

UNIVERSITÉ VICTOR SEGALEN
BORDEAUX 2

ÉCOLE DOCTORALE DES SCIENCES DE L'HOMME

Mémoire de DEA Sciences de la Cognition

**CARTES COGNITIVES
POUR LA
MODÉLISATION COMPORTEMENTALE**

Soutenu le 23 Juin 2003 par
Cécile OBERNESSER

Dirigé par : M Marc-Michel Corsini
Laboratoire de Sciences Cognitives de Bordeaux EA-487

Remerciements

Je tiens tout d'abord à remercier mon maître de stage M Marc-Michel Corsini pour la confiance qu'il m'a accordée et pour tous ses conseils avisés. Je remercie aussi M Jean-Baptiste Burie pour son aide sur les aspects systèmes dynamiques de mon travail, et M Jean-Pierre Gruselle pour ses remarques judicieuses.

Merci à toute l'équipe de joyeux drilles de la salle 4^{ème} pour leur bonne humeur et pour avoir supporté mon intégrisme linuxien. Un grand merci aussi à M Jean Berthomieu qui m'a permis d'utiliser oRis dans les meilleures conditions.

Je remercie enfin Marc Parenthoën (ENIB), Fabrice Harrouët (ENIB), Julie A. Dickerson (Iowa State University) et Yuan Miao (Information Communication Institute of Singapore) pour leur aide logistique.

Résumé

Ce travail s'inscrit dans le cadre de la modélisation comportementale d'agents à l'aide de Cartes Cognitives. Les cartes cognitives – ou FCMs (*Fuzzy Cognitive Maps*) – sont des modèles graphiques de représentation de réseaux de croyances (*beliefs*). Elles se présentent sous la forme d'un graphe dont les nœuds représentent les concepts du monde et les arcs les relations de causalité entre ces concepts. Cependant, il ne s'agit pas d'une représentation statique du monde ; une FCM est un système inférentiel dans lequel des calculs vont être effectués en vue d'évaluer les conséquences d'un état du système, de faire des prédictions : c'est un support d'aide à la décision. Le processus de calcul des inférences est très proche de celui des mémoires associatives de type Hopfield. Les cartes cognitives allient la sémantique des modèles cognitivistes à la simplicité calculatoire des réseaux connexionnistes.

Ce travail présente un état de l'art sur les cartes cognitives et une application de FCMs à la modélisation d'agents cognitifs virtuels en interaction libre. Notre objectif étant d'évaluer – en termes de Sciences de la Cognition – les atouts et les limites de ce modèle.

Mots-clés : Cartes Cognitives, FCMs, Modélisation Comportementale, Systèmes Multi-Agents,

TABLE DES MATIÈRES

| | |
|---|-----------|
| 1. Introduction | 2 |
| 2. Problématique..... | 3 |
| 3. Cartes Cognitives..... | 4 |
| 3.1. Histoire | 4 |
| 3.2. Généralités | 5 |
| 3.3. Construction | 6 |
| a. <i>Création a priori</i> | 6 |
| b. <i>Création incrémentale</i> | 7 |
| 3.4. Inférences dans les FCMs | 8 |
| 3.5. Extensions | 9 |
| 4. Modélisation Comportementale..... | 11 |
| 4.1. Agents et Systèmes multi-agents | 11 |
| 4.2. Simulation | 12 |
| 5. Bilan | 16 |
| 6. Conclusion et Perspectives..... | 17 |
| 7. Références | 18 |

Annexes

1. Introduction

Ce travail, réalisé au sein de l'équipe Cognition Artificielle du laboratoire de Sciences Cognitives de Bordeaux (EA-487), s'inscrit dans la volonté d'apporter aux sciences de la Cognition un nouvel outil de modélisation de comportements alliant les points forts des modèles des deux paradigmes qui coexistent en Intelligence Artificielle : le cognitivisme et le connexionnisme.

Le cognitivisme (ou symbolisme) utilise des modèles basés sur des logiques (logique modale, logique non-standard, ...) capables d'avancer de déduction en déduction en appliquant des règles formelles sur des faits et axiomes. Les constructions classiques de cette approche sont les systèmes experts qui – à partir d'une base de faits et d'une base de connaissances – vont inférer un diagnostic en fonction des symptômes qui leur ont été exposés.

L'approche connexionniste (néo-connexionniste) tend à représenter des tâches "intelligentes" grâce à une architecture parallèle spécifique : un réseau capable d'acquérir des informations par apprentissage. Ces réseaux possèdent des capacités d'apprentissage, de reconnaissance et de catégorisation (Perez, 88). Contrairement aux modèles cognitivistes qui manipulent des symboles (langagiers) pour "raisonner", les réseaux connexionnistes sont basés sur des calculs numériques.

Ces deux approches ont chacune des avantages et des limites : liés essentiellement à la sémantique et à la simplicité de calcul, présente chez l'un et absente chez l'autre. La possibilité d'allier dans un même modèle les atouts du connexionnisme et du symbolisme est très tentante. C'est cette première constatation qui a motivé notre étude des *Cartes Cognitives* : avoir, dans un même outil, le symbolisme langagier aisément interprétable des systèmes experts et la puissance de calcul d'inférence sous forme numérique qu'offrent les réseaux connexionnistes.

Dans une première partie nous présenterons les motivations et les objectifs de notre travail, puis nous aborderons l'étude des cartes cognitives. Nous montrerons un exemple d'application de ces cartes à la modélisation comportementale d'agents dans une simulation. Enfin, nous conclurons sur un bilan des capacités qu'offrent les cartes cognitives à la modélisation en Sciences de la Cognition et nos perspectives quant à une recherche plus poussée sur le sujet.

2. Problématique

L'idée de ce projet est venue d'un exposé de M. Parenthoën (Parenthoën et al., 01) au groupe de travail Animation et Simulation à Bordeaux en Juin 2002 au cours duquel il présentait une modélisation d'agents virtuels (des moutons et un chien de berger) dont le comportement était régi par des cartes cognitives floues. Ces agents, et plus particulièrement le chien, arrivaient à déployer un comportement naturel, c'est-à-dire identique à celui d'un chien de berger réel.

La technique de constitution de ces agents à l'aide de cartes cognitives s'est avérée attrayante du fait qu'elle n'impliquait pas l'implémentation explicite des comportements et semblait offrir aux agents une certaine adaptabilité à leur environnement. Ces deux aspects (souplesse et adaptabilité) nous semblent être nécessaires à la réalisation d'entités artificielles au comportement crédible. Les cartes cognitives nous ouvraient alors toutes sortes de possibilités, en particulier pour construire des sociétés artificielles d'agents cognitifs hautement adaptatifs ; nous reviendrons plus précisément sur la notion d'agent dans la section modélisation comportementale page 11.

Nous avons donc choisi d'étudier en détail cette simulation, son implémentation mais surtout le modèle qu'elle met en œuvre : celui des cartes cognitives. Dans cette étude nous nous sommes efforcés d'évaluer ce modèle en termes de Sciences de la Cognition, *i.e.* en quoi ces cartes sont-elles " cognitives ", qu'apportent-elles à la modélisation de connaissances et de comportements, où se placent-elles par rapport à d'autres modèles de formalisation des connaissances tels que les systèmes experts, les réseaux de neurones formels, les réseaux bayésiens, ...

3. Cartes Cognitives

Nous avons choisi de présenter le modèle de manière incrémentale : nous avons cherché la partie commune à tous les modèles de cartes cognitives afin de fixer un cadre général que nous augmentons petit à petit afin de broser un portrait complet du modèle.

