Simulation cognitive de la prise de décision d'experts ; application au trafic maritime.

Thierry Le Pors

▶ **To cite this version:**

Thierry Le Pors. Simulation cognitive de la prise de décision d'experts ; application au trafic maritime.. Informatique [cs]. Université de Bretagne Sud, 2010. Français. NNT : . tel-00547128

HAL Id: tel-00547128

https://theses.hal.science/tel-00547128

Submitted on 15 Dec 2010

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

SIMULATION COGNITIVE DE LA PRISE DE DECISION D'EXPERTS. APPLICATION AU TRAFIC MARITIME / IRENav - LESTICC

sous le sceau de l'Université européenne de Bretagne

pour obtenir le titre de

DOCTEUR DE L'UNIVERSITE DE BRETAGNE SUD

Mention : Sciences et Technologies de l'Information et de la Communication

Ecole doctorale SICMA

présentée par

Thierry Le Pors

Thèse soutenue le 22 novembre 2010
devant le jury composé de :

Michel MAINGUENAUD
Professeur / *président*

Gilles COPPIN
Professeur / *rapporteur*

René MANDIAU
Professeur / *rapporteur*

Thierry BELLET
Chargé de recherche / *examinateur*

Christine CHAUVIN
Co-directeur de thèse

Thomas DEVOGELE
Co-directeur de thèse

Christophe CLARAMUNT
Directeur de thèse

A Nicolas, dit « P'tit Crog » …

Remerciements

Mes premiers remerciements vont vers Gilles Coppin et René Mandiau, qui ont pris de leur temps pour être rapporteurs de cette thèse, ainsi que vers Thierry Bellet et Michel Mainguenaud pour avoir accepté d'en être examinateurs. Les discussions qui ont eu lieu le jour de la soutenance m'ont permis de mieux repenser mes travaux dans un cadre plus global. Merci à tout les quatre pour ces encouragements à faire plus et mieux.

Je remercie bien entendu mes trois co-directeurs de choc : Christophe Claramunt, qui m'a toujours apporté le recul nécessaire qui a pu parfois me faire défaut ; Christine Chauvin, pour m'avoir toujours poussé à plus de rigueur dans mes travaux et pour l'ouverture qu'elle a pu m'apporter en psychologie cognitive et sur la connaissance du trafic maritime ; Thomas Devogele, pour ses encouragements, ses conseils quotidiens, sa vision toujours optimiste sur mes travaux et sur ma capacité à les faire progresser. Merci aussi à tout les trois pour m'avoir permis de travailler sur ce sujet qui m'a apporté bien plus qu'une expertise ou une somme de connaissances.

Merci à tous les membres de mes deux laboratoires d'accueil, l'IRENav et le LESTIC, et à ceux de mon laboratoire d'adoption, le LITIS. Merci à eux pour tous les sympathiques moments qui ont ponctués cette thèse : les discussions lors des repas, des pauses-café, des allers retours en voiture ou en transrade, que ces discussions fussent en rapport avec la recherche ou non. Merci également à tous les militaires que j'ai pu rencontrer à l'école navale et pour les cordiales discussions qui ont pu avoir lieu au moment du déjeuner.

Un merci plus particulier à mes collègues de bureau aux multiples talents et intérêts, Ariane Mascret (baroudeuse, plieuse, joueuse, danseuse de tamouré pratchettisée), Laurent Etienne (pompier, militaire pour de faux, militaire pour de vrai, rôliste, VRP) pour leur bonne humeur, leur grande capacité à m'écouter (ou pas) et leur soutien moral au long de ses longues années. Merci aussi au même titre à Marie-Laure Gobert, membre honoraire du bureau pendant des années, mais aussi garde de nuit à l'IRENav.

Merci bien sûr aux membres du groupe des joueurs-mangeurs de l'institut qui et sont devenus des amis au fil du temps : Sébastien Prothin (qui devrait venir à Rouen s'il s'ennuie), Thomas Breteau (qui a eu le bon sens de me suivre à Rouen), Géraldine Del Mondo (qui a le bon sens de tenter de me suivre à Rouen), Meriam Horchani (qui a préféré avoir un enfant plutôt que de me suivre à Rouen) et Damien Verbeke (qui m'a précédé mais n'a pas trouvé Rouen).

Ensuite, dans certains moments difficiles, j'étais content de trouver quelqu'un de réceptif à mes problèmes. Merci à Antoine Ducoin pour avoir été présent dans ces moments. Bon courage à lui pour la suite de sa carrière que je présume longue et intéressante.

Merci (dans le désordre) à tout ceux qui m'ont apporté leur soutien (moral, matériel, technique…) à un moment ou un autre : Mathieu Petit (co-doctoriant joueur de billard), Jean-Marie Le Yaouanc (débrancheur de clavier), Cyril Ray (débrancheur de souris), Abdel Boudraa, Rémy Thibaud, Eric Saux, Joseph Poupin (pour la bonne humeur qu'ils apportent au sein de l'IRENav), David Brosset (Papa des thésards puis papa tout court), Marie Coz, Jean-Marie Kowalski, Rozenn Demare, Salem Ben Ramdane, Imad Afyouni, Yann Chevriaux, Dieudonné TsaTcha, Valérie Noyon, Rachel Jaouen, Georges Fokoua, Emerry Rajaomazava, Laurent Drouen, Sobhi Frikha, Benoît Paillard, Benoît Augier, Samuel Pinson, Abdel Bouchiki, El Hadji Diop, Gaël Morel, Nicolas Delestre, Nicolas Malandain, Alexandre Pauchet, Gilles Gasso, Romain Hérault, Clément Chatelain, Alain Rakotomamonjy, Florence Aubry, Sébastien Bonnegent, Jean-François Marie-France Mulard, Elise Capitaine, Christine Rohou, Magalie Lamandé, Luc Boucharé, Rémi Flamary, Florian Yger, Aurélie Boisbunon, Julien Delporte, Bassem Besbes, Amnir Hadachi, Nicolas Gabarron, Christopher Gold, Rafal Goralski, Victor Lobo, Régis Le Gallo, Vennec Le Mener, Philippe Bruno, Yannick Le Marrec et Yvon Kermarrec. Merci à tous ceux que j'ai oubliés, j'espère qu'ils me pardonneront.

Je tenais à remercier plus particulièrement Jean-Pierre Hellequin, le lieutenant de vaisseau Dubuc, Ian McConnell et le personnel du CROSS Corsen pour les informations qu'ils ont pu me fournir sur le milieu maritime.

Je remercie également mes amis qui, tout au long de ces années, m'ont toujours soutenu et écouté… Et certains même à jeun…

Un grand merci aux membres de ma petite famille : mon frère pour m'avoir toujours montré la voie, (et pas que pour la thèse). Merci à Karine et aux petites Delphine, Alixia et Mathilde pour ces week-ends qui m'ont souvent permis de décompresser. Merci à mes parents pour leur soutient moral, et pour leur tendance à me faire croire qu'ils ne s'inquiètent pas pour moi et merci à mon grand-père pour ses encouragements. Merci aussi à mes beaux parents pour leur soutien.

Enfin, les derniers de ces remerciements s'adressent à celle qui a fait que je suis arrivé au bout de tout ça, qui a dû supporter mes doutes et mon stress parfois très encombrant (…et qui déjà me supporte de bonne humeur…). Merci Stéphanie pour ta présence, ta bonne humeur, et ton optimisme.

Rouen, le 12 décembre 2010

Sommaire

1. Simulation de la prise de décision d'experts au sein d'agents 6

1.1. La simulation informatique 6

1.2. La prise de décision au sein des SMA 8

2. Problématiques 9

3. Le trafic maritime et ses problématiques 10

3.1. Règles formelles et règles informelles 10

3.1.1. Exemple de la règle 17 du RIPAM 10

3.1.2. Une règle soumise à l'interprétation 11

3.2. Problématiques du trafic maritime 12

4. Plan 12

Chapitre 2 : Modélisation et simulation de la prise de décision 15

1. Introduction 15

2. La prise de décision en psychologie cognitive : les concepts 16

2.1. La notion de représentation mentale 17

La notion de « schéma » 19

2.2 La prise de décision en situation naturelle 21

2.3 Intérêts de la NDM 21

3 Modèles cognitifs et prise de décision au sein de systèmes multi-agents 22

3.1 Principes des systèmes multi-agents 23

3.1.1 Définitions 23

3.1.2 Modèles organisationnels 25

Un système à agents géographiques: TRANS. 27

3.2 Simulation multi-agent et prise de décision 29

3.2.1 Les modèles à agents réactifs. 29

3.2.2 Les modèles à agents cognitifs 31

3.2.2.1 Agents BDI 32
3.2.2.2 Agents RaPC 33
3.2.2.3 Agents NDM 34
3.2.2.4 Autres catégories d'agents cognitifs 35
3.3 La prise de décision au sein des architectures cognitives 36
3.3.1 COSMODRIVE : COgnitive Simulation. MOdel of the DRIVEr 36
3.3.2 ACT : Active Control of Thoughts 37
3.3.3 Soar 39
3.3.4 Bilan sur les architectures cognitives 40
4 Conclusion 41
Chapitre 3 : Rôles pour la décision à base de patrons. 45
1. Introduction : intégration du NDM au sein d'un SMA 46
2. Intégration de rôles NDM au sein de CogTRANS 47
3. Prise en compte du temps sous TRANS et CogTRANS 50
4. DBP : décision basée sur des patrons 51
4.1. Extension de la notion de rôle : le rôle NDM 54
4.2. Utilisation des patrons 55
4.3. Module perception 61
4.4. Module pattern matching 65
4.5. Module de décision 69
4.6. Module d'Action 71
5. Méthodologie de conception de modèles DBP à partir de connaissances d'experts 72
5.1. Identifications des représentations utilisées par les experts 73
5.1.1. Identification des variables linguistiques et de leurs valeurs sémantiques possibles 73
5.1.2. Identification des décisions d'actions possibles 74
5.2. Création des connaissances internes au module NDM 74
5.2.1. Créations des critères de décision. 74

5.2.2. Création des patrons de situations prototypiques 75
5.2.3. Construction des fonctions d'appartenance floues 75
5.3. Créations des sous modules du rôle NDM 76
5.3.1. Création de la base de patrons 76
5.3.2. Création du module de perception 77
5.3.3. Création du module d'appariement 78
5.3.4. Création du module de prise de décision par critères 78
6. Conclusion 79
Chapitre 4 : Validation du modèle DBP : intégration de la prise de décision d'experts au sein de CogTRANS. Application au trafic maritime 81
1. Introduction 81
1.1. Avant-propos 81
1.2. Précisions sur l'implémentation de CogTRANS 83
2. CogTRANS, un système organisationnel 84
2.1. Le système organisationnel Agent Groupe Rôle de CogTRANS 84
2.2. Interactions entre l'agent et l'environnement 84
2.2.1. Senseurs 85
2.2.2. Manœuvre d'évitement 86
3. CogTRANS, un simulateur intégrant la prise de décision naturelle 87
3.1. Construction de patrons de situations prototypiques 87
3.2. Indices critiques 88
3.2.1. Liste des variables linguistiques utilisées : 88
3.2.2. Présentation des fonctions floues associées aux variables linguistiques 91
3.3. Décisions d'actions 94
3.4. Construction de la base de patrons 95
3.5. Décision par critères 96
4. Première série de simulations 98
4.1. Premier cas : 99

4.2. Deuxième cas : 101

4.3. Troisième cas :....102

5. Validation : simulation d'évitement de collisions dans le Pas-de-Calais 103

6. Vers d'autres applications de DBP 109

7. Autres perspectives 112

7.1. Simulation du trafic maritime au sein de couloirs spatiaux 114

7.2. Simulation de la prise de décision intégrant des interactions avec des groupes d'agents....116

8. Conclusion.... 117

Chapitre 5 : Conclusion.... 119

1. Apports 120

1.1. Apports du modèle de prise de décision à base de patrons....120

1.2. Supports théoriques des rôles DBP 121

1.3. Apports de la simulation....122

2. Perspectives 123

2.1. Perspectives d'évolution à moyen terme....123

2.2. Perspectives à long terme de DBP....124

2.3. Quelques compléments d'améliorations de CogTRANS 126

3. Conclusion.... 126

Glossaire maritime.... 129

1er cas : situation de croisement entre un petit cargo non privilégié et un ferry privilégié.....133

2e cas : situation de croisement entre un ferry non privilégié et un grand cargo privilégié.....136

Bibliographie 144

Chapitre 1 : Introduction

La simulation informatique est souvent utilisée en sciences pour l'étude de phénomènes réels. Une simulation informatique permet de tester des modèles théoriques et de confronter leurs résultats à la réalité dans le but de les faire évoluer et de les améliorer. Elle peut parfois être utilisée également pour la prédiction d'évènements. Nombre de ces simulations reposent sur une modélisation mathématique : le phénomène est décrit par une équation composée de différents paramètres dont les modifications représentent son évolution dans le temps.

Les systèmes multi-agents (SMA) permettent de simuler des phénomènes complexes sans passer par une équation globale : l'intérêt d'un SMA est de représenter le phénomène en définissant les propriétés des entités qui y contribuent : chaque entité se voit attribuer un état interne et un ensemble de règles qui définissent son évolution à chaque pas de la simulation. Par exemple, et dans des domaines différents, les nuées d'oiseaux, l'évolution d'une maladie (les agents sont alors des cellules et des virus) ou des éboulements ont pu être simulés par des agents.

Depuis quelques années, les SMA sont utilisés pour décrire le comportement d'humains. Des agents dits « cognitifs » permettent d'étudier les interactions entre les hommes et leur environnement ou entre humains et humains. Ce travail de thèse s'intègre dans le cadre de la simulation d'agents intelligents, reproduisant la prise de décision humaine.

La section qui suit présente le contexte de cette thèse, les particularités de la simulation agent et de la prise de décision humaine ; elle conduit à définir l'objectif de la thèse. La deuxième section présente ses problématiques. La troisième section traite de son contexte applicatif et des problématiques liées à cette application. La dernière partie, enfin, présente le plan de ce mémoire.

1. Simulation de la prise de décision d'experts au sein d'agents

1.1. La simulation informatique

La simulation (du latin *simulatio*, apparence et imitation) permet l'étude d'un phénomène qui évolue dans le temps et l'espace. Comme son origine latine l'indique, il s'agit de reproduire, d'imiter ce phénomène, et dans notre cas, par le biais d'un ordinateur.

Plusieurs éléments définissent une simulation : son niveau d'abstraction, ses composantes spatiales et temporelles ou encore son degré de réalisme.

Le niveau d'abstraction de la simulation dépend du phénomène observé. Trois niveaux sont couramment décrits : les niveaux micro, méso et macro. Il s'agit en fait des niveaux auxquels le phénomène est étudié.

- Une macro-simulation s'intéresse aux aspects globaux d'un phénomène, sans s'attacher à ses aspects locaux.
- Une micro-simulation se focalise sur les interactions entre les différents composants d'un phénomène. Le souci de la micro-simulation est d'étudier un phénomène à un niveau local.
- Une méso-simulation porte sur un niveau intermédiaire entre le micro et le macro. Il s'agit plus particulièrement de l'étude d'agrégats de composants locaux.

Ces trois niveaux d'abstraction peuvent être très liés en simulation, les micro-simulations et méso-simulations provoquant des répercussions à un niveau macro : les phénomènes locaux font *émerger* (M.R.Jean, 1997) un comportement plus global. Pour une simulation du trafic routier, par exemple, le niveau macro porte sur l'étude des flux de véhicules tandis que le niveau micro s'attarde sur le déplacement de chaque mobile. Le niveau méso, quant à lui, se focalise sur l'étude de flux de groupes d'individus (groupe de véhicules attendant à un carrefour par exemple).

La composante spatio-temporelle peut être simulée de manière discrète ou continue. Tout dépend de l'objectif que souhaite atteindre le concepteur, des caractéristiques qu'il veut observer (caractéristiques plus ou moins fines), du pas de temps du simulateur et de sa granularité spatiale[1].

Pour ce qui est de la composante spatiale, un environnement discret peut suffire à représenter des informations quand cette composante influe peu sur leur sens. L'étude de colonies de bactéries, ou d'un environnement rempli de cellules (Ballet, 2000) (Kreftet al, 1998) peut, par exemple, s'effectuer à l'aide d'un tel environnement ; il est décrit par des cases contenant une bactérie et des cases qui n'en ont pas. De même, le trafic routier peut utiliser un environnement encore plus restreint ; une route pouvant être considérée comme

[1] La granularité spatiale détermine la finesse d'étude des différentes propriétés spatiales. Elle peut être évaluée à l'aide de l'échelle de l'élément le plus petit évoluant au sein d'une simulation.

des lignes de cases (voir les travaux de Nagel & Schreckenberg (1992), de Benjamin et al. (1996) ou de Bham & Benekohal (2004)).

La composante temporelle est discrétisée, quant à elle, en fonction des propriétés du phénomène étudié, selon qu'il est discret (par exemple une simulation de management d'une entreprise où les évènements sont bien distincts les uns des autres (Schneider, 1996)) - ou continu (la représentation de la trajectoire d'un navire (Yavin Y., 1995)).

Le degré de réalisme, enfin, s'il n'est pas toujours explicité au sein des différents simulateurs informatiques, apparaît un critère important ; il permet, en effet, de comprendre à quel niveau le système est compréhensible et corrélé au monde réel. La simulation informatique utilise le biais de l'ordinateur pour décrire un ensemble de phénomènes observables et reproductibles, en passant par un modèle abstrait. Ce modèle abstrait nécessite d'être formalisé avant d'être implémenté dans l'ordinateur. Une fois formalisée, puis *programmée*, une simulation du phénomène peut être effectuée. Elle doit rendre compte des propriétés du phénomène. Il s'agit bien ici d'une simulation virtuelle[2].

