

1. APPRENTISSAGE INCRÉMENTAL DANS LES SYSTÈMES INTELLIGENTS
2. QU'EST-CE QU'UN MODÈLE D'APPRENTISSAGE ?
3. L'ADAPTATION DES SYSTÈMES INTELLIGENTS

INFLUENCE: UN SYSTEME D'APPRENTISSAGE

PAR ADAPTATION

Antoine CORNUEJOLS

E.H.E.I., Laboratoire d'Intelligence Artificielle
45 rue des Saint-Pères, 75006 PARIS

et

Laboratoire de Recherche en Informatique, UA 410 du CNRS
Université de Paris-sud, Bâtiment 490, 91405 ORSAY
antoine@lri.fr

Résumé. Les situations concrètes de fonctionnement de systèmes intelligents requièrent à la fois des bases de connaissances importantes et des capacités de traiter des informations incomplètes, incorrectes et changeantes. Seul un apprentissage incrémental continu permet de relever le défi de la construction de tels systèmes.

Ce papier présente un modèle de mémoire adaptative. Le problème de l'apprentissage incrémental est considéré sous l'angle de l'adaptation à la fois spontanée et nécessaire d'un organisme vivant à son environnement. L'interprétation de l'univers perçu se modifie spontanément en fonction des informations nouvelles qui parviennent au système ainsi que par le jeu des inférences qui s'exercent sans relâche au sein de la mémoire. Le traitement de nouvelles données dépend de l'interprétation courante élaboré par le système, c'est-à-dire des données précédemment traitées. L'évolution du système peut être non monotone.

INTRODUCTION.

L'observation de systèmes naturels (organisations sociales, entreprises, individus, etc...) confrontés à la nouveauté de leur environnement et de leurs rôles ou tâches montre que la stratégie la plus employée et la plus efficace (ou tout au moins économique) consiste en l'**adaptation des structures ou compétences existantes à la nouvelle situation**. De même, en Intelligence Artificielle, les conditions concrètes de fonctionnement des systèmes à bases de connaissances impliquent souvent une maintenance en fonction de l'évolution des connaissances et parfois même de leur mission. Pourtant la plupart des travaux consacrés à

l'apprentissage sont tournés vers un apprentissage non incrémental où toutes les données pertinentes sont d'emblée disponibles et doivent être exploitées telles quelles directement. Des exceptions à ce schéma d'acquisition de connaissances existent tels les systèmes de compréhension de textes en langage naturel où les éléments de l'épisode étudié sont perçus séquentiellement, et, d'un point de vue théorique, les approches à base de logiques non-monotones et de systèmes de maintien de justification (par ex: TMS de Doyle (1979)). Cependant, ces deux lignes de recherche ne sont pas traditionnellement incorporées à la problématique générale de l'apprentissage. Nous pensons que c'est à tort.

Ce papier présente un modèle de mémoire adaptative. L'interprétation de l'univers perçu se modifie spontanément en fonction des informations nouvelles qui parviennent au système ainsi que par le jeu des inférences qui s'exercent sans relâche au sein de la mémoire. Le traitement de nouvelles données dépend de l'interprétation courante élaboré par le système, c'est-à-dire des données précédemment traitées. L'évolution du système peut être non monotone.

Plusieurs caractéristiques intéressantes distinguent l'approche présentée. Le contrôle et les processus d'inférences sont totalement distribués et locaux dans la mémoire. Les révisions d'interprétation ne résultent pas de retours en arrière guidés par un appareillage logique, qui serait d'ailleurs inapplicable dans le contexte présenté, mais d'une évolution spontanée vers des états plus "satisfaisants". Enfin, la prise en compte des ressources du système, c'est-à-dire de sa vitesse de raisonnement par rapport au rythme des perceptions, devient un facteur déterminant dans le style d'interprétation obtenue.

L'organisation du papier est la suivante. Une première section fait le point sur ce qui caractérise l'apprentissage incrémental par rapport à d'autres formes d'apprentissage. La section suivante présente le système INFLUENCE: son architecture et un exemple de fonctionnement sur une tâche de compréhension de texte. La signification et la nouveauté de cette approche sont analysées. Finalement, le potentiel en tant que méthodologie générale, et les perspectives futures de cette étude sont abordées en conclusion.

1. APPRENTISSAGE INCRÉMENTAL ET ADAPTATION.

1.1 Qu'est-ce qui caractérise l'apprentissage incrémental?

L'apprentissage incrémental est nécessaire chaque fois que:

(1)- toutes les informations requises pour prendre une décision sûre ne sont pas disponibles à temps et que le système doit cependant agir, (c'est le cas en particulier lorsque les données sont ambiguës),

(2)- ou chaque fois que les ressources de raisonnement ou de mémoire sont insuffisantes pour traiter d'un seul coup toutes les données fournies.

Ce type d'apprentissage est donc indispensable dans la majorité des situations pratiques. Et c'est en effet lui que l'on rencontre, sous une forme ou une autre, le plus souvent dans la nature, par opposition à des apprentissages "tout ou rien" ou immédiats. Il est à noter que le cas (1) cité plus haut couvre le cas des données bruitées ou incertaines.

Ces circonstances extérieures, cas (1), ou intérieures, cas (2), se traduisent sur le plan du fonctionnement de l'apprentissage par des *contraintes* sévères. En effet, d'une part, parce qu'il est rarement suffisant de stocker les faits perçus pour pouvoir prendre une décision efficace, le système doit faire des inférences parfois incertaines pour construire un modèle de son environnement. Cela entraîne la possibilité que ces inférences soient invalidées ou non cohérentes avec des informations disponibles ultérieurement. Et dans ce cas le système devra être capable d'opérer une **révision non-monotone** de son modèle de l'univers, ce qui n'est pas une tâche triviale comme l'ont montré de nombreux travaux consacrés au raisonnement non-monotone. D'autre part, se pose le problème de l'**adaptation du modèle courant** de l'univers aux nouvelles informations parvenant au système. Ce problème se décompose lui-même en trois questions:

- **Problème du format.** Le modèle est-il représenté dans le même format que les données? Et si non, comment traduire (éventuellement interpréter) les données pour les comparer au modèle?