3.1. Histoire

Le terme de *Carte Cognitive* apparaît pour la première fois en 1948 dans un article de E. Tolman *cognitive maps in rats and men* (Tolman, 48) pour décrire la représentation mentale abstraite de l'espace construite par des rats entraînés à se déplacer dans un labyrinthe. Par analogie, Tolman a suggéré que ces mêmes représentations serviraient aux humains à se repérer dans l'espace. Cette représentation leur permet de prendre des raccourcis pour se rendre d'un point à un autre de l'environnement. L'hypothèse de Tolman fut confirmée en 1978 par O'Keefe & Nadel qui donnèrent un support physiologique à la théorie des cartes cognitives par la découverte des cellules de lieu (*place cells*) dans l'hippocampe. Le "*Cognitive Mapping*" désigne un processus composé de transformations psychologiques par lequel un individu acquiert, code, stocke, rappelle et décode les informations sur la position relative de phénomènes dans un environnement spatial familier. Une interprétation un peu légère de cette théorie a conduit à penser que les cartes cognitives étaient une forme de carte routière que l'on aurait dans la tête. Cette analogie est en contradiction avec les observations de Tolman : les cartes cognitives ne contiennent que des positions relatives de lieux et pas de routes. La métaphore de la "carte dans la tête" sera rejetée par Kuipers (Kuipers, 82 et 83). Mais une transformation est déjà amorcée ; K. Lynch (*The Image of the City*) utilise le terme carte cognitive pour désigner des graphes de connaissances topologiques. Des modèles dérivés de la théorie des *place cells* sont aujourd'hui implantés pour permettre la navigation de robots autonomes.

Dans les années 1970, le sociologue Robert Axelrod (Axelrod, 76) développe un modèle graphique de connaissance qu'il appelle carte cognitive. Il s'agit alors d'un graphe de causalité qui représente un modèle de croyance d'un individu. Axelrod appliquera ces cartes à la modélisation des décideurs politiques. Nous ne sommes plus alors – quand on parle de carte cognitive – dans un contexte de représentation spatiale, mais dans celui d'un problème décisionnel. Les raisons pour lesquelles le terme de carte cognitive a dérivé de la conception de Tolman à celle de Axelrod ne sont pas claires (Wellman, 94), certains auteurs l'attribuent à

une théorie de psychologie de G. Kelly (Kelly, 55). Nous allons nous intéresser dans ce travail aux cartes cognitives telles que celles utilisées par Axelrod. Afin d'éviter toute confusion nous parlerons dorénavant de Carte Causale ou plus généralement de FCM (*Fuzzy Cognitive Map*) ; terme introduit en 1986 par B. Kosko (Kosko, 86) pour qualifier une extension des cartes causales (FCMs simples) à la logique floue.

3.2. Généralités

Une FCM est un modèle du monde (ou d'un système) qui - sur le plan structurel - se présente sous la forme d'un graphe dont les nœuds représentent les concepts du monde et les arcs les relations de causalité entre ces concepts. Cependant, il ne s'agit pas d'une représentation statique du monde ; une FCM est un système inférentiel dans lequel des calculs vont être effectués en vue d'évaluer les conséquences d'un état du système (de faire des prédictions) : c'est un support d'aide à la décision. Le processus de calcul des inférences est très proche de celui des mémoires associatives de type Hopfield. Nous verrons qu'il existe plusieurs modèles de FCM, plus ou moins complexes, adaptés à divers domaines.

Du point de vue structurel, une FCM est un graphe orienté cyclique ou acyclique $M = (C, E)$, où C est l'ensemble des nœuds concepts et $E \subseteq C \times C$ l'ensemble des arcs représentant les liens de causalité allant des concepts-cause aux concepts-effets. A ces arcs est attribué un poids w_{ij} qui - par sa valeur - symbolise l'existence ou non d'une relation de causalité entre le concept-cause c_i et le concept-effet c_j , et qui - par son signe - dénote la qualité excitatrice ou inhibitrice de la relation.

Soit e_{ij} un arc de poids $w_{ij} \in \{-1, 0, 1\}$ entre le concept-cause c_i et le concept-effet c_j :

- si $w_{ij} = 0$; il n'y a pas de relation de causalité de c_i à c_j (on ne met pas d'arc),
- si $w_{ij} = +1$; c_i cause c_j dans le sens où *si plus c_i alors plus c_j* (proportionnel),
- si $w_{ij} = -1$; c_i cause c_j dans le sens où *si plus c_i alors moins c_j* (inverse).

Dans une FCM simple (carte causale), les poids peuvent prendre les valeurs -1 ; 0 ou 1 et les concepts les valeurs 0 = inactif ou 1 = actif, il est possible d'attribuer -1 à un concept c , ce qui peut s'interpréter comme "anti c ". Chaque configuration particulière des activités des concepts représente un état du système. Afin de représenter une FCM en machine, nous recourons à une représentation sous la forme d'une matrice de la carte : la matrice des poids de taille $n \times n$ (où n est le nombre de concepts dans la FCM). L'état du système sera lui

représenté par une matrice taille $1 \times n$ (un vecteur). La figure 1 représente une carte causale, tirée de (Mata Avila, 02) et la matrice de poids qui lui est associée.

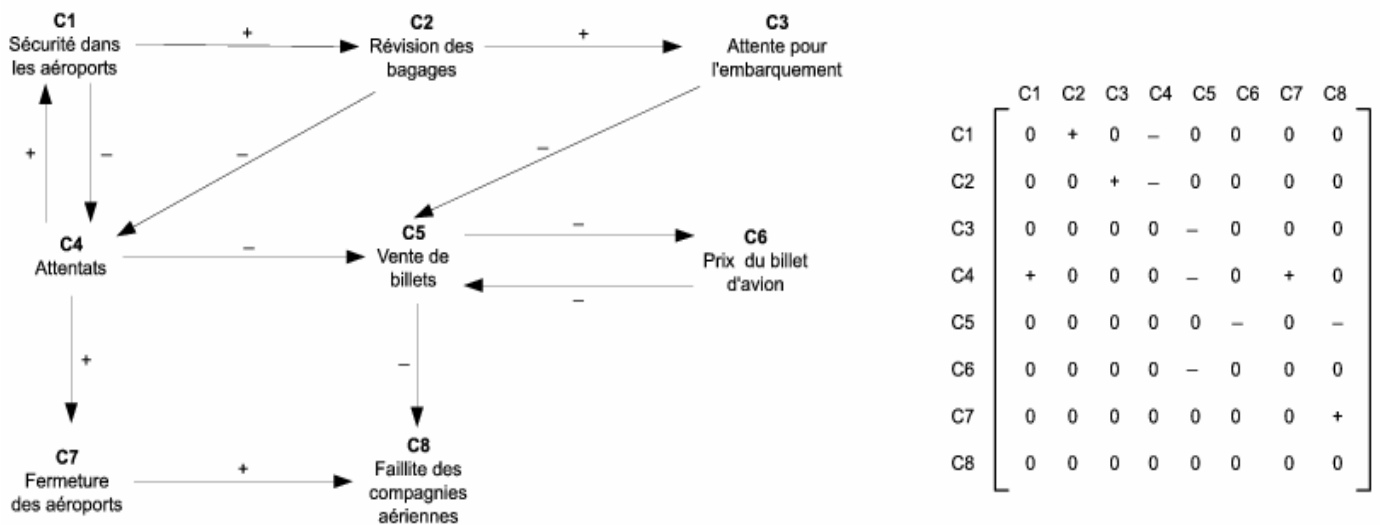


Fig. 1 : Exemple de carte causale et sa matrice de poids associée (Mata Avila, 02)

Dans le cas des FCMs générales (*i.e.* étendues à la logique floue), les poids des connexions peuvent prendre toutes les valeurs dans l'intervalle $[-1 ; 1]$ ou $[0 ; 1]$, ce qui permet d'exprimer de façon plus précise la force de la relation de causalité entre deux concepts. De même les valeurs d'activité des concepts peuvent – dans les modèles les plus complexes – prendre valeur dans $[-1 ; 1]$ ou $[0 ; 1]$ dénotant ainsi – pour un concept-cause – la "force" de la cause, et – pour un concept-effet – la "force" de l'effet (Miao et al., 01). Toutes ces variantes ont des applications à des problèmes décisionnels.

