

# Conception d'un système de dialogue intelligent pour jeux sérieux

Franck Dernoncourt

1<sup>ère</sup> année de doctorat

Laboratoire LIP6, 4 place Jussieu, 75005 Paris, France

franck.dernoncourt@gmail.com

## Résumé

L'objectif de nos travaux est de concevoir un agent conversationnel (*chatbot*) capable de comprendre des énoncés en langage naturel dans un cadre sémantique restreint. Cette fonctionnalité est destinée à permettre un dialogue naturel avec un apprenant, en particulier dans le cadre des jeux sérieux (*serious games*). Cet agent conversationnel sera expérimenté au sein d'un jeu sérieux destiné à la formation de personnel en entreprise, en simulant les propos d'un client. Il ne s'agit pas de s'attaquer à la compréhension des langues naturelles dans leur généralité dans la mesure où d'une part le domaine sémantique d'un jeu est généralement bien délimité et, d'autre part, nous restreindrons les types de phrases présentes dans le dialogue.

## Introduction

Quel que soit le type d'apprentissage, l'un des moyens qui permettent de maintenir l'attention et la motivation du joueur dans un jeu sérieux est de lui permettre de dialoguer avec un agent virtuel. Actuellement, ce dialogue, que ce soit dans les jeux sérieux ou dans les jeux vidéo de type récit (*storytelling*) ainsi que dans la plupart des environnements informatiques pour l'apprentissage humain, est réalisé grâce à des arbres basés sur des questions à choix multiples (Thue *et al.* 2007). Le dialogue est donc très contraint, réduisant ainsi l'apprentissage du joueur qui doit se contenter de cliquer sur une des possibilités, ce qui à terme diminue la motivation, donc la réflexion. Nous pensons que les systèmes de dialogue intelligents (également appelés systèmes de dialogue évolués) peuvent constituer une réponse pertinente à ce problème. Par exemple, si l'entreprise qui nous intéresse est une pharmacie ou un hôpital, le dialogue entre le patient simulé et le joueur, en l'occurrence un membre du personnel médical, permettra à ce dernier de se former au dialogue avec les patients et tester ses connaissances pour résoudre des situations concrètes et quotidiennes, situations pouvant être urgentes et critiques, où une erreur peut s'avérer extrêmement grave, voire mortelle.

Un dialogue est une activité verbale qui fait intervenir au moins deux interlocuteurs servant à accomplir une tâche dans une situation de communication donnée. Il constitue une suite coordonnée d'actions (langagières et non-langagières) devant conduire à un but (Vernant 1992).

L'idée d'une interaction homme-machine se basant sur les fonctionnements de la langue naturelle n'est pas nouvelle : elle a commencé à voir le jour à partir des années 50 avec le test de Turing. Néanmoins, cette problématique, aux niveaux conceptuel et pratique, demeure toujours d'actualité. Il existe, par exemple, des compétitions annuelles comme le Loebner Prize (Loebner 2003) ou le Chatterbox Challenge visant à réussir un test et imiter ainsi l'interaction verbale humaine, mais aucun programme n'a réussi à atteindre le niveau d'un humain (Floridi *et al.* 2009).

L'histoire du traitement automatique du langage naturel, influençant directement les agents conversationnels, fait apparaître plusieurs époques dont l'évolution est intéressante :

1. une approche statistico-morphologique entre les années 1945-1955, caractérisée par le recours à des méthodes statistiques faisant intervenir la morphologie des entrées ; ces méthodes reviennent en force avec succès pour la traduction automatique ;
2. une approche syntaxique, marquée par l'utilisation de la grammaire formelle avec les travaux linguistiques de Chomsky dès 1955 ;
3. une approche sémantique dans les années 1960, représentée en particulier par la mise en œuvre du premier agent conversationnel Eliza (Weizenbaum 1966) ;
4. une approche cognitive (Grice 1979) et pragmatique (Moeschler et Reboul 1994) à partir des années 1970, qui coïncide avec l'apparition de la représentation des connaissances et qui fut une époque influencée par la psychologie cognitive mettant l'accent sur les opérations mentales ou sur les processus à la base de la production des discours (Searle 1972).

Ces quatre approches sont à présent perçues comme complémentaires les unes des autres et nous nous en inspirons tout au long de nos travaux.