Le terme, non pas de *réel* mais de *réalisme* apparaît tout au long de ce document. Il est relatif à la crédibilité du monde virtuel élaboré. Ainsi, nous utilisons les deux notions suivantes :

- La crédibilité de la simulation signifie qu'elle reproduit le plus fidèlement possible des comportements observables. Un observateur peut ainsi remarquer que les entités en simulation réagissent comme le feraient les entités appartenant au "monde réel". Il s'agit, en fait, d'une application du principe de Turing (Turing, 1950). Une simulation crédible doit leurrer un observateur expert.
- Le réalisme d'une simulation concerne non seulement les comportements observables, mais aussi les lois internes qui reproduisent - sur la base d'un modèle acceptable - les processus internes de la simulation. Une simulation réaliste permet donc de répondre à la question « pourquoi ? ». Une étude en profondeur de la simulation révèle toutefois toujours une limite dans la compréhension du phénomène. Nous définirons une simulation comme réaliste si celle-ci est crédible et qu'elle utilise un modèle pertinent et reconnu par des experts.

Les Systèmes Multi-Agents (SMA) sont le plus souvent utilisés pour réaliser des simulations temporellement discrètes (on observe des pas de simulation). Néanmoins, ils sont aussi toutefois utilisés pour simuler des phénomènes spatio-temporellement continus : la simulation informatique en général propose des modèles du phénomène étudié et pose des affirmations sur son évolution entre deux pas de simulations. Le degré de réalisme dépend pour sa part essentiellement de l'application à laquelle est lié le SMA. Les agents simulant le comportement humain peuvent donc se situer à différents degrés de réalisme : les agents simulant en surface ou en profondeur le système de prise de décision humain tel que nous le connaissons. La section suivante introduit les principales caractéristiques des systèmes multi-agents.

---

[2] C'est-à-dire une simulation sans effet sur le concret.

1.2. La prise de décision au sein des SMA

Les systèmes multi-agents sont décrits par différents auteurs (Ferber, 1995 ; Wooldridge, 2000) comme des entités autonomes capables d'agir dans leur environnement. Les agents sont capables de percevoir leur environnement de manière limitée et disposent d'une représentation partielle de celui-ci ; cependant, cette représentation n'est pas toujours présente.

La prise de décision d'un agent est résumée par la boucle décisionnelle présentée par la figure 1 : les perceptions de l'agent permettent de prendre des décisions (parfois en passant par une représentation de leur environnement) ; ces décisions doivent être traduites en action au sein de l'environnement ; enfin, les actions de l'agent modifient l'environnement observé et provoquent, par conséquent, une modification de l'environnement perçu par l'agent.

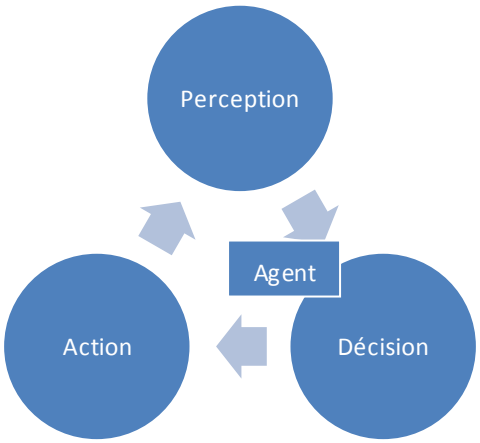

Figure 1 : cycle décisionnel de l'agent.

Les SMA sont très liés à l'application qu'ils tentent de simuler : les systèmes manipulant un grand nombre d'agents sont le plus souvent basés sur des modèles décisionnels simples n'utilisant pas de représentations mentales de leur environnement. Typiquement ces agents, dits réactifs, sont utilisés pour étudier les comportements des flux d'agents plus que leurs comportements individuels. Ces derniers n'ont, en effet, en général que peu d'influence sur un système constitué d'une multitude d'agents. D'un autre côté, certains systèmes utilisent des agents « intelligents » pour la simulation de comportements individuels et pour les interactions entre les différents agents.

Les chercheurs souhaitant simuler des interactions entre objets mobiles ont été parmi les premiers à utiliser des SMA.

Les premiers systèmes multi-agents étudiant les interactions entre objets mobiles ont hérité des agents du type des boïds de Reynolds (Reynolds, 1987) utilisés à l'origine pour reproduire le comportement des nuées d'oiseaux à partir de contraintes spatiales. Du point de vue de la prise de décision humaine, ces modèles ne sont pas réalistes, parce qu'ils n'utilisent pas de modèle de représentation des connaissances. Ils peuvent, malgré tout, être considérés

comme des agents crédibles pour décrire le comportement d'un individu au sein d'une foule (Banos et al, 2005) (Lamarche & Donikian, 2004)).

Les simulations traitant du comportement non plus global, mais individuel requièrent l'utilisation d'agents plus intelligents possédant une expertise de la situation à laquelle ils sont confrontés. La notion d'expertise de l'individu simulé par l'agent nécessite l'utilisation d'un modèle plus complexe de la prise de décision. Diverses études sur le trafic routier (Doniec et al., 2006), aérien (Tumer & Agogino, 2007) ou maritime (Thurston & Hu, 2002) ont été réalisées à partir de SMA intelligents.

Tout d'abord, nous définissons un expert comme un individu qui possède des connaissances sur un champ délimité de savoir (son champ d'expertise) et qui est capable de prendre des décisions, pertinentes et efficaces, en fonction de ces connaissances.

Un agent modélisant la prise de décision d'un expert en simulation, que nous appelons *agent expert*, doit utiliser un cycle décisionnel amélioré par rapport à celui présenté dans la figure 1. Par rapport à l'agent qui emploie directement les informations perçues (numériques) pour prendre une décision, l'agent expert se base sur des représentations : il utilise des connaissances décrites sous la forme de modèles mentaux. Pour prendre une décision, cet agent doit traduire les données perçues en une représentation, comparable aux modèles mentaux qui constituent son champ d'expertise.

2. Problématiques

La réalisation d'agents reproduisant le comportement d'individus experts nécessite de traiter les verrous scientifiques suivants. Si nous suivons le cycle décisionnel de l'agent, le premier questionnement porte sur les perceptions de l'agent : comment les informations qu'il perçoit directement de l'environnement peuvent être traduites pour être comprises par l'agent ?

Cette question amène celle de la représentation informatique des connaissances de l'agent expert : suffit-il de manipuler les données numériques extraites de l'environnement simulé ? Sinon, quel modèle de connaissances faut-il utiliser pour décrire une situation au sein du modèle de prise de décision de l'agent ?

La seconde problématique porte sur la prise de décision. En effet, afin de parvenir à une décision, il est nécessaire de définir un mécanisme de comparaison entre les éléments qui composent la représentation mentale et qui relèvent d'un traitement des informations perçues et les connaissances d'experts.

La troisième et dernière question porte sur l'action. Les caractéristiques des actions de l'agent au sein d'une simulation dépendent directement de l'application simulée. L'action simulée est fonction des propriétés de la simulation : niveau d'abstraction, simulation discrète ou continue, granularité de l'espace, contexte applicatif.

Par ailleurs, il est important de prendre en compte le degré de réalisme de la simulation : dans cet objectif, le modèle doit employer des connaissances et des informations similaires à

celles qui sont manipulées par des experts humains. Qui plus est, l'emploi de ces connaissances doit permettre à la simulation multi-agents de fournir les raisons de chaque décision. Enfin, les agents ne doivent pas tous réagir de la même façon au sein d'une même simulation. Des profils ou des préférences doivent pouvoir entrainer des variantes dans leur prise de décision.

Le système développé doit être générique. Cependant, afin de le valider, un contexte applicatif fort doit être retenu. Cette thèse est de ce fait appliquée au trafic maritime. Dans ce contexte, les experts sont les officiers chefs de quarts.

3. Le trafic maritime et ses problématiques

Cette section présente un contexte particulier impliquant une grande expertise des individus : le trafic maritime. Les chefs de quarts à bord des navires sont en effet confrontés à un règlement souple qu'ils doivent interpréter et à des navires de types différents dont les comportements doivent être anticipés.

3.1. Règles formelles et règles informelles

Les situations d'évitement sont régies par un ensemble de règles mais qui restent soumises à l'interprétation du marin. Ci-dessous est présentée une situation de croisement typique du trafic maritime décrite au sein du RIPAM*.

3.1.1. Exemple de la règle 17 du RIPAM

Le règlement pour prévenir les abordages en mer fait la distinction entre les situations de croisement dans lesquelles le navire est le navire *privilégié* (il voit l'autre navire sur son bâbord, et doit garder son cap et sa vitesse) et celles pour lesquelles le navire est *non privilégié* (il voit l'autre navire sur son tribord, et doit manœuvrer vers tribord pour passer derrière l'autre navire, voir figure 2).

Ces situations sont identifiées en utilisant un point particulier de la trajectoire d'un navire : le CPA (Closest Point of Approach : le point de la trajectoire au plus proche de l'autre navire).

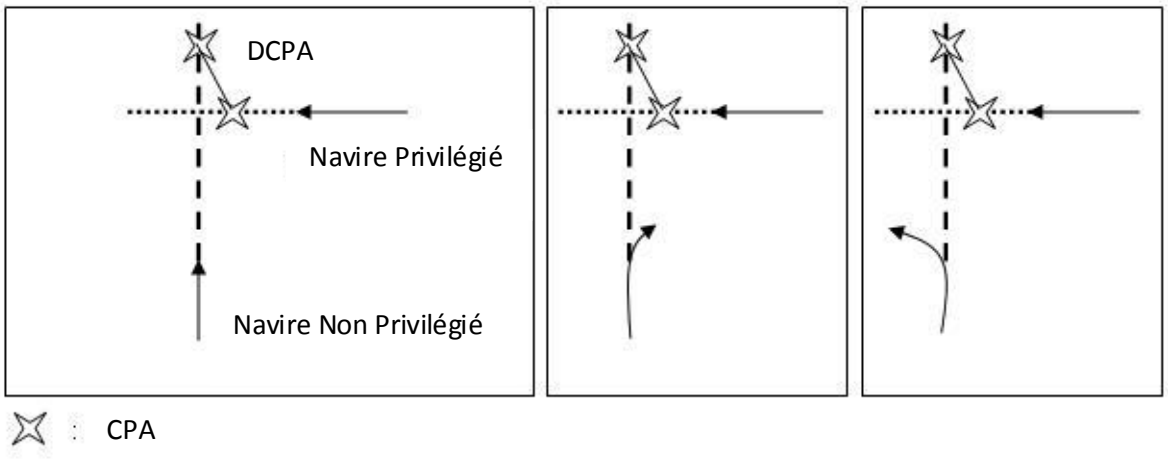

Figure 2 : actions possibles pour le navire non privilégié. Une action vers la droite est sûre : elle est recommandée par le règlement. Une action vers la gauche n'est pas recommandée

Quand les CPA de deux trajectoires sont proches, il y a risque de collision. Ces points sont habituellement calculés par l'ARPA* à bord du navire.

Ces points permettent de catégoriser une situation ; cette catégorisation aide l'officier chef de quart à choisir une manœuvre… sachant qu'il ne s'agit pas toujours de la manœuvre qui est recommandée par le règlement.

3.1.2. Une règle soumise à l'interprétation

Les travaux de Chauvin & Lardjane (2008) ont porté sur les évitements de collisions entre car ferries et navires marchand. Cette étude repose sur deux types de données.

D'une part, une base de données a été constituée sur les manœuvres effectuées par des ferries et des cargos dans le Pas-de-Calais.[3] Les données enregistrées ont été analysées à l'aide du logiciel statistique R, en utilisant des modèles de régression logistique, dans le but de mettre en évidence des relations entre les caractéristiques de la situation et celles de la manœuvre (distance à laquelle la manœuvre a été effectuée, direction, amplitude).

Par ailleurs, des données qualitatives ont été recueillies à bord d'un ferry. Il s'agit de protocoles verbaux, enregistrés auprès de trois officiers de quart. Ces données ont été analysées, à l'aide d'un schème de codage défini par Klein, Vincent et Isaacson (2001) dans le but de mettre en évidence : les indices utilisés, les règles tactiques et les stratégies de ces

[3] Des données quantitatives ont été recueillies au CROSS* Gris-Nez sur 62 situations d'interaction entre ferries et cargos. Toutes se sont déroulées par beau temps. Pour chacune de ces situations, la priorité a été définie (quel est le navire privilégié au regard du règlement ?). Toutes les 36 secondes, les valeurs des paramètres suivants ont été relevées : vitesse et cap de chaque navire, distance séparant les navires, DCPA, TCPA.

experts. Ces travaux conduisent à mettre en évidence les règles informelles utilisées par les experts.

Il a été notamment remarqué que globalement, seulement 80 % des manœuvres entreprises par les marins étaient respectueuses du règlement. En ce qui concerne la règle 17 cité précédemment, on observe - dans près de 50 % des cas opposant un ferry à un cargo – que le ferry choisit de manœuvrer alors même qu'il est le navire privilégié.

Cette étude a permis de comprendre les raisons de ces manœuvres non règlementaires ; elle met également en évidence les éléments clés permettant de prendre une décision particulière lors de ces situations d'évitement.

3.2. Problématiques du trafic maritime

Les marins ne réagissent pas toujours en respectant le règlement : cela signifie donc que le règlement n'est pas le seul élément qui rentre en ligne de compte pour la prise de décision humaine lors de l'évitement de collisions entre navires. Modéliser cette activité suppose donc de prendre en compte d'autres critères.

Le modèle de prise de décision doit être capable d'intégrer différents sous-buts et de choisir parmi ceux-ci. Par ailleurs, les agents en simulation doivent être capables d'anticiper les réactions d'autres individus et d'agir en fonction de prédictions faites concernant leurs actions futures.

4. Plan

Ce mémoire de thèse se compose de quatre chapitres principaux qui développent les différents aspects présentés dans cette introduction et qui ont amené à réaliser une simulation multi-agents de la prise de décision d'experts.

Le chapitre 2 présente une étude bibliographique de la prise de décision. Ce chapitre s'articule autour de deux disciplines : la psychologie cognitive et l'intelligence artificielle. Les modèles conceptuels de la prise de décision sont tout d'abord présentés. Une seconde partie traite de la représentation des connaissances dans la littérature, qu'elle soit informatique, psychologique ou dérivée de modélisations spatio-temporelles. Cette étude conduira également à identifier les modèles permettant de simuler la prise de décision d'experts et les modèles de représentations des connaissances qui leur sont associés.

Le chapitre 3 décrit le modèle générique choisi pour réaliser des agents experts. Sont présentés successivement : le formalisme utilisé pour décrire les situations au sein des représentations mentales des agents en simulation, puis les mécanismes permettant de transformer un ensemble de données numériques issues de la simulation de l'environnement vers des données compréhensibles pour le module de prise de décision de l'agent. Ensuite, nous décrivons le processus de prise de décision utilisant les connaissances d'experts, puis les possibilités d'individualisation des réponses fournies par le simulateur (à travers la notion de

profil d'agent). Puis la traduction de la décision en une action ayant des propriétés quantifiées est abordée. Enfin nous détaillons, pour chaque étape du processus de décision ainsi que pour les représentations en mémoire, une méthodologie de conception du modèle de prise de décision choisi.

Le chapitre 4 présente une validation du modèle sur l'application particulière du trafic maritime. Les résultats des simulations sont comparés à des manœuvres observées ou relatées et œux-ci sont analysés.

Le chapitre 5 conclut œ mémoire de thèse en résumant les différents résultats obtenus et en soulignant les apports du travail réalisé dans le cadre de la thèse. Ces résultats sont également analysés de façon critique et des améliorations possibles du modèle sont présentées. Enfin nous envisageons les possibilités d'interaction entre œ travail et d'autres domaines d'application.

Chapitre 2 : Modélisation et simulation de la prise de décision

1. Introduction

L'étude de la prise de décision humaine est un thème central en sciences cognitives. Il constitue un des liens existants entre l'intelligence artificielle et la psychologie cognitive. Les deux disciplines cherchent en effet à créer des modèles, conceptuels ou formels, de la prise de décision humaine. Ces modèles utilisent un système de représentation des connaissances et sur un système d'acquisition des informations au sein d'un environnement. L'intelligence artificielle s'attache plus particulièrement à la création de modèles formalisés sous la forme d'un programme informatique tandis que la psychologie cognitive tente de comprendre le fonctionnement interne de l'être humain sous la forme de modèles conceptuels (Sun, 2006).

Les deux disciplines peuvent interagir l'une avec l'autre :

- L'intelligence artificielle bénéficie d'un ensemble de théories élaborées en psychologie cognitive ; elles ont été soumises à l'expérimentation et présentent donc un caractère certain de validité. Elles apportent du réalisme aux modèles informatiques en posant les principes qui régissent la cognition humaine. Les modèles utilisant ces principes sont plus que de simples algorithmes informatiques.
- La psychologie cognitive bénéficie des apports de l'intelligence artificielle dans le cadre du processus d'expérimentation de ses modèles. En effet, une simulation informatique, traduisant un modèle conceptuel, peut permettre de le valider si elle reproduit de façon satisfaisante les phénomènes étudiés. Cette approche combine les deux méthodes utilisées que sont l'approche déductive et l'approche inductive : elle permet de poser de nouvelles hypothèses sur le fonctionnement du cadre étudié, par observation des résultats de la simulation (du particulier au général : l'approche inductive), et d'un autre côté, elle permet de tester les hypothèses par l'intégration de

nouveaux patterns au sein de la simulation (les hypothèses obtenues par déduction).

La simulation cognitive a ainsi émergé de ces deux disciplines ; l'intelligence artificielle développant une approche par agents intelligents ou cognitifs et les sciences cognitives proposant des architectures cognitives.

Ce chapitre traite de la modélisation et de la simulation informatique de la prise de décision. Nous nous attachons dans un premier temps à exposer les modèles proposés par la psychologie pour décrire la prise de décision, la perception et les représentations mentales associées. Dans un second temps, nous présenterons les outils informatiques permettant d'implémenter de tels modèles formels. Enfin, nous étudierons les théories qui ont tenté de lier intelligence artificielle et psychologie cognitive.