- **Problème de la comparaison.** (Déjà présent s'il faut interpréter les données). Comment trouver les rapports entre le modèle et les données, comment détecter d'éventuelles incohérences?

- *Problème de la modification.* Savoir où et comment modifier le modèle courant (éventuellement de manière non-monotone).

Le paragraphe précédent a montré la nécessité de l'apprentissage incrémental et les problèmes qui en sont inhérents. La partie suivante expose brièvement comment ces problèmes sont abordés, et éventuellement résolus, dans quelques approches choisies d'apprentissage.

1.2 Deux approches.

De nombreux domaines sont justifiables d'apprentissage incrémental, ou partagent la même problématique. Par exemple:

- apprentissage de concepts lorsqu'un modèle de l'univers est construit et utilisé avant que tous les exemples aient été fournis

- l'analogie, où il s'agit d'adapter le modèle courant à une nouvelle situation

- la planification opportuniste, ou l'adaptation de plans en cours d'exécution pour prendre en compte des imprévus et des imprévisibles: défaillances, données nouvelles, etc.

- incorporation de nouvelles règles dans un système expert

- systèmes de raisonnement non-monotone par maintien de justification (TMS, voir Doyle (1979))

- compréhension du langage naturel, où la construction du modèle ou de l'interprétation est nécessairement incrémentale.

Cette liste qui part de cas les plus évidemment proches de l'apprentissage incrémental pour aller vers des cas traditionnellement considérés comme éloignés, n'est naturellement pas exhaustive. Nous allons nous attarder sur les deux derniers exemples car ils illustrent particulièrement deux aspects importants.

A priori les *techniques de maintien de justification* (TMS) sont indépendantes d'un domaine particulier et peuvent s'appliquer à des contextes très différents. En pratique Johan de Kleer (1984) par exemple, a mis en évidence des limitations qui en rendent l'usage difficile pour certaines applications comme la physique qualitative. Pour notre part nous nous attachons ici à en faire ressortir les traits essentiels vis-à-vis du problème de l'adaptation. La première caractéristique de ces systèmes est qu'ils s'appuient sur l'*édifice de la logique*, du premier ordre pour les

inférences internes à la base des connaissances et la mesure et le maintien de sa cohérence, et d'un ordre supérieur pour la prise en compte de la limitation des ressources. Cela signifie souvent mais il n'est pas démontré que ce soit nécessaire un lourd appareillage centralisé de résolution. La deuxième caractéristique est que les données en entrée du système doivent être exprimées dans le *même format* (logique des propositions ou du premier ordre) que celui dans lequel est représentée la base de connaissances. En fait cette unicité de format va même plus loin et concerne aussi, ce qui est rarement noté, les justifications elles-mêmes. En effet, les systèmes de type TMS assurent la cohérence de leur base de données par le maintien en regard de chaque proposition des inférences qui lui ont donné naissance. Or pour que le système puisse fonctionner *il faut que ce soit les mêmes inférences qui causent l'ajout d'une proposition et qui assurent sa cohérence avec le reste de la base*. Cette condition n'est pas triviale et n'est pas respectée par exemple dans la compréhension de langage naturelle où l'interprétation et l'incorporation d'un fait dans le modèle dépendent bien souvent de considérations et d'inférences, par exemple syntaxiques, qui n'ont rien à voir avec la cohérence ou la valeur de l'interprétation maintenue. Et ceci est le cas chaque fois que les raisons qui servent à l'incorporation d'une donnée ne sont pas de même ordre que les principes de cohérence, et ne sont pas conservés après incorporation. On voit donc que les systèmes de maintien de justifications qui devraient être la clé de tout problème d'adaptation d'un modèle courant à de nouvelles données, *ne prescrivent pas et n'indiquent pas le moyen de percevoir et d'interpréter ces données*, avant de les traduire en langage logique.

Il est par contre un domaine où les chercheurs réalisent couramment, sans le clamer, de l'apprentissage incrémental, c'est celui de la *compréhension du langage naturel*. Il s'agit bien de ça en effet puisque dans ces systèmes on construit petit à petit, en fonction des données fournies par le texte lors de sa lecture, un modèle ou une interprétation de l'épisode lu. Une caractéristique intéressante de ce genre de domaines est que les données elles-mêmes peuvent être ambiguës et que souvent le modèle courant, en tant que référence au contexte, sert à leur disambiguation. Il y a donc une *interaction dans les deux sens, entre les données d'une part et le modèle d'autre part*, les premières modifiant le second, et le second étant instrumental dans l'interprétation des premières. Cette interaction est nécessaire dans de nombreuses situations concrètes. Des démonstrations très probantes dans ce sens étant celles de l'école de Schank (1977, 1982) dont l'un des systèmes les plus achevés est BORIS par Dyer (1983). Cependant peu de travaux ont été consacrés à la compréhension non-monotone de langage naturel. Les quelques expériences tentées ont essayé pour la plupart d'incorporer des techniques de TMS dans les systèmes de compréhension

classiques tels ceux de Granger (1980) et de O'Rorke (1983), sans grand succès en partie pour les raisons évoquées ci-dessus à propos des systèmes de maintien de justification.

D'un côté, on dispose donc de méthodes permettant en principe d'assurer la cohérence d'une base de faits mais muettes sur le problème essentiel de la perception et de l'intégration de nouvelles informations, de l'autre, il existe des systèmes performants du point de vue de la reconnaissance et de l'incorporation de nouvelles données mais handicapées si ce n'est inexistantes du point de vue de l'adaptation non-monotone du modèle interne courant.

