Modélisation de l'acquisition de connaissances par le dialogue entre agents cognitifs

Mehdi Yousfi Monod
LIRMM
UMR 5506
161 rue Ada
34392 Montpellier Cedex 5

Violaine Prince
LIRMM
UMR 5506
161 rue Ada
34392 Montpellier Cedex 5

Résumé *Ce travail se situe dans le cadre de la communication et l'apprentissage des agents artificiels cognitifs. Nous nous concentrons sur le dialogue comme unique moyen d'apprentissage de nos agents, sujet trop peu utilisé et étudié en recherche informatique. Cet article vise à fournir une modélisation de dialogue permettant à deux agents, dans une relation maître - élève, d'échanger des informations dans le but d'apprendre. Nous définissons la nature de nos agents, les types de relations qu'ils entretiennent, la structure et le contenu de leur base de connaissances. Nous expliquons comment nous avons introduit la théorie des rôles fonctionnels pour modéliser les échanges dialogiques. Nous traitons les différents buts d'apprentissage, de leur réalisation et des solutions aux difficultés rencontrées par les agents. Une architecture générale est alors établie et une implémentation d'une partie de la théorie est présentée. Nous concluons sur les réalisations effectuées et les améliorations potentielles.*
mot-clés *: dialogue machine-machine, apprentissage machine, systèmes multi-agents, raisonnement logique*

1 Introduction

Notre but est de définir un ensemble d'algorithmes d'acquisition de connaissances par le dialogue entre agents cognitifs. Par *agents cognitifs* nous entendons des entités bénéficiant de connaissances, de modes d'acquisition et de dérivation des connaissances et d'un ou plusieurs buts. Dans la situation expérimentée, nous nous restreignons aux entités artificielles, ou agents programmes. Nos agents possèdent une base de connaissances propre et tentent de la faire évoluer par le dialogue ou par eux-mêmes (en raisonnant). Pour simuler l'apprentissage nous avons choisi un échange d'information sous forme de dialogue socratique (maître - élève). L'agent "élève" est muni de mécanismes de révision de croyances et de tous les axiomes permettant le raisonnement formel. Afin d'éviter l'ambiguïté intrinsèque des langues, les données des messages seront échangées dans le langage de la logique des prédicats du premier ordre incluant les fonctions. Cependant nous tenterons, du mieux que possible, de rapprocher la situation de dialogue d'une situation naturelle de dialogue homme-homme, entre un maître et un élève. Nous considérons que les agents usent d'un formalisme commun de dénomination des termes, prédicats et fonctions. En revanche, l'agent "élève" peut ne pas posséder des prédicats ou fonctions proposées par l'agent "maître" et peut l'interroger à ce sujet avant de réviser sa base. Dans cet article, nous cherchons à montrer comment le dialogue amorce le raisonnement et provoque une augmentation et une révision des connaissances de l'élève, en fonction d'un certain nombre d'hypothèses que nous nous proposons de simuler, et de mécanismes de révision que nous avons définis.

2 Dialogue et apprentissage

De nombreux travaux traitent de l'apprentissage humain par le biais du dialogue [DA 91]. Lorsque l'on commence à introduire les dispositifs informatiques, on trouve des modèles de dialogue homme-machine pouvant inspirer une modélisation pour l'apprentissage par le dialogue [Bak 94, Coo 00]. En revanche, quand on se restreint aux seuls agents artificiels, les rares articles qui traitent de la communication comme mode d'acquisition le font dans le cadre d'environnements non cognitifs comme des robots [AMH 96] ou des agents logiciels non cognitifs. Il semble que pour l'apprentissage des systèmes artificiels, ce sont essentiellement des méthodes sans dialogue qui sont utilisées.

L'apprentissage hors dialogue : Il existe une grande variété de méthodes d'apprentissage appliquées à des agents comme : l'apprentissage par renforcement [Tan 93], l'apprentissage supervisé [Mat 97] et les réseaux de neurones [SP 94]. Ces formes d'apprentissage ont pour but de préparer un agent à des situations typiques. Or, si on veut se rapprocher de situation naturelles dans lesquelles le dialogue peut influencer l'acquisition des connaissances, la situation dialogique mettra en jeu des agents possédant des connaissances variées, ce qui la rendra unique et souvent peu prévisible [RP 00].

Les modèles de dialogue : La plupart des modèles de dialogue en informatique sont fondés sur la notion de *plan* [AP 80, CL 92] et s'appuient sur la théorie des actes de langage d'Austin [Aus 62], reprise par Searle [Sea 69], pour représenter le dialogue comme une suite d'actions communicatives dont le but est de modifier l'état mental des agents participants. Nos agents, étant dans une situation d'acquisition ou de transmission des connaissances, possèdent des buts : enseigner ou apprendre une leçon. Cependant, ils n'ont pas de plan prédéterminé : il réagissent au *coup par coup*, en fonction de la réponse de l'interlocuteur. C'est pourquoi un modèle *opportuniste* des actions langagières est préférable à un modèle de planification des actions langagières [Leu 00]. Clairement, la situation d'apprentissage implique celle de dialogue *finalisé* (car régi par une tâche à accomplir) et *incident* [Luz 95] (des demandes de précision, d'explication, de confirmation ou de reformulation peuvent intervenir pour qu'une question ou une réponse soit acceptée). Nous avons opté pour la modélisation des rôles fonctionnels [SFP 98] car elle nous permet de gérer un tel dialogue. Les échanges s'effectuant entre agents artificiels, nous l'avons adaptée à notre propos, car elle est plutôt orientée dialogue homme-homme ou homme-machine.

