Les Vraizamis

Fabien Torre

Équipe Inférence et Apprentissage, Laboratoire de Recherche en Informatique,
Bâtiment 490, Université Paris-Sud, 91405 - Orsay Cedex
fabien@lri.fr et http://www.lri.fr/~fabien

Cakyamuni le Solitaire,
dit Sidarta Gautama le sage,
dit le Bouddah,
se saisit d'un morceau de craie rouge,
traça un cercle et dit :

« *Quand les hommes, même s'ils l'ignorent, doivent se retrouver un jour, tout peut arriver à chacun d'entre eux et ils peuvent suivre des chemins divergents au jour dit, inéluctablement, ils seront réunis dans le cercle rouge.* »

Rama Krishna.

Résumé

Selon Marvin Minsky, l'intelligence est atteinte par l'interaction d'agents simples et complètement dénués d'intelligence individuelle et coopérant [15]. Un bon exemple en est offert par les fourmis artificielles qui, reproduisant le comportement de leurs modèles naturels, résolvent des problèmes difficiles tel le voyageur de commerce.

Cet article aborde l'apprentissage supervisé en s'inspirant de ce paradigme. Nous utiliserons des créatures, les zamis, qui, dans leur milieu artificiel cherchent à se rassembler en groupes d'amis, les plus importants possibles. Lorsque les zamis correspondent à des exemples positifs et que leur critère d'amitié est lié à la couverture d'exemples négatifs, l'évolution de ces créatures conduit à une solution du problème d'apprentissage discriminant.

Les expérimentations réalisées et décrites dans cet article démontrent tout l'intérêt de l'approche, en supervisé, comme en non-supervisé.

1 Introduction

On sait que pour de nombreuses tâches les agents intervenant dans des mondes artificiels doivent être dotés de la faculté d'apprentissage. Nous proposons la problématique inverse : en laissant évoluer un monde artificiel, peut-on résoudre des problèmes d'apprentissage tels que nous l'entendons, c'est-à-dire définir des concepts à partir d'exemples.

Récemment, il a été montré que des systèmes simulant le comportement des fourmis pouvaient trouver d'intéressantes solutions approchées pour des problèmes connus comme NP-difficiles. En particulier, ces systèmes sont très performants dans la recherche de chemins minimaux dans les graphes [7], mais aussi pour la construction de couvertures de graphes de très grande taille [13].

Nous sommes ici dans la droite ligne de Marvin Minsky [15] : selon lui, l'intelligence est atteinte par l'interaction d'agents simples et dénués d'intelligence individuelle mais coopérant. Notre but est donc d'apprendre avec des agents qui n'ont absolument aucune faculté d'apprentissage individuelle. Notre approche s'inscrit aussi dans le programme de *l'éco-résolution* [8] : nous allons utiliser des zamis, des créatures qui à l'état naturel se regroupent en bandes d'amis, les plus grandes possibles, dans le but d'atteindre l'état de Vraizamis. Nous proposons de laisser évoluer ces créatures pour résoudre un problème de partition minimale, auquel peut se ramener tout problème d'apprentissage.

Dans bon nombre d'approches, l'apprentissage est vu comme un problème de recherche, c'est-à-dire comme un parcours d'un espace de recherche à l'aide d'opérateurs de raffinement : l'apprentissage supervisé se consacre à l'espace des hypothèses d'un langage donné [16], tandis que le non-supervisé s'intéresse le plus souvent à l'espace des hiérarchies de concepts [11, 12]. Évoquons tout de même les méthodes issues de l'Analyse de Données qui n'adoptent pas ce paradigme à l'instar de la *classification ascendante hiérarchique* ou des *nuées dynamiques* [5].

Pourtant, toutes ces méthodes ont en commun de peu s'intéresser à la taille de la solution, c'est-à-dire au nombre de sous-concepts découverts. Même si tout le monde convient qu'il est préférable d'obtenir des solutions de taille raisonnable, peu de méthodes se donnent les moyens de la contrôler et de la minimiser. En apprentissage non-supervisé, cette taille correspond au nombre de clusters formés ; en supervisé disjonctif, c'est la taille de la disjonction.

Dans chacun de ces cas, les clusters sont formés selon des critères différents : la correction par rapport aux négatifs pour le supervisé, et un critère de spécificité suffisante dans le cas non-supervisé. Malgré cette nuance, nous pensons que ces problèmes sont fondamentalement les mêmes, et que le critère de taille minimale peut amener des solutions plus pertinentes que lorsque cette taille est susceptible d'exploser.

L'article est organisé comme suit. La Section 2 présente le monde des Vraizamis et leurs règles de vie. La Section 3 décrit comment ces créatures peuvent fournir des solutions pertinentes aux problèmes d'apprentissage supervisé ou non. Les expérimentations sur ces deux types de problème sont décrites à la Section 4. Enfin, à la Section 5, nous ferons le bilan de ce travail, discuterons des liens avec d'autres domaines (comme la vie artificielle, l'éco-résolution ou les systèmes multi-agents), et décrirons nos perspectives.