La méthodologie présentée ci-dessous, et implémentée sous la forme du système INFLUENCE, résoud de manière intégrée les problèmes d'acquisition, de comparaison et d'intégration de nouvelles informations ainsi que de l'adaptation concomitante du modèle interne. Mais si elle conserve en grande partie l'appareillage mis au point par les utilisateurs de langages objets et l'école de Schank en particulier, elle s'appuie sur une philosophie radicalement différente, et de ces systèmes et des systèmes TMS.

1.3 Adaptation naturelle.

En cherchant en effet à réaliser une adaptativité aussi naturelle que possible, on en vient logiquement au concept d'un système dont l'existence même, c'est-à-dire sa structure, sa fonction, dépendent complètement du flux d'informations provenant de l'environnement dans lequel il baigne. Ces systèmes n'ont pas d'autres choix que de refléter les changements de leur environnement puisqu'ils n'ont pas d'existence propre indépendante de lui. C'est le cas des systèmes vivants et de certains systèmes physiques, dissipatifs, comme la flamme d'une bougie ou les rouleaux de Rayleigh-Bénard (Bergé, Pomeau & Vidal, 1984), ou plus statiques, comme une bulle de savon décrivant une surface minimale inscrite dans un contour¹. Ceci n'est bien sûr qu'une métaphore qu'il faut étayer. Car il y a mille manières de s'adapter à un contexte, quelle est celle qui correspond à un système

¹ On peut voir l'exemple de la bulle de savon comme étant un cas d'apprentissage direct. L'état résultant du système dépend des conditions aux limites qui sont présentes toutes à la fois sous leur forme originale.

Dans le cas, par contre, d'une molécule chimique s'adaptant à de nouveaux stress ou à l'apport de nouveaux composants, une partie des contraintes s'exprime dans la forme actuelle de la molécule et non dans leur forme originale (stress ou composants). Cela peu-être vu comme une forme d'apprentissage incrémental.

donné, et quel système correspond à une certaine manière? De même, qu'est ce qui fait que l'"existence" d'un système dépend de son environnement?

La section suivante présente un modèle informatique conçu autour de cette idée d'adaptation naturelle et qui en implémente une réalisation possible. C'est une première exploration et l'esquisse d'une nouvelle méthodologie.

2. LE SYSTÈME INFLUENCE.

2.1 Principes.

Deux principes fondamentaux sous-tendent le concept du système INFLUENCE. D'une part, *la représentation de la connaissance doit être active*, c'est-à-dire que les inférences qui construisent le modèle de l'univers doivent être intégrées aux éléments qui composent ce modèle et non être le fait d'un agent extérieur opérant "sur" la base de connaissance. C'est un principe d'auto-organisation. D'autre part, le modèle courant doit être soumis à des "*perturbations*" afin de générer des occasions de modifications sans lesquelles il ne saurait y avoir de possibilités de non-monotonie. Dans le cas d'INFLUENCE, ces perturbations ne résultent pas seulement de la perception de données nouvelles, mais aussi de processus de remise en cause permanente de la base de connaissances et de ré-examen d'hypothèses. (Cette approche partage une parenté lointaine avec le projet de "Day-dreamer" développé à U.C.L.A. aux Etats-Unis par Mueller (1985))

On se place en plus ici dans le cadre où les données perçues peuvent être ambiguës et doivent être interprétées en fonction du modèle courant de l'univers. Il s'agit donc d'envisager un système capable de comparer les entrées au modèle d'une manière non triviale.

Ces considérations conduisent naturellement, au moins pour une première approche, à retenir l'utilisation de systèmes de représentation de connaissances et d'inférences basés sur les *réseaux de frames*. Ce type de représentations présente en effet les particularités intéressantes d'être largement employé dans les systèmes existant de compréhension et d'interprétation de contextes naturels (textes ou scènes visuelles) et donc de fournir des outils appropriés d'interaction modèle/données, et, par ailleurs, de pourvoir une source d'inférences et de raisonnement intégrés à la représentation des connaissances sous la forme des fonctions d'attachement

procéduraux liées aux slots des frames. La première condition requise, c'est-à-dire de disposer d'une représentation des connaissances active est donc remplie. La seconde, ayant trait à la source de perturbations, est réalisée dans le système INFLUENCE par un mécanisme contrôlant une certaine *instabilité des liens* entre slots et frames. Elle fait l'objet d'une description plus détaillée ci-dessous.

Finalement, dans le cadre du projet INFLUENCE, on a imposé en plus que tous les *processus actifs soient locaux*, c'est-à-dire dont les causes et les effets soient locaux à la représentation du modèle interne et non fondés sur des informations ou des actions globales. (Par exemple, les connaissances requises pour réviser un attachement sur un slot ne peuvent faire appel à des informations globales, ou inscrites à distance, sur le réseau sémantique.)

2.2 L'architecture d'INFLUENCE.

Dans sa version actuelle¹ le fonctionnement du système INFLUENCE est fondé sur l'utilisation d'une représentation de connaissances par frames. Les travaux de l'école de Schank, et en particulier de Dyer (1983) ont servi de base, à la fois pour la manière de représenter le contenu d'un texte et pour le domaine d'application centré sur la compréhension de textes en langages naturels. Dans cette approche les concepts jugés utiles pour la compréhension d'un "épisode" (récit de divorces par exemple) sont représentés par des frames de différents niveaux d'abstraction sémantique, tels que HUMAN-BEING (représentant les caractéristiques essentielles d'un individu) jusqu'à M-CONTRACT (frame décrivant les aspects parfois abstraits de contrats entre deux parties), pouvant même inclure des adages ou morales (représentant par exemple l'heuristique: ne pas courir deux lievres à la fois). La "mémoire épisodique" d'un tel système est constituée du réseau de frames instantiés correspondant à l'épisode interprété. Les frames sont liés entre eux par les liens entre les slots et leurs cibles, elles-mêmes d'autres frames. Ces liens représentent des relations sémantiques de niveau élevé telles qu'intention, causalité, location etc. Lorsque le système est interrogé, celui-ci sélectionne les concepts/frames pertinents et parcourt le ou les liens correspondants à la question posée. Par exemple, pour répondre à la question "Pourquoi Pierre va-t-il aux JFA-88?", le système va sélectionner le frame PLAN-ALLER-JFA-88 lié au frame

¹ Le concept d'adaptation, par représentation active et perturbations, sous-jacent à INFLUENCE, a été également essayé sans difficultés sur des problèmes de re-planification. Il est envisagé d'étudier son application à l'apprentissage incrémental de concepts par présentation d'exemples.