Dans ce chapitre et le suivant le terme de « système » apparaît régulièrement, qu'il s'agisse de systèmes multi-agents ou de systèmes de prise de décision. Ce terme est employé dans son acceptation large, c'est à dire une « combinaison de parties qui se coordonnent pour former un ensemble » (définition du dictionnaire *Larousse*). Lorsqu'il est utilisé pour parler d'agents ce mot représente donc l'ensemble des agents et leurs interactions au sein de l'environnement. Nous l'utilisons de même pour décrire l'ensemble des composants de la prise de décision humaine. Le terme de système nous permet de parler des différents sous modules et représentations qui composent le modèle étudié (perception, raisonnement, mémoire, représentation mentales…).

Tout au long de ce chapitre deux types de modèles seront évoqués : les modèles hauts niveaux, ou conceptuels, héritant de théories de la psychologie, et les modèles formels, de plus bas niveau décrivant les représentations et les processus qui permettent la création d'un modèle et d'une simulation informatique.

2. La prise de décision en psychologie cognitive : les concepts

La première approche expérimentale de la psychologie a étudié le cerveau comme une boîte noire (Watson, 1913), (Skinner, 1938) : ce qui était pensé ne pouvait être connu et les recherches s'effectuaient par une expérimentation puis par une étude des sorties (actions) en fonction des entrées (perceptions). Le behaviorisme a peu à peu laissé place à une approche qui se permettait d'émettre des suppositions sur les états internes d'une personne et de les vérifier par l'expérimentation : le « cognitivisme » Le cognitivisme s'intéresse aux activités supérieures humaines (la cognition) et propose de les aborder sous l'angle du « traitement de l'information ».

On différencie, en psychologie cognitive, les traitements qui portent sur l'information sensorielle et ceux qui portent sur l'information symbolique (information verbale mais aussi paraverbale et iconique). Dans leur « Traité de Psychologie Cognitive », Richard et al. (1990, p. VI) expliquent que « les traitements qui portent sur l'information symbolique procèdent essentiellement par activation de connaissances et de représentations, attribution de

significations, production d'inférences. Ils construisent des interprétations (de situations, de comportements) à partir d'informations sensorielles ou symboliques. Sur ces interprétations opèrent des raisonnements qui débouchent sur des décisions d'action, de nouvelles connaissances ou des activités de communication ».

En psychologie cognitive, on considère que les informations sont reçues par un individu à travers ses différents dispositifs de perception et sont analysées par le biais de représentations mentales. Les représentations mentales permettent de lier la perception à l'action et la perception à la mémoire. Elles sont donc essentielles dans le processus de prise de décision et nécessitent d'être définies en préalable à sa présentation.

Pour Denis (1989, p. 31): « en psychologie cognitive, la représentation mentale est définie comme un produit cognitif reflétant ce que l'individu retient de ses interactions avec le monde. » Cette définition ne précise pas ce que l'individu « retient », mais elle peut être complétée par la définition de Garnier et Sauvé (1999, p. 66) : « une représentation est un phénomène mental qui correspond à un ensemble plus ou moins conscient, organisé et cohérent, d'éléments cognitifs, affectifs et du domaine des valeurs concernant un objet particulier. On y retrouve des éléments conceptuels, des attitudes, des valeurs, des images mentales, des connotations, des associations, etc. C'est un univers symbolique, culturellement déterminé, où se forgent les théories spontanées, les opinions, les préjugés, les décisions d'action, etc. ».

Cette définition assimile à une représentation mentale, non seulement le sens propre d'un objet, mais tout ce qui peut modifier notre connaissance de cet objet : l'affectif, les valeurs, les connotations, héritant de la culture et des opinions d'un individu.

2.1. La notion de représentation mentale

Il convient, en fait, de distinguer des représentations occurrentes d'une situation et des structures permanentes (nommées « schémas, schèmes, « frames », scripts ou scénarios).

Une représentation occurrente est un modèle intériorisé de la réalité, élaboré en mémoire à court terme, alors que les schémas sont des structures permanentes stockées en mémoire à long terme, décrivant des situations prototypiques et/ou des séquences d'actions et permettant de comprendre et d'agir. Lipshitz & Ben Shaul (1997) proposent de représenter, sous la forme d'une figure (voir Figure 3) les liens existant entre « environnement », « schémas », « représentation » et « décision ».

Dans une situation de travail, la relation entre l'opérateur et son environnement est médiée par différentes interfaces. Cette médiation implique que l'opérateur ne dispose que d'informations partielles sur son environnement. Cependant, les informations ne s'imposent pas à l'opérateur. Celui-ci dispose de « schémas » qui le guident dans la recherche des informations manquantes. Les schémas participent également à la transformation d'informations sensorielles équivoques en informations significatives pour l'opérateur. La représentation apparaît, enfin, comme le déterminant principal de la prise de décision. Les

actions pertinentes sont reconnues d'après les caractéristiques de la situation telles qu'elles apparaissent dans la représentation.

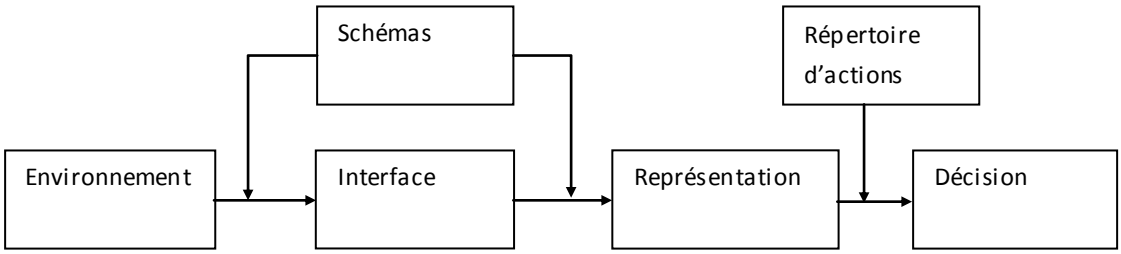

Figure 3 -. Les relations entre Environnement, schémas, représentation, décision (Lipshitz & Ben Shaul, Ibid.)

La représentation occurrente

De nombreux auteurs, en psychologie ou ergonomie cognitive ont proposé différentes dénominations et définitions de la représentation occurrente. Dans le courant de l'ingénierie cognitive et de la prise de décision naturelle, la définition proposée par Endsley est la plus souvent citée.

Endsley (1995a, p. 36) parle de conscience de la situation (« Situation Awareness », SA) pour dénommer l'image ou le modèle mental de l'environnement. La SA comprend trois niveaux : « la perception des éléments de l'environnement à l'intérieur d'un volume spatio-temporel, la compréhension de leur signification et leur évolution dans un futur proche ».

Le modèle d'Endsley est linéaire et laisse penser qu'un individu complète sa SA au fur et à mesure de l'évolution d'une situation. Il sous-entend également que plus la SA sera exhaustive, plus il sera en mesure de prendre une décision efficace.

La construction de la SA comprend trois étapes:

- Perception. La première étape consiste en la perception du statut, des attributs et de la dynamique des éléments présents dans l'environnement. Ce niveau de la SA est donc le niveau le plus simple qui se concentre sur une simple lecture des éléments clés d'une situation, c'est-à-dire des objets composant la situation et leur état.
- Compréhension. Lors de cette étape est effectuée une synthèse des éléments disjoints identifiés dans le premier niveau. Cette synthèse mobilise la reconnaissance de patterns ainsi que des processus d'interprétation et d'évaluation. Cette intégration permet à un opérateur d'apprécier l'impact des caractéristiques de la situation sur ses buts et ses objectifs.
- Projection. Cette dernière étape consiste en une extrapolation des états futurs des objets présents dans l'environnement.

Les traitements effectués sur les données perçues consistent essentiellement en un appariement des caractéristiques de la situation courante avec des schémas contenus en mémoire à long terme et représentant des situations prototypiques. Ces schémas sont eux-

mêmes associés à des buts ou des séquences d'actions, dirigeant à la fois la prise de décision et l'action.

Les schémas et les schèmes

Comme l'explique Richard (1990), la notion de schéma de connaissance – telle qu'elle est utilisée actuellement – a emprunté à la fois :

- A la notion « schéma » proposée par Bartlett en 1932 (Bartlett, 1932) pour expliquer les déformations systématiques observées dans la reproduction de récits ;
- A la notion de stéréotype utilisée en psychologie sociale ;
- A la notion piagétienne de schème.

Piaget a proposé la notion de « schème d'action ». Il s'agit d'une construction de la pensée sur une situation (qui lui lie un ensemble de connaissances de cette situation) qui se voit associer, en fonction de buts et de conditions, une action. Pour lui, (Piaget & Inhelder, 1971) « Le schème est une structure ou organisation des actions telles qu'elles se transforment ou se généralisent lors de la répétition de cette action en des circonstances semblables ou analogues. »

Le schème, ou « schème d'action » lie la reconnaissance d'une situation à son évolution et à l'action ; « la structure générale de cette action se conservant au cours de ses répétitions, se consolidant par l'exercice et s'appliquant à des situations qui varient en fonction des modifications du milieu » (Piaget, 1960, p. 552). Pour Piaget, un schème comprend donc des signaux, une description du but de l'action et des moyens de l'action. Il génère, par conséquent, dans une situation donnée, une suite d'actions en vue d'atteindre un certain but.

Notons que le schème d'action de Piaget est intimement lié à son processus d'apprentissage : il s'agit d'un processus dynamique qui recherche l'équilibre entre un individu et l'environnement qu'il perçoit et dans lequel il évolue. Pour Piaget, la pensée humaine se construit progressivement lorsque l'individu est confronté à son environnement extérieur. Cet apprentissage est composé de deux processus : l'assimilation (qui est en fait la réutilisation du schème pour correspondre à la nouvelle information perçue) et l'accommodation (un nouveau schème est créé lorsque les informations perçues sont trop différentes des schèmes en mémoire).

La notion de « schéma »

Elle a été introduite par Bartlett (Bartlett, 1932) en tant que structure mentale représentant certains aspects de l'environnement. Les schémas (nommés aussi patrons) sous-tendent une structuration des informations liées à une situation, un évènement ou un objet particulier. Celui-ci est associé à un ensemble de connaissances, qui chacune se voit attribuer une valeur. Différents auteurs ont depuis complété et raffiné cette structure de connaissances.

Minsky (1974) étend la notion de patron par celle de frame. Un frame contient de l'information sur la mise en oeuvre du « frame », sur les attentes qui vont être générées dans une situation donnée, et sur ce qu'il convient de faire si ces attentes ne sont pas satisfaites. Minsky lie donc les patrons à la notion d'action. Les travaux de Schank et Abelson (1977) raffinent cette notion sous les termes de scripts et de plans. Un script est proche d'un frame sauf que les différentes informations contenues dans le script sont ordonnées. Par exemple un script « aller chez le médecin » sera composé d'une séquence d'évènements : *rejoindre le cabinet, patienter dans la salle d'attente, recontrer le médecin, discuter des symptômes…* Enfin les plans associent la notion de buts à ces connaissances. Un plan est ainsi un « schéma orienté but » : il présente les connaissances pertinentes qui vont permettre au sein de ce plan, d'atteindre un but.

Le patron est un objet de représentation utile : il peut être comparé à d'autres patrons sur la base des connaissances qui lui sont attachées et des valeurs de ces connaissances. Donc si deux situations sont identifiées et ont un même ensemble de connaissances, il est raisonnable de supposer qu'elles appartiennent à la même catégorie de situation. D'un point de vue informatique, les valeurs des connaissances associées permettront donc d'évaluer l'une des situations par rapport à l'autre et de déterminer un ensemble de distances sémantiques (associées aux valeurs sémantiques) entre les deux situations ou objets.

La différence principale entre un schéma et un schème vient de l'utilisation dynamique du schème lors de l'apprentissage.

Enfin, si ces théories nous présentent comment les percepts sont organisés, compris et utilisés par les individus, il nous faut aussi préciser quelles informations peuvent être extraites d'une situation et quelles informations font sens au sein de cette situation. Selon la théorie de Piaget sur la structuration de la mémoire, l'enfant compare les informations nouvelles aux structures déjà connues : il construit peu à peu sa connaissance de son environnement et peut ainsi distinguer un chien d'un chat.

Le monde devient ainsi de plus en plus compréhensible et certaines informations vont ainsi plus facilement émerger lors de la perception d'une scène[4]. Ces informations vont pouvoir être classées, organisées et comparées par un individu. Ces comparaisons peuvent se faire sous la forme de valeurs sémantiques : *un chien a le même nombre de pattes qu'un chat, ils ont tous les deux des poils, mais n'ont pas le même cri*. Ici seule une différenciation sur la présence ou l'absence d'une caractéristique est effectuée. La proposition « Un ours est plus grand qu'un chien » par contre permet une comparaison par une utilisation de valeurs sémantiques de tailles (grand/petit, plus grand/plus petit). L'annexe A présente plus précisément ces valeurs sémantiques ainsi que les méthodes de logique (logique classique et logique floue) qui permettent de les évaluer et de les modéliser.

[4] Faisant écho à la notion de saillance : l'émergence d'une figure sur un fond. Cette émergence découle de caractéristiques physiques de la figure et de la comparaison de ces caractéristiques aux figures déjà connues d'un individu. Voir aussi les travaux sur la prégnance dans la théorie de la Gestalt. Voir (Thom, 1988) par exemple.

2.2 La prise de décision en situation naturelle

Dans une situation naturelle, il a été démontré que les experts n'ont pas le temps de générer plusieurs options et qu'un modèle analytique de la prise de décision ne reflète pas la complexité des situations naturelles (Kobus, et al. 2001). Dans l'approche de la prise de décision naturelle (NDM), un modèle principal a été élaboré par Klein (1997) pour rendre compte de la prise de décision des experts : le Recognition Primed Decision (RPD).

Klein (1997) met en avant le modèle RPD (Recognition Primed Decision) pour définir "what people actually do under conditions of time pressure, ambiguous information, ill-defined goals, and changing conditions" (ce que les gens font dans des conditions où le temps manque, les informations sont ambiguës, les buts non clairement définis et les conditions changeantes). Il montre que les experts n'effectuent pas de comparaison formelle entre diverses options mais font appel à leur expérience pour générer une solution satisfaisante. Dans une situation naturelle, les experts sont capables de prendre des décisions rapidement et de manière satisfaisante, car ils apparient les caractéristiques de la situation avec une situation générique.

Le modèle RPD se décompose en trois variations:

- Simple appariement : Le pattern-matching, ou « simple appariement » s'applique lorsque la situation est reconnue: « the goals are obvious, the critical cues are being attended to, expectations about future states are formed and a typical course of action is recognized » (Klein, 1997, p285) (les buts sont évidents, les indices critiques sont identifiés, les attentes envers les états futurs sont formées et un cours d'action typique est reconnu).
- Diagnostic de la situation : l'individu se concentre sur la reconnaissance des éléments clés (ou indices) de la situation.
- Evaluation du déroulement de l'action : l'individu comprend la situation mais ne connaît pas l'action qu'il convient de lui associer ; il effectue des simulations mentales pour évaluer différentes actions possibles.

Klein(1999) explique que, dans une situation où la pression temporelle est forte, les experts effectuent dans 90% des cas un simple appariement de la situation courante.

Le courant de la NDM se propose d'étudier les comportements et les fonctions cognitives des experts, ce qui justifie l'intérêt que nous lui portons dans le cadre de cette thèse.

2.3 Intérêts de la NDM

Les modèles de la SA et RPD s'accordent sur un ensemble de points caractérisant la prise de décision des experts.

- La prise de décision s'effectue grâce à un « pattern-matching » de la situation courante à un ensemble de situations connues (prototypiques).
- Une situation prototypique peut être représentée sous la forme d'un schéma.

- Un schéma est composé d'indices clés, mais aussi de buts, d'une action et de la connaissance liée au déroulement de l'action.

Les tenants de la NDM s'accordent pour dire que les experts : reconnaissent des situations et prennent des décisions sur la base d'un processus d'appariement de la représentation de la situation et de structures contenues en mémoire décrivant des situations prototypiques (schémas). Pour être intégré au sein d'un agent, un modèle informatique de la prise de décision d'experts doit donc proposer un modèle formel de schéma et un algorithme de pattern-matching.

Les indices clés d'une situation pouvant être représentés par des valeurs sémantiques, nous présentons dans la partie suivante le codage d'informations sémantiques qu'il est possible de réaliser en utilisant la théorie des sous-ensembles flous. Seront présentés ensuite les outils permettant de simuler la prise de décision.

3 Modèles cognitifs et prise de décision au sein de systèmes multi-agents

Cette section aborde le thème des modèles cognitifs. Un modèle cognitif est une représentation formelle des processus cognitifs, dont le but est de comprendre et de prévoir des évènements. La simulation cognitive consiste en la création d'un logiciel capable de décrire des activités cognitives. Elle a été développée à partir de nombreux paradigmes et de nombreux langages informatiques et de l'intelligence artificielle. La simulation cognitive rend possible le test d'architectures cognitives en comparant les résultats du logiciel avec des observations effectuées dans des cas réels. Il s'agit d'une méthode dont on considère qu'elle permet de lier l'élaboration de théories et les investigations empiriques effectuées dans des domaines sémantiquement riches (Roth et al., 1992).

La prise de décision, étudiée au sein d'un système composé de différents objets mobiles, tire sa complexité de la multiplicité des trajectoires possibles. Une modélisation mathématique d'un tel système pose le problème de l'explosion combinatoire. Prenons le cas simple d'un mobile au sein d'une grille : il possède 4 positions futures possibles (haut, bas, gauche et droite). Un second mobile en simulation quadruple donc le nombre de grilles observables possibles, et un troisième mobile nous fait atteindre 64 grilles possibles. Nous entrons ici dans des problèmes de complexité $O(n^k)$ qui nous obligent donc à utiliser une méthode qui ne permet pas d'évaluer toutes les décisions possibles à chaque instant : l'emploi de systèmes multi-agents. En effet, au sein d'un SMA, la prise de décision est distribuée au sein des agents. Il permet notamment de connaitre les prémisses[5] de la simulation, les nouveaux comportements de l'agent après modification d'un système de décision et d'identifier les causes de ce nouveau comportement.

