5]\_a2, il fait l'hypothèse que le sens de "lu" est [R-0.0,0.5]\_a2. Quand il applique cette catégorie à la scène, autrement dit quand il filtre les objets de la scène dont le niveau dans le canal rouge (R) n'est pas dans la région [0.0,0.5], il sélectionne un objet unique, le triangle. Ainsi a2 conclut qu'il s'agit du sujet de l'interaction et pointe vers lui. Le locuteur reconnaît que l'interlocuteur a désigné le bon objet et le jeu est un succès.

Ce jeu illustre une situation dans laquelle le locuteur et l'interlocuteur identifient le même référent avec deux sens différents. Le locuteur utilise la position verticale et l'interlocuteur utilise le niveau du canal rouge dans l'espace RGB.

Dans ce deuxième exemple, le locuteur est à nouveau a1 et utilise la même catégorie et le même mot pour désigner le triangle. Mais l'interlocuteur, a3, interprète "lu" dans des termes de position horizontale [HPOS-0.0,0.5]\_a3 (partie gauche de la scène). Comme plusieurs objets dans la scène satisfont à cette catégorie, l'interlocuteur est incapable d'identifier un objet unique. Le locuteur pointe alors vers le sujet et l'interlocuteur crée une nouvelle association entre "lu" et [VPOS-0.0,0.5]\_a3. Cette association sera dès lors en compétition avec celle qu'il a déjà.

Le tableau 4 montre une partie du vocabulaire d'un agent après 3000 jeux de langage. Le score de chaque association est également indiqué.

Nous voyons dans cette table que pour certains sens (par exemple [R-0.0,0.125]), une forme unique "wovota" s'est clairement imposée. Pour d'autres sens, comme [GRAY-0.25,0.5], un mot était connu mais n'est plus désormais utilisé. Pour des sens comme [VPOS-

et "zuga". De même, certains mots comme "zafe" peuvent avoir deux sens différents [VPOS-0.0,0.25] et [G-0.5,1.0].

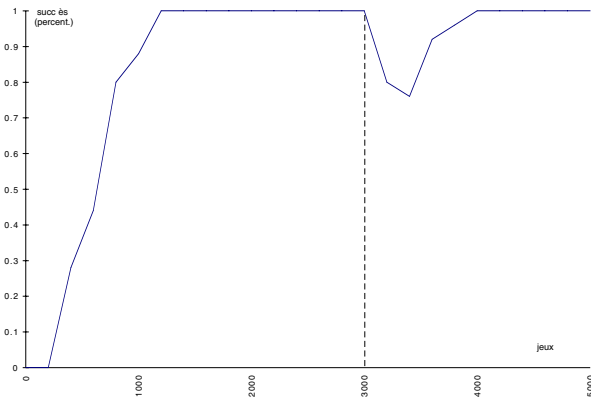
**Tableau 4** — Vocabulaire d'un agent après 3000 jeux

Forme	Sens		Forme	Sens	
wovota	[R-0.0,0.125]	1.0	sogavo	[G-0.5,1.0]	0.0
tu	[GRAY-0.25,0.5]	0.0	naxesi	[G-0.5,1.0]	0.0
gorepe	[VPOS-0.0,0.5]	0.3	ko	[G-0.5,1.0]	0.0
zuga	[VPOS-0.0,0.5]	0.1	ve	[G-0.5,1.0]	0.0
lora	[VPOS-0.25,0.5]	0.1	migine	[G-0.5,1.0]	0.0
wovota	[VPOS-0.25,0.5]	0.2	zota	[G-0.5,1.0]	0.9
di	[VPOS-0.25,0.5]	0.0	zafe	[G-0.5,1.0]	0.1
zafe	[VPOS-0.0,0.25]	0.2	zulebo	[HPOS-0.0,1.0]	0.0
wowore	[VPOS-0.0,0.25]	0.9	xi	[HPOS-0.0,1.0]	0.0
mifo	[HPOS-0.0,1.0]	1.0			

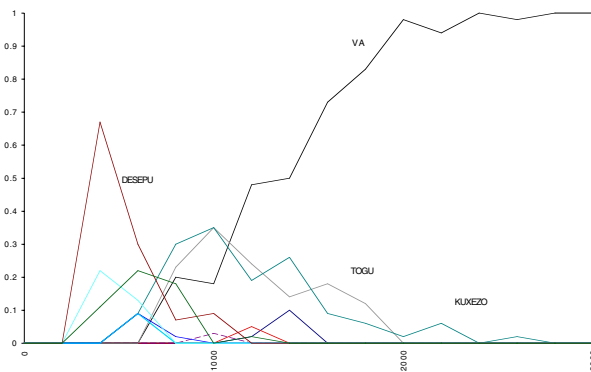
#### 6.5 Dynamiques de coévolution entre catégorisation et lexicalisation

Nous pouvons maintenant illustrer certaines dynamiques de ce nouveau jeu, lorsqu'il est joué par des agents qui interagissent dans un environnement virtuel partagé (voir également Steels et Kaplan, 1999a, 1999b, 1999c, 1999d). La figure 23 montre une série de 5000 jeux pour un groupe de 20 agents. 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. La figure RF 24 (Referent-Forme) montre clairement ce phénomène: le mot "va" devient dominant pour l'expression de ce référent. Comme dans les sections précédentes, cette suppression de la synonymie est due à l'inhibition latérale et à la boucle de rétroaction entre le succès d'une association et son utilisation dans les jeux futurs.