INFLUENCE

HUMAN-BEING(Pierre) et remonter le lien *goal* pointant vers GOAL-BRONZAGE. (Toute ressemblance avec des personnages, événements ou motivations réelles serait purement fortuite). L'interprétation de l'univers perçu est donc fondée sur les concepts instantiés présents en mémoire épisodique et sur les liens les joignant entre eux. Si l'on change la cible d'un lien ou si l'on introduit ou supprime un frame, on modifie du même coup l'interprétation correspondante puisque les réponses aux mêmes questions seraient différentes. Cette observation conduit au schéma suivant pour permettre des perturbations au sein du système.

Les liens sont considérés comme des agents. Ils sont affectés d'un coefficient κ ($0 < \kappa < 1$) caractérisant leur *stabilité*. Ce coefficient correspond à la certitude que l'on met dans l'information inscrite dans le lien en question. Par exemple, si l'on est certain que Pierre va aux JFA-88 pour profiter du soleil, le lien *goal* mentionné plus haut sera affecté d'un coefficient κ élevé (proche ou égal à 1) signifiant que ce lien sera très stable. Au contraire, si la certitude associée était faible κ serait plus proche de 0 et ce lien serait instable, c'est-à-dire qu'il lui arriverait souvent de remettre en cause sa cible et de chercher une nouvelle cible (potentiellement la même).

Le mécanisme de base est qu'à chaque instant, avec une probabilité fonction de κ (élevée si κ est faible et quasi nulle quand κ approche 1), un lien peut décider de se "désengager" de sa cible actuelle et *chercher* une cible quelconque correspondant à des spécifications similaires (voir ci-dessous). Il est à noter qu'un lien même désengagé pointe encore sur sa cible initiale, il ne changera de destination que lorsque le choix d'un nouveau frame, par un procédé précis dans la suite, sera effectué. Cela assure que le système est capable de fournir une réponse en permanence aux questions qu'on peut lui poser, ce qui ne serait pas le cas si un certain laps de temps s'écoulait entre l'instant du désengagement et l'instant de choix d'une nouvelle cible et de re-connection.

Le problème maintenant est d'assurer que les choix de nouvelles cibles et donc les ré-interprétations résultantes ne soient pas anarchiques et dénuées de sens (dans le domaine considéré). Trois niveaux de contraintes s'exercent sur ces choix.

- Le niveau 0 correspond aux "contraintes de type": un lien *goal* par exemple ne peut pointer que vers un frame de type GOAL et pas sur un frame de type PLAN ou HUMAN-BEING.

- Le niveau 1 correspond à des contraintes sémantiques plus sophistiquées attachées au domaine d'application considéré. Par exemple supposons que le

domaine du discours étudié concerne, entre autre, les relations familiales et que l'on sache que dans le contexte décrit le mari et la femme sont très probablement de même religion si l'un d'eux est musulman ou juif. Alors, si la mémoire épisodique contient à un certain moment un frame M-FAMILLE dont la femme est musulmanne et dont le lien mari est désengagé celui-ci devrait pointer préférentiellement vers un HUMAN-BEING (contrainte de niveau 0) musulman. Ces contraintes sont inscrites dans les procédures d'attachement procédural de chaque slot/lien.

- Le niveau 2 est original. Il implémente un principe général de "qualité" et d'esthétique d'un modèle ou d'une interprétation. Un bon modèle est bien sûr un modèle qui fournit des réponses si possibles justes aux questions qu'on lui pose, *pouvoir d'explicativité et de prédiction* (Popper, 1963) (d'où l'intérêt des langages de frames qui fournissent naturellement des inférences: contenu des frames et slots cherchant des cibles). C'est aussi un modèle qui ne multiplie pas les hypothèses auxiliaires non nécessaires. C'est le *principe de parcimonie* de Bacon, général en science. Une première traduction de ce principe sous forme locale serait que chaque lien lorsqu'il choisit une cible se connecte préférentiellement sur les frames les plus connectés, c'est-à-dire vers les concepts qui interviennent déjà le plus dans l'interprétation courante. Si en plus une élimination des frames les moins connectés intervenait, on obtiendrait un élagage progressif des concepts inutiles. En fait l'implémentation retenue pour INFLUENCE raffine davantage ce schéma et attribue à chaque frame un coefficient appelé "*influence*" qui est fonction non seulement du nombre de liens qui pointent vers ce frame mais aussi de l'influence des frames qui lui sont connectés. On propage donc ici des influences un peu à l'image du "spreading activation" utilisé par exemple par Anderson (1983) dans le système ACT*. La formule de calcul de l'influence d'un frame est la suivante:

$$I_i = I_{i0} + \sum_{s(i), j(s)} k_{i,j}^{in} \cdot I_j + \sum_{j_s > i} k_{j_s,i}^{out} \cdot I_j$$

La forme en est complexe, la signification et le fonctionnement simples. La figure suivante en facilite la compréhension.