Afin de définir des critères d'efficacité des agents conversationnels, nous allons prendre en compte les quatre critères suivants pré-conditionnant l'élaboration d'un système de dialogue intelligent et proposés par (Rastier, 2001) :

- apprentissage (intégration au moins temporaire d'informations issues des propos de l'utilisateur) ;
- questionnement (demande de précisions de la part du système) ;

- rectification (suggestion de rectifications à la question posée, lorsque nécessaire) ;
- explicitation (explicitation par le système d'une réponse qu'il a apportée précédemment).

Dans une première partie, nous présenterons l'état de l'art en nous focalisant sur le langage AIML, puis verrons dans un second temps de quelle manière notre approche permet de dépasser les limites de ce langage.

## État de l'art

La figure 1 montre un exemple d'architecture d'un agent conversationnel. L'utilisateur entre une phrase que l'agent conversationnel convertit en un langage abstrait, ici AIML (Wallace 2003) : cette traduction permet d'analyser le contenu de la phrase et de faire des requêtes via un moteur de recherche dans une base de connaissances. La réponse est générée via un langage abstrait, ici également AIML, qu'il faut traduire en langage naturel avant de la présenter à l'utilisateur.

Néanmoins, cette architecture est rudimentaire et très rigide. Il faut par exemple souvent mettre à jour la base de connaissances pour y inclure des connaissances sur l'utilisateur, notamment dans le cadre d'une activité de tutorat qui nécessite le suivi des acquis de l'utilisateur ainsi que de sa motivation.

Les agents conversationnels se divisent en deux classes principales :

1. les agents conversationnels non orientés tâche destinés à converser avec l'utilisateur sur n'importe quel sujet avec une relation souvent amicale, tel ALICE (Wallace 2009) ;
2. les agents conversationnels orientés tâche, lesquels ont un but qui leur est assigné dans leur conception.

Les agents conversationnels orientés tâche sont eux-mêmes classés usuellement en deux catégories :

1. les agents conversationnels orientés service, par exemple guider des clients sur un site de commerce électronique, telle l'assistante virtuelle Sarah de PayPal ;
2. les agents conversationnels éducatifs, dont le but est d'aider l'utilisateur à apprendre.

Notre travail se concentre sur les agents conversationnels éducatifs (*tutor bots*). Un certain nombre d'agents conversationnels éducatifs ont déjà été conçus et implémentés, comme (Zhang *et al.* 2009), (De Pietro *et al.* 2005), (Core *et al.* 2006), (Pilato *et al.* 2008) ou encore (Fonte *et al.* 2009).

Diverses architectures ont été élaborées, voici les éléments communs à la plupart d'entre elles :

- une base de connaissances inhérente au domaine, objet de l'application ;
- un gestionnaire de répliques ;
- des structures de stockage des échanges sous forme d'arborescences surtout dans les agents conversationnels éducatifs conçus dans le cadre d'un jeu vidéo.

Il n'existe pas encore d'outils standards performants permettant de comprendre le langage naturel, et de

gérer un dialogue en fonction du contexte. C'est une des problématiques du sujet.

Le langage AIML est le plus souvent utilisé par les agents conversationnels, notamment les agents conversationnels éducatifs tels TutorBot et TQ-Bot (Mikic *et al.* 2008). Bien que sa simplicité d'utilisation ainsi que la performance relativement bonne des agents conversationnels l'utilisant le rende attrayant, AIML est un langage toutefois très limité qui peut se résumer à un simple filtrage par motif, les motifs des inputs (phrases de l'utilisateur) et des outputs (réponses de l'agent conversationnel) étant définis en grande partie par extension et a priori. Par exemple, le bot Alice, un des bots les plus connus qui est pourtant un des meilleurs agents conversationnels non orientés tâche, vainqueur en 2001, 2002, et 2004 du concours Loebner et deuxième en 2010, n'est ainsi qu'une simple liste composée de dizaines de milliers de questions/réponses prédéfinies :

```
<category><pattern>Do I like cheese</pattern>
<template>How would I know if you like cheese or not?</template>
</category>
```

## Approche

Notre approche se veut modulaire afin de distinguer les différentes compétences requises pour gérer le dialogue et ainsi pouvoir développer de façon indépendante les différents modules, comme le montre le diagramme des flux présenté sur la Figure 2.