3.3. Construction

Avant d'aborder la description du processus d'inférence, nous présentons brièvement les différentes méthodes qui permettent la création d'une FCM.

a. Création a priori

Cette méthode – utilisée pour les FCMs simples – requiert la présence d'experts du domaine que l'on souhaite modéliser. La solution la plus simple mais aussi la plus biaisée, consiste à demander à un expert de construire sa propre FCM, représentant sa vision du système. C'est la raison pour laquelle certains auteurs (Axelrod, 76) qualifient les cartes

causales de réseau de croyance (*belief*). Une autre solution est de demander à plusieurs experts de se réunir afin de constituer une FCM unique qui est la synthèse de leurs FCMs personnelles. Pour ce faire il faut d'abord que les experts se mettent d'accord sur les concepts qui entrent en jeu dans le système puis qu'ils proposent les relations de causalité entre ces concepts avec leurs poids (force et sens de la relation causale). Chaque expert va bien entendu proposer une carte plus ou moins différente, modélisant sa croyance du domaine. La création de la carte finale va nécessiter des opérations de combinaison des différentes cartes (Schneider et al., 98), ceci requiert la définition d'une algèbre des cartes autorisant des opérations spécifiques : c'est l'algèbre causale (Chaïb-Draa, 02 ; Mata Avila, 02). Ceci permet - par des opérateurs spécifiques - des opérations de combinaison entre deux cartes (union et intersection) mais aussi à l'intérieur des cartes (addition, multiplication). Elle possède aussi un opérateur dit de "vote" qui explicite la règle régissant le choix des éléments de la carte en cas de conflit : vote aux 2/3, vote à l'unanimité, ... Cette opération peut aussi être influencée par un facteur de crédibilité attribué à chaque expert qui est utilisé pour pondérer la carte proposée. Le choix de ces opérateurs a une très grande influence : de légères modifications peuvent avoir de grandes répercussions sur la FCM finale (Miao et al., 01).

b. Création incrémentale

Afin de limiter ces problèmes de choix et les erreurs que cela peut générer, il est possible de recourir à des méthodes de construction automatiques des FCMs. Ces méthodes - aussi appelées incrémentales - sont basées sur les algorithmes d'apprentissage des réseaux de neurones formels (Schneider et al., 98; Dickerson & Kosko, 96). Pour cela, il faut voir une FCM comme un réseau de neurones formels et l'attribution des relations de causalité comme un phénomène d'apprentissage des poids des connexions dans un réseau. Les concepts deviennent des neurones et leur sémantique est ignorée pour les calculs. Bien entendu, il est nécessaire qu'un expert (ou plusieurs) fixe les concepts qui vont entrer en jeu dans le système que l'on souhaite modéliser. Une fois ceci fait, deux modes d'apprentissage de la FCM sont possibles : un apprentissage supervisé ou un apprentissage non-supervisé. L'apprentissage supervisé va consister à montrer au réseau un état du système et à comparer sa réponse (un autre état) avec l'état attendu, ce qui nécessite une assez bonne connaissance du monde, puis de "signaler" au réseau s'il fait une erreur afin qu'il essaie de la corriger en modifiant ses poids. Le réseau est considéré comme ayant appris quand il ne fait plus (ou presque plus) d'erreur : la FCM est créée à partir de la matrice de poids du réseau finalisé en ré-attribuant leur sémantique aux concepts.

L'apprentissage non-supervisé a l'avantage de ne pas nécessiter une grande connaissance sur le monde que l'on souhaite modéliser. En effet, le réseau apprend tout seul à associer un état du système à un autre. Cet apprentissage correspond au fonctionnement type des mémoires associatives comme le réseau de Hopfield ou le réseau BAM (*Bi-directional Associative Memory*) (Corsini, 00 ; Kosko, 88). Ces réseaux associent un état d'entrée à un état de sortie, l'apprentissage se traduisant par une modification des poids des connexions suivant une loi de Hebb qui exprime mathématiquement la relation expérimentale mise en évidence par D. Hebb en 1949 sur la co-activation et le renforcement synaptiques.

3.4. Inférences dans les FCMs

Une FCM va permettre - par une série d'opérations algébriques - d'évaluer les conséquences d'un état du système qu'elle représente ; ces conséquences se manifestent sous la forme d'un autre état. Une FCM doit être vue comme un système dynamique qui – à partir d'un état initial – va donner de nouveaux états descriptifs du système à chaque pas de temps. Ces opérations, qui représentent le processus d'inférence, se modélisent en utilisant la forme matricielle de la FCM (voir Figure 1).

L'opération va consister à multiplier un vecteur d'état du système, indiquant quels sont les concepts actifs ou non, par la matrice des poids de la FCM. Cette opération donne un nouveau vecteur qui doit être normalisé pour être vu comme un nouvel état du système (*i.e.* les valeurs du vecteur résultant sont ramenées dans le domaine de valeurs du vecteur d'état présenté à la FCM $\{0, 1\}$ ou $\{-1, 0, 1\}$). Qualitativement, cette opération revient à poser une question du type " *qu'advient-il si ?* " (*what-if*) au système, où *si* est l'état présenté en entrée, et la réponse l'état obtenu en sortie. Cette opération est répétée : le vecteur résultant une fois normalisé étant réinjecté en entrée du système. Ce calcul n'est pas infini : le système, au bout d'un certain nombre d'itérations finit par atteindre un équilibre : un état stable (le même vecteur d'état réapparaît à chaque opération) ou un cycle limite (une même séquence de vecteurs d'états). L'atteinte de cet équilibre marque la fin du processus d'inférence. Une FCM étant structurellement proche d'un réseau de Hopfield, elle bénéficie des mêmes propriétés de convergence vers un état stable que ce réseau. La convergence est garantie par la fonction de normalisation et la décroissance constante de la fonction d'énergie associée aux états successifs atteints par le système. Cependant, l'état stable ou le cycle limite qui sera atteint est extrêmement dépendant des valeurs des poids dans la FCM et des valeurs d'activité

des concepts : une légère variation dans ces valeurs va changer l'équilibre et modifier l'état de sortie (Miao et al., 01).

Si cette opération s'avère anodine dans le cas général, il n'en va pas de même avec les cartes causales (FCMs simples). Ce type de carte utilisant les signes + et - pour dénoter la nature des relations de causalité. Cette notation simple oblige à prendre en compte la notion de chemin qui peut être plus ou moins direct voire multiple ; il peut y avoir plusieurs concepts entre le concept-cause et le concept-effet et il peut exister plusieurs chemins pour aller de l'un à l'autre. L'effet que produit le concept d'origine sur les concepts cibles est fonction des liens positifs et négatifs qui existent entre le concept origine, les concepts intermédiaires et le concept cible. Cet effet peut être positif (+), négatif (-) ou ambigu (a). Il existe deux types de combinaison d'influence sur un concept. La première exprime l'effet d'une chaîne de causalité entre un concept-cause et un concept-cible, suivant le principe " l'ami d'un ennemi est un ennemi " et " l'ennemi d'un ennemi est un ami ", que l'on modélise simplement comme le produit des poids w_{ij} appartenant au chemin. La deuxième exprime l'influence de plusieurs chaînes de causalité entre un concept-effet et un concept-cible qui s'exprime par l'addition des effets de chaque chemin. Le problème réside dans le fait que si des chaînes causales sont de même signe, l'effet sur le concept-cible sera renforcé tandis que si les signes sont différents on ne peut rien dire sur l'effet résultant (Wellman, 94; Miao et al., 01). Le calcul de l'influence totale va générer des indéterminations : le problème devient alors non-décidable. Ce problème d'indétermination dû à la symbolique binaire des liens ne se rencontre plus dès qu'on passe au continu comme c'est le cas dans les Cartes Cognitives Floues (FCMs générales).