Le raisonnement : Le raisonnement, du point de vue de l'apprentissage, est un mode de dérivation des connaissances à partir de connaissances présentes dans la base ou proposées par l'agent enseignant. Raisonner modifie l'état de l'agent récepteur et ce sont les étapes et les résultats du raisonnement qui permettent à l'agent d'apprendre. Notre méthode s'inspire des comportements humains qui utilisent trois modes de dérivation des connaissances [Pri 99] : la déduction, l'induction et l'abduction. Le système proposé ici utilise des mécanismes inductifs et déductifs (dans le cadre de la révision hypothético-déductive). Le dialogue est une technique d'amorce abductive qui, en présentant de nouvelles connaissances, peut pousser l'adjonction ou la rétraction de connaissances et donc la modification de la base de connaissance [Pag 96, JJ 94].

3 Le cadre théorique

3.1 Les agents

Nous utilisons un environnement composé de deux agents artificiels cognitifs [Fer 95], avec, comme seul moyen d'interaction entre agents, le dialogue. Durant cette relation, un agent jouera le rôle du maître et l'autre de l'élève et ils garderont ce statut tout au long du dialogue (ce n'est donc pas une situation de classe). L'attribution des rôles est cependant momentanée car elle dépend de la tâche à réaliser et des compétences de chaque agent. Dans notre cas la tâche est le cours (particulier). L'agent maître doit alors posséder les compétences nécessaires pour pouvoir enseigner à l'agent élève. Par la suite, nous utiliserons les termes d'élève et de maître pour désigner respectivement l'agent élève et l'agent maître. Le maître a pour but d'enseigner un ensemble prédéterminé de données à l'élève. Nous faisons l'hypothèse que nos agents sont coopératifs. Ainsi aucune information erronée ne sera échangée et les agents tenteront, par tous les moyens dont ils disposent, de satisfaire les attentes de leur interlocuteur. Toutefois l'élève peut, comme dans une situation naturelle, être peu motivé et de ce fait rendre plus difficile la tâche du maître. L'élève pourra par exemple rester peu précis sur ses problèmes d'incompréhension.

3.2 La base de connaissances

Chaque agent dispose d'une base de connaissances (BC). Son contenu est dans le langage de la logique des prédicats du premier ordre, chaque connaissance d'un agent est donc une formule. Toute formule correspond à une connaissance dont on fait l'hypothèse qu'elle est "humainement compréhensible" (représente des connaissances lisibles). L'agent élève peut se tromper, i.e., avoir des connaissances fausses. De façon axiomatique, si un agent joue le rôle de maître par rapport à un ensemble de connaissances données, alors l'élève considérera comme vrai tout ce que le maître lui enseignera. Chaque BC est construite manuellement, c'est son évolution qui sera automatique. Afin de simplifier la modélisation nous utiliserons uniquement des formules de type (P), $(P \rightarrow Q)$ et $(P \leftrightarrow Q)$, avec (P) et (Q) des conjonctions de prédicats (ou leur négation) d'arités quelconques et de la forme $(p(A))$ ou $(p(X))$ (ou $(non(p(A)))$ ou $(non(p(X)))$), avec $A = \{a_1, a_2, \ldots, a_n\}$ un ensemble de termes et $X = \{x_1, x_2, \ldots, x_n\}$ un ensemble de variables. Nous noterons par la suite P et Q de telles conjonctions de prédicats. Une disjonction de prédicats sera séparée en plusieurs formules : $(p(x) \vee q(x) \rightarrow r(x))$ sera noté $(p(x) \rightarrow r(x))$ puis $(q(x) \rightarrow r(x))$. La quantification universelle est implicite pour chaque formule possédant au moins une variable. Nous ne considérons pas les variables libres car nos agents doivent connaître le champ de validité de leurs prédicats afin de raisonner.

3.2.1 Les conditions d'amorçage de l'apprentissage

Pour qu'un apprentissage puisse avoir lieu, un pré-requis est nécessaire : avant le dialogue, les deux agents possèdent déjà des connaissances — appelées *connaissances de base* — et afin de se comprendre sur un minimum de points, les deux agents doivent avoir un certain nombre de connaissances identiques, c'est-à-dire qu'une partie de leur BC possédera les même formules. Le maître doit s'appuyer sur des connaissances connues des deux agents afin d'en expliquer de nouvelles à l'élève. Cependant, il n'y a pas de BC partagée, celles des agents sont bien distinctes.

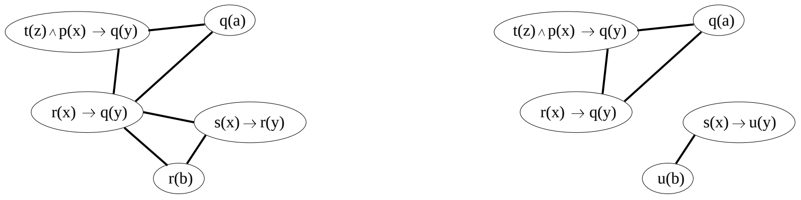
3.2.2 Notion de Connexité

Lors de l'apprentissage, chaque agent tentera de rendre sa BC la plus "connexe" possible.

Définition 1 *Nous appelons* connexe *une BC dont le graphe associé est connexe. Nous construisons le graphe G_Γ associé à Γ, une BC, comme suit :*
Chaque formule est un sommet. Un arc est créé entre chaque couple (F_1, F_2) de formules, avec $F_1 = P_1\ op_1\ Q_1$, $F_2 = P_2\ op_2\ Q_2$ et op_i est soit l'implication, soit l'équivalence, si et seulement si au moins une des trois conditions suivantes est vérifiée :
- *P_1 équivalent à P_2,*
- *Q_1 équivalent à Q_2,*
- *P_1 équivalent à Q_2.*

Un arc est aussi créé lorsque P_2 équivalent à Q_1 car la troisième condition est vérifiée pour le couple (F_2, F_1).