INFLUENCE

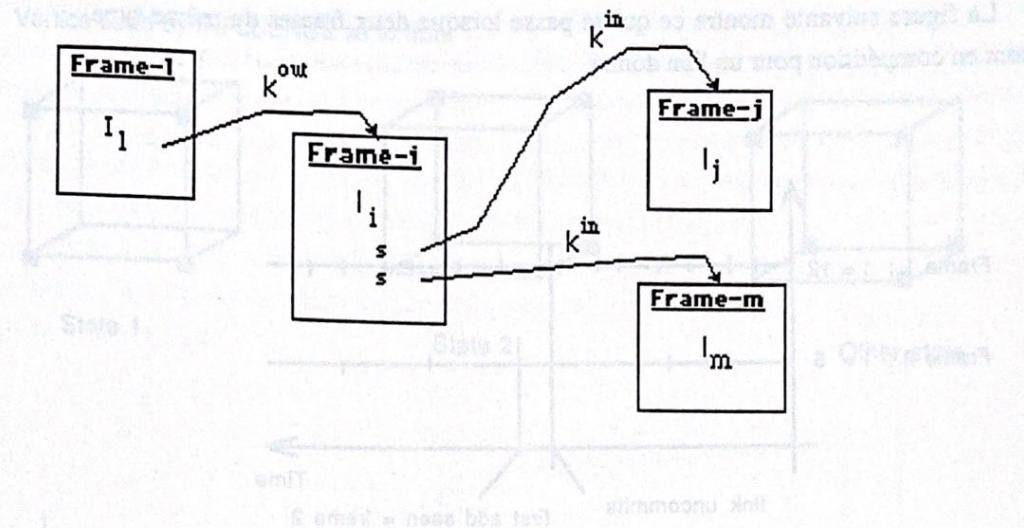


Figure-1 : Dans la situation présentée ici, l'influence du frame-i serait :

$$I_i = I_{i0} + k^{in} (I_j + I_m) + k^{out} I_1$$

L'influence du frame i est la somme de son influence initiale déterminée à priori par l'expert du domaine (qui, par exemple, souhaite favoriser le concept de G-ETRE-RICHE), et des influences qu'il gagne en étant connecté à d'autres frames. Cette dernière partie est elle-même décomposable en deux parts. La première correspond aux gains fournis par les liens pointant sur le frame i, la seconde aux gains réalisés par les liens originaires du frame i. La sémantique exacte attachée aux coefficients k^{in} et k^{out} n'est pas l'objet de cette présentation et est dépendante du domaine d'application. (On peut cependant voir dans coefficients une sorte de distance entre concepts. Si k^{in} et k^{out} sont élevés, les deux concepts considérés ont tendance à renforcer mutuellement leur influence, et inversement dans le cas de coefficients faibles.)

L'importance de ces influences dans le fonctionnement de l'algorithme réside dans le fait qu'elles déterminent les fréquences avec lesquelles les frames émettent une annonce sur le tableau. Durant chaque intervalle de temps dt (à chaque boucle de l'algorithme) un frame de chaque type est tiré aléatoirement avec une probabilité dépendant directement de son influence, et les liens désengagés à cet instant et cherchant une cible du type correspondant se connectent alors sur le frame "émetteur". Cela signifie que les frames déjà bien connectés, donc probablement influents, vont émettre plus fréquemment que les frames moins influents et donc avoir plus de chance d'accroître encore leur connectivité et leur influence.

Etat des connexions dans l'heure. Voir Figure 4). Enfin les ré-interprétations observées

La figure suivante montre ce qui se passe lorsque deux frames du même type sont en compétition pour un lien donné.

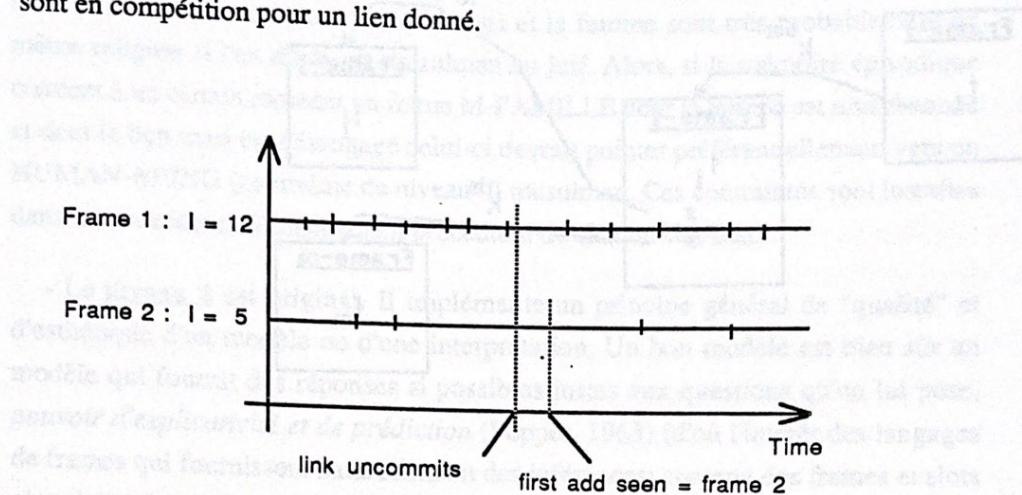


Figure 2 : Sur les deux lignes horizontales supérieures sont indiqués les instants auxquels les frames 1 et 2 respectivement "émettent" une annonce sur le tableau. Nous supposons ici qu'un lien du type correspondant aux frames 1 et 2 se désengage de sa cible à un certain instant indiqué par la première barre verticale en pointillé. Ce lien se connectera au premier frame de type correct dont il verra l'annonce. Dans la situation décrite ici, il s'agit du frame 2, alors même que ce frame a une influence inférieure au frame 1 et émet donc moins souvent.

Ainsi l'évolution du système est gouvernée de manière stochastique par les influences des frames. Les frames les plus influents à un moment donné tendent à attirer encore d'autres connections sur eux, mais il peut arriver par le jeu des hasards ou par des modifications apportées au réseau grâce à de nouvelles informations extérieures que des frames peu influents deviennent centraux dans une interprétation différente de l'environnement.