3.5. Extensions

De nombreuses variantes incorporant des améliorations au modèle original des FCMs ont été proposées. L'utilisation de la logique floue (Kosko, 86) permet d'attribuer aux concepts et aux relations de causalité des valeurs qui dénotent un degré de force (sur une échelle normalisée) plutôt qu'un chiffre précis. Ceci augmente la rapidité de calcul mais surtout se rapproche du naturel. En effet, les comportements humains ne sont pas rigides ou très précis, la logique floue est donc bien adaptée à ce type de modélisation. De plus, l'utilisation de valeurs floues sur les arcs (appelées degrés d'appartenance) permet de substituer des opérateurs linguistiques aux nombres (tels que: *très*, *assez*, *légèrement*, ...) pour exprimer la force des relations de causalité (Gacôgne, 97 ; Tong-Tong, 95).

Les FCMs de Kosko souffrent d'être assez peu adaptatives aux modifications de l'environnement, elles ne peuvent reconstruire des liens de causalité pour s'adapter à des situations nouvelles. Des modèles se rapprochant des réseaux de neurones formels ont été proposés pour assouplir les FCMs et leur permettre une reconstruction dynamique en cas de modification de l'environnement modélisé. Ainsi, le modèle DRFCM (*Dynamic Random Fuzzy Cognitive Maps*) de J. Aguilar (Aguilar, 03) va introduire une fonction dynamique non-linéaire dans le processus d'inférence. Tout comme dans les FCMs, les concepts d'une DRFCM peuvent être des causes ou des effets qui, collectivement, représentent un état du système à un instant donné. Les DRFCM introduisent des relations causales dynamiques ; les relations causales peuvent alors être modifiées pendant le déroulement de la simulation pour s'adapter aux nouvelles conditions environnementales. Avec les DRFCMs, on retrouve la souplesse qui manquait aux FCMs classiques sans pour autant changer drastiquement de modèle. Plus proches des réseaux de neurones formels puisqu'elles utilisent des concepts quantitatifs et non plus symboliques, les DRFCMs possèdent une possibilité d'apprentissage (absente des FCMs) par un mécanisme de feed-back inclus dans le modèle causal, permettant une mise à jour du poids des arcs et modifiant ainsi les états d'équilibre du système.

Un autre modèle (Miao et al., 01) permet de prendre en compte des conditions multiples dans le processus d'inférence et de gérer les décalages dans le temps des conséquences.

4. Modélisation Comportementale

Nous allons dans cette partie présenter une application des FCMs à la modélisation comportementale d'agents virtuels. Avant de présenter la simulation, revenons sur la notion d'agent et de Système Multi-Agents (SMA).

4.1. Agents et Systèmes multi-agents

La notion d'agent apparaît avec l'émergence du paradigme d'Intelligence Artificielle Distribuée (IAD). L'IAD vise à répartir les opérations de traitement nécessaires à la résolution d'un problème sur plusieurs entités autonomes: des agents. La littérature regorge de définitions de ce qu'est un agent, avec cependant plusieurs éléments communs; la définition suivante en synthétise les principales caractéristiques.

Un agent peut être défini comme une entité (physique ou abstraite) capable d'agir sur elle-même et son environnement, disposant d'une représentation partielle de cet environnement, pouvant communiquer avec d'autres agents et dont le comportement est la conséquence de ses observations, de sa connaissance et des interactions avec les autres agents (Ferber, 95). La figure 2 illustre les différentes couches qui composent un agent.

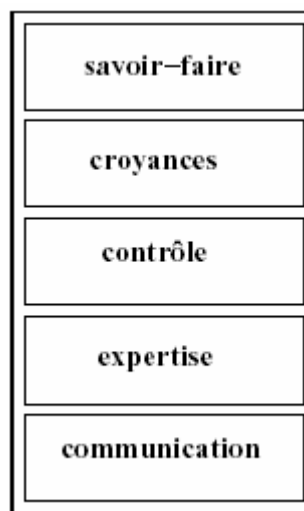


Fig.2 : Structure d'un agent (Labidi &Lejouad, 93)

On peut caractériser un agent par : son rôle, sa spécialité, ses objectifs et ses fonctionnalités, ses croyances, ses capacités décisionnelles, ses capacités de communication et éventuellement ses capacités d'apprentissage (Labidi & Lejouad, 93). Les agents peuvent avoir des tendances individuelles ou sociales. La tendance sociale se manifeste par un

comportement spécifique : la coopération qui se base sur la répartition du travail entre plusieurs agents, sur un partage équitable des bénéfices et sur un comportement altruiste. Nous nous intéressons dans la suite de ce travail aux agents sociaux.

Les agents ont une intentionnalité de leurs actions et peuvent être dirigés vers des buts (agents téléonomiques). Leur comportement est dit rationnel quand ils mettent en œuvre, dès qu'ils le peuvent, des actions permettant la satisfaction de leurs buts. Ce qui pousse un agent artificiel à atteindre un but peut être modélisé par une fonction de satisfaction dont l'agent va tenter de maximiser les valeurs. Il existe plusieurs types d'agents mais les deux principaux sont en fonction de leurs savoir-faire : il y a d'une part les agents réactifs qui n'agissent que par rapport aux stimuli environnementaux ; et d'autre part les agents cognitifs qui possèdent un savoir-faire individuel. La tendance actuelle consiste à considérer comme agents cognitifs uniquement ceux capables d'adaptabilité et ceux possédant un système de croyance – agent BDI (*Belief / Desire / Intention*).

Un SMA consiste à regrouper au sein d'un environnement plusieurs agents permettant un certain degré d'interaction avec l'environnement et les autres agents. Ces systèmes peuvent prendre la forme de société d'agents dès lors qu'elles regroupent des entités par des comportements de coopération/compétition et qu'elles se structurent autour d'un réseau d'obligations (déontique) généralement basées sur la notion de don entre ces entités (Rodrigues dos Santos, 03).

Les agents virtuels dont il va être question dans la simulation de comportements sont des agents de type cognitif : ils perçoivent leur environnement et y collectent des informations en vue de faire des prédictions et de prendre des décisions. Contrairement aux agents réactifs, les agents cognitifs ont une forme de mémoire et n'agissent pas uniquement dans le présent pour maintenir une homéostasie, mais peuvent planifier la satisfaction de leurs buts. Ce système est organisé sur un mode de domination (l'agent chien domine les agents moutons).

4.2. Simulation

La simulation à la base de notre projet a été développée à l'ENIB par (Parenthoën et al., 01) dans un langage dédié aux développement d'agents: oRis. oRis (Harrouët, 00) est un langage de programmation dédié au prototypage d'agents virtuels. C'est un langage de script (non compilé), orienté objet, conçu pour faciliter le développement immersif (immersion dans les univers virtuels). Son objectif est de permettre la création d'entités autonomes et de les

laisser vivre dans la simulation quelque soit leur état d'achèvement : la simulation ne doit pas être interrompue. La modification des prototypes peut se faire à l'intérieur même la simulation selon l'approche de prototypage interactif. Ce langage, en cours de développement, a de nombreux atouts à offrir à la réalisation d'univers virtuels peuplés d'entités autonomes; il est interfaçable avec le module de visualisation 3D de réalité virtuelle ARévi.