2 Le monde des Vraizamis

2.1 Rapide survol

Le monde des zamis est un anneau sur lequel se trouvent des niches qui constituent l'habitat des zamis. Dans ce monde, les règles suivantes sont observées.

1. Chaque niche peut loger un nombre illimité de créatures (c'est-à-dire que tous les zamis de l'anneau peuvent éventuellement tenir dans une seule niche).
2. L'anneau est orienté, les zamis peuvent le parcourir en passant d'une niche à l'autre, dans le sens des aiguilles d'une montre mais pas dans l'autre sens.
3. Au départ, il y a autant de niches que de zamis, et chaque zami est seul dans sa niche.
4. Les zamis ne partent jamais en même temps ! À un instant donné, une seule niche (déterminée) peut voir un (unique) zami partir et plus personne ne partira jusqu'à ce que celui-ci ait trouvé une place.
5. La nature amicale du zami et son envie de devenir un Vraizami le pousse rapidement à sortir de sa niche pour aller voir dans la niche suivante si les créatures qui s'y trouvent peuvent devenir des camarades de jeu. Deux cas peuvent se produire lorsqu'un zami arrive dans une niche.
   - Le nouveau groupe ainsi formé n'est pas viable, certaines créatures ne considèrent pas le nouveau venu comme leur zami et l'une des créatures de la niche va être expulsée vers la niche suivante pour ramener la paix. On sait qu'un seul départ peut suffire puisqu'en particulier il suffit de rejeter celui qui vient d'arriver. Cela dit, il est possible que le rejeté ne soit pas le dernier arrivé. On peut tout de même imaginer que c'est le même zami qui est systématiquement rejeté tout au long de l'anneau et finit par revenir à son point de départ (où il est nécessairement bien accueilli).
   - Le second cas survient lorsque les créatures présentes et le nouveau venu s'entendent bien, auquel cas, aucune expulsion n'est requise même si un membre du groupe peut spontanément choisir de partir. Cependant, si le nouveau venu a laissé derrière lui une niche vide, celle-ci va être détruite puisque le zami est maintenant plus heureux ailleurs.

On note que, après la propagation d'une éjection forcée, l'anneau ne contient que des niches où tout le monde s'entend bien.

Au fur et à mesure, qu'un groupe de zamis grandit, le départ de l'un d'entre eux devient de plus en plus difficile : les zamis ont alors tendance à se sédentariser. Cet effet est accentué par la disparition des niches.

2.2 Scènes de vie

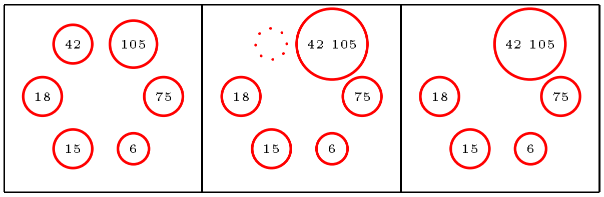
Voici quelques illustrations de ces règles dans un monde où les zamis sont des entiers, un ensemble d'entiers formant un groupe de Vraizamis s'ils ont au moins deux facteurs premiers en commun.

On considère un monde ne contenant que six entiers qui sont 6, 15, 18, 42, 75, et 105. Pour une meilleure compréhension des événements qui vont être décrits, on donne les facteurs premiers intervenant dans la décomposition de ces entiers :

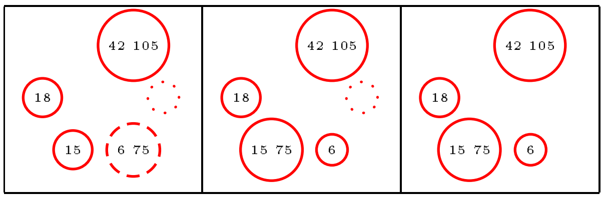
TAB. 1 – *Amitié entre entiers.*

Individu	Facteurs premiers
6	$2, 3$
15	$3, 5$
18	$2, 3$
42	$2, 3, 7$
75	$3, 5$
105	$3, 5, 7$

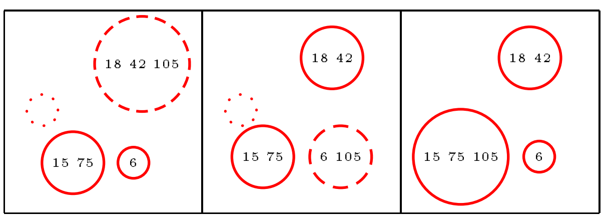
On note en particulier que 6, 18 et 42 forment un groupe d'amis, et que 42 peut aussi s'entendre avec 105.