Ainsi dans une BC connexe chaque élément de connaissance a un lien plus ou moins direct avec chaque autre élément. Nous cherchons à calquer la situation de dialogue avec une situation naturelle, or un être humain peut souvent — **mais pas toujours** — faire le lien entre deux de ses connaissances prises au hasard. **C'est pourquoi, dans un souci de ressemblance avec une situation naturelle, les agents posséderont des connaissances de base non connexes.**
Voici un exemple de BC connexe :
$\Gamma_1 = \{t(z) \wedge p(x) \rightarrow q(y),\ r(x) \rightarrow q(y),\ s(x) \rightarrow r(y),\ q(a),\ r(b)\}$
Voici un exemple de BC non connexe :
$\Gamma_2 = \{t(z) \wedge p(x) \rightarrow q(y),\ r(x) \rightarrow q(y),\ s(x) \rightarrow u(y),\ q(a),\ u(b)\}$
Nous pouvons observer que cette dernière possède exactement deux composantes connexes ω_1 et ω_2 :



(a) Le graphe associé à Γ_1 (b) Le graphe associé à Γ_2

FIG. 1: Graphes associés à des bases de connaissances

$\omega_1 = \{t(z) \wedge p(x) \rightarrow q(y),\, r(x) \rightarrow q(y),\, q(a)\}$
$\omega_2 = \{s(x) \rightarrow u(y),\, u(b)\}$
Nous appelons composante connexe (ou, plus simplement, composante) un sous ensemble connexe de formules d'une BC.

Les figures 1(a) et 1(b) représentent respectivement les graphes associés à Γ_1 et à Γ_2.

Théorème 1 *Soient A, B et C trois ensembles de formules connexes. Si $A \cup B$ et $B \cup C$ sont connexes alors $A \cup B \cup C$ est connexe.*

Preuve: Supposons $A \cup B$ et $B \cup C$ connexes et G_A, G_B et G_C les graphes associés, respectivement, à A, B, C.
D'après la définition 1 : $A \cup B$ connexe équivalent à $G_A \cup G_B$ connexe et $B \cup C$ connexe équivalent à $G_B \cup G_C$ connexe. Et d'après les propriétés des graphes connexes : $G_A \cup G_B$ connexe et $G_B \cup G_C$ connexe implique $G_A \cup G_B \cup G_C$ connexe. Donc $A \cup B \cup C$ connexe. ■

Les agents tenteront de ne pas augmenter le nombre de composantes connexes de leur BC. Nous observerons toutefois des cas spécifiques où l'agent élève sera contraint d'augmenter le nombre de composantes connexes de sa BC. D'autre part, dans certaines situations, il se peut qu'une nouvelle connaissance apprise s'attache simultanément à deux composantes connexes créant ainsi une plus grande composante et, de ce fait, réduisant le nombre de composantes de sa BC (d'après le théorème 1).

3.3 Le dialogue : utilisation des rôles fonctionnels

Un dialogue qui s'engage est tel que le maître doit savoir ce qu'il va enseigner à l'élève : cela est spécifié au préalable sous forme de plusieurs éléments de cours, chacun contenu dans une formule logique. Le maître va ensuite fournir chaque formule à l'élève en attendant entre chacune que l'élève lui réponde qu'il l'a correctement comprise ou non. L'élève répondra alors par une confirmation de compréhension (le maître pourra alors continuer son cours), une simple incompréhension, ou une demande spécifique sur un élément précis. La théorie des rôles fonctionnels, modélisateur des échanges de ce dialogue, permet d'attacher un rôle à chaque intervention. Ainsi les deux agents, en recevant un message, connaissent son rôle et peuvent fournir une réponse adéquate. Dans les types de rôles fonctionnels, on utilise les notions de connaissance et d'information (rassemblées sous le terme de donnée) formalisées ainsi :

- *connaissance* : c'est une formule logique générale (faisant intervenir une variable) universelle ou existentielle.
- *information* : Elle sert principalement de réponse et prend donc comme valeurs possibles soit {vrai, faux}, soit un terme, soit "inconnu". Par exemple $(humain(Jean))$ s'évalue à vrai ou faux. Ici l'information est la réponse à la question "Jean est-il un être humain ?". Tout comme $(humain(x) \rightarrow mortel(x))$: "les êtres humains sont mortels" ou "les êtres humains ne sont pas mortels". La formule est vraie (assertion) ou non. Dans le cas d'un terme, c'est une fonction qui sert d'évaluateur, c'est-à-dire qui fournit l'évaluation d'une caractéristique d'une ou de plusieurs constantes.

Rôles fonctionnels sélectionnés Voici les principaux types de rôle fonctionnels utilisés dans le dialogue de transmission/acquisition de connaissances.