C'est donc dans ce langage que Parenthoën et son équipe ont programmé des agents autonomes virtuels intégrant le module des cartes cognitives floues de oRis. Les entités choisies pour cette simulation étaient des moutons, un chien de berger et un berger. Ces acteurs sont munis de capteurs pour percevoir leur environnement et d'effecteurs moteurs pour se déplacer. Capteurs et effecteurs sont reliés à une FCM qui va modéliser le cerveau de l'acteur. Afin de rendre la simulation plus réaliste, des pré et post traitements issus de la logique floue vont introduire du bruit sur les informations. De la même façon que nous ne percevons pas l'intégralité des fréquences sonores, l'agent virtuel n'aura qu'une perception limitée de son environnement. Il en va de même pour les signaux envoyés aux effecteurs.

L'utilisation des FCMs dans cette simulation a pour but de faire émerger – chez les moutons – un comportement de socialisation entre eux ou de fuite devant le chien ; considéré comme un ennemi. Et – chez le chien – un comportement efficace pour rassembler les moutons dans un cercle de garde signalé par le berger. La figure 3 représente les FCMs implantées dans les moutons et dans le chien de berger (des cartes plus détaillées extraites à partir du code source sont disponibles en annexes).

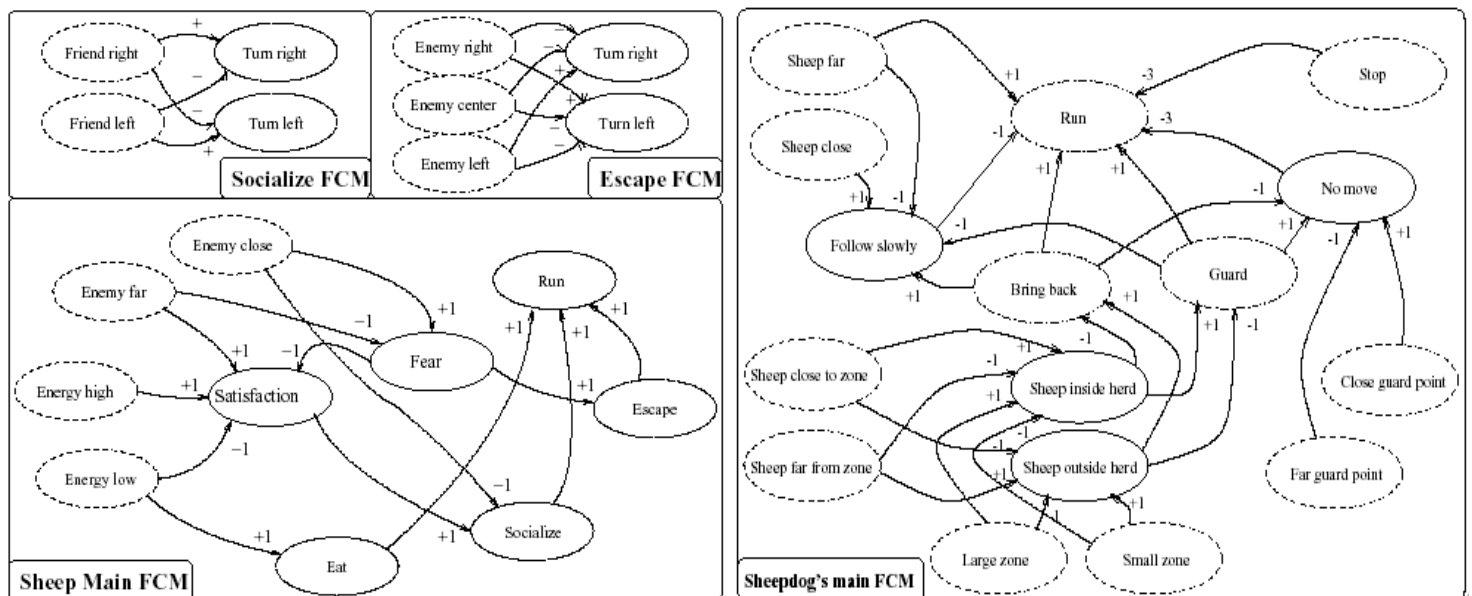


Fig. 3 : FCMs implantées dans les agents virtuels; à gauche celles des moutons et à droite celle du chien de berger (Parenthoën et al., 01)

Parenthoën a souhaité rendre son modèle très réaliste en prenant en compte des phénomènes cognitifs tels que la perception-active ou la paranoïa ; dans des travaux plus récent, la notion d'affordance est inscrite dans les FCMs (Parenthoën et al., 02). Dans ce modèle, il différencie la sensation de la perception: une sensation consiste en la donnée brute en provenance des capteurs, la perception correspond à son analyse en fonction de l'état interne de l'entité. Dans le cas du mouton, le fait de percevoir un ennemi proche va activer le concept de peur (dans la FCM) qui, en retour, va faire percevoir au mouton un ennemi plus proche qu'il n'est effectivement et par cette boucle de rétro-action, la peur va s'auto-entretenir. Cette perception qui modifie l'état des capteurs en fonction de l'état interne de l'acteur est appelé perception-active (Berthoz, 97).

Parenthoën a aussi jugé souhaitable que ces agents puissent faire des prédictions sur les actions des autres agents. En effet, le chien ne pourrait pas poursuivre un mouton efficacement s'il n'était pas capable d'anticiper ses mouvements. Pour ce faire, chaque agent possède des FCMs types des autres agents. Pour anticiper, l'agent sélectionne la FCM de l'entité dont il veut prédire le prochain mouvement: il fait ensuite des calculs sur cette FCM mais les déductions de la carte n'active pas les effecteurs: l'agent imagine un comportement. Il peut alors agir en fonction de ce qu'il a imaginé. S'il s'est trompé (*i.e.* l'entité qu'il surveillait n'agit pas comme prévu), il va – par un mécanisme d'apprentissage – modifier les poids de la carte "imaginaire" afin de tenter une meilleure prédiction la prochaine fois. Ces agents adaptent donc des FCMs de leurs congénères. La technique qui permet de faire des calculs sur les FCMs dans l'imagination n'est pas décrite dans les articles de plus, le fait qu'oRis permette de modifier interactivement le code de la simulation ne nous donne pas d'informations les ébauches des prototypes et le fait que les sources ne soient pas commentées ne nous a pas permis de clarifier ce point.

La simulation en mode graphique sous oRis, permet de se rendre compte que le chien tend à adopter un comportement consistant à slalomer derrière le troupeau pour le rabattre dans le cercle de garde. Ce comportement est identique à celui observé chez les chiens de berger réels. Si on étudie la FCM du chien (l'acteur), ce comportement n'est pas apparent (*i.e.* il n'a pas été codé explicitement) ; la carte lui permet de slalomer derrière un mouton mais ce qui le pousse à le faire derrière le troupeau entier est un comportement émergent du système: c'est l'état d'équilibre de la FCM. La figure 4 illustre la trajectoire du chien.