[5] De la même manière qu'une modélisation mathématique, une modélisation par agents se base sur des propositions initiales qui sont considérées comme évidentes ou qui ont été démontrées avant.

Cette section présente plus particulièrement la prise de décision au sein de systèmes multi-agents dans un premier temps, les systèmes multi-agents à base de NDM dans un second temps et enfin les architectures cognitives et leur intégration au sein de systèmes multi-agents. Chaque sous-section se décompose en une première étude du modèle général et d'une application de ce modèle au sein d'une simulation informatique. Cette section conclura sur les intérêts des différentes approches présentées.

3.1 Principes des systèmes multi-agents

Cette section présente une des branches de l'intelligence artificielle distribuée : les systèmes multi-agents. Cette partie traite des aspects génériques des systèmes multi-agents et présente différents types d'agents, tout en restant centrée sur un point particulier : la décision au sein des agents. Nous parlerons donc d'abord des principes des agents et de la notion de Système Multi-Agents (SMA), puis nous évoquerons leur évolution vers des systèmes de moins en moins réactifs, et de plus en plus cognitifs jusqu'à l'intégration d'architectures cognitives en leur sein. Cette partie présentera enfin les avantages et inconvénients de ces différents types d'agents et aboutira au choix d'un modèle pour la simulation de la prise de décision d'experts appliquée au trafic maritime.

3.1.1 Définitions

Un agent est une entité informatique autonome capable de prendre seule des décisions en fonction d'un certain nombre d'informations. L'agent logiciel peut être considéré comme le pendant virtuel du robot.

D'après Ferber (1995), un agent est une « entité physique ou virtuelle :

- qui est capable d'agir dans un environnement ;
- qui peut communiquer directement avec d'autres agents ;
- qui est mue par un ensemble de tendances (sous forme d'objectifs individuels ou d'une fonction de satisfaction, voire de survie, qu'elle cherche à optimiser) ;
- qui possède des ressources propres ;
- qui est capable de percevoir (mais de manière limitée) son environnement ;
- qui ne dispose que d'une représentation partielle de cet environnement (et éventuellement aucune) ;
- qui possède des compétences et offre des services ;
- qui peut éventuellement se reproduire ;
- dont le comportement tend à satisfaire ses objectifs, en tenant compte des ressources et des compétences dont elle dispose, et en fonction de sa perception, de ses représentations et des communications qu'elle reçoit. »

Les systèmes multi-agents héritent des travaux de von Neumann (1951) sur les automates cellulaires et plus particulièrement des simulations de vie artificielle (le jeu de la vie (Gardner, 1970)). Ils ont également été influencés par les théories de l'intelligence artificielle distribuée

et, plus précisément, par les théories sur les acteurs (Hewitt, 1977) et les tableaux noirs (Erman, 1974). Ils sont liés, enfin, au paradigme objet du génie logiciel et des systèmes répartis.

Les premiers travaux sur les agents ont porté sur leurs interactions (Reynolds, 1987) et ont permis de faire apparaître un comportement macro à partir de la modélisation des entités à un niveau micro. Ces travaux sont à l'origine de la notion de « système multi-agents ».

Un système multi-agents peut être défini de la façon suivante: (Ferber, 1995)

- Un environnement E, c'est-à-dire un espace disposant généralement d'une métrique.
- Un ensemble d'objets O. Ces objets sont situés : il est possible d'associer, à un moment donné et à tout objet, une position dans E. Ils sont passifs : ils peuvent être perçus, créés, détruits et modifiés par les agents.
- Un ensemble A d'agents, qui sont des objets particuliers (A est contenu dans O), lesquels représentent les entités actives du système.
- Un ensemble R de relations qui unissent des objets (et donc des agents) entre eux.
- Un ensemble d'opérateurs Op. permettant aux agents de A de percevoir, produire, consommer, transformer et manipuler des objets de O.
- Des opérateurs chargés de représenter l'application de ces opérations et la réaction du monde à cette tentative de modification, que l'on pourrait appeler « les lois de l'univers».

Les agents sont étudiés à deux niveaux différents : le niveau macro et le niveau meso. Le niveau macro utilise des agents simples et tente de faire émerger un comportement global tandis que le niveau meso porte plutôt sur les interactions simples entre quelques agents ; ce niveau permet de réaliser une simulation sociale (Sun, 2006).

La simulation multi-agent est devenue de plus en plus complexe et plusieurs auteurs (Ferber & Gutknecht, 1998 ; Amiguet et al., 2002 ; Fournier, 2005) ont proposé des moyens d'organiser les agents et ont développé des méthodologies de conception et d'organisation des systèmes multi-agents. L'intérêt de ces méthodes est de séparer les fonctions des agents, de les organiser et de permettre d'en ajouter ou d'en retirer facilement à un agent au cours de la simulation. Cette fonctionnalité nous intéresse particulièrement car elle permet de faire gérer à un même agent des buts multiples : ainsi, deux objets mobiles en interaction vont poursuivre successivement différents buts qui appelleront différents comportements (au sein d'un navire par exemple) : veille (vérification qu'il n'y a pas de risque de collision), évitement (modification de la trajectoire en cas de collision possible) puis retour sur la route initiale (ou reprise d'un comportement normal). Ces comportements (ou fonctions) doivent pouvoir être activés ou désactivés en fonction des événements ou de l'évolution de la situation géographique : un modèle organisationnel à base de rôles permet de gérer leur temporalité. La partie suivante présente cet outil.

3.1.2 Modèles organisationnels

Nous nous intéressons au cours de cette thèse à la prise de décision distribuée au sein des agents d'une simulation. Cette approche se place dans le cadre de différents agents, possédant chacun différentes fonctions. Il est nécessaire d'organiser ces fonctions de manière à ce qu'aucune d'entre elle n'envoie des instructions contradictoires à un agent. Dans les modèles organisationnels d'agents, ces fonctions sont nommées « rôles ».

L'approche voyelle de Demazeau (Demazeau,2001) décrit un SMA par une décomposition en briques élémentaires A,E,I,O. A pour Agents, E pour Environnement, I pour Interactions et O pour Organisations. Ainsi, cette approche défini l'organisation comme un des éléments clés des SMA[6]. Il est intéressant de noter que l'informatique emploie le terme d'organisation pour un ensemble d'acceptations différentes : une organisation peut être une structure collective poursuivant un but ou peut désigner l'ensemble des liens entre ses différentes composantes. Une organisation peut être subjective (présente dans les règles de comportements individuelles) ou objective (imposée à l'ensemble de ses éléments). Les organisations sont typiquement composées de fonctions, de normes et de rôles.

D'un point de vue sociologique, Abrami défini l'organisation d'un système comme « un ensemble de rôles et de relations entre ces rôles se répartissant sur les composantes du système. L'organisation d'un système peut être décrite indépendamment des propriétés de ses composants. »

Elle défini alors le rôle d'un composant dans l'organisation comme « le registre de comportements correspondant à la fonction dans le système ».

Amiguet (Amiguet, 2003) donne deux raisons de réaliser un modèle organisationnel. Il s'agit, tout d'abord, de réaliser un modèle multi-agent réaliste d'un point de vue sociologique (Conte & al., 2001). Il s'agit, ensuite et d'un point de vue génie logiciel, de structurer les agents ; cette structuration est d'autant plus importante que l'environnement est hétérogène et ouvert. Ce deuxième aspect est une caractéristique essentielle du domaine applicatif choisi.

Plusieurs modèles, ou méta modèles, ont utilisé une approche organisationnelle au sein de systèmes multi-agents. On peut citer ainsi Moca (Amiguet et al., 2002 ; Amiguet, 2003), Aaladin (Ferber & Gutknecht, 1998) ou encore TRANS (Fournier, 2005) qui est un système à base d'agents, de groupes et de rôles.

Dans les systèmes Agent-Groupe-Rôle (AGR), les comportements des agents sont réglés par la notion de rôle. Les groupes représentent les différentes organisations dans lesquelles ces agents peuvent évoluer.

[6] Les travaux d'Abrami (Abrami) présentent de manière pertinente les différentes organisations au sein des SMA. Les informations présentes dans ce paragraphes sont un résumé des informations présentées dans son mémoire.

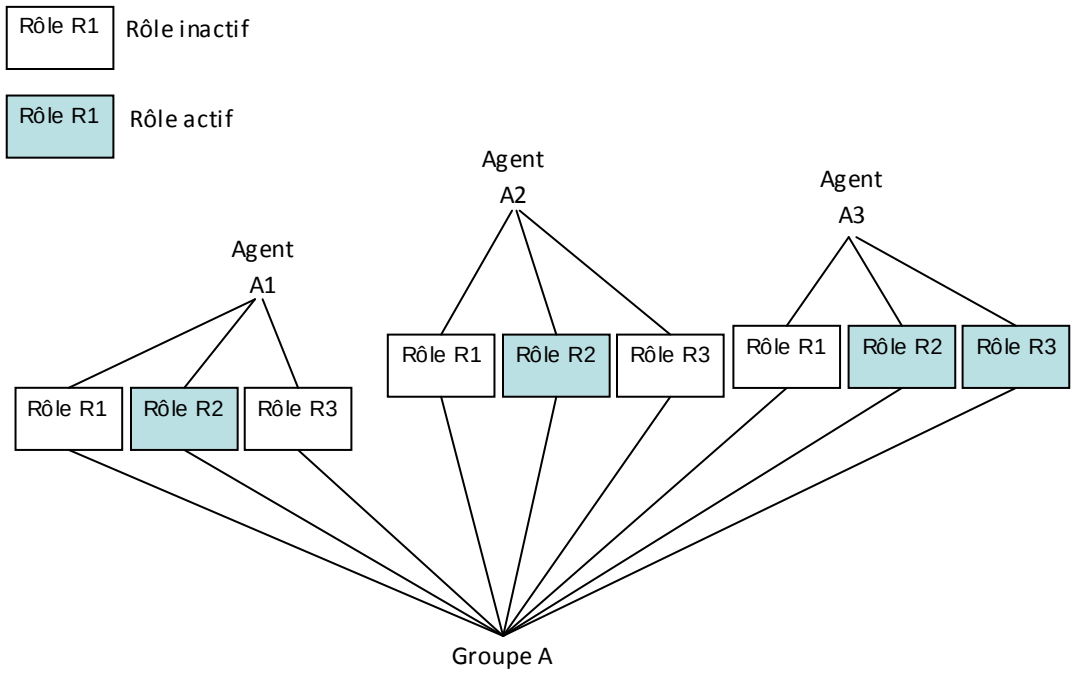

Figure 4 : Le groupe A fournit un ensemble de rôles aux agents qui le composent. Ces rôles peuvent être activés ou non, selon les évènements de la simulation.

Un rôle est une partie du comportement d'un agent que celui-ci joue au sein d'un groupe. On peut voir sur la figure 4 trois agents appartenant à un même groupe A. Ces trois agents se voient attribuer les rôles R1, R2 et R3 liés à ce groupe. Ces différents rôles peuvent être activés ou non, selon les évènements de la simulation. Par exemple, des agents appartenant à un groupe « surveillance du trafic maritime » se voient attribuer les rôles « alerter un navire » ou « lancer la procédure de secours ». L'évènement de la simulation qui activera le premier rôle peut être, par exemple, un navire se rapprochant dangereusement d'une côte. Le second rôle sera joué, ensuite, si aucune réponse ne provient du navire.

Cet exemple montre ainsi qu'il est nécessaire d'organiser les rôles les uns avec les autres : certains peuvent ou ne peuvent être joués en même temps ou peuvent être prioritaires par rapport à tout autre rôle.

Pour Abrami, le système AGR présente quatre grands intérêts :

- son formalisme est générique car ne présuppose aucune architecture particulière pour les agents et ne préjuge aucune application particulière.
- Sous AGR, les groupes et les rôles sont explicites : il permet ainsi de manipuler les niveaux d'organisation de manière modulaire
- AGR prévoit des systèmes de destruction et d'ajout de groupes, ainsi que de prise en charge et d'abandon de rôle

- Plusieurs groupes peuvent coexister et plusieurs agents peuvent prendre en charge des rôles dans ces différents groupes.

Plus particulièrement, Cabri et al. (2004) présentent une étude des approches AGR les plus importantes. Une analyse de ces différentes approches leur permet de les classer en fonction de différents critères : sont-elles centrées sur l'analyse, le design ou l'implémentation ? Permettent-elles, dynamiquement, l'acquisition et le relachement de rôles ? Les rôles sont-ils utilisés comme de vraies entités ou sont-ils plutôt des concepts abstraits ?

Des modèles comme AALADIN (Ferber & Gutknecht, 1998) ou BRAIN (Cabri et al., 2003) fournissent un support lors de la réalisation d'un modèle agent pour les phases d'analyse, de conception et d'implémentation. Ceux-ci semblent être privilégiés par les auteurs pour la réalisation de modèles à base de rôles. Toutefois, ces derniers notent également que - parmi toutes ces approches - seul TRANS (Fournier, 2005) définit des notions de priorité entre les rôles permettant de définir des chaines de dépendances entre ceux-ci. Ce modèle est présenté dans la sous-section suivante.

Un système à agents géographiques: TRANS.

Le modèle suivant a pour intérêt d'introduire, au sein d'un système organisationnel, un système de prise de décision simple s'approchant des agents réactifs.

Fournier (2005) a proposé une approche agent-groupe-rôle pour modéliser le trafic maritime (TRANS). L'approche s'attache à rendre compte du caractère hétérogène du trafic maritime. En effet, les agents présents en mer peuvent être de tailles et de types variables, se déplacer à des vitesses différentes. Le système développé prend en compte le fait qu'un même navire peut avoir plusieurs fonctions (au sein d'un rôle, ou plusieurs rôles). L'intérêt du système agent-groupe-rôle est qu'il permet de combiner au sein d'un même agent, un certain nombre de fonctions sous la notion de rôles. Les rôles peuvent être compatibles ou incompatibles et déclenchés par des évènements particuliers : l'ensemble des rôles d'un agent crée son comportement.

TRANS n'utilise pas de fonctions cognitives pour gérer l'évitement de collisions. Seules les règles de navigation sont modélisées.

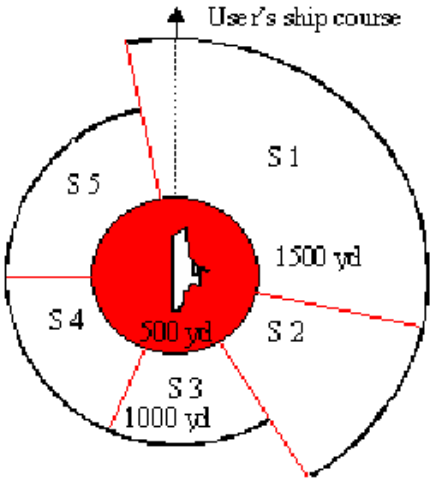

Figure 5 : zones provoquant une prise de décision sous TRANS.

La Figure 5 présente le système de prise de décision sous TRANS : à chaque zone correspond une action traduisant ainsi un point particulier du règlement. Toutefois, le comportement produit pour cet évitement n'est pas réaliste car il ne prend pas en compte les actions non réglementaires.

TRANS est donc un système issu des systèmes à agents réactifs mais celui-ci a pour intérêt de permettre d'implémenter de nombreux comportements sous la forme de rôles. Chaque ajout d'un nouveau rôle doit être cohérent avec les rôles existants et nécessite de définir les compatibilités entre les rôles. Certains rôles sont inconciliables (c'est-à-dire ne peuvent pas être joués par un même agent) et d'autres sont incompatibles (c'est-à-dire qu'ils ne peuvent pas être joués en même temps). Notons que TRANS utilise une représentation du temps et de l'espace de façon continue.

TRANS et un système prévu pour des applications en temps réel ou pour le rejeu en temps accéléré d'applications géographiques. Plusieurs rôles existants sous TRANS permettent d'effectuer un raisonnement spatial particulier. Fournier définit le principe du raisonnement spatial sous TRANS comme une approche « indépendante » : les rôles et les agents spatiaux se voient associés à un processus de raisonnement spatial indépendant. La Figure 6 présente le fonctionnement des rôles sous TRANS et plus particulièrement sa gestion des raisonnements spatiaux.

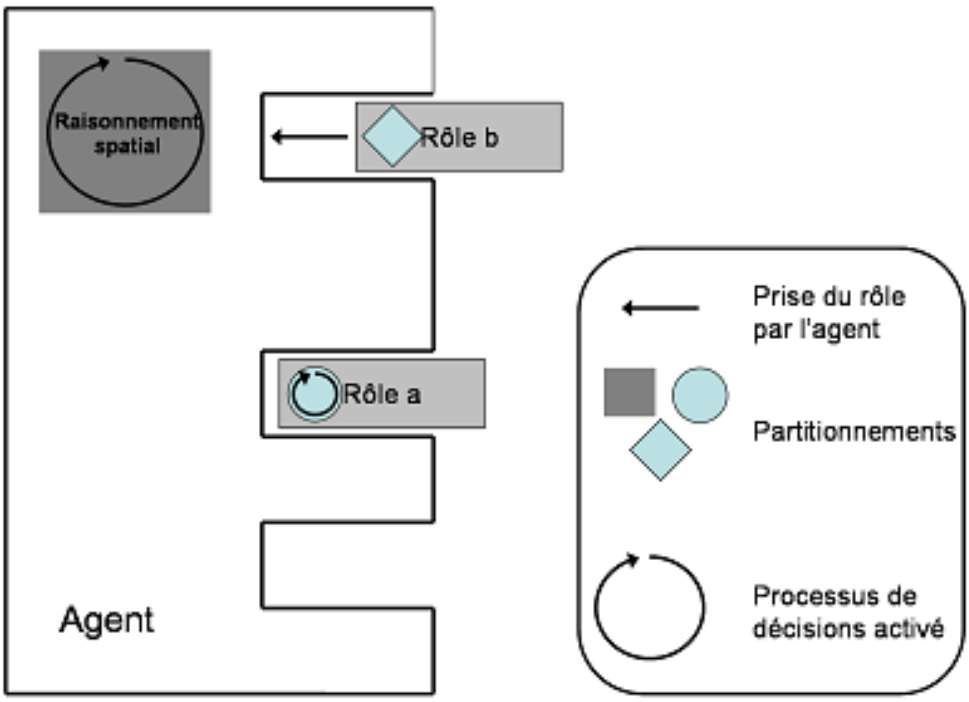

Figure 6 : rôles et raisonnement spatial sous TRANS

Ici, chaque rôle apporte son propre raisonnement spatial au sein de TRANS : le rôle a joue son propre raisonnement en même temps que celui de l'agent. Un des raisonnements peut toutefois être inhibé par un raisonnement plus prioritaire. TRANS prévoit notamment un système de compatibilité entre les rôles et défini, pour ceux qui peuvent être joués par un même agent, des priorités pour le jeu de ces rôles.