1. donne-connaissance : Ce type est principalement utilisé pour enseigner une connaissance, il introduit un échange avec l'élève.
   Forme générale de l'argument : $(P \rightarrow Q)$ ou $(P \leftrightarrow Q)$.
   Exemple : $donne - connaissance(homme(x) \rightarrow mortel(x))$: "Les êtres humains sont mortels."
2. demande/donne-information (dans le cas d'une évaluation booléenne) :
   demande-information :
   Forme générale de l'argument : soit (P), soit $(P \rightarrow Q)$, soit $(P \leftrightarrow Q)$, avec ou sans variable.
   Exemples :
   $demande - information(humain(Jean))$: "Jean est-il un être humain ?"
   $demande - information(humain(x) \rightarrow mortel(x))$: "Les êtres humains sont-ils mortels ?"
   donne-information :
   Forme générale de l'argument : soit $(Vrai)$, soit $(Faux)$, soit $(Inconnu)$.
   Exemple : $donne - information(Vrai)$: "Oui."
3. donne-explication (dans le cas d'un prédicat) : Forme générale de l'argument : soit $(p(x) \leftrightarrow P)$, soit $(Inconnu)$.
   Exemple :
   $donne{-}explication(humain(x) \leftrightarrow (animal(x)\, et\, intelligent(x)\, et\, parle(x)))$: "Un être humain est un animal intelligent qui parle."
4. dit-satisfaction : indique à l'autre agent que la dernière donnée fournie a bien été comprise.
5. dit-insatisfaction : indique à l'autre agent que la dernière donnée fournie n'a pas été correctement comprise.

Pour des raisons de place nous ne détaillerons pas les autres types de rôles fonctionnels ($donne - connaissance$, $demande - explication$, $demande/donne - exemple$, $demande/donne - precision$, $demande/donne - reformulation$), ni certaines utilisations particulières comme le type $demande/donne{-}information$ dans le cas d'une évaluation par fonction.

Les rôles fonctionnels sont donc des modalités dialogiques permettant d'interpréter des formules transmises. Tout rôle de type "*demande*", ou reconnu comme tel, implique une séquence d'une ou plusieurs modalités de type "*donne*", mais avec la possibilité d'utiliser un rôle de type "*demande*" en cas d'incompréhension. Ce cas suivra une modalité sans argument "$dit-insatisfaction$". Seuls les rôles de type "*donne*" donnent lieu à des axiomes interprétatifs. Les autres rôles sont des amorces comportementales.

3.4 L'apprentissage

3.4.1 Les axiomes

Notre système de raisonnement est hypothético-déductif, il permet donc la révision des croyances. En effet, il considère les connaissances comme réinterprétables. C'est le dialogue qui va permettre cette révision. Les axiomes définis correspondent à deux groupes : les axiomes fondamentaux du système et ceux correspondant à l'interprétation des rôles fonctionnels dans le dispositif. Chaque connaissance de chaque agent est considérée comme une hypothèse.

Axiomes fondamentaux : Soit Γ l'ensemble fini des hypothèses de l'élève. On représente le mode d'acquisition des connaissances par adjonction ou soustraction "déduites" par le symbole de barre de fraction. Généralisé à l'implication ensembliste, ce symbole signifie qu'en prémisse (numérateur) il y a une implication ensembliste et en conclusion (dénominateur) il y a une autre implication ensembliste, déductible de la précédente, dont l'objectif est de faire évoluer l'ensemble des connaissances. Axiomes de révision du système (repris à [Man 74]) :

- L'axiome d'hypothétisation :

$$\Gamma, A \Rightarrow A \tag{1}$$

  si l'agent connaît une hypothèse A alors il peut la déduire de son système.
- L'adjonction d'une hypothèse :

$$\frac{\Gamma \Rightarrow B}{\Gamma, A \Rightarrow B} \tag{2}$$

  si l'agent peut déduire B alors il pourra le déduire de tout surensemble de son système.
- La rétraction d'une hypothèse :

$$\frac{\Gamma, A \Rightarrow B\, et\, \Gamma, \neg A \Rightarrow B}{\Gamma \Rightarrow B} \tag{3}$$

  si la validité d'une hypothèse A du système n'influe pas sur les hypothèses B déductibles de ce système alors A doit être éliminée. Pour que A influe sur B, il faut (mais ne suffit pas) que l'ensemble des hypothèses Γ et A soit connexe.

- L'adjonction d'une implication :

$$\frac{\Gamma, A \Rightarrow B}{\Gamma \Rightarrow A \supset B} \tag{4}$$

si B est déductible d'un ensemble d'hypothèses et d'une hypothèse A alors la règle $A \supset B$ est déductible du système. Nous retrouvons ici aussi la notion de connexité, car pour ajouter la règle $A \supset B$ il faut que grâce à A nous puissions déduire B, donc il faut qu'il existe un chemin de A à B.
- La rétraction d'une implication ou modus ponens :

$$\frac{\Gamma \Rightarrow A\, et\, \Gamma \Rightarrow A \supset B}{\Gamma \Rightarrow B} \tag{5}$$

si A est déductible du système et si A est prémisse d'une règle déductible du système, alors la conclusion de cette règle est directement déductible du système.
- La règle dite de *reductio ad absurdum* :

$$\frac{\Gamma, A \Rightarrow B\, et\, \Gamma, A \Rightarrow \neg B}{\Gamma \Rightarrow \neg A} \tag{6}$$

si B peut être déductible ET falsifiable du système muni de A, alors A est falsifiée. Cet axiome introduit la gestion de conflit décrite ultérieurement.

Les axiomes d'interprétation des rôles fonctionnels : Les axiomes d'interprétation ne relèvent pas du premier ordre en ce sens qu'ils introduisent des modalités et des valeurs multiples (introduction de la valeur "inconnu" pour des formules). Nous conserverons une syntaxe du premier ordre, mais il est clair que l'interprétation est non monotone.

- $$donne - connaissance(A) \Rightarrow A \vdash True \tag{7}$$

  Toute connaissance fournie par l'agent maître est considérée comme vraie, et pourra bénéficier de l'adjonction d'hypothèse. Nous utilisons la notation $A \vdash True$ pour A prend la valeur de True.
- $$donne - information(A)\, equivalent\, a\, A\epsilon[True, False, Unknown] \tag{8}$$

  Toute information fournie est l'interprétation d'une formule dans un espace multi-valué.
- $$donne - explication(A)\, equivalent\, a\, (donne - information(P), A \leftrightarrow P) \tag{9}$$

  Toute explication consiste à fournir une formule vraie et équivalente à une formule A à expliquer.