La mémoire résultant de ce mécanisme exhibe un comportement non-monotone, la destruction de croyances antérieures étant possible. Le système n'a cependant à chaque instant qu'une interprétation unique du monde, et non une gradation de mondes possibles comme dans les systèmes à coefficients de confiance. Le degré d'adéquation d'une interprétation se mesure à sa stabilité, plus l'interprétation est stable aux perturbations, et plus elle convient à une explication élégante du monde perçu. (Voir figure 3).

INFLUENCE

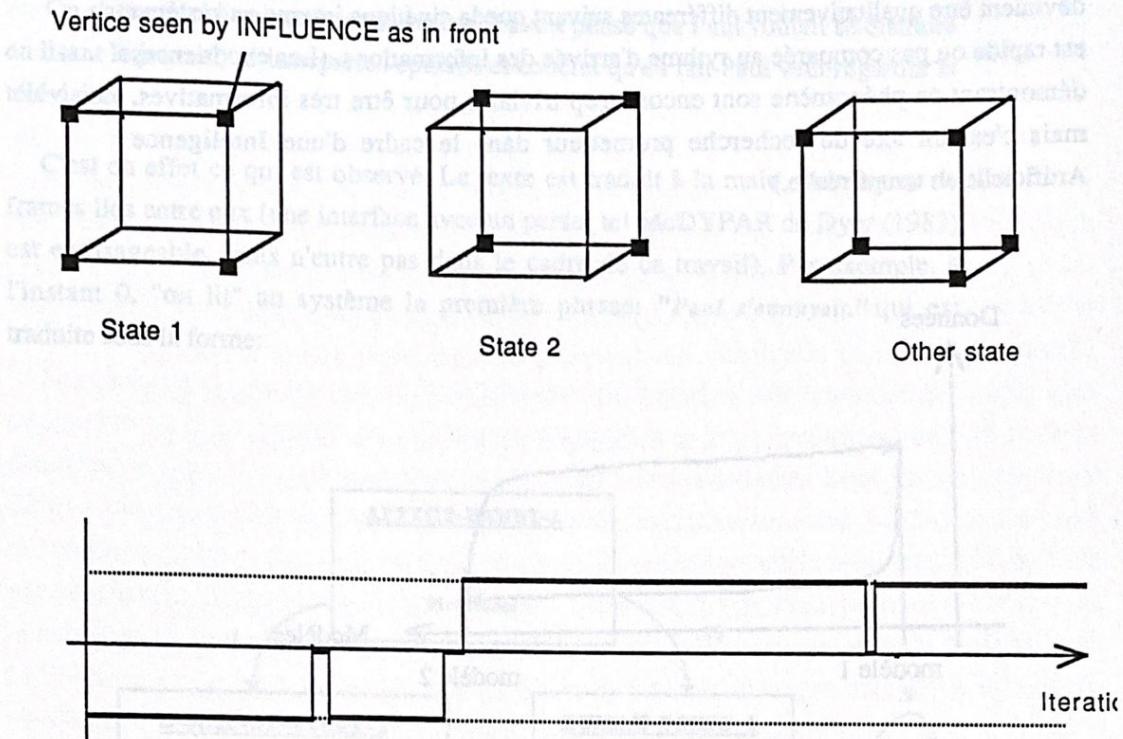


Figure 3: Cas du cube de Necker. Il est possible de le voir avec l'une ou l'autre des faces en avant. Pour INFLUENCE aussi, le nombre d'états stables est restreint (2 pour cet exemple, comparé au nombre d'états possibles).

La mémoire est dynamique. Elle ne cesse de re-examiner les inférences sur lesquelles elle est fondée, et ce d'autant plus que celles-ci sont incertaines, elle a également besoin du flux des informations extérieures pour rester différentielle et ne pas se rabougrir en une interprétation caricaturale, car n'en conservant que les aspects les plus flagrants, de l'univers perçu. Cela lui donne des caractéristiques uniques. L'adaptation à de nouvelles informations, donc à des modifications du réseau sémantique, s'effectue spontanément sans que la complexité de l'algorithme de révision ni le nombre de calculs ne s'accroissent de manière exponentielle, l'algorithme est d'ailleurs immédiatement parallélisable. Le phénomène de ré-interprétation obtenue exhibe une courbe en hystérésis, similaire à celles observée chez les humains. (Le changement d'interprétation entre deux modèles possibles ne s'effectue pas au même instant suivant que les données sont fournies au système dans un ordre ou dans l'autre. Voir figure 4). Enfin les ré-interprétations obtenues

devraient être qualitativement différentes suivant que la cinétique interne au système est rapide ou pas comparée au rythme d'arrivée des informations. (Les expériences démontrant ce phénomène sont encore trop triviales pour être très informatives, mais c'est un axe de recherche prometteur dans le cadre d'une Intelligence Artificielle en temps réelle.)