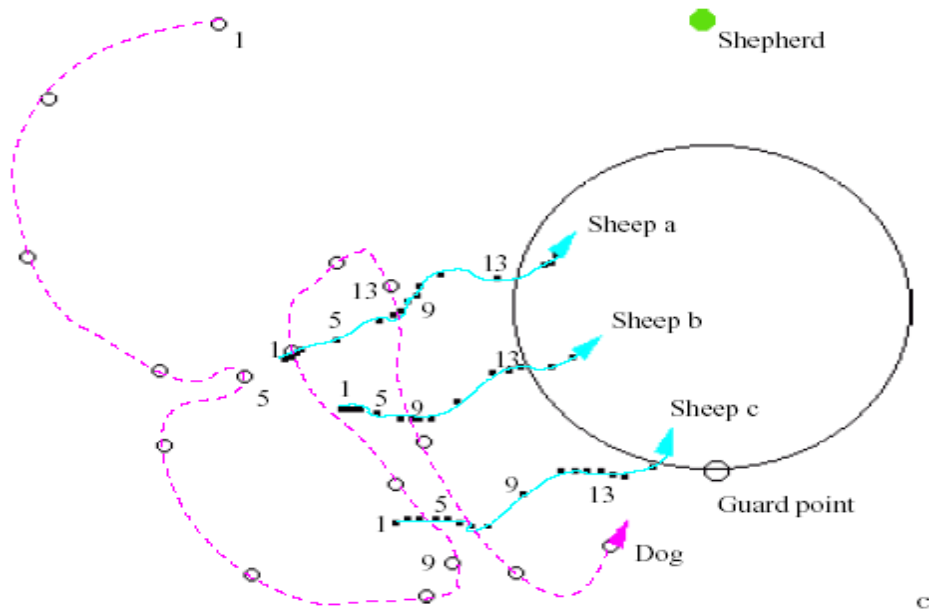


Fig. 4 : trajectoire du chien de berger (Parenthoën et al., 01)

Les FCMs utilisées dans cette simulation ont été établies par des experts et certainement modifiées interactivement sous oRis pendant les simulations afin d'atteindre le comportement souhaité. Plusieurs "types" de chiens ont été testés en fonction des valeurs des poids sur la FCM, un comportement remarquable a été celui du "chien fou" qui court derrière les moutons et les disperse au lieu de les ramener dans le cercle de garde. Les apports "cognitifs" aux FCMs rendent cette simulation vivante mais l'on peut regretter le manque de souplesse des cartes utilisées. En effet, les valeurs des poids insérées dans le programme ne peuvent être modifiées par l'acteur lui-même et donc le comportement convergera toujours vers le même équilibre.

5. Bilan

Cette simulation nous amène à nous poser la question des avantages qu'il y a à utiliser des FCMs pour modéliser le comportement d'un agent, puisque – nous l'avons vu – les FCMs utilisées ici sont très rigides. Pourquoi ne pas implémenter directement les comportements sous forme de règles ?

Les FCMs offrent une simplicité de calcul et de mise en œuvre que n'ont pas les systèmes de règles et les moteurs d'inférences. En effet, les FCMs n'ont pas besoin de sémantique pour réaliser des inférences : le processus d'inférence est de nature uniquement numérique comme dans les réseaux neuronaux. Mais, les FCMs apportent encore un plus par rapport aux réseaux connexionnistes en attribuant du sens aux automates (neurones) qui constituent le réseau, ce qui rend le graphe interprétable en langage humain.

Les FCMs utilisées par Parenthoën sont basiques et n'offrent pas de possibilité d'adaptation et de modification des états d'équilibre. Cependant, nous venons de voir - qu'avec un modèle aussi simple – il était possible de prendre en compte des phénomènes cognitifs tels que la perception-active, l'anticipation et les affordances. Le développement de modèles adaptatifs ou qui prennent en compte la temporalité, ouvre la porte à un vaste de domaine de modélisation de comportements réalistes, tant pour des applications critiques telles que l'analyse de situation de conflit chez les pilotes aériens que pour des applications de type loisir avec la création d'avatars crédibles pour les univers virtuels persistants. (Miao et al., 00) ont utilisé avec succès des FCMs pour modéliser le comportement d'agents de commerce sur Internet, de type ContractNet.

Toutefois, un travail d'unification du domaine est nécessaire. Nous nous sommes rendus compte de divergences entre les théories sur les FCMs, parfois d'erreurs dans les modèles ou d'assimilation des FCMs à d'autres formes de modélisation graphique des connaissances comme les réseaux bayésiens. Les réseaux bayésiens ressemblent aux FCMs mais sont structurellement différents car non-bouclés (Becker & Naïm, 99). Les FCMs sont un modèle très prometteur en terme d'applications – les problèmes liés à la prise de décisions recouvrant de vastes domaines. Le fait que le fonctionnement des FCMs soit clairement compris – car basé sur des modèles connexionnistes bien connus - et leur contenu facilement explicitable - grâce à la sémantique qu'elles portent – sont les atouts majeurs pour le choix de ce modèle en modélisation comportementale.

6. Conclusion et Perspectives

Nous avons souhaité présenter ce travail de manière didactique avant tout, afin d'établir un état de l'art sur les Cartes Cognitives avec une simulation de modélisation comportementale comme exemple d'application. Le domaine s'étant avéré très dense et peu unifié, nous avons rédigé, avec Marc-Michel Corsini, un rapport technique interne au laboratoire sur les Cartes Cognitives (Corsini, 2003). On y retrouve fondements techniques et mathématiques du modèle (ainsi que des extensions du modèle) que nous n'avons pas souhaité faire figurer dans ce mémoire.

Ce projet nous a permis d'établir de façon rigoureuse les atouts et les limites des Cartes Cognitives pour des applications en Sciences de la Cognition. Les défauts du modèle que nous avons rencontrés doivent être imputés au manque d'unification théorique qui règne dans ce domaine. D'où la nécessité de pousser plus avant les recherches et les applications pratiques. Nous proposons d'ailleurs d'appliquer les FCMs à la modélisation du phénomène de persévération dans des agents survenant dans des situations de conflit cognitif (entre autre chez les pilotes d'avions). Cette modélisation s'intègre dans le cadre d'une Action Concertée Incitative du CNRS et du Ministère de la Recherche, en partenariat avec le LIUPPA (Bayonne), l'ONERA et le Laboratoire de Sciences Cognitives de Bordeaux.

7. Références

- Aguilar J. (2003) *Dynamic Fuzzy-Cognitive-Map Approach based on Random Neural Networks*, Int. J. of Computational Cognition, vol. 1, no. 4, pp 91-107.
- Axelrod R. (1976) *Structure of Decision*, Princeton University Press, Princeton, New Jersey.
- Becker A. & Naïm P. (1999) *Les réseaux bayésiens: modèles graphiques de connaissance*, ed. Eyrolles.
- Berthoz A. (1997) *Le sens du mouvement*, Odile Jacob Ed.
- Chaib-Draa B. (2002) *Cognitive Maps: Theory, Implementation and Practical Applications in Multiagent Environments*, IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, vol. 14, no. 6, pp 1-17.
- Corsini M.M. (2000) *Réseaux de Neurones Artificiels*, cours.
www.sm.u-bordeaux2.fr/~corsini/Cours/
- Corsini M.M., Obernesser C. (2003) *Cartes Cognitives*, Rapport Technique RI0305-1, Laboratoire de Sciences Cognitives, Bordeaux.
- Dickerson J. and Kosko B. (1996) *Virtual Worlds as Fuzzy Dynamical Systems*, Presence, vol. 3, no. 2, pp 173-189.
- Ferber J. (1995) *Les systèmes multi-agents : vers une intelligence artificielle collective*, InterEditions, coll. IIA
- Gacôgne L. (1997) *Éléments de logique floue*, ed. Hermes
- Harrouët F. (2000) *oRis: s'immerger par le langage pour le prototypage d'univers virtuels à base d'entités autonomes*, Thèse de Doctorat, Université de Bretagne Occidentale, Brest, France.
- Kelly G.A. (1955), *The Psychology of Personal Construct*, W.W. Norton.
- Kosko B. (1986) *Fuzzy Cognitive Maps*, International Journal Man-Machine Studies, 24:65-75.
- Kosko B. (1988) *Bidirectional Associative Memories*, IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, vol. 18, no. 1, pp. 49-60.
- Kuipers B. J. (1982) *The "Map in the Head" Metaphor*, Environment and Behavior, vol. 14, no. 2, pp 202-220.
- Kuipers B. J. (1983) *The cognitive map: Could it have been any other way?*, Spatial Orientation: Theory, Research, and Application, Plenum Press, New-York, Pick, H. and Acredolo, L. editors, pp 345-360.