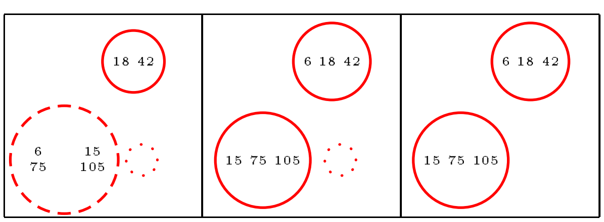
Au départ ils sont chacun dans une niche différente puis 42 décide de partir vers la case suivante, c'est-à-dire chez 105. Comme ils ont deux facteurs premiers en commun (3 et 7), 42 est accepté et la niche laissée vide est détruite.



42 ou 105 pourraient décider de s'en aller tout de même mais ça n'est pas le cas et c'est donc à la niche suivante de proposer un éventuel départ : en effet, 75 sort de cette niche. Malheureusement, la niche suivante contient 6 avec lequel 75 n'est pas ami, l'un d'eux doit partir. C'est 75 qui est désigné (au hasard) et qui arrive chez 15 avec lequel il s'entend bien. La niche d'origine de 75 peut maintenant être détruite.



Ensuite, 18 quitte sa niche pour rejoindre 42 et 105 mais le nouveau groupe n'est pas viable, quelqu'un doit s'en aller : 18 et 105 sont les seuls susceptibles de ramener l'harmonie par leur départ et c'est 105 qui est choisi (au hasard encore une fois) pour rejoindre 6. Encore une fois, cela se passe mal, 105 est à nouveau désigné et poursuit jusqu'à 15 et 75. À ce moment, et pas avant, la niche vacante peut être détruite.



Enfin, 6 se décide à sortir de sa niche, la niche suivante lui est hostile et comme il est le seul candidat au départ, il rejoint 18 et 42.

De nouveaux départs peuvent se produire mais sans changer l'aspect actuel de l'anneau : ainsi, si 15 passe dans la niche de 6, 18 et 42, quelqu'un doit en sortir et 15 est le seul candidat (les autres départs ne ramèneraient pas la paix dans la niche), si bien que 15 revient à son point de départ. Et il en est ainsi pour chaque entier de l'anneau. On dit dans ce cas que l'anneau s'est stabilisé.

On pourra enfin remarquer que, même si l'on fait des choix différents de ceux exposés ci-dessus, la solution découverte (peut-être au terme d'un temps assez long) est finalement la même.

2.3 Les algorithmes

Nous considérons que l'amitié des Vraizamis est donnée par une propriété P sur les ensembles d'individus.

Définition 1 (admissibilité)
Un ensemble E est admissible *par rapport à une propriété P ssi E satisfait P, autrement dit si $P(E)$ est vrai.*

Algorithme 1 (propagation)
Étant donné e l'individu éjecté et N la niche courante.

1. *Si e est accepté dans N, c'est-à-dire si $N \cup \{e\}$ est admissible par rapport à P, arrêter la propagation.*

2. *Sinon, choisir e' dans $N \cup \{e\}$ tel que $N \cup \{e\} \Leftrightarrow e'$ soit admissible par rapport à P, et propager l'éjection de e' à la niche suivant N.*

Algorithme 2 (un cycle)
1. *Désigner au hasard N, la niche courante.*

2. *Tant que l'on n'a pas fait un tour de l'anneau :*

   (a) *En fonction de la probabilité d'éjection spontanée dans la niche N, décider d'éjecter ou non un membre de cette niche. S'il n'y a pas d'éjection, recommencer cette boucle avec la niche suivante, sinon poursuivre cette boucle.*

   (b) *Choisir aléatoirement e l'individu de N à éjecter.*

   (c) *Propager l'éjection de e à la niche suivant N (Algorithme 1).*

   (d) *Si e avait laissé une niche vide et que personne n'y est revenu durant la propagation, détruire cette niche.*

Remarquez, que cette notion de cycle ne se confond pas avec celle de tour : une propagation et des éjections forcées peuvent amener un cycle de plusieurs tours.

La probabilité d'une éjection spontanée dans une niche est liée au nombre de créatures présentes dans cette niche et à un paramètre, noté T, que nous assimilons à une température. La formule exacte de la probabilité d'éjection d'une niche N est la suivante :

$$p(N) = \exp\left(\Leftrightarrow\frac{|N|}{T}\right)$$

En clair, plus le groupe d'amis formé est de taille importante, moins un départ est probable. Précisons que la température est fixée a priori et ne varie pas en cours de simulation.

Une fois que l'on a déterminé qu'une niche devait produire une éjection spontanée, l'éjecté est choisi de manière équiprobable. De la même manière, lorsqu'une éjection forcée est nécessaire, l'éjecté est choisi de manière équiprobable parmi les candidats, c'est-à-dire parmi ceux dont le départ ramènerait l'harmonie dans le niche.