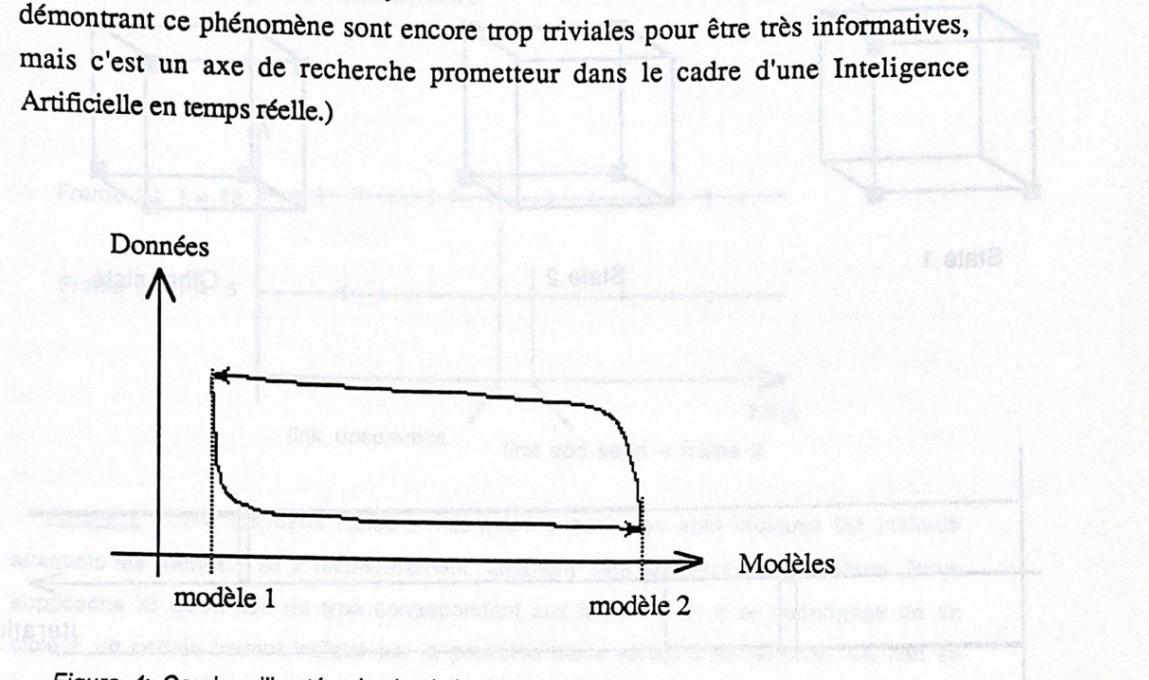


Figure 4: Courbe d'hystéresis destinée à symboliser le passage d'une interprétation, ou modèle, à l'autre par le système en fonction de l'ordre dans lequel on lui fournit les données pertinentes. Ici, on voit que le changement d'interprétation n'a pas lieu au même point dans les deux cas. On observe le même type de phénomène en psychologie humaine.

2.3 Exemple de fonctionnement du système.

La présentation succincte de la section précédente ne rend pas justice de toutes les subtilités ni de tous les problèmes associés au modèle d'adaptation proposé ici. La place manque pour les détailler. De même l'exemple servant d'illustration est particulièrement simplifié, et n'est destiné qu'à donner une première idée du fonctionnement du système INFLUENCE.

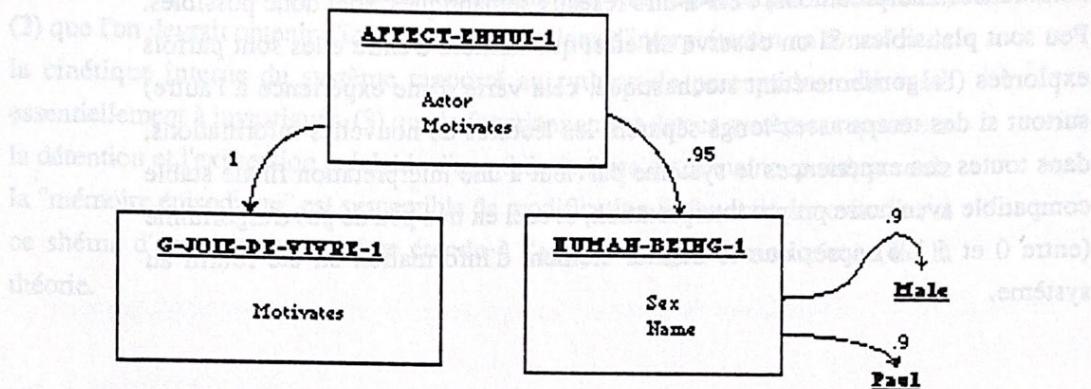
Il s'agit d'une tâche de compréhension de texte en langage naturel, exigeant une modeste ré-interprétation en cours d'assimilation des informations fournies. Le texte est le suivant:

"Paul s'ennuyait. Il s'empara du journal sur le fauteuil, et saisit en dessous la télécommande de la télé."

INFLUENCE

On s'attend ici à ce que le système après avoir pensé que Paul voulait se distraire en lisant le journal, ré-interprète l'épisode et conclut qu'en fait Paul veut regarder la télévision.

C'est en effet ce qui est observé. Le texte est traduit à la main sous forme de frames liés entre eux (une interface avec un parser tel McDYPAR de Dyer (1983) est envisageable, mais n'entre pas dans le cadre de ce travail). Par exemple, à l'instant 0, "on lit" au système la première phrase: "*Paul s'ennuyait.*" qui est traduite sous la forme:



Aux instants suivants, le système va éventuellement remettre en cause certains liens établis (c'est peu probable ici car les coefficients κ sont proches de 1) et surtout il va essayer de trouver une cible au seul lien non engagé: *motivates*. Dans la simulation présente il peut se connecter soit à un frame de type G-DISTRACTION soit à un frame de type G-TROUVER-JOB-INTERESSANT dont les influences initiales respectives sont 2 et 1. Si par exemple le concept G-DISTRACTION est choisi, un nouveau frame G-DISTRACTION-1 est éventuellement créé et connecté au lien motivates. Ce nouveau frame va alors lui-même chercher à remplir ses slots. (Il y a en fait un mécanisme de contrôle, toujours local, qui permet de limiter l'explosion des inférences). Dans l'exemple présenté ici, l'ensemble des concepts disponibles est: AFFECT-ENNUI, FEMALE, G-DISTRACTION, G-FAIRE-DU-BRUIT, G-JOIE-DE-VIVRE, G-TROUVE-JOB-INTERESSANT, G-VERIFIER-COURANT, HUMAN-BEING, MALE, PLAN-ALLER-AU-CINEMA, PLAN-ALLUMER-TV, PLAN-DEMANDER-

AMIS, PLAN-JOUER-MINITEL, PLAN-LIRE-JOURNAL, PLAN-REGARDER-TV, PLAN-TUER-MOUSTIQUE.