3.4.2 Les situations d'apprentissage

L'apprentissage peut avoir plusieurs buts différents :
- enrichir la BC en apprenant de nouvelles données enseignées par le maître,
- augmenter la connexité de la BC en ajoutant des liens entre les données déjà connues,
- acquérir de nouvelles constantes en élargissant la base des prédicats, demandant des exemples ou des valeurs de constantes,
- comprendre pourquoi certaines formules en impliquent d'autres.

Le premier but est indispensable pour retenir la leçon enseignée, car elle est censée apporter à l'élève des données qu'il ne possède pas. Dans cet article, nous traiterons essentiellement de ce cas.

3.4.3 Apprendre les données fournies par le maître

Pour pouvoir apprendre, l'élève doit d'abord comprendre les données reçues. Par *comprendre*, nous entendons "ne pas augmenter le nombre de composantes suite à l'ajout de la nouvelle connaissance" : l'élève "comprend" une donnée parce qu'elle est reliée à au moins une autre de sa BC. Par définition, on dit qu'un élève *connaît* un prédicat s'il le possède dans sa BC. Pour cela, l'élève doit donc vérifier :
- pour une formule (P) qu'il connaît déjà (P) dans une autre formule,
- pour une formule $(P \rightarrow Q)$ ou $(P \leftrightarrow Q)$ qu'il connaît déjà soit (P), soit (Q).

Si ce n'est pas le cas alors il va devoir informer le maître de l'incompréhension. Dans le premier cas, il suffit d'expliquer à l'élève ce qu'est P. Dans le second, il faut choisir s'il faut expliquer P ou Q, sachant que l'un des deux n'est pas explicable. En effet le principal but du cours est d'accroître la BC de l'élève et il faut donc respecter la condition suivante : l'une des deux formules doit être *nouvelle*, afin d'apporter une nouveauté à la BC, et l'autre *connue*, afin de conserver la connexité des composantes de la BC. Face à l'incompréhension, dans le second cas, deux possibilités s'ouvrent alors à l'élève : exprimer une simple incompréhension, laissant le maître libre de choisir d'expliquer P ou Q (situation (a)), ou préciser s'il souhaite connaître P ou Q.

3.5 La stratégie de dialogue

Plusieurs stratégies de dialogue existent en fonction des types de buts que peut se fixer l'apprenant. Comme nous avons choisi de n'en traiter qu'un seul, l'augmentation de la BC par les données nouvelles (tout en conservant au mieux la connexité), nous proposons la stratégie la plus courante : celle qui a pour but de résoudre le problème d'incompréhension d'une formule par un choix judicieux de questions et de réponses. Nous adoptons une technique inspirée de la méthode socratique :
Pour chaque prédicat p_i à expliquer, le maître connaît un autre prédicat p_j qui est en relation avec p_i par une implication ou une équivalence F. Donc pour s'assurer que l'élève comprenne p_i grâce à p_j, le maître va interroger l'élève pour

savoir s'il connaît le prédicat p_j. Si l'élève le connaît alors il suffit au maître de donner la formule F à l'élève. Sinon le maître va devoir chercher une autre formule qui explique le prédicat p_j et ainsi de suite. Si le maître ne parvient pas à trouver un prédicat qui explique p_i alors c'est qu'il se trouvait dans la situation (a) et qu'il a choisi le mauvais ensemble de prédicats. Il ne lui reste plus qu'à choisir l'autre.

Voici un exemple d'un dialogue avec une incompréhension :

> $>$Maître - $donne - connaissance(humain(x) \rightarrow mortel(x))$; "Les êtres humains sont mortels."
> ; l'élève ne connaît aucun de ces deux prédicats, il connaît cependant les prédicats $(animal(x))$, $(intelligent(x))$ et $(parle(x))$.
> $>$Élève - $dit - insatisfaction()$; "Je ne comprends pas."
> ; le maître choisit d'expliquer à l'élève ce qu'est un être humain plutôt que ce qu'est un mortel.
> $>$Maître - $demande - information(animal(x))$; "Sais-tu ce qu'est un animal ?"
> $>$Élève - $donne - information(Vrai)$; "Oui."
> $>$Maître - $demande - information(intelligent(x))$; "Sais-tu ce que c'est "être intelligent ?"
> $>$Élève - $donne - information(Vrai)$; "Oui."
> $>$Maître - $demande - information(parle(x))$; "Sais-tu ce qu'est que parler ?"
> $>$Élève - $donne - information(Vrai)$; "Oui."
> $>$Maître - $donne-explication((animal(x)\ et\ intelligent(x)\ et\ parle(x)) \leftrightarrow humain(x))$
> ; "Un être humain est un animal intelligent qui parle."
> $>$Élève - $dit - satisfaction()$; "Je comprends."

L'élève ayant compris ce qu'est un être humain, il peut maintenant apprendre la connaissance $(humain(x) \rightarrow mortel(x))$ en l'ajoutant simplement à sa BC, la connexité est conservée. Une fois les données comprises, l'élève peut éventuellement se rendre compte qu'elles sont contradictoires avec sa BC. Il va devoir trouver une solution pour gérer ce conflit. Après tout conflit géré, l'élève peut apprendre la donnée fournie par le maître.