Finalement, notre système est paramétré par le nombre de cycles à effectuer et la température de l'anneau. Nous verrons au cours des expérimentations (Section 4) comment ces paramètres peuvent être réglés.

3 Vraizamis et apprentissage

Nous allons voir que les Vraizamis peuvent résoudre des problèmes d'apprentissage de concepts. En fait, ils résolvent un problème beaucoup plus général que l'on peut décrire comme suit.

Définition 2 (admissibilité maximale)
Un cluster E est maximalement admissible *par rapport à une propriété P ssi E est admissible par rapport à P et pour tout e n'appartenant pas à E, $E \cup \{e\}$ n'est pas admissible par rapport à P.*

Définition 3 (problème de partition minimale)
Étant donnés un ensemble E et une propriété P sur les parties de E, le problème de partition minimale par des clusters maximalement admissibles *consiste à trouver une partition minimale de E en utilisant des sous-ensembles de E qui soient maximalement admissibles par rapport à P. Autrement dit, il s'agit de trouver un nombre minimal de clusters maximalement admissibles et disjoints $C_1, \ldots, C_n$, tels que leur union couvre E.*

Il est bien évident que toute l'information nécessaire à la résolution de ce problème est là, contenue dans E et P, mais elle est difficile à extraire. En particulier, la donnée de E et P détermine complètement la taille de la solution minimale mais pour connaître cette valeur, il n'y a pas d'autres moyens que de calculer la solution de taille minimale elle-même.

Une approche consiste à construire le graphe de la relation $\mathcal{R}(a,b) \Leftrightarrow P(\{a,b\})$, puis de chercher une couverture minimale par des cliques maximales. Cependant, nous pensons que cette approche n'est pas viable : souvent la relation $\mathcal{R}$ se révèle être une piètre approximation de P et la recherche de cliques maximales réserve cette approche à des problèmes de taille faible.

Notre approche avec les Vraizamis est plutôt une approche à la Bouddah : on laisse les individus se regrouper comme ils l'entendent (mais suivant la propriété P tout de même), et l'on attend que les groupes *naturels* se forment. Ainsi, nous pensons que les Vraizamis résolvent le problème décrit plus haut, simplement en posant que la population est E et leur critère d'amitié est la propriété P.

La découverte d'une solution sera plus facile si l'on dispose de la relation suivante sur la propriété P : si un ensemble E vérifie P alors tout sous-ensemble de E vérifie aussi P, c'est-à-dire :

$$P(A \cup B) \Rightarrow P(A) \wedge P(B) \tag{1}$$

Dans le cas de l'apprentissage supervisé, notre algorithme générique est instancié de la manière suivante : E est l'ensemble des exemples positifs (E^+) et la propriété P correspond à la correction par rapport aux négatifs (E^-). Le résultat sera donc une partition minimale des exemples positifs par des clusters maximalement corrects d'exemples positifs.

$$P(S) \Leftrightarrow \forall e^- \in E^-, \mathrm{lgg}(S) \not\geq e^-$$

où lgg est le moindre généralisé d'un ensemble d'hypothèses [17].

Nous allons voir maintenant que les Vraizamis peuvent aussi accomplir un apprentissage non-supervisé en définissant la propriété P en termes de spécificité des clusters. Étant donnés une distance d et E l'ensemble des instances disponibles, P est vérifiée pour un cluster si pour chaque paire d'instances de ce cluster, la distance les séparant ne dépasse pas une valeur limite :

$$P(S) \Leftrightarrow \forall(a,b) \in S, d(a,b) \leq d_{max}$$

Par souci de simplicité, nous ne décrivons ici que l'instanciation des Vraizamis par cette propriété mais toute fonction d'évaluation des classes vérifiant la relation de l'Équation 1 peut être utilisée ici.

4 Expérimentations

Nous allons maintenant décrire les expérimentations réalisées avec les Vraizamis dans les domaines du supervisé et du non-supervisé. Au cours de cette description, nous évoquerons le système GloBo [19] qui est basé sur la même idée : couvrir les exemples positifs par un nombre minimal de clusters maximalement corrects. Cependant, GloBo est plus traditionnel dans le sens où il n'utilise pas l'évolution de créatures, même si ce système est stochastique. D'autre part, GloBo cherche une couverture là où les Vraizamis cherchent une partition.

Il nous fallait fixer les valeurs des paramètres de notre système.

– La température T est choisie de manière à ce que la probabilité d'éjection spontanée soit supérieure à 0.9 pour un individu seul dans sa niche, et inférieure à 0.1 dans une niche où tous les individus de l'anneau se seraient rassemblés.