Dans un premier temps, la phrase entrée par l'utilisateur est corrigée orthographiquement et grammaticalement si besoin. Cette étape, bien qu'évidente, est négligée par beaucoup d'agents conversationnels à l'instar de Cleverbot, pourtant un

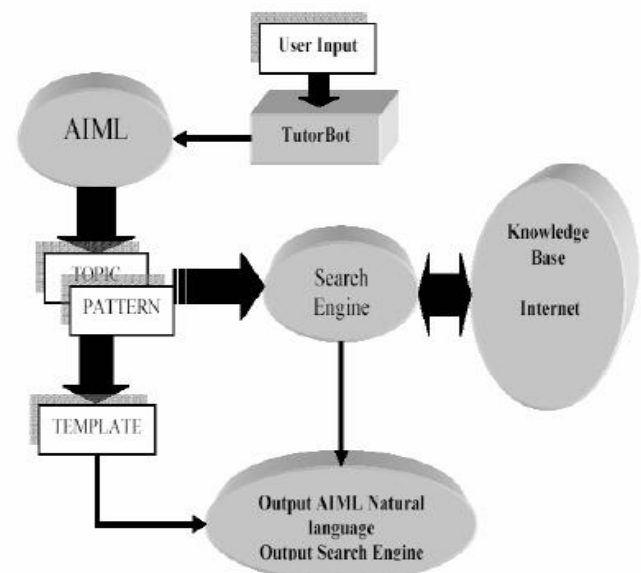


Figure 1 - Exemple d'architecture d'un agent conversationnel.

Source : <https://aiforsocialgood.ca>

des agents conversationnels les plus aboutis, comme le montrent ces deux exemples suivants issus du site officiel <http://www.cleverbot.com> :

Exemple 1 :

Human: Hi.

Cleverbot: How clever are you?

Human: Very clver.

Cleverbot: How clever?

Exemple 2 :

Human: Hi.

Cleverbot: Are you a boy?

Human: Yes I am a boys.

Cleverbot: Are you a girl?

Dans l'exemple 1, nous voyons que la faute de frappe de l'utilisateur qui a écrit « clver » au lieu de « clever » a manifestement empêché l'agent conversationnel Cleverbot de comprendre la phrase et de proposer une suite cohérente au dialogue. Pour résoudre ce problème, nous utilisons le correcteur orthographique open-source et gratuit Hunspell, utilisé par des logiciels majeurs tels Google Chrome et LibreOffice. Si nous soumettons la phrase « Very clver » à Hunspell, ce dernier nous propose : « *clver 7 0: clever, claver, clover, elver, caver, cover, cleaver* ». La première suggestion est la bonne. Hunspell prend en compte beaucoup de paramètres pour ordonner ces suggestions, tels la grammaire, la prononciation, le type de clavier utilisé, etc. En plus de l'ordonnement des suggestions proposées par Hunspell, nous pouvons également apporter nos propres critères, par exemple donner une priorité plus forte aux suggestions présentes dans les mots précédents du dialogue. L'exemple 2, qui montre une erreur de grammaire mettant à défaut l'agent conversationnel, est également corrigé par Hunspell. Si nous soumettons la phrase « Yes I am a boys » à Hunspell, ce dernier nous retourne : « \* \* \* \* +boy », le symbole \* signifiant que les mots n'ont pas besoin d'être corrigés.

Dans un second temps, la phrase de l'utilisateur est analysée lexicalement (*tokenization*) : ce processus consiste à normaliser la phrase en la découpant en mots. Si de simples heuristiques basées sur des expressions régulières, autrement dit sur des automates à états finis, suffisent pour réaliser l'analyse lexicale des langues occidentales où les mots sont usuellement séparés par des espaces, il n'en va pas de même dans d'autres langues tel le chinois. Par exemple, le segment de phrase chinoise (mandarin) 看上海风景 peut être segmenté 看/上海/风景 (littéralement « regarder / Shanghai / paysage », i.e. « regarder le paysage de Shanghai ») ou bien 看上/海风景 (« aimer / brise de mer / vue », i.e. « aimer la vue des brises de mer »). En voyant cette phrase, un sinophone segmenterait toujours de la première façon car le sens issu de la seconde segmentation est étrange, comme nous le constatons dans la traduction française. Cependant, dans d'autres cas, la segmentation peut être ambiguë même pour un sinophone, à l'instar de la phrase 学生会组织演出 qui peut être segmentée de deux