La gestion des conflits : Il existe plusieurs types de conflits : ceux liés à une implication et ceux liés à un fait, dans cet article nous considérons le premier cas qui intervient typiquement lorsque l'élève possède une connaissance de type $(P \rightarrow Q)$ et tente d'apprendre une autre de type $(P \rightarrow non(Q))$. L'élève doit alors tout simplement ôter la formule $(P \rightarrow Q)$ de sa BC et y ajouter $(P \rightarrow non(Q))$. Il agit ainsi car nous considérons que ce sont les connaissances du maître qui sont justes et donc qui prennent le dessus sur celles de l'élève (premier axiome). Cependant le conflit peut être masqué si l'élève possède les connaissances suivantes : $(P_1 \rightarrow P_2)$, $(P_2 \rightarrow P_3)$, ... , $(P_{n-1} \rightarrow P_n)$ et tente d'apprendre $(P_1 \rightarrow non(P_n))$. Nous observons qu'il ne possède pas la connaissance $(P_1 \rightarrow P_n)$ en tant que telle mais un équivalent. Une première solution consisterait à supprimer toute la suite d'implications et de ne conserver que celle du maître. Toutefois seul un ou quelques éléments de la série peuvent être faux. Nous avons donc choisi une méthode plus souple qui consiste à rechercher une implication fausse et à n'éliminer que celle-là. En effet, il suffit d'ôter une seule implication pour supprimer le conflit. L'élève va tenter de valider chaque implication en effectuant pour chacune une demande d'information au maître. Dès qu'une implication fausse est repérée, l'élève l'élimine et ajoute alors la nouvelle implication en toute sécurité. Toutefois, si le maître ne peut valider ou invalider aucune des implications alors l'élève sera obligé d'ôter toutes les formules de la série avant d'ajouter celle du maître, ceci afin d'être sûr de ne pas conserver une contradiction. Nous avons aussi étudié d'autre conflits d'implication moins facilement détectables, cependant nous ne disposons pas de la place nécessaire pour les détailler ici.

Les conséquences de l'apprentissage sur la connexité : Nous pouvons observer un accroissement de la connexité lorsque l'élève tente de réaliser l'apprentissage de données nouvelles : dans l'exemple où l'élève doit connaître le prédicat $(humain(x))$ pour apprendre la nouvelle formule, l'élève connaissait déjà les trois prédicats $(animal(x))$, $(intelligent(x))$ et $(parle(x))$, et en apprenant le nouveau prédicat, les trois anciens se sont vu rajouter un lien entre eux. La connexité s'est alors accrue. Par contre, lors de la gestion de conflits, une implication peut être remise en cause puis éliminée, entraînant une réduction du niveau de connexité de la BC si cette dernière se situait au milieu d'une chaîne d'implications et constituait l'unique point de connexité entre ces deux dernières. Afin de minimiser les chances d'une perte de connexité, l'élève peut utiliser une heuristique de choix d'implication à valider auprès du maître : en commençant par les implications en bout de chaîne (la première et la dernière), si l'une d'entre elles s'avérait à être fausse, alors sa suppression ne changerait pas le niveau de connexité de la BC.

4 Architecture et conception

L'approche théorique de la section 3 a été spécifiée et partiellement mise en oeuvre. La spécification est générale, la conception contient certains éléments de celle-ci que nous préciserons dans la partie 4.2.

4.1 Architecture

La figure 2 expose les principaux éléments d'architecture de notre système d'apprentissage par dialogue. Notre système se décline en cinq composants : l'agent maître, l'agent élève, les rôles fonctionnels, les stratégies et le monde. Chaque agent dispose d'une BC, d'un modèle de "soi" Σ et de son interlocuteur Φ. Il a un accès total à ces trois éléments en lecture et écriture afin de les faire évoluer. Ces agents disposent de stratégies, pour apprendre et enseigner une leçon, qui leur servent de méthode pour procéder au cours. Ils disposent aussi de l'ensemble des rôles fonctionnels (RF) décrits en section 3.3. Le but du composant des RF est d'expliquer aux agents comment procéder face à un message provenant d'un autre agent.