– Il est plus délicat de fournir une règle pour déterminer le nombre de cycles. Cette valeur n'est pas liée au nombre d'individus car une augmentation du nombre d'individus est compensée par un cycle plus long. Une méthode consiste à essayer une valeur et de voir si elle conduit à une stabilisation de l'anneau, ce qui est assez facile à détecter comme nous l'avons vu à la Section 2.2.

En vérité, ces réglages n'ont pas besoin d'être extrêmement fins : les intervalles de valeurs qui conduisent à une solution sont suffisamment larges pour que l'on puisse espérer tomber dedans sans trop d'efforts. Ainsi, toutes les expérimentations qui suivent, bien que portant sur des problèmes différents, ont été réalisées avec un nombre de cycles valant 1000.

4.1 Apprentissage supervisé

Les expérimentations ont été réalisées sur plusieurs problèmes connus, provenant de la base UCI [14]. Les Vraizamis ont été comparés à `C4.5`, `C4.5rules` [18], et `CN2` [4]. Le domaine principalement décrit ici est la fin de jeu du morpion *Tic-Tac-Toe Endgame*. À partir de grilles correspondant à des fins de jeu du morpion, il s'agit de caractériser les grilles qui voient une victoire des croix. Ce problème est considéré comme difficile et reste la référence en apprentissage disjonctif. La difficulté tient au fait que beaucoup de partitions peuvent être découvertes ; ainsi, les systèmes auxquels nous nous sommes comparés ne parviennent pas à découvrir les huit groupes d'exemples positifs qui correspondent aux huit manières de gagner au morpion (les huit façons de faire une ligne avec des croix).

Pour prédire la classe d'un nouvel exemple, on utilise simplement les généralisations des paquets formés par les Vraizamis.

Nous avons tout d'abord utilisé le test `5x2cv` [6] pour déterminer la confiance avec laquelle on peut affirmer que les Vraizamis sont meilleurs que les autres systèmes sur cette tâche. Les résultats obtenus sont donnés à la Table 2.

Nous ne donnons pas la comparaison avec GloBo car dans toutes les exécutions nécessaires au test `5x2cv`, GloBo comme les Vraizamis obtiennent 100% de bonnes prédictions, ce qui empêche naturellement de les différencier.

TAB. 2 – *Test* `5x2cv`.

	statistique $\tilde{t}$	Confiance
CN2	⇔2.215	93.00%
C4.5rules	⇔4.420	99.40%
C4.5	⇔7.836	> 99.90%

Ensuite, nous avons voulu tester chaque système en fonction du nombre d'exemples disponibles. Sur la figure 1, on donne les prédictions moyennes obtenues sur 10 tirages pour des datasets dont la taille varie de 5 à 95% de la taille du dataset original. Toutes ces exécutions ont été réalisées avec une température de 40 et un millier de cycles.

Les Vraizamis parviennent à de très bonnes prédictions en n'utilisant que 15% du dataset initial, Dès que les exemples sont en nombre suffisant, les Vraizamis atteignent rapidement 100% de bonnes prédictions et est ensuite parfaitement stable. Précisons que la solution systématiquement découverte correspond bien à la disjonction des huit façons de gagner au morpion.

GloBo obtient des résultats comparables mais on peut remarquer que les Vraizamis sont plus efficaces avec moins de données. Cela tient sans doute au fait que GloBo cherche des couvertures et que son espace de recherche est donc plus grand : avec peu d'exemples, plus de solutions s'offrent à GloBo qu'aux Vraizamis.

4.2 Apprentissage non-supervisé

Nous avons utilisé ici le problème *Quadruped Animals* décrit dans [12] concernant les mammifères à quatre pattes. Chaque instance appartient à l'une des quatre classes suivantes : chiens, chats, chevaux ou girafes. Chaque animal est décrit par 8 composantes : le cou, quatre jambes, le tronc, la tête, et la queue. Chacun de ces éléments est représenté par un cylindre, lui-même défini par 9 attributs. Pour nos expérimentations, nous avons généré 100 instances en utilisant le générateur mis à disposition sur le site UCI [14]. Enfin, précisons que nous avons simplement utilisé la distance euclidienne comme distance entre individus, une température de 120 et un millier de cycles.

Pour choisir la distance maximale dans un cluster, nous avons repris les valeurs favorables fournies par GloBo ; cela par simple souci d'économie de temps car les Vraizamis pourraient aussi bien découvrir eux-mêmes ces valeurs. Il suffit pour cela d'observer les instants où l'augmentation de la distance maximale *autorisée* ne provoque pas l'accroissement de la distance maximale *observée* dans un cluster. Intuitivement, on peut penser que pendant ces paliers, les Vraizamis traversent les espaces inter-clusters.