façons différentes, précisément 学生会/组织/演出 (« Le Bureau des Élèves / organise / un spectacle ») ou bien 学生/会/组织/演出, (« le(s) étudiant(s) / va (ou peut) / organiser / un spectacle »). À la lueur de ces deux exemples, nous voyons que ce genre de phrase en chinois rend la tâche plus difficile et demande de faire appel à des heuristiques plus complexes, d'où l'existence d'analyseurs lexicaux spécifiques pour la langue chinoise tel le Stanford Chinese Word Segmenter. Ainsi, il est utile de bien distinguer cette étape de l'analyse de la phrase comme étant une étape à part entière, bien que dans notre cas le traitement soit simple car nous l'appliquons seulement sur les langues anglaise et française.

Dans un troisième temps, nous réalisons un étiquetage grammatical (*part-of-speech tagging*), dont l'objectif est de classer les mots selon leur fonction grammaticale (noms, pronoms, verbes, etc.). Cette classification se base d'une part sur un dictionnaire et d'autre part sur le contexte dans lequel le mot apparaît. Les étiqueteurs grammaticaux se répartissent en deux

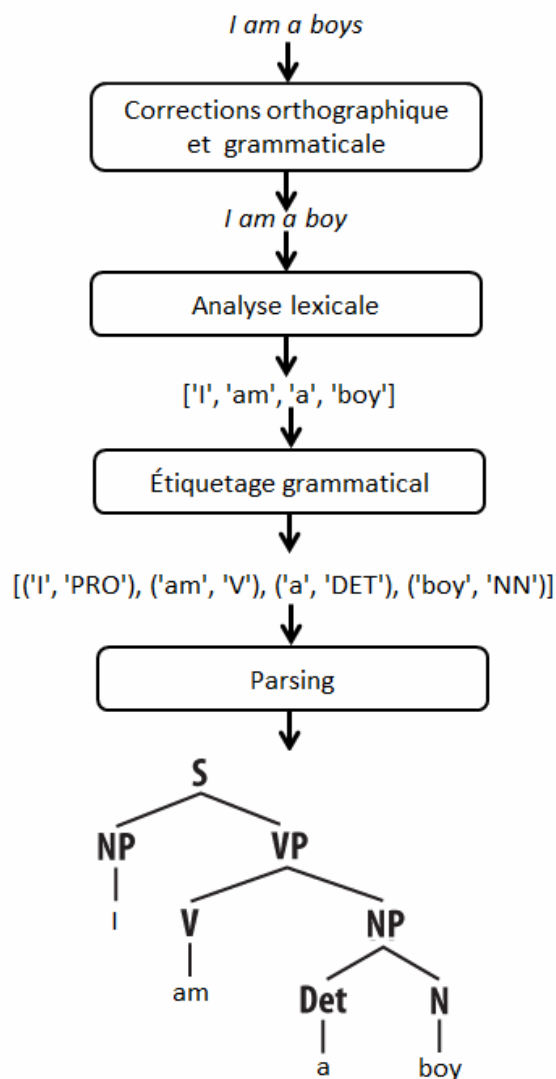


Figure 2 - Diagramme du flux des prétraitements.

groupes : les étiqueteurs stochastiques et les étiqueteurs à base de règles. Un exemple d'étiqueteur grammatical stochastique est l'étiqueteur unigramme, qui classe les mots seulement en fonction de la probabilité d'appartenance des mots à une classe, probabilité calculée sur un corpus d'apprentissage. Par exemple, sur le corpus de Brown (Francis et Kucera 1967), un étiqueteur grammatical unigramme classe correctement un peu plus de 80 % des mots (Bird *et al.* 2009), alors que les meilleurs étiqueteurs atteignent des précisions supérieures à 95 %, ce qui est un gain non négligeable, mais montre que même un étiqueteur stochastique trivial (unigramme) présente des résultats corrects. Les étiqueteurs grammaticaux sont très nombreux pour l'anglais mais rares pour le français. À notre connaissance, il n'en existe que quatre directement opérationnels : Cordial Analyseur, LIA Tagg, Stanford Tagger (disponible en français depuis le 6 janvier 2012) et TreeTagger.