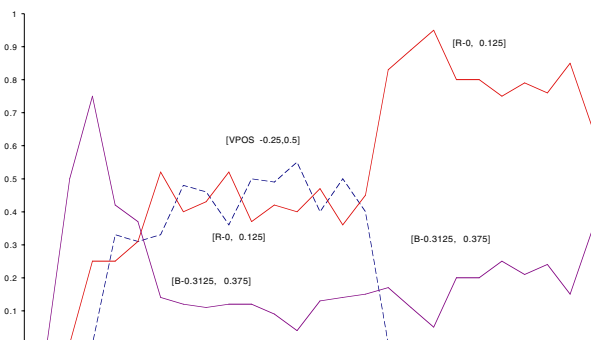


**Figure 23** — Evolution du succès moyen tous les 200 jeux sur une série de 5000 jeux avec 20 agents. Les agents atteignent un haut niveau de succès en environ 1000 jeux. Le changement dans l'environnement introduit au jeu 3000 provoque une chute temporaire du succès moyen.



**Figure 24** — Diagramme RF: évolution de la fréquence de toutes les formes utilisées pour le même référent en 3000 jeux de langage.

Quand nous étudions les différents sens du mot "va", grâce au diagramme FS (Forme-Sens) (figure 25), nous voyons de façon claire que même après 3000 jeux l'ambiguïté reste dans le langage. Trois sens stables de "va" ont émergé: [R-0,0.125], [B-0.3125,0.375], et [VPOS-0.25,0.5]. Ils sont tous aussi efficaces pour distinguer le sujet désigné par "va" et aucune situation pouvant lever cette ambiguïté ne s'est encore présentée.



**Figure 25** — Diagramme FS: évolution de la fréquence de la fréquence de tous les sens utilisés pour le même référent en 5000 jeux de langage. Une situation au jeu 3000 provoque la perte d'un des sens.

Au jeu 3000, l'environnement produit une scène dans laquelle une des catégories, qui était distinctive pour l'objet désigné par "va" n'est plus acceptable. Concrètement, nous avons, en tant qu'expérimentateurs, déplacé l'objet en question jusqu'à une position très proche d'un autre objet : la catégorie faisant intervenir la position verticale ne permet plus de les distinguer. La figure 23 montre que le succès chute (plusieurs communications ont été des échecs), puis remonte rapidement. Les échecs se produisent car "va" ne permet plus de sélectionner le bon objet pour les agents pour qui "va" est associé à [VPOS-0.25,0.5]: ils doivent adopter un nouveau sens pour "va" compatible avec la nouvelle situation. Le diagramme FS de la figure 25 montre que le sens [VPOS-0.25,0.5] a disparu. Les autres sens, correspondants à des informations sur les couleurs, sont encore possibles et non pas été affectés par le déplacement de l'objet.

## 6.6. Conclusions

L'approche que nous utilisons pour la formation de catégories du lexique est différente des méthodes plus traditionnelles inspirées de Quine (Quine, 1960). Quine suppose que les agents apprennent le sens des mots par des abstractions *inductives* successives à partir de situations au cours desquelles ils observent des relations particulières entre des objets et des mots. Les propriétés communes des référents constituent le sens d'un mot. Elles sont induites par l'étude des similarités sur de nombreux exemples. Ce point de vue est aussi sous-jacent dans les approches utilisant des réseaux de neurones pour l'acquisition d'un lexique (voir par exemple (Hutchins et Hazlehurst, 1995) ou (Regier, 1995)). Dans notre approche, au contraire, des agents inventent des mots et des sens au cours de jeux de langage, formulent différentes hypothèses sur le sens des mots utilisés par les autres et testent ces sens quand ils sont locuteurs. L'évolution vers une cohérence lexicale dans la population, où un mot est associé à un sens dominant et un sens est associé à un mot dominant, est un phénomène collectif dirigé par les réponses du système à de nouvelles situations où les différents sens d'un mot ne sont plus compatibles les uns avec les autres.

## 7. L'expérience des "Têtes parlantes"

Dans cette section, nous décrivons l'expérience "Têtes parlantes". Les agents sont par beaucoup de points comparables à ceux étudiés dans la section précédente. La différence principale est qu'ils sont incarnés dans des

robots et donc ancrés et situés physiquement dans le monde réel.



**Figure 26** — Les "Têtes parlantes" (plateforme d'Anvers)

supplémentaire qui se charge de traiter l'information visuelle provenant des caméras.