Les systèmes multi-agents ont évolué et intègrent aujourd'hui de plus en plus d'agents complexes. Par ailleurs, on étudie de plus en plus les interactions meso par le biais d'agents cognitifs. La partie suivante présente différents modèles agents pour la prise de décision. Cette étude est centrée sur les systèmes modélisant des situations de trafic. Nous conclurons par une étude comparative de ces modèles et nous tenterons de voir quel type de système multi-agents est le plus à même d'intégrer un système pour la prise de décision d'experts.

3.2 Simulation multi-agent et prise de décision

3.2.1 Les modèles à agents réactifs.

Nous nommons agents réactifs les agents les plus simples du point de vue de leur caractère cognitif ; c'est-à-dire : les agents qui ne possèdent qu'une représentation simple de leur environnement. Ces agents ne sont pas sensés modéliser des comportements cognitifs, mais plutôt des comportements réflexes que l'on peut attribuer à l'animal ou à l'humain.

Les boïds, (pour bird-oïd) proposés par Reynolds (1987) ont pour but de simuler le vol des oiseaux. Cette simulation peut être employée pour de nombreux déplacements d'animaux en groupes (bancs de poissons, troupeau de ruminants...).

Ce système multi-agents reproduit un comportement de déplacement en nuée par un système de règles simples :

- Séparation : deux boïds ne peuvent se trouver au même endroit au même moment ;
- Alignement : les boïds suivent une même trajectoire afin de rester groupés ;
- Cohésion : les boïds se rapprochent les uns des autres afin de former un groupe.

Ces trois règles suffisent pour voir se déplacer les boïds en nuée, et cela de manière réaliste : ils se suivent de près, mais ne rentrent pas en collision. Les boïds montrent bien ce que sont les approches à agents réactifs : à partir de phénomènes simples implémentés à un niveau micro, un pattern apparaît à un niveau macro ; un agent en simulation va avoir un comportement aléatoire, quelques agents pourrons faire apparaître des comportements de suivi, mais il faudra au moins une dizaine d'agents pour commencer à voir apparaître les déformations de la nuée à la manière du vol des oiseaux.

Les modèles utilisant des agents réactifs sont également souvent utilisés pour décrire des déplacements humains dans une foule (Lamarche & Donikian, 2004, Banos et al., 2005, Loscos et al., 2003). Le comportement humain – considéré à un niveau macro - semble en effet pouvoir être ramené à des comportements proches de ceux des animaux. L'étude de l'évolution des foules en centre ville peut permettre de modifier l'urbanisme des villes. La simulation de foule permet aussi de représenter les comportements des personnes dans les files d'attentes.

L'article de Loscos, Marchal et Meyer (Loscos et al., 2003) présente ainsi une simulation de foule dans un environnement dense. L'espace est modélisé sous forme d'une grille en deux dimensions dans laquelle des zones sont accessibles et d'autres non. Les zones non accessibles sont les bâtiments de la ville. Cette simulation utilise un modèle assez simple : deux règles définissent le comportement des agents. La première est une règle permettant à un piéton bloqué d'adopter un comportement de suivant : si un piéton est bloqué, il aura tendance à suivre la personne qui se trouve devant lui plutôt que de tenter un contournement. La deuxième règle est une adaptation à la densité : un piéton restera à l'écart des groupes de piétons les plus nombreux.

Ces travaux présentent des modèles où les comportements sont relativement réalistes, puisque leur objectif est de faire apparaître un comportement macroscopique cohérent. D'un côté, des files se créent, de l'autre il y a apparition de files d'attentes.

Toutefois, plusieurs reproches peuvent être faits aux agents réactifs, que Chaib-Draa et al. (2001) présentent ainsi :

- « si les agents ne possèdent pas de modèle de leur environnement, ils doivent posséder suffisamment d'informations locales leur permettant de choisir une action acceptable ;

- comme les agents basent leurs décisions sur des informations locales, il est difficile de voir comment ils pourraient tenir compte des informations non locales [des informations connues];

- le comportement global d'un agent devrait émerger des interactions entre les différents comportements qui le composent ; cette émergence rend donc très difficile la tâche de construire un agent pour effectuer une tâche spécifique ; »

Dans ces deux premiers points, les auteurs parlent du problème de la conservation des informations : les informations non locales sont celles qu'ils ont récupérées à un autre endroit de la simulation (ou à un autre moment). Pour les paraphraser, il est difficile de réaliser des modèles prenant en compte des informations qui ne sont plus accessibles à l'agent sans lui autoriser l'utilisation d'une mémoire.

Leur dernier point traite de la difficulté de prévoir un comportement global : les agents étant constitué de plusieurs comportements simples, il est parfois difficile de comprendre comment ces comportements simples vont se combiner pour former un comportement global. C'est bien de cela dont traite l'émergence.

Pour les chercheurs en SMA, un phénomène est émergent si :

- « Il y a un ensemble d'entités en interaction dont les états et la dynamique sont exprimés dans un vocabulaire ou théorie D distincte du phénomène émergent à produire ;

- La dynamique de ces entités interagissant produit un phénomène global qui peut être un état structuré stable ou même la trace d'exécution ;

- Ce phénomène global peut être observé et décrit dans un vocabulaire ou théorie D' distincte de la dynamique sous-jacente. » (définition de Muller (2002, p. 35).

Cette définition insiste bien sur la notion de phénomène global. En se rapportant aux critiques présentées par Chaib-Draa et al. (Ibid.), on peut dire qu'il est difficile pour les agents réactifs de reproduire des comportements complexes tels que la prise de décision chez l'homme. Le point suivant présente une autre approche s'appuyant sur la modélisation des processus cognitifs chez l'homme pour rendre compte de la décision humaine ; les modèles à agents cognitifs.

3.2.2 Les modèles à agents cognitifs.

De nombreux modèles à agents cognitifs existent. Ces différents modèles sont souvent liés à une application particulière et ne reposent pas toujours sur une théorie de la cognition humaine.

De même, il existe différents types d'agents cognitifs. On peut différencier : les agents rationnels (Wooldridge & Rao, 1999) qui peuvent raisonner sur leur environnement, les

agents cognitifs (Ferber, 1999) qui possèdent une représentation de leur environnement, les agents intentionnels (Rao & Georgeff, 1995,1997) qui ont des buts particuliers.

Nous nous contentons ici de différencier les agents réactifs et cognitifs en suivant le critère retenu par Ferber; l'utilisation ou non d'une représentation de leur environnement. Dans tous les modèles présentés ci-dessous, les agents utilisent une représentation mentale de leur environnement. Nous présentons ci-dessous une des architectures les plus connues des systèmes multi-agents, les BDI (Pour Belief Desire Intention).

3.2.2.1 Agents BDI

Les agents BDI modélisent la prise de décision humaine par le biais de trois ensembles principaux : les désirs, les croyances et les intentions. Ils sont basés sur la théorie de Bratman (Bratman, 1987) du belief-desire-intention. On peut définir les croyances comme ce que sait l'agent à propos de son environnement. Les croyances sont appelées ainsi pour représenter le fait que les agents n'ont pas une connaissance exacte d'un domaine ; les croyances vraies sont appelées connaissances. Les désirs sont l'ensemble des opportunités données à l'agent et sont construits à partir des croyances ou des buts à long terme. Il est à noter que les croyances actives à un moment donné au sein de l'agent sont les buts de l'agent. Enfin, les intentions représentent les options retenues par l'agent et menant à une décision. Les règles sont décrites en utilisant une logique nommée LORA (Logic Of Rational Agents) utilisant des composantes de logique du premier ordre et de logique modale.

Basé sur l'architecture BDI, OASIS (Ljungberg, 1992) simule un système de gestion du trafic aérien. L'architecture créée permet de gérer l'arrivée de flux d'avions et de les orienter afin qu'ils se posent sans encombre. Le système utilise plusieurs types d'agents pour fonctionner. Un agent coordinateur gère les activités des autres agents. Un autre est chargé de séquencer leur arrivée dans un temps minimal. Un agent est chargé de faire des prévisions sur le vent. Chaque agent a donc une fonction particulière. En plus de ces agents généraux implémentant le système de gestion du trafic, un autre type d'agents représente les avions. Le système cognitif créé modélise le comportement de la tour de contrôle et des avions. Le système de raisonnement utilisé dans OASIS se nomme PRS (Procedural Reasoning System). Il s'agit d'une des premières architectures ayant utilisé l'architecture BDI. Il utilise une représentation de l'état courant du système et différents *plans* décrivant comment obtenir certains états futurs. La représentation et les plans sont modélisés par des *croyances.* La sélection d'un plan par le système s'effectue grâce à l'utilisation de conditions d'invocation (l'évènement déclenchant la sélection du plan) et de pré-condition (l'état du monde pour que le plan soit joué). Plusieurs plans peuvent être joués en même temps et s'arrêtent lorsque la condition d'arrêt est atteinte.

3.2.2.2 Agents RaPC

Les agents utilisent parfois le système de prise de décision nommé Raisonnement à Partir de Cas (RàPC) ou Case-Based Reasoning (CBR) en Anglais. Le premier à poser le nom de Case Based Reasoning fut Schank (Riesbeck & Schank, 1989).

Cette approche repose sur les théories de la mémoire de Minsky. Quand on rencontre une nouvelle situation (décrite comme un changement substantiel dans un problème en cours), on sélectionne - en mémoire - une structure appelée frame (issue de la théorie de Minsky). Le cycle du RàPC, présenté sur la Figure 7 se décompose en 4 phases :

1. Recherche de cas : le système cherche un cas connu proche du problème reçu en entrée.

2. Il récupère les cas similaires pour en déduire une solution adaptée (cette solution peut hériter d'un cas ou d'une combinaison de cas).

3. La solution est révisée pour pouvoir être utilisée dans le contexte courant (les valeurs à appliquer en sortie sont déterminées ici).

4. Enfin, si la solution est validée, le système récupère le nouveau cas et le transmet au processus d'apprentissage : si le cas n'était pas connu, il est inscrit dans la base de connaissance du domaine.

Le principal reproche qui a pu être fait aux approches RàPC est le suivant : la définition du processus d'apprentissage fait de la mémoire de l'agent une mémoire de cas anecdotiques. Il faut souligner que ces cas anecdotiques sont profondément différents des situations prototypiques décrites dans la théorie de la NDM. Les situations prototypiques sont justement des structures construites à partir de différents cas uniques. Une structure mentale s'est créée qui rend compte de cas connus et qui permet d'intégrer de nouveaux cas particuliers. On peut toutefois considérer qu'un système RàPC utilisant une base de connaissances de cas obtenue par des études statistiques du comportement d'experts se rapproche du modèle RPD de Klein[7]. Il convient néanmoins d'utiliser prudemment le processus d'apprentissage des cas ou de l'ignorer.

[7] A ce sujet, voir le rapport de Breton (2002).

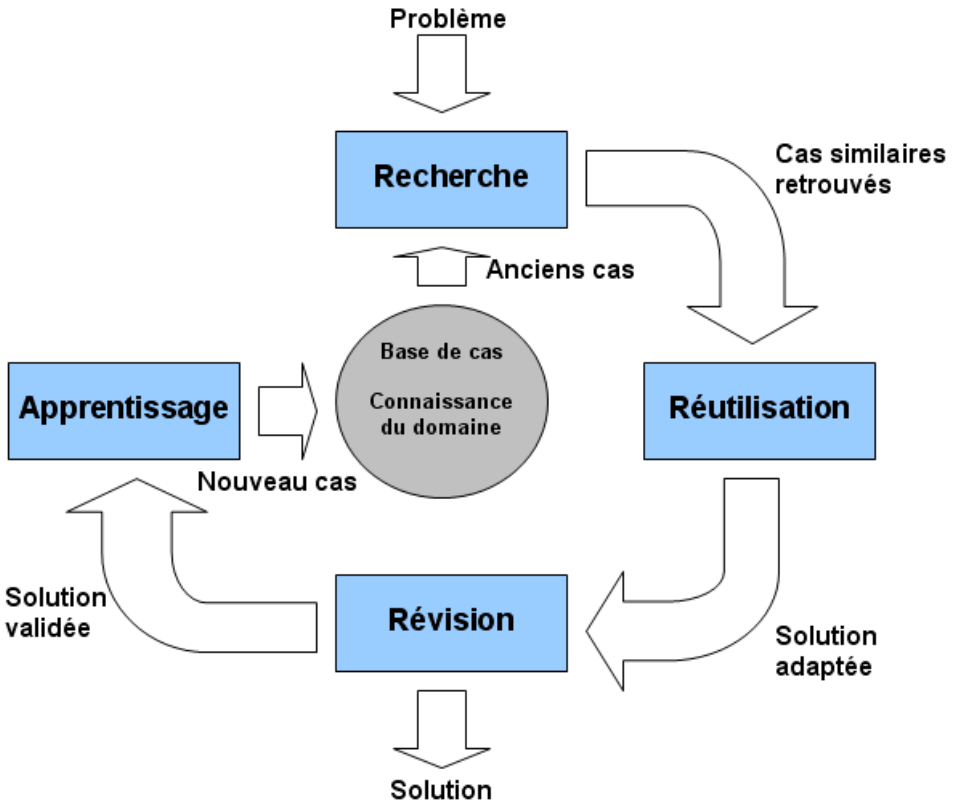

Figure 7 : cycle du raisonnement à partir de cas.

Liu et al. (2009) ont récemment intégré le RàPC au sein d'agents pour modéliser l'évitement de collision en mer. Dans leur modèle, ils décomposent un navire devant effectuer une manœuvre par deux agents. Un agent « contrôle » gére la maintenance des informations, les communications entre agents, la répartition des tâches, leur assignation, la distribution des ressources et la gestion de conflits. Un agent fonctionnel se charge quand à lui de la prise de décision RàPC. Leur modèle se concentre pour l'instant sur l'apprentissage de cas et ne discute pas de la pertinence des cas créés. 60 cas de collisions ont été utilisés pour générer leur base de cas (parmi ceux-ci 48 se sont avérés réellement exploitables).

3.2.2.3 Agents NDM

Parmi les agents NDM, on peut citer trois travaux assez récents : les travaux faisant le lien entre les agents BDI et la prise de décision NDM (Norling et al., 2000) et les travaux portant sur les modèles à agents collaboratifs (Fan & Yen, 2007, Cadier et al., 2008).

Dans son artide, Norling présente trois approches qui permettent d'implémenter un système RPD au sein d'agents BDI. Son système est basé sur un ensemble de cas connus que doit utiliser l'agent, chacune des approches étant un moyen de construire le jeu des connaissances nécessaire au fonctionnement d'un système RPD.

La première de ces approches, l'approche *naïve* consiste à considérer qu'il est possible de construire à la main un jeu complet de cas pour permettre à l'agent de prendre une décision.

La seconde approche utilise l'apprentissage par renforcement à partir d'un ensemble de cas préétablis. La dernière approche est un apprentissage basé sur les contextes rencontrés : l'agent enregistre l'état de l'environnement chaque fois qu'un plan est utilisé et un système identifie ce qui n'a pas fonctionné et le modifie en conséquence. Après plusieurs itérations, les contextes affinés doivent permettre de prendre une décision efficace.

Nous voyons toutefois que ce système ne se pose pas la question de la représentation des connaissances ou de pattern-matching incomplet (lorsque des éléments de la situation sont manquants).

Enfin, R-CAST (Fan & Yen, 2007) est une architecture orientée composants[8] et reconfigurable. Il s'agit d'une architecture prévue pour le support de la décision en groupe. Elle permet notamment la création d'agents RPD: le *RPD model interpreter* est utilisé pour apparier la situation courante à un ensemble d'expériences vécues, organisées de façon hiérarchique. Les éléments clés de la situation manquants sont identifiés et peuvent être retrouvés par communication avec d'autres agents ou un utilisateur du système. Parmi les architectures proposant un modèle de la prise de décision RPD, il s'agit de la plus complète.

Plus précisément, l'architecture R-CAST est composée de 6 composants principaux : la base de connaissance, le composant RPD et les composants de gestion de processus, d'informations, de communication et de configuration. Un agent peut n'utiliser que la base de connaissance et le gestionnaire de processus : il s'agit alors d'un simple agent à base de règles. Il est ici intéressant de noter que les connaissances et le composant de prise de décision sont séparés : les conditions de la prise de décision sont présentes dans la base de connaissances.

La base de connaissance utilise des faits et des types de faits. En fait, un type de fait est comparable à un schéma (ou un patron), tandis qu'un fait est une instance d'un type de fait. La base de connaissances peut aussi contenir un ensemble de règles optionnelles (comme par exemple une valeur d'un fait particulier).