Dans un quatrième temps, nous établissons l'arbre syntaxique à l'aide d'un parser. Cette étape nous permet notamment de détecter les ambiguïtés structurelles, c'est-à-dire correspondant aux phrases ayant plusieurs arbres syntaxiques. Si l'analyse du contexte ne permet pas de lever l'ambiguïté, notre agent conversationnel peut ainsi poser une question intermédiaire à l'utilisateur l'invitant à clarifier sa phrase. L'extrait suivant issu du film *Animal Crackers* (1930) montre un exemple classique d'ambiguïté structurelle :

*Groucho Marx: While hunting in Africa, I shot an elephant in my pajamas. How an elephant got into my pajamas I'll never know.*

La figure 3 montre les deux arbres syntaxiques construits à partir du segment de phrase souligné, ce qui signifie que ce segment est structurellement ambigu. Dans l'exemple d'ambiguïté structurelle donnée précédemment, la seconde phrase, autrement dit le contexte, lève l'ambiguïté en choisissant le sens le plus improbable, d'où le caractère humoristique du passage. Si l'agent conversationnel ne réussit pas à déduire le sens du contexte, il peut demander qui portait le pyjama au moment du tir.

Ces différentes étapes de traitement de la phrase de l'utilisateur sont résumées sur la Figure 2 montrant le processus appliqué à la phrase de l'utilisateur « *I am a boy* ». Sur le plan technique, ces étapes (hormis la première) se basent sur la librairie open-source et gratuite NLTK (Bird *et al.* 2009) qui offre de nombreuses fonctionnalités de traitement des langues tout en intégrant aussi bien des bases de données tel WordNet (Fellbaum 2005) que des librairies et logiciels tiers tels l'étiqueteur grammatical Stanford Tagger et le prouveur automatisé Prover9. Un grand nombre de corpus sont également disponibles via NLTK, ce qui est très appréciable pour mettre en oeuvre des processus d'entraînement ainsi que pour réaliser des tests, notamment des tests de performance.

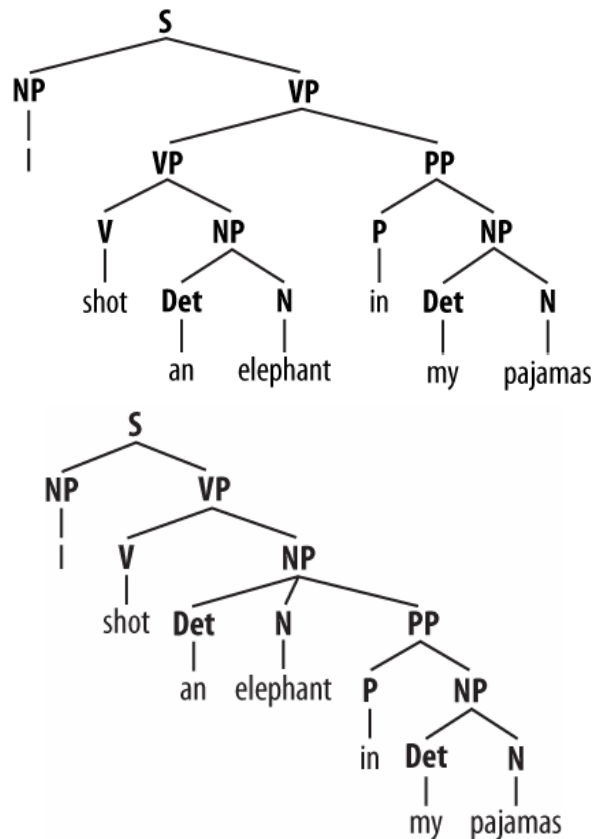


Figure 3 - Exemple d'ambiguïté structurelle.  
Source : (Bird *et al.* 2009)

Après avoir mis en place les étapes liminaires du traitement de la phrase de l'utilisateur, notre travail se focalise au niveau du moteur de raisonnement, en particulier sur l'analyse des intentions présentes dans la phrase de l'utilisateur. Ces différentes informations sont ensuite utilisées pour étudier la sémantique de la phrase tout en calculant en parallèle des données statistiques, en particulier via l'analyse sémantique latente, afin de pouvoir la soumettre au moteur de raisonnement. Ce dernier lance des requêtes vers une base de connaissances propre au domaine du sujet du dialogue comme le domaine médical si le dialogue simule une conversation entre un patient et un pharmacien.

