**Physique appliquée aux sciences sociales notes**

**Document 1 : Sharp transition towards shared vocabularies in multi-agent systems**

1. **Introduction**

Les lexicographes ajoutent de nouveaux mots dans le dictionnaire chaque année. Les lexicographes considèrent qu’il y a une période durant laquelle la nouveauté s’étend et différents mots se battent. Cela a créé un intérêt soudain car la technologie permet aux humains d’organiser eux même un système de tags et de cette façon créé et maintient les réseaux sociaux et l’information partagée. On peut déterminer l’evolution de la langue grâce à ces systèmes. Maintenant, certaines expériences sont faites où les robots amorcent des lexiques partagées sans intervention humaine. Cela va permettre de commencer les études dès l’introduction de nouveaux langages plutôt qu’une recherche basique à travers les recherches web.

1. **Le groupe nommé**

En gros, plus l’agent a appris un langage par ses parents proche d’un autre et plus les deux individus sont dans la même situation sociale, plus leur langage est proche.

Hypothèse : Tous les agents seront considérés comme des pairs ayant le droit d'inventer et de négocier l'utilisation du langage.

On étudie un modèle microscopique d’agents qui communiquent inspiré du « Naming Game » où les agents ont seulement des interactions locales, sans contrôle global ni sur la sélection des routines quotidiennes mais qui parviennent néanmoins à trouver un consensus global. Il peut y avoir un flux de population mais où le changement de génération n’est pas nécessaire pour atteindre la cohérence. Le Naming Game utilisé ici utilise le moins de puissance de traitement possible et établit donc une limite inférieur à la complexité cognitive et à la performance. Les agents ne conservent pas d'informations sur le taux de réussite des mots individuels et n'utilisent pas d'heuristiques intelligentes telles que le choix du meilleur mot jusqu'à présent ou l'apprentissage intersituationnel. Nous voulons comprendre comment la dynamique microscopique des interactions entre les agents peut néanmoins donner lieu à une cohérence globale sans intervention externe.

Le Naming Game est joué par une population de N individus qui souhaitent que M mots entrent dans le vocabulaire des individus dans leur environnement. Tous les individus sont caractérisés par un inventaire c’est-à-dire tous les mots qu’il connait.

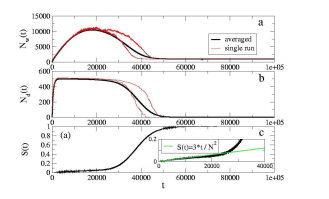
A t=0, tous les agents ont un inventaire nul. A chaque temps (t=1,2…), 2 personnes sont prises, une ayant pour rôle de parler, l’autre d’écouter. Leur interaction obéit les règles suivantes :

* Le parleur prend un objet dans le contexte actuel
* Soit il trouve un mot dans son inventaire pour le décrire, soit, si son inventaire est vide, il invente un mot
* Il transmet ce mot à l’écouteur
* Si l’écouteur a ce mot dans son inventaire associé au bon objet, l’interaction est un succès et les deux agents ne gardent que le bon mot et suppriment tous les autres
* Si l’écouteur n’a pas le mot, l’interaction est un échec et l’écouteur met à jour son inventaire en ajoutant le mot du parleur

Chaque joueur peut jouer avec n’importe quel joueur donc le jeu peut être vu comme une dim infinie. De plus, le nombre de mots est tellement important qu’il est quasi improbable que deux joueurs inventent le même mot à 2 différents moments pour 2 différents objets. Ainsi, la dynamique de choix parmi les mots possibles associés à un objet spécifique est complètement indépendante.

Sans perte de généralité, on considère donc M=1.

1. **Phénoménologie**

La première propriété qui nous intéresse est l’évolution temporelle du nombre total de mots qu’a la population Nw(t), le nombre de mots différents Nd(t) et le taux de succès S(t). 

Courbes moyennées pour 3000 exécutions et une population de 1000 agents

Clairement, à la fin, chaque agent a le même mot pour le même objet.

Maintenant on se demande si cette transition a toujours lieu. Dans notre modèle, il est clair qu’à l’état stationnaire chaque agent a le même mot avec une proba de 1. Ici, un etat stationnaire correspond à un état où tous les agents n’ont qu’un seul mot, le même. La preuve est directe. En fait, dans chaque état, il y a toujours une proba non nulle d’arriver à l’etat stationnaire dans, par exemple, 2(N-1) interactions. Par exemple, A parle 2 fois avec les N-1 autres et donne le mot « A ». Après 2(N-1) interactions, tout le monde a le mot « A ». On note p la proba que cela arrive à l’étape 2(N-1). La proba que le système n’a pas atteint l’état stationnaire après 2(N-1) interactions est 1-p. Alors la proba qu’on est pas atteint l’état stationnaire après 2k(N-1) interactions est (1-p)\*\*k qui décroit exponentiellement. Mais cet argument ne nous donne pas sur comment ni sur quelle échelle de temps l’état stationnaire est atteint.