**Figure 27** — Les robots sont placés devant un tableau blanc magnétique avec des formes colorées

## 7.1. Une expérience ancrée et située

### 7.1.1. Description de la plate-forme robotique

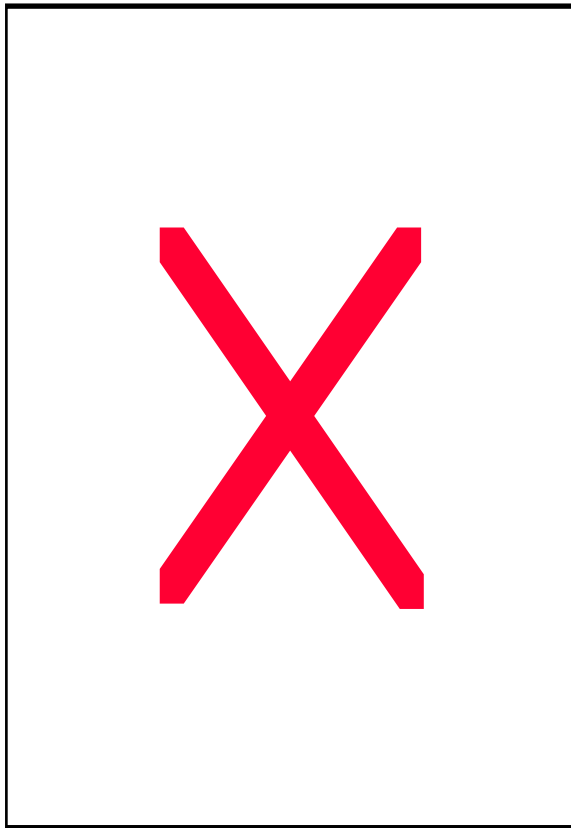
La plate-forme robotique utilisée dans les expériences de cette section consiste en un ensemble de "Têtes parlantes" connectées par l'Internet. Chaque Tête parlante est constituée d'une caméra SONY EVI-D31 pouvant bouger verticalement et horizontalement (figure 26), d'un ordinateur qui implémente les fonctions cognitives (perception, catégorisation, recherche dans le lexique, etc.), d'un écran présentant les états internes de l'agent chargé dans le corps de la "Tête parlante", d'un moniteur montrant la scène telle que la voit la caméra et des entrées et sorties audio. Un agent, chargé dans le corps "physique" d'une Tête parlante, peut se téléporter dans une autre Tête parlante connectée par l'Internet. Deux agents ne peuvent interagir ensemble que dans le cas où ils sont instanciés physiquement dans deux corps partageant un même environnement. La plate-forme contient également un commentateur artificiel qui décrit et commente l'évolution des dialogues ainsi qu'un ensemble de moniteurs permettant des statistiques sur les jeux et des mesures sur les ontologies et les langages des agents (succès moyen en communication, cohérence lexicale, taille moyenne des lexiques et des ontologies, etc.)

L'environnement partagé consiste en un tableau magnétique sur lequel différentes formes géométriques sont placées: des triangles, des cercles et des rectangles de différentes couleurs. La simplicité de cet environnement permet une étude plus facile des dynamiques complexes dans la population d'agents.

Chaque agent est doté d'une architecture similaire à celle de la section précédente, mais comme les agents ne peuvent plus partager directement la perception des objets du contexte ils sont dotés d'un module

### 7.1.2. Le module de perception et d'actuation

Les robots ne perçoivent le monde extérieur qu'à travers un certain nombre de senseurs. Au cours d'une interaction, une Tête parlante est amenée à disposer de trois types de données perceptives "brutes" : (1) Une image de 640x480 provenant de la caméra, (2) Une forme sonore, (3) La direction de sa caméra et de la caméra de l'autre Tête parlante (sous forme de couples pan-tilt). Chacune de ces données perspectives brutes subit une première forme d'analyse de bas niveau. L'image est divisée en différents segments selon un algorithme classique basé sur la couleur. Pour chacun de ces segments, six valeurs correspondant à six canaux perceptifs sont calculées : Les positions X et Y du centre de gravité du segment dans l'image, la surface du segment, la hauteur et la largeur du quadrilatère dans lequel le segment est inscrit, et trois valeurs caractérisant la couleur moyenne du segment correspondant aux canaux opposés Rouge-Vert, Jaune-Bleu et Blanc-noir. Les valeurs de position, de dimension et de surface sont ensuite réajustées de façon relative les unes par rapport aux autres. Sur le canal largeur, par exemple, le segment le plus large recevra la valeur 1 et le plus étroit la valeur 0.



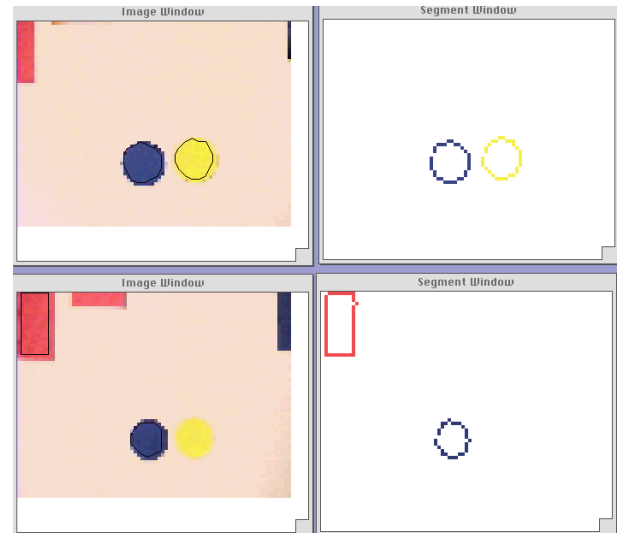
**Figure 28** — Interaction ancrée et située

Dans l'implémentation actuelle des Têtes parlantes, les formes sonores sont codées sont la forme de chaînes de caractères directement communicables entre agent (comme dans les modèles précédents). Il n'y a donc pas de traitement perceptif particulier pour cette étape. Ceci est le sujet de plusieurs recherches menées actuellement dans notre groupe.

A partir des directions absolues de chaque caméra, une Tête parlante est capable de pointer sa caméra vers la zone observée par l'autre caméra ou vers un segment particulier de l'image qu'elle perçoit. Inversement, elle est capable de reconnaître au sein de son image, le segment que semble pointer l'autre caméra. Les calculs nécessaires pour réaliser ces fonctions sont basés sur une calibration préalable des deux caméras.