Outre la base de connaissances en tant que telle, le moteur de raisonnement doit également prendre en compte les objectifs pédagogiques du jeu. Pour cela, dans un premier temps nous utilisons des données pédagogiques basées sur des arbres de décision déjà utilisés dans des environnements informatiques pour l'apprentissage humain. Cela nous permet de réutiliser des scénarios pédagogiques déjà existants ainsi que d'orienter le dialogue afin de mener à bien les objectifs d'apprentissage. De surcroît, ces structures arborescentes atténuent la problématique de la génération de la réponse car les réponses peuvent être générées par l'agent conversationnel en se basant sur des motifs prédéfinis et en fonction de la localisation du dialogue dans l'arbre des scénarios pédagogiques.

Nous voyons ainsi que le point critique est la liaison entre d'un côté la phrase de l'utilisateur qui par essence

est exprimée dans un espace infini, le langage naturel, bien que sémantiquement restreint par le contexte du jeu sérieux, et de l'autre côté l'espace fini correspondant aux arbres des scénarios pédagogiques. Afin de situer la phrase de l'utilisateur dans cet arbre, la connaissance des intentions est indispensable. En outre, la reconnaissance des intentions permet d'accroître la robustesse de l'analyse sémantique, comme le souligne (Horvitz et Paek, 2001). L'objectif principal de nos travaux, à présent que les phases de prétraitement ont été mises en place, est donc de concevoir un système de reconnaissance des intentions.

Les travaux sur la reconnaissance des intentions ont débuté il y a environ 30 ans, (Schmidt *et al.* 1978), (Wilensky 1983), et (Kautz et Allen 1986) étant souvent considérés comme les premiers articles dans ce domaine. Les systèmes de reconnaissance des intentions sont très similaires à un système de reconnaissance des objectifs, à tel point que ces deux types de systèmes sont parfois confondus. La reconnaissance des intentions débouche sur de multiples applications allant du traitement automatique des langues naturelles à la détection d'intrusion informatique en passant par la stratégie militaire. Des mécanismes de reconnaissance des intentions ont déjà été mis en oeuvre dans le cadre de récits interactifs, à l'instar de LOGTELL (Karlsson *et al.* 2007).

Comme le souligne (Sabri 2010), il y a généralement trois composants majeurs dans un système de reconnaissance des intentions :

- un ensemble d'intentions parmi lesquelles le système choisit ;
- des connaissances sur les relations entre actions et objectifs ;
- un flux entrant d'actions observées, qui correspond dans notre cas aux actes de dialogue.

La logique a souvent été utilisée pour mettre en oeuvre des systèmes de reconnaissance des intentions (Charniak et McDermott 1985), principalement en se basant sur les concepts d'abduction et de planification. L'approche logique peut être combinée avec des approches statistiques (Pereira et Anh 2009) (Demolombe et Frenandez 2006). La phrase « *Ne trouves-tu pas qu'il fait chaud ?* » est un exemple mettant en exergue la complexité potentielle de l'analyse des intentions : l'intention peut aussi bien être un simple constat qu'une demande indirecte d'ouvrir une fenêtre ou de mettre en marche la climatisation, ou

bien que le simple souhait de continuer la conversation. Nous voyons à travers cet exemple que la recherche des intentions est très similaire, voire identique à la recherche des objectifs.

Deux approches majeures ont émergé pour analyser les intentions (Raufaste *et al.* 2005) : d'une part l'approche classique, également appelée approche conventionnaliste, qui cherche les intentions au coeur de la structure linguistique, et d'autre part l'approche intentionnaliste, qui base la recherche d'intentions sur le contexte. Ces deux approches sont complémentaires, comme le représente la figure 4.

Enfin, comme le montre (D'Mello *et al.* 2010), l'apprentissage par agent conversationnel peut être amélioré lorsque la modalité est orale et non écrite. Par conséquent, nous utilisons Dragon NaturallySpeaking 11, qui est le leader de la reconnaissance vocale et édité par la société française Nuance, ainsi que le logiciel AT&T Natural Voices® Text-to-Speech pour transmettre les réponses de l'agent conversationnel sous forme orale. À noter que ces deux logiciels ne sont pas libres.

## Conclusions et perspectives

Notre système sera implémenté au sein de la plateforme pour jeux sérieux Learning Adventure (Carron *et al.* 2010), dans laquelle il sera évalué dans le cadre d'expérimentations avec les étudiants.