Les connaissances sont utilisées pour définir des expériences particulières qui seront appariées par le composant RPD. Enfin, le composant de gestion de processus effectue les différentes actions liées aux décisions du composant RPD.

3.2.2.4 Autres catégories d'agents cognitifs

Ainsi de nombreuses architectures agents intègrent des modèles cognitifs. Au vu de la définition de l'agent cognitif (présence d'une représentation mentale de l'environnement), il est important de noter que « agent cognitif » ne signifie pas forcément agent reproduisant la cognition humaine. Ensuite, tous les agents cognitifs existants n'appartiennent pas forcément à une des catégories observée ci-dessus. De nombreux systèmes multi agents ont été développés pour une application particulière et tentent de rendre compte, chacun à leur

[8] La programmation orientée composant consiste à utiliser une approche modulaire des différents éléments d'un logiciel. Ces différents éléments, appelés « composants », sont en fait des briques réutilisables au sein de programmes analogues.

manière, de la cognition. Ces systèmes ne reposent pas sur des architectures cognitives héritant de modèles de la psychologie. En fonction de l'application, le modèle cognitif construit est plus ou moins riche (Le Pors et al., 2007). Le simulateur ARCHISIM illustre ce type d'approches que l'on peut qualifier de « pragmatiques ». ARCHISIM présente l'intérêt de représenter un comportement d'experts (des conducteurs automobiles dans un carrefour).

Les travaux sur le trafic routier à l'INRETS ont conduit à développer ce système multi-agents à agents cognitifs, pour étudier et simuler le comportement des automobilistes. L'article de Doniec et al. (2006) présente sa structure et son fonctionnement. Une représentation spatiale (il ne s'agit pas que d'une « image mentale », des relations entre les états possibles sont présentes) est générée à partir des perceptions de l'agent. Cette représentation spatiale est créée grâce à un réseau de contraintes traduisant différents états dans lesquels l'agent peut entrer. Ce réseau est créé par les objectifs de l'agent (atteindre son but) mais aussi par les contraintes qu'il doit observer, qu'elles soient internes ou externes (contraintes de temps, spatiales et règlementaires). De plus, l'impatience des automobilistes est implémentée dans ce système. Une règle a été définie à partir de l'observation des comportements des automobilistes : un automobiliste a moins tendance à respecter les règles lorsque la circulation est importante et qu'il souhaite s'intercaler entre deux véhicules (c'est-à-dire lorsqu'il subit une pression temporelle exogène). Ce type de règle permet d'introduire une variabilité dans le comportement de l'automobiliste et de rendre compte du fait qu'il n'obéit pas strictement au code de la route.

3.3 La prise de décision au sein des architectures cognitives

Différentes architectures cognitives ont été développées. Les architectures cognitives naissent de la proposition suivante : pour comprendre les processus cognitifs, il faut être capable de les simuler dans un système informatique. De la même manière qu'un langage informatique traduit un formalisme, une architecture cognitive est construite en référence à un modèle conceptuel de la cognition humaine. Ainsi les architectures présentées reposent toutes sur une conception de la structure et du fonctionnement cognitifs et, notamment, des représentations mentales. Cette section présente COSMODRIVE (Bellet, 1998, Bellet et al., 2007), puis deux autres architectures cognitives plus génériques largement utilisées par les psychologues : ACT-R et Soar.

3.3.1 COSMODRIVE : COgnitive Simulation. MOdel of the DRIVEr

COMSODRIVE est une architecture cognitive évolutive qui reproduit les fonctions cognitives des conducteurs automobiles. Cette architecture est repose sur sept modules permettant de gérer les informations de l'environnement et de traiter ces s pour parvenir à une décision. Elle se base sur deux types de structures mnésiques pour y parvenir : une mémoire à long terme contenant les structures de données permanentes (c'est-à-dire des patrons/ schémas) et une mémoire de travail qui va être composée de données temporaires permettant de construire un raisonnement.

Les sept modules de COSMODRIVE sont présentés au sein de la Figure 8. Un module de perception se charge de récupérer les informations de l'environnement, les intègre mais aussi se charge de rechercher des informations utilisables par d'autres processus en cours. Les modules tactique (gestion de la situation courante), stratégique (planification d'itinéraire et navigation) et opérationnel (planification des actions définies par le module tactique) manipulent ces données perçues. Le module d'exécution se charge ainsi de réaliser les actions définies par les modules stratégique et opérationnel. Enfin, le module de gestion d'urgence prend le pas quand un incident est détecté. Le dernier module, contrôle et gestion, coordonne les différents modules en leur répartissant un ensemble de ressources. Ce module est là pour reproduire l'activité cognitive du conducteur.

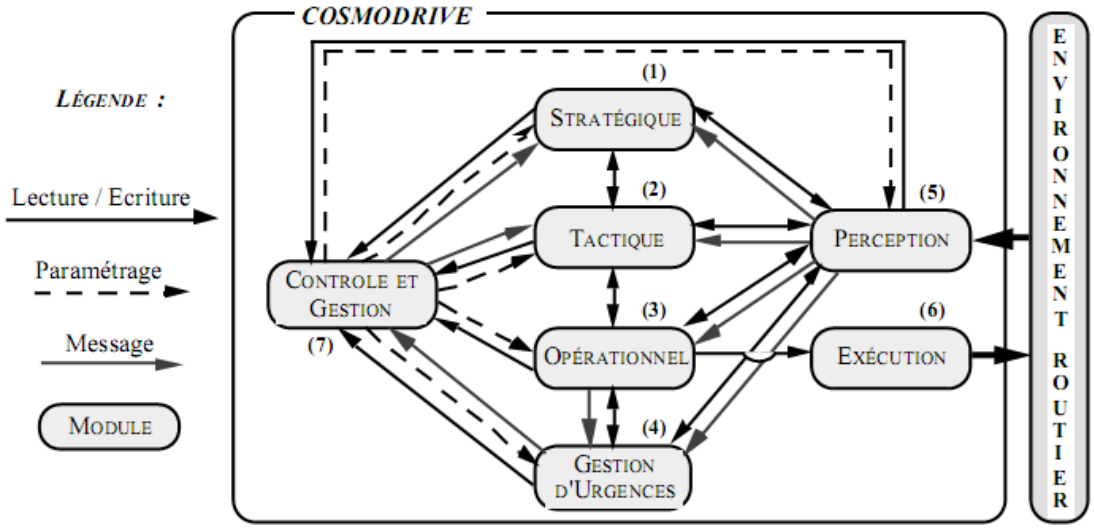

Figure 8 : architecture générale de COSMODRIVE (Bellet, 1998).

COSMODRIVE est une architecture intéressante ayant pour premier objectif d'être modulaire. Chaque module a été réalisé comme pouvant être indépendant des autres et l'ajout de nouvelles fonctionnalités est assuré par son aspect hérité de la programmation objet. Pour le moment, COSMODRIVE se contente toutefois de reproduire les fonctions cognitives d'automobilistes.

Les sections suivantes présentent deux autres architectures cognitives plus génériques.

3.3.2 ACT : Active Control of Thoughts

ACT-R est l'architecture cognitive la plus souvent utilisée par les auteurs qui ont réalisé des simulations des activités de conduite, qu'il s'agisse de conduite automobile (Salvucci, 2006) ou de pilotage d'avions (Gluck et al., 2003). Cette architecture (Anderson et al., 2004) intègre les grandes fonctions cognitives que sont la mémoire, l'apprentissage, la perception et les actions, ainsi que leurs limites. ACT-R (version 5.0) comprend un ensemble de modules, dédiés chacun au traitement d'un type d'information : un module « visuel » pour identifier les objets de la scène visuelle, un module « manuel » pour la commande motrice, un module

« déclaratif » pour la récupération d'information en mémoire, un module « but » pour le suivi des buts et intentions (voir Figure 9).

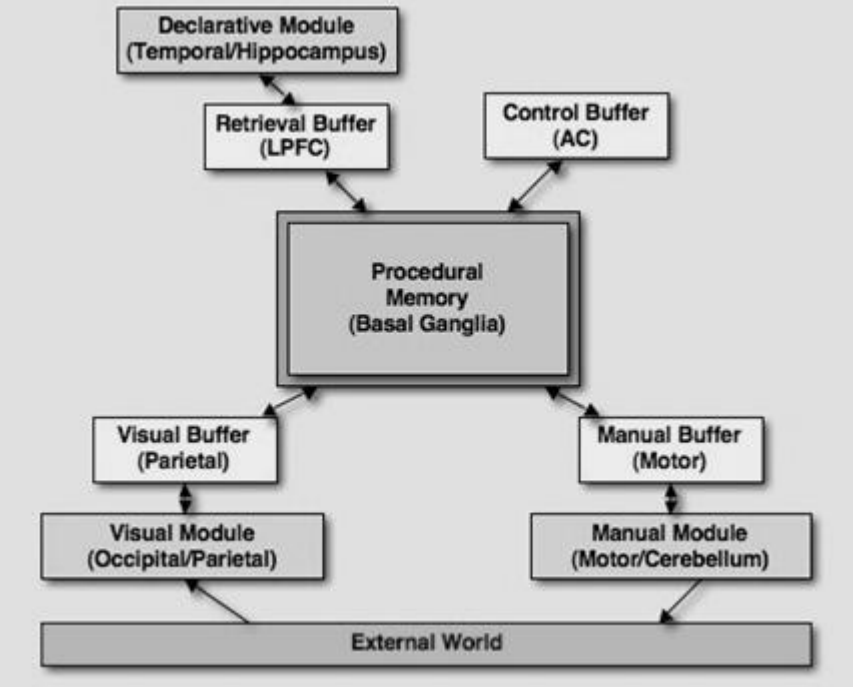

Figure 9 : modules externes, buffers et mémoire sous ACT-R (image Niels Taatgen).

La coordination entre ces modules est assurée par un système central de règles de production (de type SI [condition] ALORS [action]) qui traite les informations produites par les différents modules et stockées dans des mémoires tampon (ou « buffers ») sous la forme de « chunks ». Un chunk est une connaissance déclarative. Il encode des faits en spécifiant leur catégorie et leurs attributs. Le système central cherche à reconnaître des configurations ou patterns dans les buffers ; si la condition d'une règle de production est satisfaite (partie SI de la règle), la partie THEN s'applique, ce qui a pour conséquence de modifier les chunks contenus dans les buffers ou d'adresser des requêtes d'action. L'idée centrale du modèle est que, à un moment donné, plusieurs règles peuvent s'appliquer mais que seule celle qui aura la plus forte utilité sera effectivement sélectionnée. L'utilité d'une règle de production est déterminée par la formule suivante :

$$U_i = P_iG\text{-}C_i$$

Où Pi est une estimation de la probabilité que la règle permette d'atteindre le but, G est la valeur associée au but courant et Ci est une estimation du coût (mesuré en temps) nécessaire pour atteindre le but. La connaissance de Pi et de Ci dépend de l'expérience acquise lors des utilisations passées de la règle de production.

ACT-R (version 5.0) intègre des connaissances issues des neurosciences et spécifie les régions du cerveau concernées par ces différents traitements. ACT-R a évolué et n'a pris en compte la perception et l'action que dans ses dernières versions. La prise en compte de la perception est essentielle pour la modélisation des activités exercées dans des situations naturelles et dynamiques et tout particulièrement pour la modélisation des activités de conduite. Le

module « visuel » comporte deux composants, chacun étant associé à un buffer ; l'un est dédié à la localisation et répond à la question « où » et l'autre répond à la question « quoi ». ACT-R implémente donc plus une théorie de l'attention visuelle qu'une théorie de la perception. Quand le système central adresse une requête au composant « où », il spécifie une série de contraintes et le composant « où » renvoie une localisation satisfaisant aux contraintes. Grâce au composant « où », ACT-R a la connaissance de la localisation des objets dans l'environnement et de quelques-unes de leurs caractéristiques principales. Cependant, l'identification de l'objet suppose qu'une requête soit adressée au composant « quoi ».

Dans le domaine de la conduite automobile, Salvucci (2006) s'appuie sur cette architecture pour proposer un modèle « intégré » du conducteur qui prenne en compte : les tâches de conduite (aux niveaux opérationnel, tactique et stratégique)[9], la dynamique du véhicule et les interfaces conducteur-véhicule ainsi que les processus cognitifs mis en œuvre lors de la conduite et des différentes tâches associées. Dans le domaine aérien, Byrne et Kirlik (2005) utilisent ACT-R pour représenter le pilote, l'avion et l'environnement lors du déplacement de l'avion sur l'aéroport avant le décollage ou après l'atterrissage.

ACT-R a aussi été implémenté avec succès au sein de systèmes multi-agents. Par exemple, Best et Lebiere (2006) présentent des agents ACT-R capable d'interagir socialement avec d'autres agents au sein d'un environnement.

3.3.3 Soar

Soar[10] (Laird & al., 1987) est une architecture cognitive basée sur les travaux d'Allen Newell sur les théories unifiées de la cognition (Newell, 1990). Pour Newell, les modèles cognitifs existants (dans les années 80) n'étaient pas suffisamment déterminés par des données expérimentales. Il proposa alors sa propre conception de la cognition humaine qui, pour lui, fonctionne comme un seul et unique système. Soar doit être capable de gérer l'ensemble des processus (du plus simple au plus compliqué) qui sous-tendent la cognition. Pour cela, il utilise différentes formes de connaissances (déclarative, procédurale, iconique, épisodique). Soar utilise des données à un niveau symbolique.

Soar est composé d'un ensemble d'éléments simples : des buts, des états (qui définissent les différentes étapes possibles de la progression du problème), des opérateurs (qui transforment de manière permanente un état) et un espace de problèmes contenant l'ensemble des états et opérateurs disponibles.

La prise de décision s'effectue via cet espace problème dans lequel sont représentés les différents états que peut atteindre le système à un moment donné par le biais d'opérateurs.

---

[9] Ces trois niveaux ont été définis par Michon : le niveau opérationnel traite de la manipulation des contrôles du véhicule pour une conduite stable, le niveau tactique gérant les interactions avec l'environnement et les autres véhicules et le niveau stratégique s'occupant du raisonnement à haut niveau et de la planification.

[10] Appelé à l'origine SOAR pour : State, Operator And Result (soit État, Opérateur Et Résultat). Le terme n'est désormais plus utilisé comme un acronyme.

Cet espace problème est lié à un état final (la solution du problème) que le système cherche à atteindre. Pour ce faire, il utilise des règles de production explicites. Les données peuvent être incomplètes et mener le système vers une impasse.

La prise de décision sous Soar s'apparente à un système experts : des règles de productions (si… alors…) composent l'espace problème. Le système, afin de prendre une décision, cherche à atteindre progressivement un état final. Deux phases composent le cycle de décision :

- élaboration : les éléments en rapport avec le problème sont stockés dans la mémoire de travail,
- décision : évaluation par pondération des résultats de la phase précédente, assignation de préférences, puis décision d'une action en fonction des préférences.

Des méthodes (weak methods) lui permettent de prendre une décision lorsque le processus n'aboutit pas. Si une de ces méthodes aboutit à une solution, Soar peut créer une nouvelle règle (par apprentissage : chunking) à partir de la méthode utilisée. Nous voyons ici que l'apprentissage de nouvelles règles est partie intégrante de Soar. Il est toutefois possible de ne pas activer cet apprentissage.

Différentes applications ont été proposées depuis les années 80 par les chercheurs en IA. Dans le cadre de la simulation du trafic routier, Aasman et Michon (1992) ont utilisé Soar pour rendre compte du caractère multitâche de la conduite. Ils ont cherché, en effet, à reproduire l'ensemble des tâches relatives à la conduite, aux niveaux tactique, stratégique et de contrôle. Les travaux de Moss et al. (1998) ont notamment permis d'intégrer Soar au sein d'agents.

3.3.4 Bilan sur les architectures cognitives

Ces deux architectures cognitives sont basées sur du pattern-matching pour la prise de décision. Ces deux systèmes devraient donc permettre d'intégrer un modèle basé sur le paradigme NDM. Nous pouvons donc dire que notre système devra utiliser des fonctions proches des fonctions principales déployées dans ces deux modèles (décomposition de la prise de décision en différents modules, suivi des informations transmises, possibilité de pattern-matching).

Il peut être intéressant de déterminer si ces architectures cognitives sont pertinentes pour les utiliser dans le cas qui nous intéresse. Ces architectures sont des structures assez complexes qui peuvent en effet permettre de simuler de façon réaliste la prise de décision d'experts. ACT-R donne la possibilité, par exemple, de déduire le temps nécessaire à la transmission des informations d'un module à un autre ainsi que le temps requis pour la prise de décision. En fait, la plupart des modules d'ACT-R sont très utiles pour l'étude fine de la prise de décision de l'individu. Cependant, dans le cadre d'une simulation multi-agents, un équilibre doit être trouvé entre les principes qui régissent les comportements des différents agents (le modèle qui sous tend leur prise de décision) et la simulation des interactions entre les différents agents de la simulation. Ces points sont présentés dans la conclusion de ce chapitre.

4 Conclusion

L'intégration de la prise de décision d'expert au sein d'un système multi-agents passe par l'utilisation d'un système RPD. Le Tableau 1 récapitule les différentes simulations présentées dans ce chapitre, tandis que le Tableau 2 présente – de façon résumée- les différents types d'agents permettant de représenter le comportement humain. Il met en évidence, plus particulièrement, les possibilités de chacun à traduire le comportement d'experts.

Les différents points sur lesquels nous comparons ces modèles sont : le degré de réalisme, le niveau de simulation (micro, méso, macro), le fait qu'ils intègrent ou non le comportement d'experts et leur aspect évolutif.

Tableau 1 : comparaison de différents modèles agents issus de différentes théories.