La méthode utilisée pour l'analyse des directions des caméras ne permet d'obtenir que des résultats imparfaits. En pratique les zones du tableau vues par les deux caméras sont souvent un peu différentes. Par suite la segmentation de chaque Tête parlante peut légèrement varier. Un agent peut ainsi découper la scène en 6 segments et l'autre en 7. Il s'ensuit des ambiguïtés possibles sur le sujet de l'interaction ou même sur l'issue du jeu (voir par exemple figure 29). Nous essayons de réduire ces ambiguïtés au minimum en effectuant une bonne calibration des caméras, mais

elles sont caractéristiques du problème "Gavagai" tel qu'il se pose à deux humains voulant jouer le "guessing game".



**Figure 29** — Segmentation ambiguë. 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.

### 7.1.3. Influence du caractère ancré et situé de l'expérience

Des expériences pour montrer ce que le caractère ancré et situé de l'expérience change sur les dynamiques par rapport au modèle de la section précédente sont actuellement en cours. 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 la section 5.

Notre hypothèse est que cette différence perceptive entre les agents plus qu'une entrave dans la communication des deux agents, joue un rôle primordial dans la qualité des ontologies et des lexiques émergents. Ce phénomène de réorganisation et d'affinement par le bruit, déjà constaté dans la sections 5 conduit ici à la création de catégories robustes. Les dynamiques devraient sélectionner automatiquement les mots correspondant à des catégories pouvant discriminer de façon efficace un objet quel que soit le point de vue l'agent ou les conditions précises d'illumination.

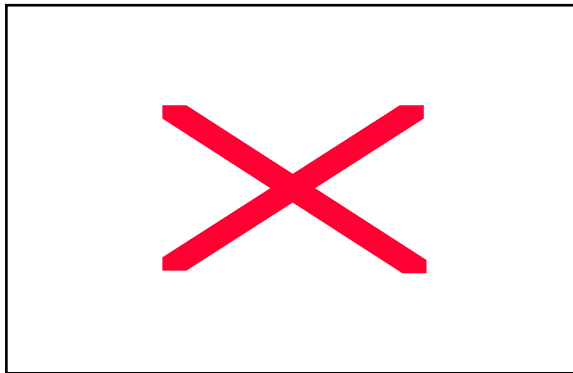
Cette hypothèse est testée au cours d'expériences "classiques" menées dans des conditions contrôlées au laboratoire et au cours d'une expérience à grande échelle : les "Têtes parlantes" en réseau. Nous

présentons dans les paragraphes qui suivent les premiers résultats de cette dernière expérience.

## 7.2. Les “ Têtes parlantes ” en réseau

### 7.2.1. L'Agent Teleporting Network

Une plate-forme munie d'un couple de “ Têtes parlantes ” peut permettre à plus de deux agents d'effectuer des interactions ancrées et situées. En effet, chaque agent logiciel peut s'incarner chacun à son tour dans une des caméras. Pendant que deux agents interagissent dans le “ monde réel ”, les autres attendent en mémoire dans l'ordinateur de la plate-forme.



**Figure 30** — L'ATN relie les sites de Paris, Bruxelles, Anvers et Tokyo au serveur central, qui contrôle le déroulement de l'expérience.

Durant l'été 1999, différents sites à travers le monde ont accueilli un couple de “ Têtes parlantes ”. Certains de ces sites seront dans des laboratoires, d'autres dans des lieux publics (en particulier les “ Têtes parlantes ” d'Anvers à l'occasion de l'exposition Laboratorium). Ces différents sites sont reliés à un serveur central par l'Internet.

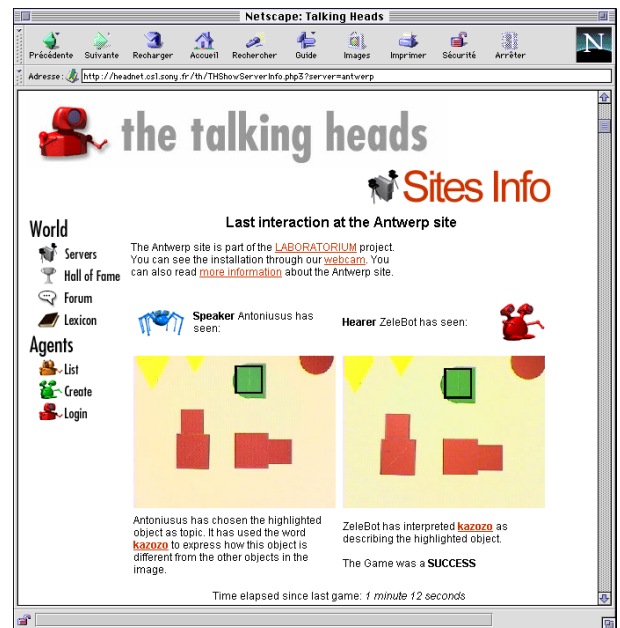
Chaque site relié à ce serveur fait partie de l'ATN (Agent Teleporting Network). Les agents peuvent se téléporter d'un site à l'autre par l'intermédiaire de ce serveur. Chaque site possède une “ salle d'attente ” pour stocker les agents en attendant qu'ils puissent participer à un jeu dans les robots (pour plus d'information sur l'ATN et la “ téléportation ” des robots voir (McIntyre *et al.*, 1999).

Ce système permet la mise en place d'une expérience à grande échelle. Comme nous l'avons vu dans la section 6, les changements dans l'environnement ont un rôle prépondérant sur les dynamiques lexicales et sur la cohérence du lexique émergent. L'Agent Teleporting Network offre aux agents de chaque site, la possibilité d'interagir dans des environnements variés où les sujets de conversation et les conditions d'observation peuvent différer de façon importante.