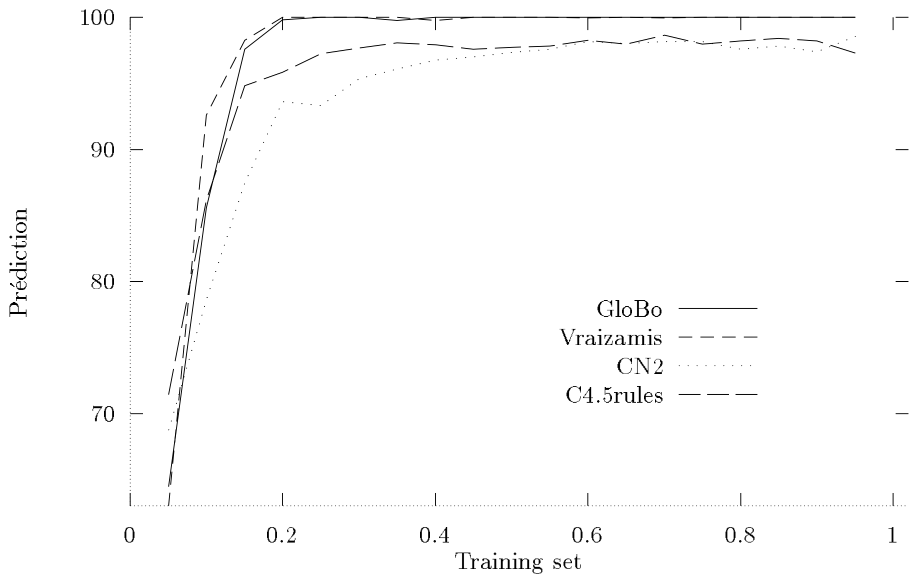


FIG. 1 – *Prédictions pour le problème du morpion.*

Les expérimentations nous le prouvent bien : si l'on choisit la distance intra-cluster maximale dans l'intervalle 23-29, quatre clusters sont formés qui correspondent parfaitement aux classes originales. Entre 39 et 85, les Vraizamis trouvent trois clusters : les chiens et les chats se sont rassemblés, les chevaux et les girafes forment toujours des clusters disjoints. Dans un troisième intervalle 126-174, il ne reste que deux clusters : les girafes ont rejoint les chevaux. Enfin, à partir de 207, on assiste au rassemblement de toutes les instances dans un unique cluster.

Ainsi, en combinant les sous-concepts appris dans ces différents intervalles on peut construire une hiérarchie qui utilise les sous-concepts appris avec la borne la plus faible comme concepts de base.

Nous avons tout de même remarqué expérimentalement que les Vraizamis réussissaient au-delà des intervalles définis par GloBo : cela s'explique simplement par le fait que GloBo cherche une couverture si bien que son espace de recherche est plus grand et qu'il est donc plus rapide à utiliser l'augmentation de la distance autorisée. Au fur et à mesure que la distance autorisée augmente, des couvertures deviennent possibles mais il faut attendre un peu plus pour qu'une nouvelle partition apparaisse.

5 Discussion

5.1 Complexité

Tout d'abord, on peut noter que le critère d'arrêt de notre algorithme est simplement lié au nombre de cycles voulu par l'utilisateur. Lorsque l'algorithme s'arrête une solution est disponible car à la fin de chaque cycle, l'état de l'anneau représente une solution au problème de couverture.

Commençons donc par calculer le nombre d'opérations effectuées au cours d'un cycle. Au pire, il y a $p \Leftrightarrow 1$ agrégations par cycle et autant de vérification de la propriété P.

Si l'on admet que le nombre de cycles est indépendant du nombre d'exemples (ce que peuvent laisser penser nos expérimentations), on a alors une complexité linéaire dans le nombre d'individus.

Par contre, si l'on suppose que le nombre de cycles est proportionnel au nombre d'individus (ce qui est sans doute plus raisonnable), on se retrouve avec une complexité quadratique. Dans le cas de l'apprentissage supervisé, la vérification de P peut conduire à un test de couverture contre chaque exemple négatif disponible, si bien que la complexité des Vraizamis est cubique dans le nombre d'exemples disponibles, en termes de tests de subsomption (ces tests sont linéaires dans un langage attribut-valeur).

5.2 Topologie et convergence

A priori l'ordre de départ n'a pas d'importance : dans nos expérimentations la probabilité d'éjection est au départ d'environ 0.9, si bien que l'on peut considérer que le premier cycle se ramène à un mélange aléatoire des individus. Au cours de ces expérimentations, aucun lien entre l'ordre de départ et la solution obtenue n'a effectivement été observé.

La topologie que nous avons décrite se justifie par le fait qu'elle est la plus simple imaginable (aussi parce qu'elle donne de bons résultats). À chaque instant, on a une solution facilement identifiable, il n'est pas nécessaire de déterminer une direction pour le déplacement des zamis, et ceux-ci n'ont pas besoin de se souvenir des endroits favorables. Cette simplicité extrême est visible à travers les paramètres du système qui ne sont que deux : la température qui permet de régler la probabilité d'éjection spontanée et le nombre de cycles.