La mise au point d'un dialogue entre utilisateur et ordinateur débouche sur des applications potentiellement très nombreuses qui ne se limitent pas aux jeux sérieux. Par exemple, l'interaction orale ou écrite homme-machine (Horvitz et Paek, 2001), la conception de bots, l'aide au brouillage de communication par chat flooding difficilement détectable, les systèmes de questions-réponses, etc.

Cette thématique est très actuelle comme le prouvent les travaux d'IBM avec Watson (Ferrucci 2010), (Baker 2011), ainsi que le rapport de Gartner (Gartner 2011) dont la prédiction suivante montre l'importance croissante de ce domaine :

*By year-end 2013, at least 15 percent of Fortune 1000 companies will use a virtual assistant to serve up Web self-service content to enhance their CRM offerings and service delivery.*

En outre, les travaux portant sur les agents conversationnels ont de nombreuses problématiques communes avec l'analyse de documents, la fouille de données, la traduction automatique et le web sémantique : tous ces domaines représentent des applications indirectes de nos travaux et des interactions sont envisagées avec certains d'entre eux.

## Remerciements

Je souhaite particulièrement remercier mon directeur de thèse Jean-Marc Labat pour ses précieux conseils, indispensables à la réalisation de ce projet, ainsi que la DGA pour son soutien financier.

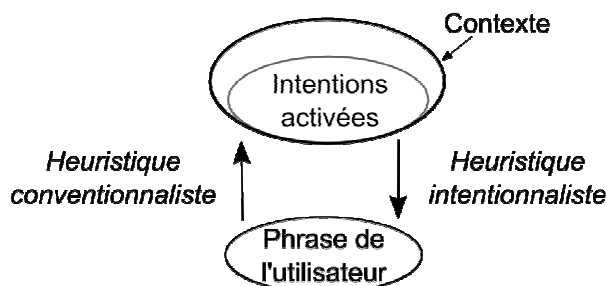


Figure 4 - Complémentarité des approches conventionnaliste et intentionnaliste.

Source : (Raufaste *et al.* 2005)