De proche en proche, et sous l'effet également des autres éléments de la lecture, le système construit une interprétation de l'épisode. Ici en particulier plusieurs alternatives sont possibles. Paul peut décider de chercher un travail intéressant afin de ne plus s'ennuyer, et prendre un journal pour lire les petites annonces. Le problème se pose alors de trouver une connexion avec l'acte de s'emparer de la télécommande de la télévision. Le journal peut également servir à tuer un moustique. Plusieurs moyens existent de se distraire. Allumer la télévision peut servir à se distraire mais aussi à faire du bruit ou à vérifier le courant, etc. De nombreuses interprétations, c'est-à-dire réseaux sémantiques, sont donc possibles. Peu sont plausibles. Si on observe en effet que nombre d'entre elles sont parfois explorées (l'algorithme étant stochastique, cela varie d'une expérience à l'autre) surtout si des temps assez longs séparent les lectures de nouvelles informations, dans toutes ces expériences le système parvient à une interprétation finale stable compatible avec notre propre interprétation, et ceci en très peu de pas d'algorithme (entre 0 et 5 à 6) après que le dernier élément d'information ait été fourni au système.

CONCLUSION

Les situations concrètes de fonctionnement de systèmes intelligents requièrent à la fois des bases de connaissances importantes et des capacités de traiter des informations incomplètes, incorrectes et changeantes. Seul un apprentissage incrémental continu permet de relever le défi de la construction de tels systèmes. De plus l'ambiguité inhérente des données de perception ne peut être résolue que par une interaction active de la mémoire qui interprète et des données à interpréter.

Cette étude argumente que le problème de l'apprentissage incrémental doit être considéré sous l'angle de l'adaptation à la fois spontanée et nécessaire d'un organisme vivant à son environnement, et non pas comme l'importation d'encore un autre mécanisme de contrôle étranger surajouté sur une base de connaissances intrinsèquement inerte. Pour ce faire on propose ici la construction d'une mémoire dynamique, à base de processus locaux fonctionnant en parallèle, qui a besoin du flux des informations provenant de l'environnement pour maintenir sa propre structure. Un algorithme implémentant cette approche a été exposé dans ce papier. Cet algorithme correspond à une véritable méthodologie qui permet de spécifier

comment traiter d'autres domaines que celui de la compréhension du langage naturel. Des essais prometteurs ont eu lieu en planification adaptative. La méthodologie insiste sur le caractère actif de la représentation des connaissances utilisée avec des inférences de construction qui soient aussi des inférences de maintien. Elle fournit également un type de perturbations permettant des ré-interprétations. Elle souligne enfin l'importance et l'articulation des niveaux de cohérence de la représentation, avec en particulier le niveau 2 mesurant et fournissant le degré d'élegance et de plausibilité du modèle correspondant.

Les caractéristiques principales de la mémoire active ainsi obtenue sont: (1) que ce que l'on perd en garantie de cohérence et d'optimalité est gagné en capacité d'adaptation spontanée, même dans des environnements logiquement incohérents, (2) que l'on devrait obtenir d'intéressantes variations d'interprétation en fonction de la cinétique interne du système rapporté au rythme de perception, cela reste essentiellement à investiguer, (3) que le fonctionnement de ces systèmes repose sur la détention et l'expression préalable d'une théorie forte du domaine, puisque seule la "mémoire épisodique" est susceptible de modification, il faudrait donc étudier si ce schéma d'acquisition peut être étendu à l'apprentissage sémantique ou de la théorie.

1.1 Les présupposés

- (i) on dispose d'un ensemble d'exemples dans lesquels les exemples sont répartis dans plusieurs catégories qui peuvent être
 - (ii) le langage peut être vu comme une recherche à l'aide de règles de description, organiques ou artificielles, de généralisation
 - (iii) le but est de trouver des règles de discrimination entre ces classes, ou ce qui revient au même, des règles de discrimination entre les deux langages de description.
- Nous ne nous intéressons ni au langage de description des exemples, ni au langage de représentation des règles d'inférence, mais à leur interaction. Nous nous intéressons par contre aux valeurs qu'à des descriptions en logique du premier ordre ou à des systèmes d'apprentissage spécifiques d'un domaine particulier.

1.2 Méthodes

REFERENCES

- ANDERSON, J. (1983). *The Architecture of Cognition*, Harvard University Press, 1983.
- BERGE, POMEAU, & VIDAL (1984). *L'ordre dans le chaos*, Hermann, 1984.
- CORNUEJOLS, A. (1987). Revision of "interpretation" in Episodic Memory by using chemistry instead of reason maintenance systems." In Proceedings of MARI-87, Paris, may 18-24,1987. (pp. 104-110).
- DOYLE, J. (1979). A Truth Maintenance System, *Artificial Intelligence* ,12, 231-272.
- DYER, M. (1983). *In-Depth Understanding*, MIT Press, 1983.
- GRANGER, R. (1980) : When expectation fails: Toward a self-correcting inference system. In *Proceedings of the First National Conference on Artificial Intelligence*, Stanford, California, 1980.
- de KLEER, J. (1984). Choices without Backtracking. In *Proceedings of the NCAI-84*.
- MUELLER, E. & DYER, M. (1985). Towards a Computational Theory of Human Day-dreaming, In *Proceedings of the Seventh Annual Conf. of the Cognitive Science Society*. Irvine, California. August 1985.
- POPPER, K. (1963). *CONJECTURES AND REFUTATIONS. The growth of Scientific Knowledge*. Routledge and Kegan Paul, London and Henley. 1985.
- O'RORKE, P. (1983). Reasons for beliefs in understanding: applications of non-monotonic dependencies to story processing, In *Proceedings of the NCAI-83*, (pp.306-309).
- SCHANK, R. & ABELSON, R. (1977). *Scripts Plans Goals and Understanding*, Lawrence Erlbaum Associates, 1977.
- SCHANK, R. (1982). *Dynamic Memory*, Cambridge University Press, 1982.