### 7.2.2. L'interface Web

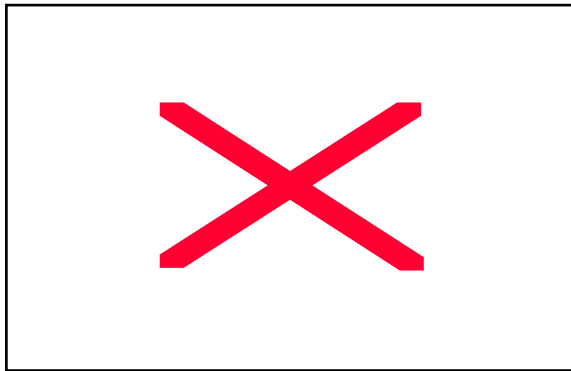
Une interface web (<http://talking-heads.csl.sony.fr>) permet de suivre l'évolution de cette expérience mondiale (figure 31). Divers outils d'analyses sont proposés. Les utilisateurs peuvent explorer le lexique collectif en construction en visualisant l'évolution des mots utilisés.

Chaque utilisateur peut également créer son propre agent et définir la succession des sites qu'il doit visiter. Une fois son parcours terminé, l'agent rentre sur le serveur central et son créateur peut inspecter l'état de son lexique, consulter des photographies des différentes interactions auxquelles il a participé et éventuellement influencer le vocabulaire de l'agent en suggérant ses propres mots pour les situations présentées. Ainsi le lexique global émergent sera un mélange de mots inventés par les agents et de mots suggérés par des humains.



**Figure 31** — L'interface Web permet de suivre l'évolution de l'expérience et de participer en créant ses propres agents.

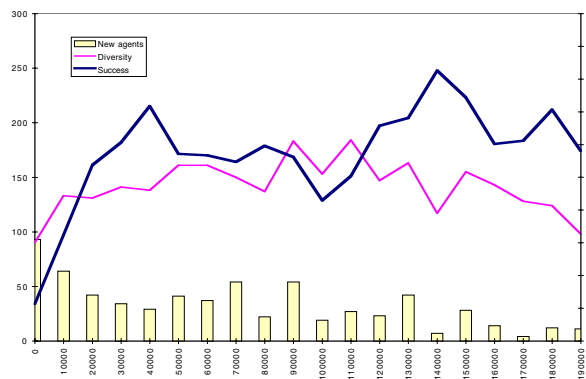
Ainsi, l'expérience des “ Têtes parlantes ” en réseau constitue un test des différentes dynamiques identifiées dans les sections précédentes mais aussi une première exploration de l'utilisation de tels systèmes dans le cadre d'interactions homme-machines.



**Figure 32** — En suggérant des mots à leurs agents, les utilisateurs peuvent influencer le lexique global émergent.

### 7.3. Résultats

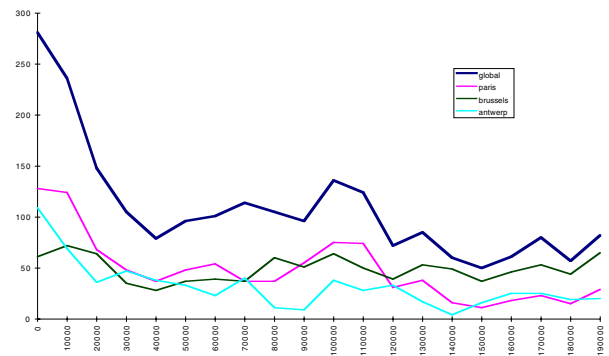
Les résultats présentés ici correspondent aux deux premiers mois de l'expérience des "Têtes parlantes" en réseau débutée le 24 Juin 1999. Durant ces deux mois 3 sites robotiques ont été actifs 24h/24h. Ils ont accueilli plus de 600 agents créés par des utilisateurs sur le web. Plus de 200 000 interactions ancrées ont été jouées. Plus de 6000 mots différents ont été créés et environ 250 catégories différentes ont été utilisées par les agents.



**Figure 33** — Evolution du succès durant l'expérience de l'été 1999. Le niveau moyen varie entre 50% et 80%. Les variations dépendent du flux de nouveaux agents (histogrammes), de la diversité des agents interagissant (population effective) et des variations de complexité des environnements.

La figure 33 montre l'évolution du succès moyen des interactions. Le succès varie entre 50% et 80%. A la différence de la plupart des systèmes étudiés dans les sections précédentes, l'expérience des "têtes parlantes" en réseau met en jeu un véritable système ouvert où de nouveaux agents sont constamment introduits dans le système et de nouvelles scènes sont régulièrement

présentées. Ceci explique les variations du niveau de succès. La figure 33 indique donc également, pour chaque échantillon, le nombre de nouveaux agents entrant dans le système et la diversité des agents (nombre d'agents différents). Cette dernière mesure représente la population effective des agents au cours de l'expérience. Lorsque cette population est importante, le succès tend à baisser.

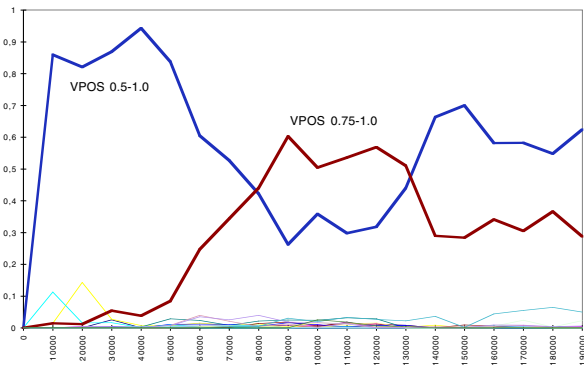


**Figure 34** — Evolution de la diversité des mots utilisés durant l'expérience de l'été 1999. La diversité des mots utilisés tend à décroître avec le temps pour se stabiliser autour d'un noyau comprenant moins d'une centaine de mots.