## Références

- Baker, S. eds. 2011. *Final Jeopardy: Man vs. Machine and the Quest to Know Everything*. Houghton Mifflin Harcourt
- Bird, S., Klein, E., Loper, E. eds. 2009. *Natural Language Processing with Python*. O'Reilly Media.
- Carron, T., Marty, J.C. and Talbot S. 2010. Interactive Widgets for Regulation in Learning Games. *The 10th IEEE Conference on Advanced Learning Technologies*, Sousse, Tunisia.
- Core, M., Traum, D., Lane, H. C., Swartout, W., Gratch, J., Lent, M. V. and Marsella, S. 2006. Teaching negotiation skills through practice and reflection with virtual humans. *Simulation* 82(11):685–701.
- D'Mello, S.K., Graesser, A. and King, B. 2010. Toward Spoken Human-Computer Tutorial Dialogues. *Human-Computer Interaction*. (4):289–323.
- De Pietro, O., De Rose, M. and G. Frontera. 2005. Automatic Update of AIML Knowledge Base in E-Learning Environment. *Proceedings of Computers and Advanced Technology in Education*, Oranjestad, Aruba, August: 29–31.
- Charniak, E., McDermott, D. eds. 1985. *Introduction to artificial intelligence*. Reading, Mass.: Addison-Wesley.
- Fellbaum, C. 2005. *WordNet and wordnets*. In: Brown, Keith et al. (eds.), *Encyclopedia of Language and Linguistics*, Second Edition, Oxford: Elsevier, 665–670
- Ferrucci, D. 2010. Build Watson: an overview of DeepQA for the Jeopardy! challenge. In *Proceedings of the 19th international conference on Parallel architectures and compilation techniques (PACT 2010)*. ACM.
- Demolombe, R., Fernandez, A.M.O. 2006. Intention recognition in the situation calculus and probability theory frameworks. In *Proceedings of Computational Logic in Multi-agent Systems (CLIMA)*.
- Floridi, L., Taddeo, M. and Turilli, M. 2009. Turing's Imitation Game: Still an Impossible Challenge for All Machines and Some Judges—An Evaluation of the 2008 Loebner Contest. *Minds and Machines*. Springer.
- Fonte, F. A., Carlos, J., and Rial, B. 2009. TQ-Bot: An AIML-based Tutor and Evaluator Bot. *Computer. Journal of Universal Computer Science* 15(7), 1486–1495
- Francis, W.N. and Kucera, H. eds. 1967. *Computational Analysis of Present-Day American English*. Brown University Press.
- Jacobs, J. 2011. Hartner. <http://www.gartner.com/DisplayDocument?id=1522020>, Virtual Assistant Vendor Landscape.
- Grice, H.P., Kant, E. and Foucault, M. 1979. Logique et conversation. *Communication*, 30, 57–72.
- Horvitz, E. and Paek, T. 2001. Harnessing models of users' goals to mediate clarification dialog in spoken language systems. *User Modeling* 3–13. Springer.
- Kautz, H. and Allen, J.F. 1986. Generalized plan recognition. In *Proceedings of the Fifth National Conference on Artificial Intelligence (AAAI)*, 32–38.
- Loebner, Hugh. 2003. Home Page of the Loebner Prize, <http://www.loebner.net/Prize/loebner-prize.html> The First Turing Test.
- Meier, E., Mast, M. and Luperfoy, S. 1996. Dialogue Processing in Spoken Language Systems. In *ECAI'96, Workshop, Budapest, Hungary*. Springer.
- Fernando, A., Burguillo, C., Rodríguez A., Rodríguez, E. and Llamas, M. 2008. T-Bot and Q-Bot: A couple of AIML-based bots for tutoring courses and evaluating students. *Frontiers in Education Conference. FIE. 38th Annual*.
- Karlsson, B., Ciarlini, A.E.M., Feijo, B., Furtado A.L. 2006. Applying a plan-recognition/plan-generation paradigm to interactive storytelling, The LOGTELL Case Study. *Monografias em Ciência da Computação Series (MCC 24/07)*.
- Moeschler. eds. 1994. *Dictionnaire encyclopédique de pragmatique*. Paris: Éditions du Seuil.
- Pereira, L.M. and Anh, H.T. 2009. Elder care via intention recognition and evolution propection. *Procs. 18th International Conference on Applications of Declarative Programming and Knowledge Management (INAP'09)*, Évora, Portugal.
- Pilato, G., Roberto P., and Riccardo R. A kst-based system for student tutoring. 2008. *Applied Artificial Intelligence* 22, no. 4 (4, 2008): 283–308.
- Rastier, F. eds. 2001. *Sémantique et recherches cognitives*, PUF (2e éd).
- Raufaste, É., Longin, D. and Bonnefon, J.F. 2005. Utilitarisme pragmatique et reconnaissance d'intention dans les actes de langage indirects. *Psychologie de l'Interaction*. 21–22.
- Sadri, F. 2010. Logic-based approaches to intention recognition. *Handbook of Research on Ambient Intelligence: Trends and Perspectives*.
- Schmidt, C., Sridharan, N. and Goodson, J. 1978. The plan recognition problem: an intersection of psychology and artificial intelligence. *Artificial Intelligence*, Vol. 11, 1978, 45–83.
- Searle, J.R. and Pauchard, H. eds. 1972. reed. 2009. *Les Actes de langage*. Hermann.
- Thue, D., Bulitko, V., Spetch, M. and Wasylishen, E. 2007. Interactive storytelling: A player modelling approach. In *The Third Conference on Artificial Intelligence and Interactive Digital Entertainment (AIIDE)*, Stanford, CA, pp. 43–48.
- Vernant, D. 1992. Modèle projectif et structure actionnelle du dialogue informatif. In *Du dialogue, Recherches sur la philosophie du langage*, Vrin éd., Paris, n°14, p. 295–314.
- Wallace, R. 2003. *The elements of AIML style*. Alice AI Foundation.
- Wallace, R. 2009. *Parsing the Turing Test, The Anatomy of A.L.I.C.E.* Springer.
- Weizenbaum, J. 1966. Eliza. *Communications of the Association for Computing Machinery* 9. p. 36–45.
- Wilensky, R. 1983. *Planning and understanding*. Addison Wesley, Reading, MA, 1983.
- Zhang, H. L., Z. Shen, X. Tao, C. Miao, B. Li, and others. 2009. Emotional agent in serious game (DINO). In *Proceedings of The 8th International Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems-Volume 2*, 1385–1386.