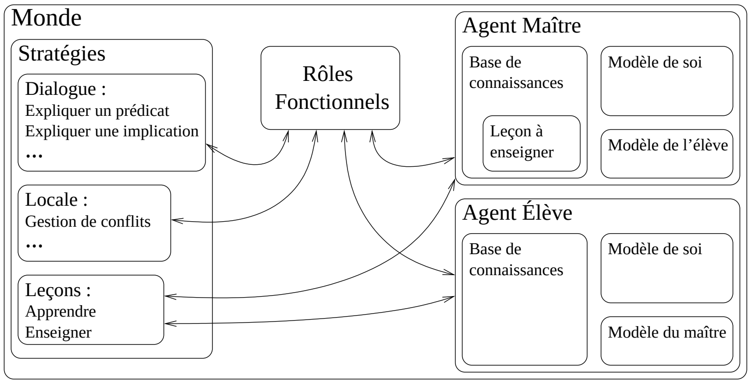


FIG. 2: Le système d'apprentissage par le dialogue entre les agents cognitifs

4.2 Conception

Nous avons réalisé un programme en Java avec une simulation des raisonnement en Prolog. Il existe plusieurs intégrations de Prolog en Java comme tuProlog, JIP, DGKS Prolog, JLog ou JavaLog. Nous avons opté pour tuProlog pour sa simplicité et son efficacité, sans contrainte d'enregistrement du produit. Le langage restreint les formules à des clauses de Horn. Les données connues et échangées sont donc simplifiées mais le respect de la contrainte de situation naturelle de dialogue est conservé. Une implication logique $P \rightarrow Q$ sera notée : "`Q :- P.`" et un fait P sera noté "`P.`". Nous utiliserons le prédicat de prédicats `not(P)` comme négation logique. Nous avons créé un environnement contenant deux agents : un maître et un élève. Chaque agent a pour BC un programme Prolog et s'il souhaite extraire des informations de sa BC il peut soit utiliser une question Prolog, soit une des méthodes spécifiques d'accès que nous avons développées. La structure de notre programme est celle présentée dans la section 4.1. Nous avons implémenté les rôles fonctionnels, les stratégies de leçon, et la stratégie de gestion de conflits. Nous avons pourvu nos agents de connaissances de base, avec une bonne partie de celles de l'élève incluses dans celles du maître ; de données à enseigner, uniquement pour le maître ; de la faculté d'apprentissage de nouvelles données ; d'accès aux stratégies de leçon ; d'aptitudes à dialoguer avec un autre agent ; et de méthodes d'accès aux rôles fonctionnels afin d'interpréter correctement les messages entrants et d'utiliser les bonnes stratégies. Nous avons choisi d'implémenter la gestion des conflits d'implication car c'est une situation qui peut arriver fréquemment, pour des agents artificiels comme naturels, et qui nécessite un traitement délicat afin de conserver une BC cohérente et d'éliminer le moins d'informations possibles.

5 Mise en oeuvre et évaluation

Afin de tester la réalisation de notre théorie, nous avons effectué plusieurs exécutions de notre programme avec, pour chacune, des BC et leçons différentes.

En voici un exemple dans le cas d'un conflit d'implications. Les connaissances de base ($\Gamma(agent)$) de nos deux agents sont :
Pour le maître $\Gamma(M) = \{$`mortel(x) :- humain(x).`, `vivant(x) :- mortel(x).`, `vivant(x) :- tuable(x).`, `reproduit(x) :- vivant(x).`$\}$
Pour l'élève $\Gamma(E) = \{$`tuable(x) :- humain(x).`, `vivant(x) :- tuable(x).`, `not(reproduit(x)) :- vivant(x).`$\}$
Les données à enseigner du maître à l'élève sont $\delta(M) = \{$`mortel(x) :- humain(x).`, `vivant(x) :- humain(x).`, reproduit(x) :- humain(x).$|\}$

Nous avons naturellement imposé la contrainte : $\delta(M) \subset \Gamma(M)$. Ce qui signifie que le maître ne peut enseigner que des données qu'il connaît déjà. Nous considérons toutefois que $\Gamma(M)$ possède toutes les implications déduites de celles déjà présentes. Le maître va ensuite enseigner chaque formule à l'élève, en attendant entre chaque une satisfaction ou des questions, voici le dialogue :

> $>$Maître - $donne - connaissance(humain(x) \rightarrow mortel(x))$
> ; cette formule est apprise sans difficulté par l'élève.
> $>$Élève - $dit - satisfaction()$
> $>$Maître - $donne - connaissance(humain(x) \rightarrow vivant(x))$
> ; l'élève connaît déjà cette formule (déduite de sa BC). Il ne l'apprend pas mais la comprend.
> $>$Élève - $dit - satisfaction()$
> $>$Maître - $donne - connaissance(humain(x) \rightarrow reproduit(x))$
> ; cette nouvelle donnée entre en contradiction avec $\Gamma(E)$, l'élève va devoir localiser sa ou ses connaissances fausses parmi celles qui génèrent le problème, c'est-à-dire parmi $humain(x) \rightarrow tuable(x)$, $tuable(x) \rightarrow vivant(x)$ et $vivant(x) \rightarrow not(reproduit(x))$
> $>$Élève - $demande - information(humain(x) \rightarrow tuable(x))$
> $>$Maître - $donne - information(Inconnu)$
> ; le maître ne sait pas si un être humain peut être tué, l'élève conserve toutefois cette formule.
> $>$Élève - $demande - information(tuable(x) \rightarrow vivant(x))$
> $>$Maître - $donne - information(Vrai)$
> $>$Élève - $demande - information(vivant(x) \rightarrow not(reproduit(x))$
> $>$Maître - $donne - information(Faux)$
> ; cette donnée entre en contradiction avec la BC du maître qui la juge donc fausse.
> ; l'élève supprime donc cette donnée de sa BC.
> ; son conflit géré, il peut maintenant apprendre la connaissance $(humain(x) \rightarrow reproduit(x))$ en toute sécurité.
> $>$Élève - $dit - satisfaction()$
> ; il termine en informant sa satisfaction au maître.

La nouvelle BC de l'élève est alors $\Gamma'(E) = \{$`tuable(x) :- humain(x).`, `vivant(x) :- tuable(x).`, `animal(x) :- humain(x).`, `mortel(x) :- humain(x).`, `reproduit(x) :- humain(x).`$\}$

À travers cette exécution nous pouvons observer que l'agent élève détecte lorsqu'un conflit apparaît entre sa BC et une donnée fournie par le maître, puis demande au maître de valider certaines connaissances potentiellement conflictuelles pour enfin éliminer celles dont le maître sait qu'elles sont fausses. Tous ces conflits ont donc été gérés correctement, en supprimant le moins d'informations possibles.