La figure 34 montre l'évolution de la diversité des mots utilisés durant l'expérience. Cette diversité tend à se réduire pour finalement se stabiliser autour d'un noyau comprenant moins d'une centaine de mots. Un examen plus attentif montre qu'un ensemble de dix mots seulement est utilisé dans plus de 80% des interactions. Ces mots correspondent à des catégories simples et robustes désignant les positions et les couleurs. Ce lexique de base est constitué par des mots inventés par les agents ("Kazozo" pour les objets verts, "Sesubipu" pour les objets à droite, etc.) et des mots de différentes langues introduits par des humains ("down" pour les objets en bas, "rouge" pour les objets rouges, etc.). Ce lexique de base est efficace pour identifier des formes géométriques simples dans les environnements utilisés durant les deux mois de l'expérience.

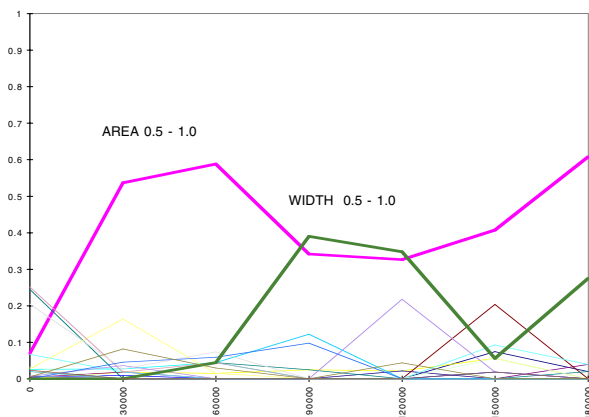
La figure 35 montre un intéressant phénomène d'évolution sémantique constaté plusieurs fois au cours de l'expérience. Le mot "down" a d'abord été majoritairement associé à la catégorie générale [VPOS 0.5-1.0], puis a pris un sens plus spécifique [VPOS 0.75-1.0]. Le mot "center" prit alors sa place pour désigner les objets de la moitié inférieure de la scène mais pas dans le quart le plus bas. Enfin nous avons réintroduit dans le dernier tiers de l'expérience, une grande simplification de l'environnement présenté au site de Paris. En conséquence, le sens général s'est vu de nouveau beaucoup utilisé et a pris l'avantage sur le sens

spécifique. Les deux sens, ne pouvant conduire à des ambiguïtés que dans des cas très particuliers, coexistent maintenant dans la population des agents. Notons que de tels phénomènes de spécialisation ont été observés dans les langues naturelles: le mot "girl" par exemple désignait dans un premier temps les enfants, quelque soit leur sexe.



**Figure 35** — Evolution des différents sens du mot "down". Dans une période intermédiaire le mot prend un sens plus spécifique et redevient général vers la fin de l'expérience.

La figure 36 montre l'évolution des sens associés au mot "bozopite". Comme dans le cas de "down", deux sens coexistent: [AREA 0.5 -1.0] et [WIDTH 0.5 -1.0]. Ces deux sens ne peuvent être facilement désambiguïsés car les objets "grands" sont souvent "larges". Notons également que en Anglais, le mot "large" désigne [de grande surface], alors qu'en Français il désigne [de grande largeur].



**Figure 36** — Evolution des différents sens du mot "bozopite". Deux sens coexistent, l'un désigne une grande surface, l'autre une grande largeur.

Nous voyons avec ces deux exemples qu'une polysémie minimale résiduelle est souvent observée malgré les dynamiques oeuvrant continuellement à la suppression des ambiguïtés polysémiques. Cette polysémie résiduelle caractérise les sens suffisamment proches pour qu'aucune situation ne conduise à la discrimination d'un segment par un des sens alors que l'autre sens identifie un autre segment. Une autre situation de polysémie résiduelle (non illustrée ici) caractérise les sens si différents qu'ils ne sont jamais utilisés dans le même contexte (exemple en langues naturelles: table à manger et table des matières).

## 8. Conclusions

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. Nous allons tenter de résumer les principaux résultats obtenus :

- La cohérence lexicale est assurée par un phénomène d'auto-organisation basé sur des boucles de rétroaction positive. Chaque nouvelle association créée par un agent est comme une hypothèse qui va être évaluée par son succès dans les interactions futures. Les hypothèses qui conduisent à des communications réussies sont renforcées, celles qui conduisent à des échecs sont inhibées. Au cours de ces interactions, chaque agent tente d'adapter son lexique pour qu'il soit plus proche du lexique global de la population. Tous les agents effectuant cette adaptation en parallèle, le lexique global lui-même se transforme pour se stabiliser quand tous les agents ont atteint un consensus. Le consensus est atteint car les dynamiques tendent à amplifier les petites différences de score entre hypothèses et ainsi empêcher les équilibres entre formes de se maintenir.

- Les perturbations au sens large (stochasticité dans l'obtention ou la transmission des informations, flux d'agents dans le système, etc.) jouent un rôle important en déstabilisant les hypothèses les moins adaptées à leur environnement. En présence de perturbations, les formes associées aux sens généraux et robustes s'appliquent dans plus de cas et sont donc privilégiées.