	Niveau de la simulation	Intégration du comportement d'expert	Intégration de nouveaux comportements
Boids	macro	Non	Pas de structure prévue
Simulation de foules (Banos)	macro	Non	Pas de structure prévue
ARCHISIM	meso	Oui	Pas de structure prévue
OASIS	meso	Non	Pas de structure prévue
COSMODRIVE	micro à meso	Oui	Modulaire, mais centré sur le conducteur automobile pour le moment
Simulation de conduite ACT-R (Salvucci)	micro à meso	Oui	Gestion des comportements en interaction
Agents R-CAST	meso	Oui	Par l'approche composant
TRANS	meso	Non	Par l'approche AGR

Nous voyons ainsi que les systèmes cognitifs classiques ne s'intéressent que peu à l'ajout de nouveaux comportements car ils sont basés sur une application particulière. D'un autre côté, ACT-R est un système complet en termes de simulation des processus cognitifs, mais concerne surtout des simulations de niveau micro.

Notre objectif est de réaliser une simulation du trafic maritime. Notre approche doit donc se situer à un niveau meso (interactions entre un faible nombre d'agents sans qu'il soit nécessaire de faire émerger des patterns à un niveau macro) et micro (prise de décision de l'agent). Ensuite, le système de prise de décision doit pouvoir intégrer la prise de décision d'experts au sein d'un système RPD. Enfin l'aspect modulaire de COSMODRIVE semble un aspect important à prendre en compte, comme la possibilité de faire évoluer le modèle par les propriétés des langages objets. Chaque fonction cognitive doit attendre un ensemble de données en entrée et proposer un format de données en sortie ; ces données pouvant être récupérées par les autres modules du modèle.

Nous nous orientons donc vers des agents NDM de type R-CAST ou vers une architecture cognitive modifiée pour accepter un comportement proche du système RPD. Le système à agent NDM semblant suffisant pour nos besoins, et n'ayant pas besoin de la totalité des fonctionnalités proposées par ACT-R, nous choisissons le premier. Ce système est un système de la prise de décision qui peut être implémenté dans toute simulation multi-agents : nous choisissons d'utiliser la plateforme de simulation TRANS que nous modifierons pour intégrer un nouveau modèle cognitif. L'intérêt d'une approche AGR comme celle-ci est son aspect modulaire ; tout type de prise de décision peut être implémenté sous la forme de rôles, au sein d'une structure organisée.

Tableau 2 : comparaison des différents types d'agents.

	Niveau de la simulation	Crédibilité/réalisme	Propriétés temporelles du module cognitif	Intégration de comportements complexes
Agents réactifs	De préférence macro	Crédible	Totalement réactif	Non
Agents BDI	Meso à micro	Réaliste à un niveau meso	Spatial : Dépend de la simulation	Possible
Agents RaPC	Meso à micro	Réaliste à un niveau meso		Possible
Agents cognitifs type NDM	Meso	Réaliste à un niveau meso	Possibilité de simulation cognitive en temps réel	Oui
Architectures cognitives	De préférence micro	Réaliste dès le niveau micro	Possibilité de simulation cognitive en temps réel	Oui

Le choix entre une architecture à agents NDM et à agents ACT-R peut se faire également en tenant compte du coût [11]de la simulation. Malheureusement, nous ne disposons pas d'assez d'informations sur ces deux types de systèmes pour savoir lequel est le plus coûteux (le grand nombre de fonctionnalités d'ACT-R faisant pencher la balance pour l'autre modèle).

Enfin, nous décidons de ne pas implémenter de système d'apprentissage comme celui qui était présenté par Norling. Nous faisons le choix de construire notre modèle sur une approche intégrant les comportements connus des experts, tout d'abord parce que nous disposons d'un ensemble de données suffisant pour créer un tel modèle mais aussi pour les raisons citées lors de la présentation du RàPC : nous souhaitons utiliser une mémoire de cas qui ne soit pas basé sur un apprentissage de cas anecdotiques, mais plutôt sur un ensemble de connaissances du domaine qui soit bien structuré. Il est important de noter que l'expertise du marin ne provient pas seulement de sa confrontation à différents cas réels mais aussi de sa formation théorique et pratique.

Nous décidons donc de modéliser notre propre système à agents NDM que nous intégrerons à TRANS. Le chapitre suivant présente le modèle de prise de décision qui sera construit. Il est nommé DBP (Décision à Base de Patrons). DBP est intégré au sein de TRANS pour créer un simulateur de la prise de décision pour l'anticollision en mer. Nous nommons CogTRANS (pour Cognitive TRANS) ce nouveau simulateur.

[11] Nous entendons coût d'une simulation, le nombre d'opérations que réalise le CPU afin de réaliser cette simulation. La complexité d'un modèle informatique influant sur la performance de l'ordinateur qui l'execute.

Chapitre 3 : Rôles pour la décision à base de patrons.

Le chapitre précédent nous a orientés vers des agents NDM et plus particulièrement utilisant un système d'appariement de patrons similaire au Recognition-Primed Decision. Ce processus de prise de décision hérité de la psychologie doit permettre la simulation de comportements experts au sein d'un SMA. Nous faisons le choix de partir du système TRANS parce qu'il :

- possède une structure de type Agent-Groupe-Rôle, et propose ainsi un ensemble de règles pour la conception des comportements d'un agent, permettant d'ajouter facilement de nouveaux rôles complexes au sein des agents,
- il s'agit d'une simulation du trafic maritime ; or, nous souhaitons tester notre modèle en le validant sur l'application de l'évitement de collision en mer en reproduisant l'expertise des chefs de quarts à bord de navires cargos et de ferries.

CogTRANS (le simulateur dotant les agents de nouvelles caractéristiques cognitives) cherche à produire une simulation comprenant des agents dotés de capacités de prise de décision et évoluant au sein d'un environnement pouvant contenir jusqu'à plusieurs dizaines d'agents (le nombre maximal d'agents observés en permanence dans les zones les plus fréquentées est de l'ordre de 200). Nous cherchons donc plus particulièrement à reproduire les comportements de groupes d'agents - niveau de micro à meso,- ce que permet tout particulièrement TRANS.

Ce chapitre présente le nouveau modèle de prise de décision intégré au sein de TRANS pour reproduire le comportement d'experts. Ce nouveau modèle est nommé DBP pour Décision à Base de Patterns.

Il est décomposé en différentes parties présentant les particularités du modèle. Dans une première partie, nous introduisons la problématique de l'intégration d'un modèle RPD au sein d'un SMA. La seconde partie présente l'utilisation de représentations mentales qualitatives au sein du module DBP et les outils issus de la théorie des sous-ensembles flous. Une troisième partie présente les différentes représentations de connaissances utilisées. La quatrième partie détaille ensuite – module par module – les propriétés de la prise de décision

à base de patrons. Enfin, une dernière partie décrit une méthodologie de conception de ce système de prise de décision en trois grandes étapes. Pour comparer l'ancien simulateur TRANS au nouveau intégrant ce modèle de prise de décision, nous avons choisi de renommer ce nouveau simulateur CogTRANS (pour Cognitive TRANS).

1. Introduction : intégration du NDM au sein d'un SMA

L'approche NDM doit s'intégrer au sein de la structure de l'agent. Le premier objectif est donc de réaliser un modèle de la prise de décision qui puisse s'intégrer facilement au sein de la boucle perception-décision-action de l'agent (voir figure 10). Un agent est une entité en constante relation avec son environnement. Son modèle de prise de décision est donc cyclique : entre l'action et la perception, l'environnement se modifie en fonction de l'action de l'agent et des autres entités présentes au sein de cet environnement : chacune de ses actions modifie cet environnement.

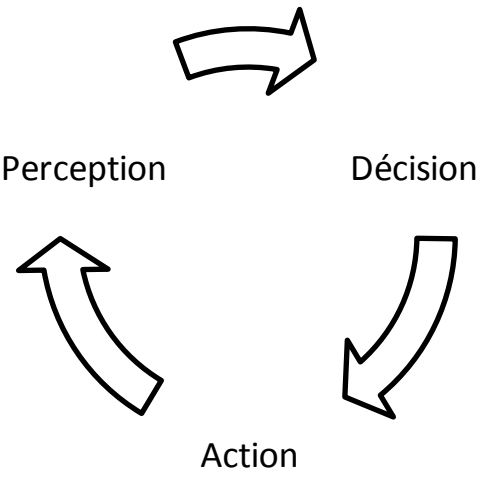

Figure 10: Cycle d'exécution de l'agent.

Le modèle développé utilise le paradigme du Naturalistic Decision Making pour offrir une pertinence psychologique au modèle de prise de décision agent, tout en respectant le processus classique de la prise de décision au sein d'un agent.

Deux étapes ont été étudiées au cours de cette thèse :

1. l'acquisition des informations et leur représentation en mémoire,
2. l'utilisation de cette représentation mentale pour parvenir à prendre une décision.

Le type de schéma présenté dans la figure précédente ne rend pas compte de l'importance des liens entre les différentes étapes de la boucle (les flèches de la Figure 10) : les théories développées dans le cadre de la NDM (Naturalistic Decision Making) permettent de préciser ce modèle classique. La théorie de la Situation Awareness traite du prélèvement des données depuis l'environnement, ainsi que de leur organisation ; cette dernière est nécessaire pour parvenir à prendre une décision. La SA apparaît par conséquent comme le fondement de la

prise de décision. Le modèle de décision par reconnaissance (RPD) traite, lui, directement de la décision tout en présentant les modèles de connaissances utilisés et renseignés lors de la perception. On peut donc dire que ces deux modèles entretiennent une relation de quasi-appariement avec les modules de perception et de décision d'un agent informatique (Cf. figure 11).

Le SA et le RPD utilisent un modèle de représentation des connaissances pour communiquer : les patrons (ou schémas). Ce modèle de représentation des connaissances n'est pas unique ; d'autres approches privilégient ainsi les croyances utilisées au sein des BDI.

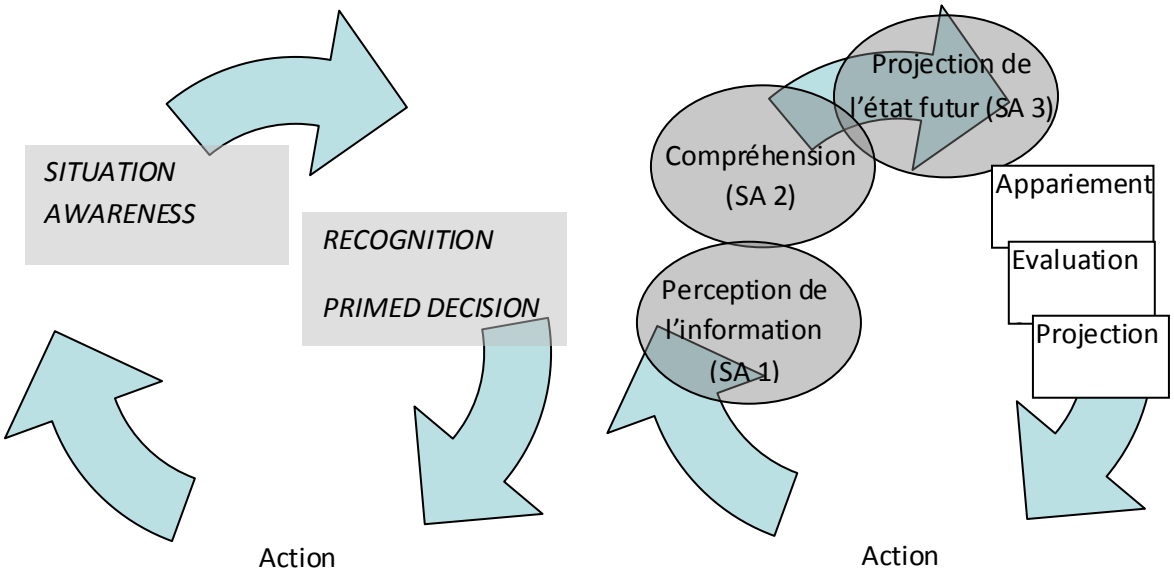

Figure 11 : intégration du NDM au sein du cycle d'exécution de l'agent.

Un modèle de type NDM s'intègre aisément au sein d'agents intelligents évoluant au sein d'un environnement complexe. Il conduit à identifier, parmi les différentes données présentes dans l'environnement, celles qui sont pertinentes pour l'agent. L'agent peut prendre des décisions sur la base de ces informations limitées, une fois qu'elles ont été organisées et qu'une configuration prototypique a été reconnue.

Il se pose toutefois une question pratique qui est celle de l'intégration de ce modèle à une plateforme de simulation particulière : la plateforme TRANS.

2. Intégration de rôles NDM au sein de CogTRANS

Si les rôles NDM s'intègrent naturellement au sein de la boucle de décision d'un agent, nous devons définir les paramètres nécessaires à leur implémentation au sein de CogTRANS.

Les modèles AGR (agent groupe rôles) gèrent l'organisation des SMA depuis l'analyse d'un problème jusqu'à sa conception. Ce type de modèle permet notamment de gérer les interactions entre les différents objets et processus lors de la conception. Nous utiliserons ainsi les différentes méthodes utilisées dans TRANS pour développer nos rôles NDM.

CogTRANS se base sur une structure Agent Groupe Rôles dont la configuration interne est présentée sur le diagramme UML de la figure 12 (diagramme UML de TRANS, étendu au sein de CogTRANS par l'ajout des rôles NDM et réactifs): on remarque une forte composante spatiale dans ce diagramme de classes : un environnement géographique est composé d'agents situés contenant des régions qui sont positionnées par rapport à un repère géographique, tandis que des groupes spatiaux permettent de prendre en compte des caractéristiques d'agrégations d'agents (des flottes, des nuées) afin de les représenter sous la forme d'une une entité géographique.

Les liens entre les aspects spatiaux, le modèle AGR et les rôles permettant l'interaction avec les aspects spatiaux sont présentés ici :

- Un groupe est une entité rassemblant un ensemble d'agents et de rôles. Il existe un groupe particulier nommé groupe spatial qui permet de gérer les interactions géographiques au sein de l'environnement.
- Les agents peuvent jouer différents rôles au sein des groupes. Un type d'agent particulier a été créé : le type d'agent spatial.
- Les rôles décrivent une partie du comportement d'un agent. Les rôles permettant la prise de décision héritent de la classe Rôle. Il s'agit des rôles réactifs, décrits dans le précédent modèle du simulateur et des rôles NDM, présentés dans ce chapitre. Les rôles réactifs de TRANS agissent directement à partir des données.
- Enfin, un environnement géographique permet plus particulièrement aux agents d'agir dans un contexte géographique.

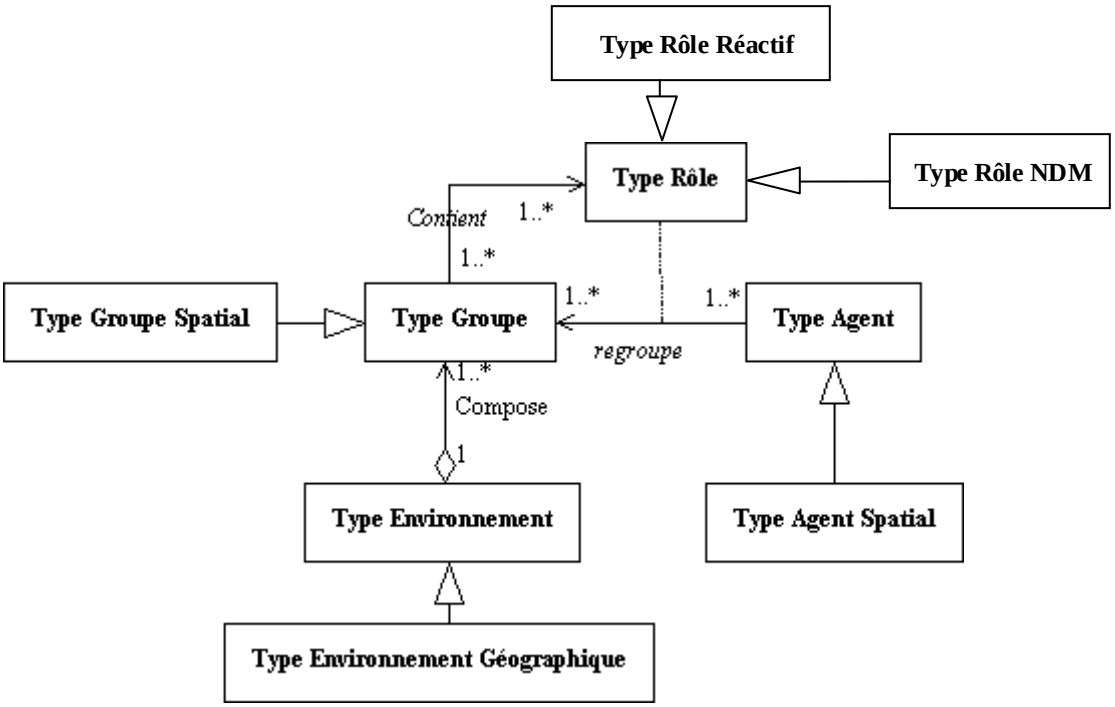

Figure 12 : diagramme UML de CogTRANS

Dans une première étape nous allons enrichir ce modèle de manière à ce qu'il prenne en compte les agents NDM. L'agent DBP est en fait un agent jouant le rôle NDM héritant de la notion de rôle dans le diagramme de classes UML présenté dans la Figure 12.

L'intégration du rôle NDM au sein de l'architecture de CogTRANS va se faire en 3 étapes :

1. Création des types d'agents qui peuvent jouer le rôle NDM au sein d'un groupe (dans le cas de CogTRANS il s'agit de types de navires).
2. Gestion de la synchronisation des rôles qui peuvent être joués par un même agent.
3. Gestion de l'action du rôle : l'utilisation des informations obtenues par la prise de décision et des capacités motrices de l'agent (actions sur le cap et la vitesse du navire).

Etape 1 :

Nous créons tout d'abord un groupe par « population d'expert » étudiée. Dans le cas de TRANS, il s'agit de la création d'un groupe par type de navire (dans le cas de la patrouille maritime étudiée par Cadier (2008), il s'agirait de définir une spécialisation pour chaque observateur du trafic). Ce groupe expert apporte à l'agent la possibilité de jouer un ensemble de rôles nécessitant des connaissances d'experts.