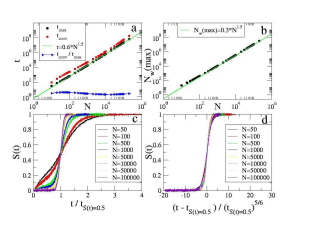
On peut alternativement définir la fonction de chevauchement comme  où ai est l'inventaire du i-ème agent, dont la taille est |ai|, et |ai∩aj| est le nombre de mots en commun entre ai et aj. Cette fonction augmente la cohérence léxicale de notre système. Néanmoins, bien que ce modèle nous permette de traiter plus vite les données, il ne constitue pas une réelle preuve.

On décompose notre modèle en 3 étapes :

* D’abord les agents n’ont pas de mots corrélés et le nombre de mots augmente : Nw(t)=2t et Nd(t)=t. On peut voir cette première phase comme un graphe aléatoire où chaque agent est connecté s’ils ont un mot commun.

Puisque chaque echec ajoute un mot commun pour deux joueurs, chaque echec correspond à l’ajout d’une composante au graphe. Cela prend environ t=N étapes pour avoir la plus grande composante connexe dans le graphe. On considère donc un ordre de temps de tlog(t)

* Puis deuxième étape du système : Début des corrélations. Le taux de succès vaut environ 3t/(N\*\*2)
* Dans cet article, on s’intéresse à la troisième phase : quand la transition prend place. Cela vient quand Nw(t) arrive au max. On remarque, en fait, une transition nette vers un consensus. La transition est de plus en plus importante avec le nombre d’agents. C’est important parce que ça montre que le système peut s’adapter à des grandes populations.

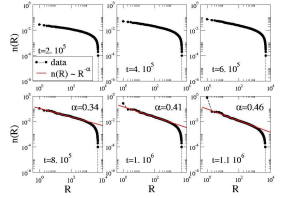
Pour voir ce phénomène, on regarde l’echelle de temps de ce processus, surtout comment les observations du système varient avec la taille N de la population. 

La figure A montre l'évolution de la durée du pic et de la convergence du nombre total de mots en fonction de N. Les deux courbes présentent un comportement de loi de puissance avec un exposant de 3/2. La distribution du pic et la convergence en temps en fonction de N n’est pas gaussien.

D’après la figure B, Nw(tmax) est clairement dominé par une loi de distribution N\*\*(3/2). On admet qu’on max, le nombre de mots par agent est adapté à N\*\*alpha . Alors avec 1/cN\*\*alpha la proba que le parleur dise un mot spécifique. Soit q la proba que l’écouteur connaisse ce mot, q environ . Ces deux termes sont des termes gagnés et perdus respectivement où 2cN\*\*(alpha) mots sont enlevés de l’inventaire. Si on est en régime permanent, ie dNw(t)/dt,=0, alors apha=1/2. Si on exploite la relation S(t)=3t/N\*\*2, alors le pic arrive à tmax=N\*\*(3/2). On a bien montré que la transition est de plus en plus importante avec le nombre N d’agents.

1. **Analyse du réseau**

D’abord, on regarde l’inventaire de l’agent et de certains mots à échelle microscopique. Comme chaque agent est caractérisé par son inventaire, on peut d’abord regarder la fraction de joueurs qui ont une seule taille de mot. D’abord cette fraction monte, puis diminue car beaucoup d’echecs, puis réaugmente éventuellement jusqu’au régime stationnaire. Juste avant la convergence, la distribution normalisée p(k) dévie d’une courbe plate à une loi de puissance. Donc avec f(x)=1 pour x<<1 et f(x)=0 pour x>>1. Avec les simulations, beta=7/6

Maintenant on se tourne vers chaque mot. 

Sur cette figure, chaque mot est trié selon sa popularité. Donc le rang du mot le plus commun est 1. Quand on approche de la transition, le mot le plus courant est de plus en plus populaire et la popularité des autres décroit par loi de puissance. Concrètement, la distribution globale de la fraction d’agents possédant le mot rangé en R est 

D’après l’équation précédente, en intégrant,  donc 

Donc le nombre de personne avec le mot le plus populaire, N(1) , est une fraction finie de toute la population.

Pour expliquer pourquoi la transition est de plus en plus importante dans le cas limite N(1), on doit regarder les dynamiques qui mènent à l’etat où tous les agents ont le même mot. On doit donc comprendre comment le réseau d’agents , où chaque mot est représenté par un arbre complet, atteint son graphe final avec un seul lien. Une intéraction où le mot le plus populaire est joué a plus de chance d’être un succès, donc de diminuer la puissance des autres branches et augmenter la sienne.

Prouvons-le rigoureusement. On a admet qu’avant la transition chaque agent connait le mot le plus populaire. Alors, on a juste à voir comment le nombre de lien supprimés après chaque succès Md évolue avec N. Il vient Pour les simulations, on prend beta=7/6 pour que Md=N\*\*(5/4) et Md/N\*\*(3/2) =1/N\*\*(1/4) va à zero pour les grands systèmes. Cela explique la transition plus importante pour les grands systèmes.

1. **Conclusions**

Ce système utilise une analyse microscopique, donc sont implémentables pour IA. On a montré que le modèle exhibe le même phénomène que chez les populations humaines. On a déterminé les différentes échelles de temps du processus, individuel comme collectif. On a expliqué ces dynamiques.

Le modèle ici a été étudié assez sommairement mais il est possible de faire des modèles plus compliqués.