- Un flux d'agents dans le système amène le lexique global à devenir plus régulier. Comme le note également Kirby (Kirby, 1998), un système de communication "joue sa vie" à chaque génération. Quand de nouveaux agents rentrent dans le système, les systèmes les plus faciles à apprendre sont favorisés. Il y a donc une boucle de rétroaction positive sur la régularité du lexique. Les catégories les plus simples et "naturelles" pour les agents sont avantagées, les formes les plus faciles à traiter le sont également (mais ceci sera l'objet d'une autre étude)

— Suite aux trois points précédents, il n'est pas nécessaire d'avoir, au sein de chaque agent, des mécanismes explicites de généralisation ou d'induction pour la construction de sens. Nos modèles sont, en ce sens, très différents des systèmes à base de prototypes (Rosch, 1975) qui généralisent à partir d'un ensemble d'exemples. La généralisation est ici réalisée par les dynamiques lexicales collectives. Les sens se généralisent et se spécialisent de façon à être optimalement adaptés pour décrire l'environnement des agents.

— Malgré les dynamiques conduisant à la suppression de la polysémie, source d'ambiguïtés sémantiques, une polysémie résiduelle est observée. Elle caractérise un mot possédant des sens qui ne sont jamais "en concurrence" soit par qu'ils sont suffisamment proches, soit parce qu'ils s'appliquent dans des contextes suffisamment différents.

## 9. Remerciements

Une grande partie des recherches décrites dans cet article est le fruit de l'effort collectif d'une équipe de chercheurs aux laboratoires Sony CSL Paris et VUB AI Lab. Je tiens tout particulièrement à remercier Luc Steels, Angus McIntyre et Joris Van Looveren. Le site web [talking-heads.csl.sony.fr](http://talking-heads.csl.sony.fr) a été développé en collaboration avec Silvère Tajan et Alexis Agahi de la société foreCaast. Je remercie enfin Alexis Drogoul pour ses commentaires constructifs sur mon travail.

## Références bibliographiques

[Arita et Koyama, 1998] Arita, T. et Koyama, Y. (1998). Evolution of linguistic diversity in a simple communication system. In Adami, C., Belew, R., Kitano, H., et Taylor, C., editors, *Proceedings of Artificial Life VI*, pages 9--17. MIT Press.

[Asada et al., 1998] Asada, M., Kuniyoshi, M., Drogoul, A., Asama, H., Mataric, M., Duhaut, D., Stone, P., et Kitano, H. (1998). The robocup physical agent challenge: Phase 1. *Applied Artificial Intelligence Journal*, 2--3(12):251--265.

[Billard et Dautenhahn, 1997] Billard, A. et Dautenhahn, K. (1997). Grounding communication in situated, social robots. In *Toward Intelligent Mobile Robots*, Manchester.

[Bonabeau et Theraulaz, 1994] Bonabeau, E. et Theraulaz, G. (1994). *Intelligence collective*. Hermès, Paris.

[Casti, 1997] Casti, J.-L. (1997). *Would-be worlds: How simulation is changing the frontiers of science*. John Wiley et Sons, Inc., New York.

[Dawkins, 1976] Dawkins, R. (1976). *The selfish gene*. Oxford University Press.

[De Boer, 1997] De Boer, B. (1997). Self-organisation in vowel systems through imitation. In *Proceedings of ACL/EACL-97 SIGPHON workshop*. ACL.

[De Jong, 1999] De Jong, E. (1999). Autonomous concept formation. In *Proceedings of IJCAI 99*. p.344-349

[Dessalles, 1996] Dessalles, J.-L. (1996). *L'ordinateur génétique*. Hermès, Paris.

[Dessalles, 1998] Dessalles, J.-L. (1998). Altruism, status et the origin of relevance. In Hurford, J., Knight, C., et Studdert-Kennedy, M., editors, *Approaches to the Evolution of Language*. Edinburgh University Press, Edinburgh.

[Di Paolo, 1998] Di Paolo, E. (1998). An investigation into the evolution of communication. *Adaptive Behavior*, 2(6).

[Drogoul, 1994] Drogoul, A., editor (1994). *De la simulation multi-agents à la résolution collective de problèmes*. Thèse université Paris VI.

[Epstein et Axtell, 1995] Epstein, J. et Axtell, R. (1995). *Growing Artificial Societies: Social Science from the Bottom Up*. MIT Press, Cambridge, MA.

[Ferber, 1995] Ferber, J. (1995). *Les systèmes multi-agents: vers une intelligence collective*. InterEditions, Paris.

[Gilbert et Conte, 1995] Gilbert, N. et Conte, R. (1995). *Artificial Societies. The computer simulation of social life*. UCL Press.

[Hauser, 1996] Hauser, M. (1996). *The evolution of communication*. MIT Press, CA, MA.

[Hutchins et Hazlehurst, 1995] Hutchins, E. et Hazlehurst, B. (1995). How to invent a lexicon: the development of shared symbols in interaction. In Gilbert, N. et Conte, R., editors, *Artificial Societies: The Computer Simulation of Social Life*. UCL Press.

[Kaplan, 1998] Kaplan, F. (1998). Rôle de la simulation multi-agent pour comprendre l'origine et l'évolution du langage. In Barthès, J.-P., Chevrier, V., et Brassac, C., editors, *Systèmes multi-agents: de l'interaction à la socialité (JFIADSM98)*, pages 51--64. Hermes.

[Kaplan, 1999a] Kaplan, F. (1999a). La dérive naturelle du lexique. In *Colloque des jeunes chercheurs en sciences cognitives*.