- Labidi S. & Lejouad W. (1993) *De l'Intelligence Artificielle Distribuée aux Systèmes Multi-Agents*, Institut National de Recherche en Informatique et Automatique, Rapport de recherche no. 2004.
- Mata Avila F. (2002) *Raisonnement qualitatif dans les systèmes multiagents basé sur les cartes causales*, Mémoire de Maîtrise, Faculté des Sciences et de Génie de l'Université Laval.
- Miao C.Y., Goh A., Miao Y. & Yang Z.H. (2000) *Agent that models, reasons and makes decisions*, Knowledge-Based Systems vol. 15, pp 203-211.
- Miao Y., Liu Zh-Q., Kheong Siew C. & Miao C. Y. (2001) *Dynamical Cognitive Network - an Extension of Fuzzy Cognitive Maps*, IEEE Transactions on Fuzzy Systems, vol. 9, no. 5, pp 760-770.
- Parenthoën M., Tisseau J., Reignier, P. & Dory F. (2001) *Agent's Perception and Charactors in Virtual Worlds: Put Fuzzy Cognitive Maps to Work*, Virtual Reality International Conference (VRIC'01), Laval, France, 16-18 Mai.
- Parenthoën M., Tisseau J. & Morineau T. (2002) *Perception Active pour Acteurs Virtuels*, Rencontres Francophones de la Logique Floue et ses Applications, LFA'02, Montpellier, France, 21-22 Octobre.
- Perez J-C. (1988) *De nouvelles voies vers l'intelligence artificielle : pluridisciplinarité, auto-organisation, réseaux neuronaux*, ed. Masson.
- Rodrigues dos Santos J. (2003) *Société, Culture et Cognition*, cours de DEA Sciences de la Cognition, Lisbonne.
- Schneider M., Shnaider E., Kandel A., & Chew G. (1998) *Automatic construction of FCMs*, Fuzzy Sets and Systems 93, pp 161-172.
- Tolman E. (1948) *Cognitive Maps in Rats and Men*, Psychological Review, vol. 55, no. 4, pp 189-208. <http://psychclassics.yorku.ca/Tolman/Maps/maps.htm>
- Tong-Tong J-R. (1995) *La logique floue*, ed. Hermes.
- Wellman M. (1994) *Inference in cognitive maps*, Journal of Mathematics and Computers in Simulation, vol. 36, pp 137-148.
- oRis version 2.3 www.enib.fr/~harrouet/ février 2003.

ANNEXES

Les figures suivantes représentent les FCMs implantées dans les agents chien et moutons que nous avons extraites du code source de la simulation.

- La figure A est la FCM régissant le comportement global du chien de berger extraite sur fichier source `chienCerveau.fcm`, elle correspond à la carte théorique présentée sur la figure 3 du rapport. On peut remarquer que les poids ne sont pas compris dans l'intervalle $[-1; 1]$. Les valeurs à 40 sont d'ailleurs très étonnantes, nous supposons qu'elle doivent être affectée d'un changement d'échelle de $1/100$ pour correspondre à la théorie.

- La figure B, extraite du fichier `chienRamener.fcm` est une sous-carte de la précédente contenue dans le nœud-concept `envieRamener`. Là aussi les valeurs des poids ne sont pas toutes dans $[-1; 1]$.

- La figure C, extraite du fichier `moutonBrain.fcm` représente la FCM régissant le comportement global du mouton. Elle correspond à la FCM théorique de la figure 3 du mémoire.

La coloration des arcs n'a pas de signification particulière : elle n'est là que pour faciliter la lecture des arcs qui se coupent.