De plus, les solutions ne peuvent pas être « cassées » : la taille de l'anneau, et donc des solutions découvertes, diminue de manière monotone. Le prix pour cela est que les Vraizamis peuvent s'égarer dans un minimum local et ne plus pouvoir en sortir.

Depuis la situation de départ (un individu par niche), la solution quelle qu'elle soit peut être atteinte (c'est la relation 1 qui nous garantit cela). Mais elle ne le sera pas nécessairement. Il peut y avoir un blocage : on se retrouve dans une configuration de l'anneau depuis laquelle on ne peut plus atteindre la solution optimale. On parle ici en termes de taille de la solution indépendemment de toute mesure liée au problème ; en effet, rappellons que la situation de blocage constitue une couverture même si elle n'est pas de taille minimale.

Ces blocages étaient prévisibles : le problème que nous nous proposions de résoudre est NP-complet alors que notre algorithme est polynomial. Par suite, les Vraizamis ne fourniront pas systèmatiquement la meilleure solution. Il faudra se contenter d'une bonne solution, la meilleure de temps en temps.

On pourrait envisager, pour sortir d'un blocage, d'éjecter les individus par groupe, plutôt que un par un. Cela dit, lorsque l'on travaille sur un problème NP-complet, le passage d'une solution approchée à la solution optimale est précisément NP-complet. Par conséquent, nous pensons qu'il est vain de compliquer l'algorithme pour approcher un peu plus la solution optimale.

Expérimentalement, on constate que les blocages surviennent rarement et que la solution attendue est souvent découverte. On peut fournir un début d'explication dans le cas de l'apprentissage supervisé. Si les exemples positifs n'appartenant pas à un même sous-concept sont séparables deux à deux, c'est-à-dire si l'on dispose d'un exemple négatif pour les séparer, il ne peut pas y avoir de blocage. Autrement dit, si le concept à découvrir est convenablement représenté par les exemples fournis, il n'y aura pas de blocage et la solution sera découverte, si la simulation dure suffisamment longtemps.

5.3 Autres travaux

En définitive, les approches *generate-and-test* à la Mitchell [16] ne sont peut-être pas toujours les plus appropriées : la généralisation peut être vue comme un problème de recherche mais il y a d'autres façons, parfois plus pertinentes, d'appréhender le problème. Comme nous l'avions indiqué dans l'introduction, les systèmes à base de fourmis illustrent cette idée. Citons aussi le clustering paramagnétique [2] utilisé pour l'apprentissage non-supervisé. Dans ce cas, on associe un spin à chaque instance, puis ces instances interagissent en fonction de leurs spins respectifs, de leur proximité et de la température. Finalement, lorsque la température est suffisamment basse, des régions de l'espace apparaissent alignées, c'est-à-dire que toutes les éléments d'une telle région présentent le même spin et, naturellement, ces régions correspondent aux clusters cherchés.

Toutes ces méthodes reprennent l'idée qu'il y a un arrangement naturel des données qui ne demande qu'à apparaître. Parmi les variations permettant de faire apparaître cet ordre naturel, on constate que les Vraizamis constituent la méthode la plus simple. À ce titre, les performances obtenues par les Vraizamis sont d'autant plus remarquables.

Il est assez clair que les Vraizamis entrent dans le cadre de l'éco-résolution [8]. Par contre, il est difficile d'établir un lien entre la Vie Artificielle et les Vraizamis même si la présentation, volontairement anthropomorphique, que nous en avons donnée peut laisser penser le contraire.

En effet, même la plus souple des définitions de la Vie Artificielle n'accorderait pas la vie à nos zamis : en particulier, nos créatures apparaissent spontanément, sans naissance liée à une reproduction quelconque, ni d'adaptation ni de mort [10].

De même, il semble délicat de considérer les Vraizamis comme un système multi-agents. Les critères nécessaires sont difficilement remplis par les Vraizamis [9] :

- les actions sont très limitées : le zami ne peut que changer de niche, et pas toujours de son plein gré ; il ne réalise rien, si ce n'est se déplacer ;
- la communication très simplifiée, voire inexistante : les zamis ont simplement l'intuition d'être bien ou pas bien dans un groupe ;
- la perception de l'environnement se réduit à cette sensation ;
- il n'y a pas de coopération entre zamis.

Ce travail trouve aussi quelques lointains échos dans le domaine des émotions [3] où l'on pense que les émotions doivent nécessairement être présentes dans une Intelligence Artificielle [3, 15]. Parmi ces émotions, on trouve des choses comparables à notre critère d'amitié : un agent peut ressentir une antipathie violente vis-à-vis d'un autre agent et s'enfuir le plus loin et le plus rapidement possible ; à l'inverse, un coup de foudre tout aussi violent peut amener au rapprochement des agents concernés.