[Kaplan, 1999b] Kaplan, F. (1999b). La simulation pour alimenter et organiser le débat sur l'origine du langage humain. In *Conférences des interprétations et interprétation des conflits. Journées de Rochebrune 1999: Rencontres interdisciplinaires sur les systèmes complexes naturels et artificiels*, pages 155--168. ENST 99 S001.

[Kaplan et al., 1998] Kaplan, F., Steels, L., et McIntyre, A. (1998). An architecture for evolving robust shared communication systems in noisy environments. In *Proceedings of Sony Research Forum 1998*, Tokyo.

- [Kirby, 1998] Kirby, S. (1998). Language evolution without natural selection: From vocabulary to syntax in a population of learners. A paraître dans *Evolution of Language 2*, Londres.
- [Koza, 1992] Koza, J. (1992). Genetic programming: On the programming of computers by means of natural selection. MIT Press, CA: MA.
- [MacLennan, 1991] MacLennan, B. (1991). Synthetic ethology: An approach to the study of communication. In Langton, C., editor, *Artificial Life II*, Redwood City, CA. Addison-Wesley.
- [McIntyre, 1998] McIntyre, A. (1998). Babel: A testbed for research in origins of language. In *Proceedings of COLING-ACL 98*, Montreal. ACL.
- [McIntyre et al., 1999] McIntyre, A. , Steels, L. et Kaplan, F.(1998). Net-mobile embodied agents. In *Proceedings of SRF 99*, Tokyo.
- [Noble, 1998] Noble, J. (1998). Evolved signals: Expensive hype vs conspirational whispers. In Adami, editor, *Proceedings of Alife 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. In Maes, P., Mataric, M., Meyer, J.-A., Pollack, J., et Wilson, S., editors, *From Animals to Animats 4: Proceedings of the Fourth International Conference On Simulation of Adaptive Behavior*, Cambridge, MA. The MIT Press.
- [Oliphant, 1997] Oliphant, M. (1997). Formal approaches to innate et learned communication: laying the foundation for language. PhD thesis.
- [Oliphant et Batali, 1996] Oliphant, M. et Batali, J. (1996). Learning et the emergence of coordinated communication. Submitted to *Cognitive Science*.
- [Quine, 1960] Quine, W. (1960). *Word et Object*. The MIT Press, Cambridge Ma.
- [Regier, 1995] Regier, T. (1995). A model of the human capacity for categorizing spatial relations. *Cognitive Linguistics*, 6(1):63--88.
- [Rosch, 1975] Rosch, E. (1975). Cognitive representations of semantic categories. *Journal of Experimental Psychology: General*, 104:192--233.
- [Séris, 1995] Séris, J.-P. (1995). *Langages et machines à l'age classique*. Hachette Supérieur, France.
- [Steels, 1996] Steels, L. (1996). Self-organizing vocabularies. In Langton, C., editor, *Proceeding of Alife V*, Nara, Japan.
- [Steels, 1997a] Steels, L. (1997a). Constructing et sharing perceptual distinctions. In van Someren, M. et Widmer, G., editors, *Proceedings of the European Conference on Machine Learning*, Berlin. Springer-Verlag.
- [Steels, 1997b] Steels, L. (1997b). The synthetic modelling of language origins. *Evolution of Communication Journal*, 1 (1): 1-34.
- [Steels, 1998] Steels, L. (1998). The origins of syntax in visually grounded robotic agents. *Artificial Intelligence*, (103):1--24.
- [Steels et Kaplan, 1998a] Steels, L. et Kaplan, F. (1998a). Spontaneous lexicon change. In *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. In Adami, C., Belew, R., Kitano, H., et Taylor, C., editors, *Proceedings of Artificial Life VI*, Los Angeles. 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. In *Traitement automatique du langage naturel 1999*, Cargèse, Corse.
- [Steels et Kaplan, 1999b] Steels, L. et Kaplan, F. (1999b). Bootstrapping grounded word semantics. Cambridge University Press.
- [Steels et Kaplan, 1999c] Steels, L. et Kaplan, F. (1999c). Collective learning et semiotic dynamics. In *Proceedings of ECAL 99*.
- [Steels et Kaplan, 1999d] Steels, L. et Kaplan, F. (1999d). Situated grounded word semantics. In *Proceedings of IJCAI 99*, p. 862-867
- [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. In Harvey, I. et Husbands, P., editors, *Proceedings of the 4th European Conference on Artificial Life*, Cambridge, MA. The MIT Press.
- [Van Looveren, 1999] Van Looveren, J. (1999). Multi-words naming games. In *Proceedings of BNAiC 1999*, Maastricht.
- [Vogt, 1997] Vogt, P. (1997). Perceptual grounding in robots. In Birk, A. et Demiris, J., editors, *6th European Workshop on Learning Robots*.
- [Weisbuch, 1989] Weisbuch, G. (1989). *Dynamique des systèmes complexes: une introduction aux réseaux d'automates*. InterEditions, France.
- [Werner et Dyer, 1991] Werner, G.-M. et Dyer, M.-G. (1991). Evolution of communication in artificial organisms. In Langton, C.-G., Taylor, C., et Farmer, J., editors, *Artificial Life II*, Vol.X of SFI Studies in the Sciences of Complexity, Redwood City, Ca. Addison-Wesley.
- [Wittgenstein, 1953] Wittgenstein, L. (1953). *Philosophical Investigations*. Macmillan, New York.
- [Yanco et Stein, 1993] Yanco, H. et Stein, L. (1993). An adaptive communication protocol for cooperating mobile robots. In Meyer, J.-A., Roitblat, H., et Wilson, S., editors, *From animals to animats 2: Proceedings of the second international conference on the simulation of adaptive behavior*, pages 478--