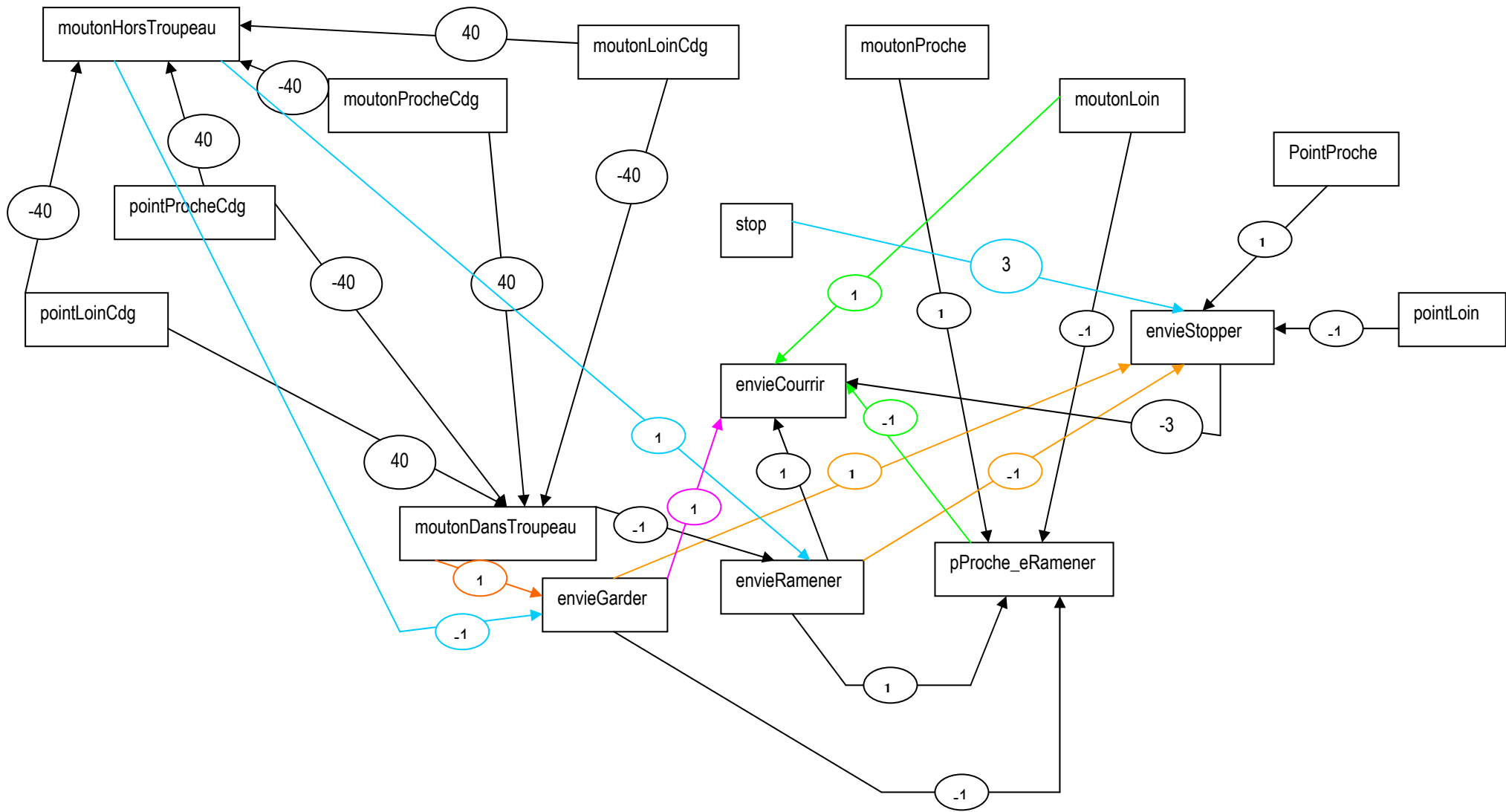


Figure A

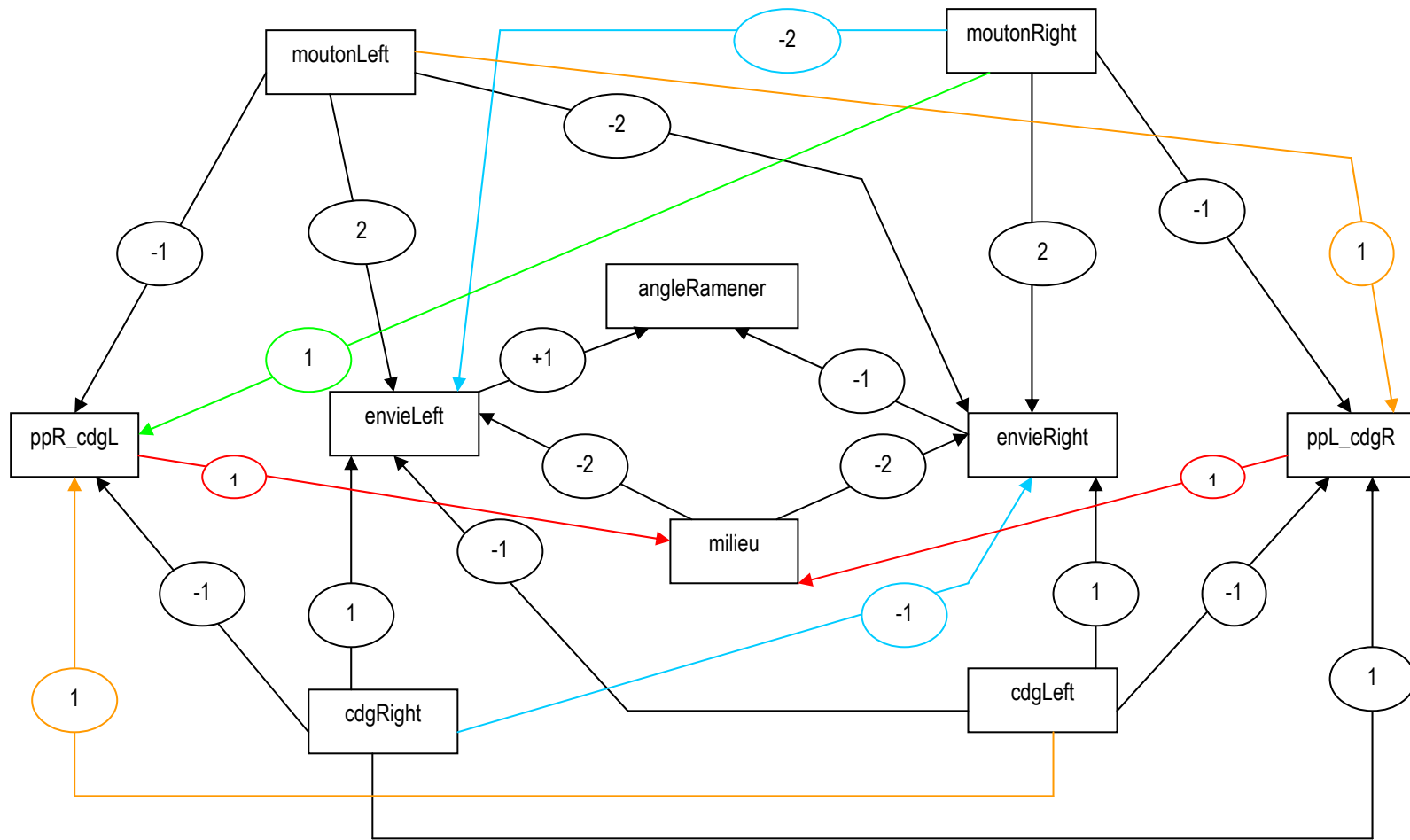


Figure B

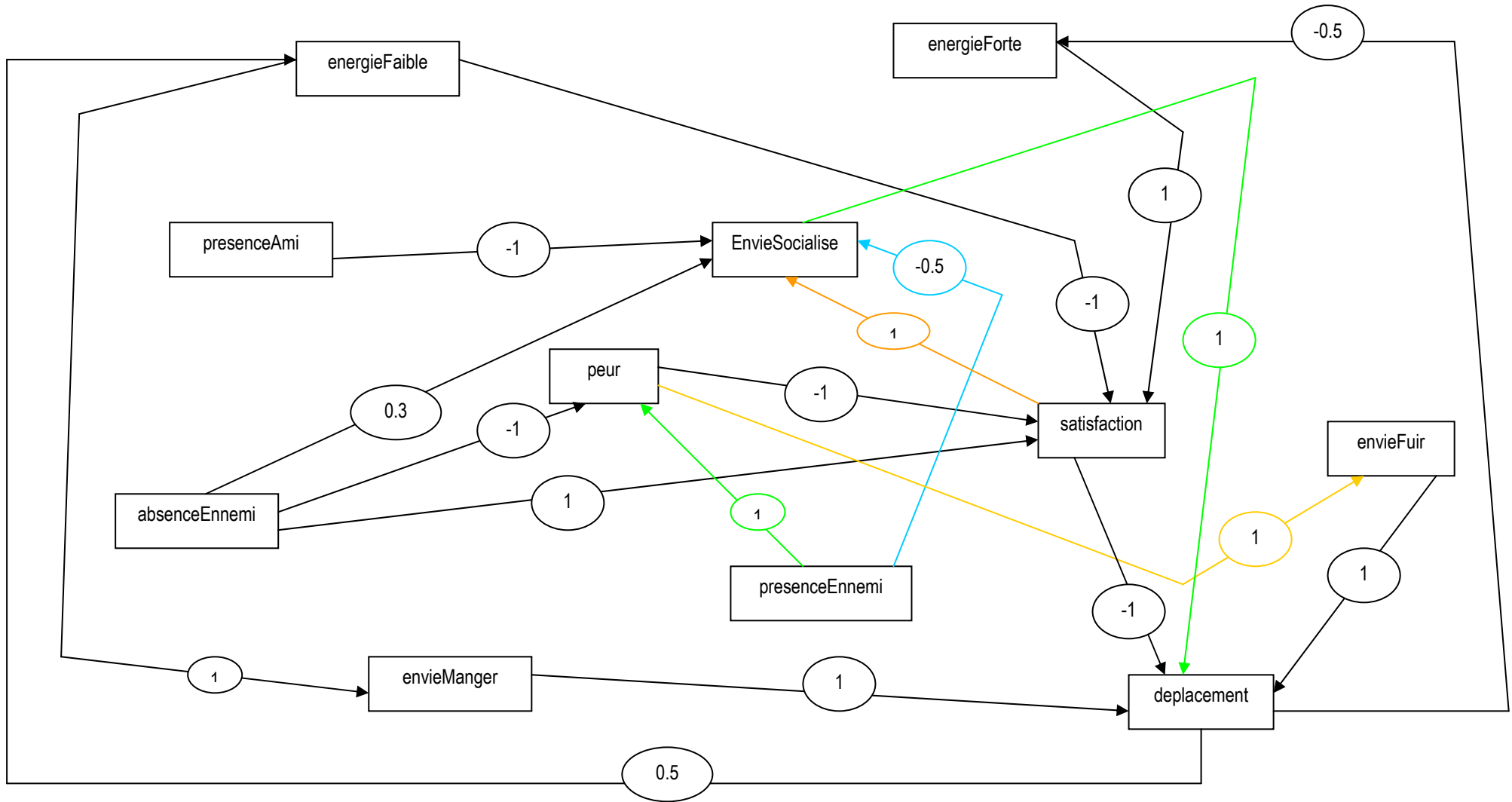


Figure C