Les Vraizamis en non-supervisé peuvent être simulé par les nuées dynamiques [5] mais les centres mobiles ne peuvent pas être adaptés pour le supervisé.

Ainsi, le problème traité par les Vraizamis est beaucoup plus général que celui de l'apprentissage supervisé ou non.

5.4 Perspectives

Nous avons vu que les Vraizamis réussissaient particulièrement bien lorsque les sous-concepts à former étaient disjoints. Cependant, dans le cas où les sous-concepts doivent se recouvrir, il est bien clair que les solutions fournies par les Vraizamis sont un peu moins pertinentes (on peut tout de même espérer voir apparaître des sous-concepts intéressants même s'ils sont un peu trop spécifiques).

Pour construire des couvertures plutôt que des partitions, on pourra autoriser les individus à se dupliquer, pas au début de l'évolution car les doublons retarderaient sans doute la convergence mais plus tard, lorsque le nombre de niches semble s'être stabilisé. Une créature pourrait alors spontanément décider d'émettre une copie d'elle-même vers la niche suivante avec la condition que deux jumeaux ne peuvent survivre dans la même niche : si la copie revient à son point de départ et y retrouve son double, l'un des deux sera détruit. Cela nous rapprochera de la Vie Artificielle puisque cette réplication peut être assimilée à une auto-reproduction et qu'elle pourra être suivie d'une mort.

Enfin, nous considérerons des langages plus expressifs que l'attribut-valeur, que ce soit pour le supervisé ou pour le non-supervisé. En particulier, nous essayerons d'adapter les Vraizamis pour le non-supervisé en ordre un, et cela en utilisant des distances entre clauses [1].

Références

[1] G. Bisson. Learning in FOL with a similarity measure. In W. Swartout, éditeur, *Proceedings of the 10th National Conference on Artificial Intelligence*, pages 82–87. MIT Press, Juillet 1992.

[2] M. Blatt, S. Wiseman et E. Domany. Superparamagnetic clustering of data. *Physical Review Letters*, 76(3251), 1996.

[3] D. Cañamero et W. Van de Velde. Socially emotional: Using emotions to ground social interaction. In K. Dautehhahn, éditeur, *Socially Intelligent Agents - AAAI Fall Symposium*, pages 10–15. Technical Report FS-97-02. Menlo Park, CA: The AAAI Press, 1997.

[4] P. Clark et T. Niblett. The cn2 induction algorithm. *Machine Learning*, 3(4):261–283, 1989.

[5] E. Diday, J. Lemaire, J. Pouget et F. Testu. *Éléments d'analyse de données*. Dunod, 1982.

[6] T. G. Dietterich. Approximate statistical tests for comparing supervised classification learning algorithms. *Neural Computation*, 10(7):1895–1924, 1998.

[7] M. Dorigo, V. Maniezzo et A. Colorni. The ant system: Optimization by a colony of cooperating agents. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*.

[8] A. Drogoul et C. Dubreuil. A distributed approach to N-puzzle solving. In *Proc. 12th Int. Work. Distributed Artificial Intelligence*, pages 95–108, Mai 1993.

[9] Jacques Ferber. *Les systèmes multi-agents - Vers une intelligence collective*. InterEditions, 1995.

[10] J. Fernández Ostolaza et Á. Moreno Bergareche. *La vie artificielle*. Seuil, 1997.

[11] D. H. Fisher. Knowledge Acquisition Via Incremental Conceptual Clustering. *Machine Learning*, 2(2):139,172, September 1987.

[12] J. H. Gennari, P. Langley et D. Fisher. Models of incremental concept formation. *Artificial Intelligence*, 40:11–61, Septembre 1989.

[13] P. Kuntz, P. Layzell et Snyers. D. A colony of ant-like agents for partitioning in vlsi technology. In P. Husbands et I. Harvey, éditeurs, *Proceedings of the Fourth European Conference on Artificial Life*, pages 417–424. MIT Press, 1997.

[14] C.J. Merz et P.M. Murphy. UCI repository of machine learning databases, 1996.

[15] M. Minsky. *La société de l'esprit*. InterEditions, Paris, 1988.

[16] T. M. Mitchell. Generalization as search. *Artificial Intelligence*, 18:203–226, 1982.

[17] G. Plotkin. A note on inductive generalization. In B. Meltzer et D. Mitchie, éditeurs, *Machine Intelligence*, volume 5, pages 153–165. Edinburgh University Press, 1970.

[18] J. R. Quinlan. *C4.5: Programs for Machine Learning*. Morgan Kaufmann, San Mateo, CA, 1993.

[19] F. Torre. Globo : un algorithme stochastique pour l'apprentissage supervisé et non-supervisé. In M. Sebag, éditeur, *Actes de la Première Conférence d'Apprentissage*, 1999.