6 Conclusion

Notre modélisation permet à des agents cognitifs artificiels, dans une situation "naturelle" de cours entre un maître et un élève, d'apprendre des nouvelles connaissances en utilisant le dialogue comme unique moyen de communication. Nous avons proposé la notion de *connexité* d'une base de connaissance qui permet d'établir le niveau de liens entre chaque élément de connaissance d'un agent et donc de pourvoir ces agents d'un but supplémentaire important : l'augmentation de la connexité de leur base de connaissances. Les rôles fonctionnels nous ont permis de modéliser les échanges dialogiques, leur attribuant un rôle précis et facilitant ainsi leur interprétation auprès des agents recevant ces messages. Notre système hypothético-déductif est basé sur des axiomes fondamentaux définissant les règles de révision des bases de connaissances et sur des axiomes d'interprétation des rôles fonctionnels. Nous avons décrit comment, par une stratégie de dialogue, les agents peuvent apprendre de nouvelles connaissances tout en conservant du mieux que possible la connexité de leur base de connaissances. Nous avons ensuite expliqué comment un agent élève peut, par le dialogue, localiser et résoudre un conflit lié à l'apprentissage d'une nouvelle connaissance. Enfin nous avons décrit l'architecture de notre système, puis réalisé une exécution d'un programme Java intégrant une partie de notre modélisation. Ce programme mettait en jeu la gestion d'un conflit de connaissances d'un agent élève dans une situation de cours avec un agent maître. A l'issue de ce dialogue l'élève est parvenu, par le dialogue, à gérer son conflit en révisant sa base de connaissances. Ce travail ne constitue qu'une première approche en apprentissage par le dialogue entre agents artificiels cognitifs. De nombreuses évolutions sont envisageables comme la création d'un environnement multi-agents dans lequel chaque agent est potentiellement maître ou élève, ou la modélisation de nouvelles stratégies de dialogue, ou encore l'accroissement de la complexité des formules logiques contenues dans les bases de connaissances des agents. Ce type d'apprentissage pourra être exploité en complément avec ceux utilisant des interactions avec leur environnement afin de multiplier les sources d'enrichissement des bases de connaissances.

Références

[AMH 96] H. Asoh, Y. Motomura, I. Hara, S. Akaho, S. Hayamizu, T. Matsui : *Acquiring a probabilistic map with dialogue-based learning*, In Hexmoor, H. and Meeden, L., editors, ROBOLEARN '96 : An Intern. Workshop on Learning for Autonomous Robots, 11-18, 1996.

[AP 80] J. Allen, R. Perrault : *Analyzing intention in utterances*, Artificial Intelligence, 15(3), 143-178, 1980.

[Aus 62] J.L. Austin : *How to Do Things with Words*, ed. J. O. Urmson and Marina Sbisà, Cambridge, Mass : Harvard University Press, 1975.

[Bak 94] M. Baker : *A Model for Negotiation in Teaching-Learning Dialogues*, Journal of Artificial Intelligence in Education, 5, (2), 199-254, 1994.

[CL 92] P. Cohen, H. Levesque : *Intentions in Communication*, Rational Interaction as the Basis for Communication. Bradford Books, MIT Press, seconde édition, chap. 12, 1992.

[Coo 00] J. Cook : *Cooperative Problem-Seeking Dialogues in Learning*, In G. Gauthier, C. Frasson and K. VanLehn (Eds.) Intelligent Tutoring Systems : 5th International Conference, ITS 2000 Montreal, Canada, June 2000 Proceedings, Berlin Heidelberg New York : Springer-Verlag, 615-624, 2000.

[DA 91] S.W. Draper, A. Anderson : *The Significance of Dialogue in Learning and Observing Learning*, Computers and Education, 17(1), 93-107, 1991.

[Fer 95] J. Ferber : *Les systèmes multi-agents, Vers une intelligence collective*, InterEditions, 13-25, 1995.

[JJ 94] J.R. Josephson, S.G. Josephson : *Abductive Inference, Computation, Philosophy, Technology*, New York, Cambridge University Press, 1994.

[Leu 00] T. Lemeunier : *L'intentionnalité communicative dans le dialogue homme-machine en langue naturelle*, Thèse, 17-37, 2000.

[Luz 95] D. Luzzati : *Le dialogue verbal homme-machine*, Masson, Paris, 1995.

[Man 74] Z. Manna : *Mathematical Theory of Computation*, International Student Edition. McGraw Hill Computer Science Series, 1974.

[Mat 97] M. Mataric : *Using Communication to Reduce Locality in Multi-Robot Learning*, AAAI-97, Menlo Park, CA : AAAI Press, pp.643-648, 1997.

[Pag 96] M. Pagnucco : *The Role of Abductive Reasoning Within the Process of Belief Revision*, PhD thesis, University of Sydney, 1996.

[Pri 99] V. Prince : *Raisonnements dans les systèmes logiques formels et leurs représentativité des systèmes cognitifs naturels*, Rapport Interne de LRIA Université Paris 8, Deuxième édition, ISSN 01286-7993, 1999.

[RP 00] A. Ravenscroft, R.M. Pilkington : *Investigation by Design : Developing Dialogue Models to Support Reasoning and Conceptual Change*, International Journal of Artificial Intelligence in Education, 11, (1), 273-298, 2000.

[Sea 69] J. Searle : *Speech Acts : An Essay in the Philosophy of Language*, Cambridge : Cambridge University Press, 1969.

[SFP 98] G. Sabah, O. Ferret, V. Prince, A. Vilnat, S. Vosniadou, A. Dimitrakopoulo, E. Papademetriou : *What Dialogue Analysis Can Tell About Teacher Strategies Related to Representational Change*, in Modelling Changes in Understanding : Case Studies in Physical Reasoning, Elsevier, Oxford., 1998.

[SP 94] G.M. Saunders, J.B. Pollack : *The Evolution of Communication in Adaptative Agents*, Technical Report GS-94-EVCOMM, 1994.

[Tan 93] M. Tan : *Multi-Agent Reinforcement Learning : Independent vs. Cooperative Agents*, in 'Proceedings, Tenth International Conference on Machine Learning ', Amherst, MA, pp. 330–337, 1993.