Le type d'agent ne représente en fait que les caractéristiques physiques de l'agent. A chaque type d'agents peut correspondre divers niveaux d'expertise définis sous la forme de différents rôles : aucun classement n'est proposé entre les rôles correspondant à différentes expertises : ceux-ci doivent juste être inconciliables. Notons que des rôles représentant une expertise différente utilisent des connaissances et des processus de décisions qui peuvent différer.

Etape 2 :

Les rôles NDM créés correspondent à un but particulier pour une population particulière. Lors de la conception du rôle, il est important de vérifier la cohérence du niveau de la simulation :

- Eviter de combiner les rôles permettant la décision à un niveau macro et à un niveau micro au sein d'un même agent.
- Eviter les rôles dont les buts seraient incompatibles et qui nécessiteraient des actions contradictoires (c'est-à-dire deux rôles *recherche de chemin le plus court* par exemple).
- Gérer les rôles dont les buts sont une spécialisation d'un autre rôle, par des relations d'incompatibilité (si deux rôles *évitement d'objet mobile* et *évitement de voiture* sont joués par un même agent, le second doit être privilégié parce qu'il s'agit d'une application particulière).

Etape 3 :

Différents évènements vont provoquer l'activation du rôle ou sa désactivation. Les rôles NDM créés vont être joués dès le début de la simulation. Ils peuvent être déclenchés par le rôle *manœuvre_d'évitement* (à la fin d'une manœuvre, l'agent doit récupérer un comportement normal) ou lorsque le rôle *inactif* cesse d'être joué.

A l'inverse, les rôles permettant de désactiver un des rôles NDM sont : *manœuvre_d'évitement* et *inactif*. Ces rôles sont définis comme « incompatibles ».

Les rôles précédemment créés dans TRANS (Fournier, 2005), et permettant de gérer le comportement des marins en mer, sont également posés comme incompatibles (*trawler*, définissant un comportement typique de marins en zone de pêche, et *targetTimedM,* simulant le déplacement d'un navire entre deux points donnés sont par exemple incompatibles). Les rôles gérant les manœuvres d'évitement sous la forme d'une prise de décision réactive ne peuvent être joués par un agent jouant un rôle NDM. Ces rôles sont « inconciliables ».

Certains rôles peuvent entrer en concurrence pour le déplacement de navire. Ils sont pour la plupart réglés par la gestion des incompatibilités définies dans TRANS.

Parfois cette méthode n'est pas suffisante (lors d'une manœuvre d'évitement faisant approcher le navire d'une côte par exemple). Le rôle doit pouvoir alors accommoder son action à ses capacités : une délibération est effectuée entre les rôles compatibles (dans TRANS il s'agira uniquement de la délibération entre l'évitement d'une côte et d'un autre navire[12]).

3. Prise en compte du temps sous TRANS et CogTRANS

Les différents rôles joués sous TRANS et CogTRANS le sont relativement à leur priorité. Le rôle ayant la plus forte priorité est joué. Les rôles suivant sont ensuite joué du sens du plus prioritaire au moins prioritaire. La priorité des rôles, définie lors de leur conception, détermine alors la dynamique du système interne à l'agent. L'algorithme suivant présente la relation entre le jeu des rôles et leurs priorités :

[12] Ce cas ne se présentant pas dans notre application car nous étudions des populations de navires s'évitant loin des côtes.

Tant que (l'agent est en vie) faire

Traitement des messages

Pour Priorité de Priorité maximum à Priorité minimum faire

Gérer le rôle correspondant à la priorité

Fin Pour

Attendre entre 1 milliseconde et 1 seconde selon un facteur d'accélération

Fait

Notons que l'agent est temporisé et n'est donc pas uniquement tributaire de la vitesse d'exécution du processeur. Cela permet à l'utilisateur de déterminer un temps proportionnel au temps réel du phénomène et de choisir celui-ci en fonction des objectifs de la simulation.

4. DBP : décision basée sur des patrons

Le précédent modèle de prise de décision pour l'évitement de collision sous TRANS est basé sur un modèle décisionnel à base de règles : la décision dépend de la position d'un autre agent dans l'espace proche de l'agent décideur. Le modèle de décision à base de règle est noté DBR dans la suite de ce manuscrit. DBR est largement utilisé dans les modèles à agents. Il peut parfois s'agir de modèles utilisant des règles basées sur la logique propositionnelle ou la logique des prédicats pouvant être utilisés dans les systèmes experts (Buchanan B. et al., 1969, Ignizio, 1991). Les systèmes experts peuvent par exemple être utilisés pour faire du diagnostic médical (Shortliffe E.H., 1975) : SI [tel symptôme apparaît] ALORS [on vérifie tel et tel autre symptôme].

Différents modèles ont été proposés pour reproduire la prise de décision d'experts et plus particulièrement de marins lors de situations d'évitement de collisions (Grabowski & Wallace, 1993 ; Hwang et al., 2001). Le deuxième de ces modèles est tout particulièrement intéressant : il propose d'étendre un raisonnement à base de règles de production if-then, décrite par une logique *crisp.* Le modèle utilise un ensemble de règles floues pour décrire les évolutions possibles de la simulation.

Un autre type de prise de décision repose sur les cas rencontrés par l'agent, c'est ce qu'on appelle le raisonnement à partir de cas ou raisonnement à base de cas.

Le RàPC permet de réutiliser le comportement d'un individu. Plus particulièrement, le raisonnement à partir de cas est une approche de résolution de problème qui réutilise par analogie un ensemble d'expériences passées : des cas (Kolodner, 1996). Les travaux de (Osty et al., 2008) dans le domaine des SIG ou encore (Ashley, 1990) pour ce qui est de l'aide à la décision dans le milieu juridique, utilisent sur ce type de raisonnement.

Les premiers modèles de raisonnement à base de cas ne font pas référence au modèle RPD. Pourtant, ces deux types de modèles conceptuels semblent particulièrement proches. On note de plus que le modèle RPD propose un format pour les « cas ». Ceux-ci sont définis par les travaux sur les schémas ou patrons, présentés dans le chapitre précédent. La Figure 13 présente la différence de philosophie entre le raisonnement à base de patrons et le raisonnement à base de règles.

La figure de droite présente le fonctionnement de la plupart des systèmes experts : elle utilise la logique pour parvenir par déduction à une décision. Les systèmes experts utilisent une base de faits et une base de règles pour prendre des décisions : un fait F est comparé à la situation ; si ce fait est vrai, et que F implique une règle R, alors R devient un nouveau fait. Notons qu'il peut s'agir d'un fait ou d'un ensemble de fait reliés par des relations logique ET ou OU.

La figure de gauche prend en compte, plutôt qu'un fait, un ensemble de faits. C'est à cet ensemble de faits qu'est associée une réponse. Il n'y a pas de règles successives : les comparaisons de faits s'effectuent en parallèle plutôt que séquentiellement. Ce mécanisme est utilisé dans les processus de reconnaissance de patrons : un patron est composé de différents éléments nommés indices pertinents que l'on peut comparer aux faits des systèmes experts.

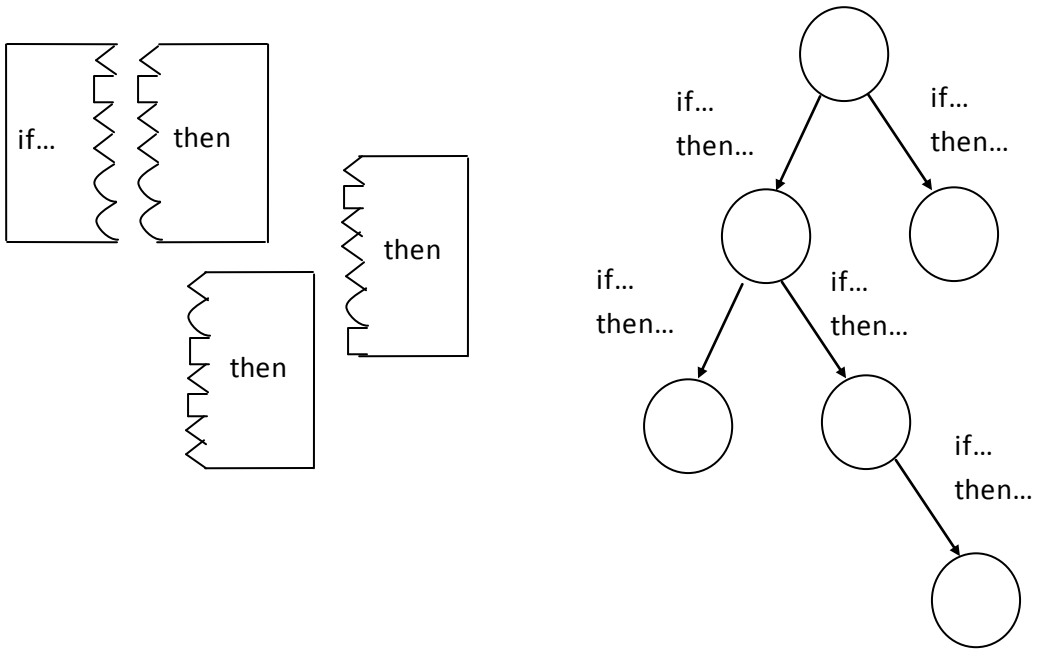

Figure 13 : décision à base de cas (gauche) et décision à base de règles (droite).

Si l'on prend l'exemple du diagnostic médical, le processus décrit par la figure de droite évaluera les symptômes les uns après les autres (la reconnaissance d'un symptôme va provoquer la recherche d'un autre symptôme jusqu'à ce qu'une maladie soit identifiée). Pour le même exemple, le processus décrit par la figure de gauche consistera à considérer l'ensemble de la base des maladies (identifiées chacune par différents symptômes) et à les comparer aux symptômes présents.

Dans le cas du diagnostic médical, cette méthode peut certes se révéler plus laborieuse. Mais dans le cas d'une activité portant sur un nombre de faits limités, elle peut être rapide et efficace.

La méthode de gauche est en fait le mode de raisonnement utilisé par les experts dans la théorie NDM. Lors du RPD, la première étape est un simple appariement comme celui qui est présenté par la figure de gauche. Si la réponse est trop difficile à obtenir, le modèle RPD prévoit que l'expert change de stratégie pour mettre en œuvre un raisonnement plus déductif. Nous avons choisi un modèle utilisant des bases de cas (ou de patrons), parce qu'il s'agit de la méthode la plus souvent utilisée par les experts (Klein, 1989).

Nous nommons ainsi le modèle de prise de décision de CogTRANS « Décision à Base de Patrons » ou DBP. Nous nous appuierons sur les caractéristiques des modèles à base de cas et sur la notion de patron pour concevoir ce modèle.

L'architecture générale de CogTRANS va s'articuler autour de 3 modules : un module de perception, un module d'appariement de situation et un module d'action. A ces modules va être joint un dernier module permettant une prise en compte de profils d'utilisateurs : un module de décision sur critères.

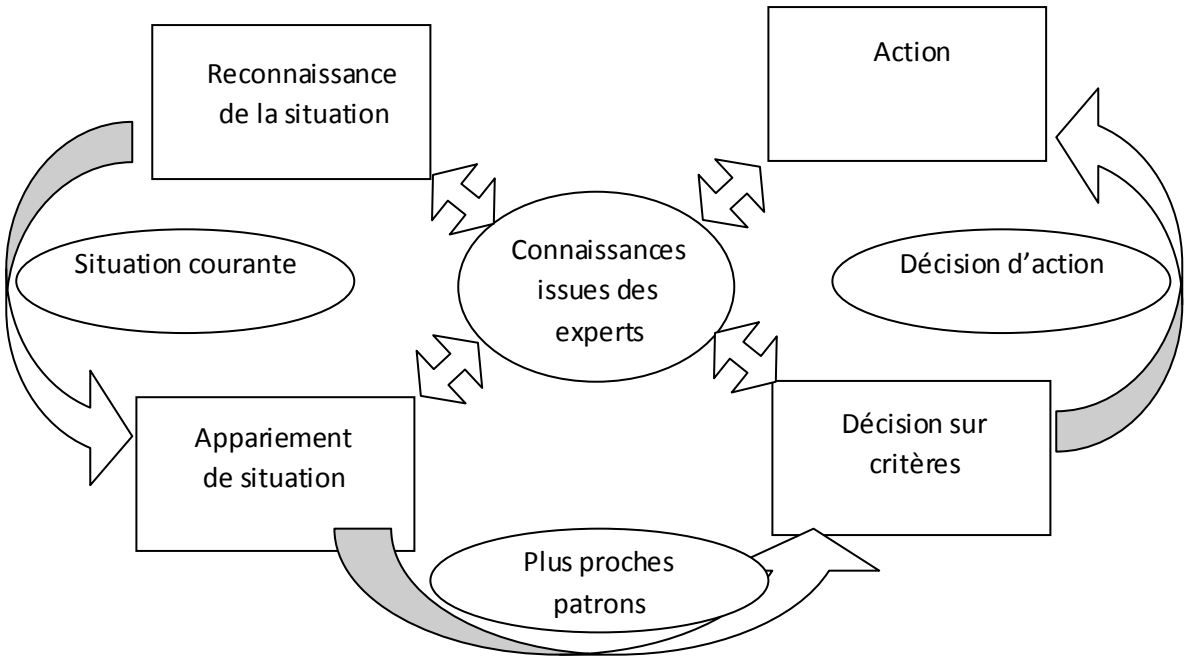

Figure 14 : liens entre les modules DBP et les connaissances requises pour leur fonctionnement.

La Figure 14 présente les différents modules et les informations qu'ils échangent. Cette figure est une vue dynamique générale de l'architecture de CogTRANS. Chaque module sera présenté plus en détail au cours de ce chapitre. Les modules que nous allons étudier sont :

- La perception : ce module est inspiré du modèle de la SA (Situation Awareness) et des théories sur l'acquisition des données qui utilisent la logique floue (Zadeh, 1976).

- Le pattern-matching : ce module s'inspire directement du modèle RPD de Klein (1999). Notre modèle informatique utilise un ensemble de variables linguistiques associées aux éléments reconnaissables de la situation.
- Le module de décision sur critères : il hérite des modèles agents réactifs et permet de proposer différents profils d'agents en simulation.
- Le module d'action transforme une décision possédant des propriétés qualitatives en une action caractérisée par des valeurs numériques.

Les connaissances utilisées par les experts pour la prise de décision sont représentées dans la boucle (Figure 14) pour une meilleure visualisation, ainsi que les représentations utilisées par les différents modules de la prise de décision. Ces objets sont la situation courante, la collection de patrons proches et la décision d'action liée au patron choisi. Cette figure souligne l'importance des connaissances d'experts pour la réalisation de chaque phase de la prise de décision : chaque module nécessite l'utilisation de structures informatiques stockant les informations nécessaires à la prise de décision et les liant au but du module (reconnaissance de la situation, appariement, choix de patron).

Les différents processus renseignent ces structures d'une manière séquentielle pour aboutir à une action de l'agent. Les processus s'activent dans cet ordre : perception, appariement, décision et action.

La section suivante présente l'intégration des structures de connaissances utilisées au sein de CogTRANS.

4.1. Extension de la notion de rôle : le rôle NDM

Dans cette partie, nous présentons les propriétés des rôles que nous avons créés. Nous définissons donc ici la notion de rôle cognitif, ou plus particulièrement rôle NDM.

D'après la définition de Ferber (Ferber & Gutknecht, AALAADIN: A meta- model for the analysis and design of organizations in multi-agent systems., 1998), « un rôle est une représentation abstraite de la fonction, du service ou de l'identification d'un agent au sein d'un groupe ». Nous proposons, pour définir un rôle NDM, d'inclure dans cette définition un certain nombre de mots clés issus des modèles NDM.

Définition : « un rôle NDM exprime un comportement particulier joué par un agent au sein d'un groupe. Il reproduit la prise de décision d'un individu expert. A ce rôle est attribué un ensemble de **patrons** de situations qui permet de le jouer. Chaque patron comprend **des indices pertinents** et une liste **de décisions d'actions**. » Ainsi un rôle NDM reproduit-il la prise de décision d'un expert.

Nous manipulons ainsi, au sein du SMA étendu, un ensemble de rôles de nature différente. Nous utilisons à nouveau les termes d'incompatibilité, d'inconciliabilité, d'exclusivité et de permanence des rôles pour les catégoriser, de la même manière que TRANS.

Les connaissances utilisées dans CogTRANS sont de plusieurs niveaux :

- des *indices pertinents* permettant d'identifier une situation ;
- des *situations* prototypiques;
- des *décisions d'actions ;*
- des *patrons* de situations.

Un indice pertinent[13] est un élément de l'environnement décrit sous la forme d'une expression linguistique, ou pour reprendre les termes de la psychologie, sous la forme d'une verbalisation. Nous nous basons principalement sur des données extraites de verbalisations d'experts et issues d'analyses statistiques pour déterminer ces indices et leurs valeurs possibles.

Une situation est un agrégat d'indices pertinents. Une situation n'a pas de sens à proprement parler, elle n'a du sens qu'à travers les yeux de l'observateur. Plus particulièrement, dans notre base de rôles, une situation n'a de sens qu'à travers le rôle que joue l'agent. C'est le rôle qui sélectionne les éléments clés présents dans une situation.

Un patron de situation ou schéma, représente la connaissance que l'agent a de ce type de situation. L'agent sait que dans cette situation, il peut prendre telle décision. [14] Un patron, est composé d'une situation prototypique et d'une décision d'action qui lui est associée. L'expert a déduit de son expérience que cette décision lui permet d'agir de façon satisfaisante dans la situation rencontrée. Notons que les décisions d'actions sont bien entendu limitées par les buts poursuivis au sein du rôle joué par l'agent.

4.2. Utilisation des patrons

Notre modèle informatique utilise le modèle conceptuel de schéma ou de patron présenté au chapitre précédent. Nous avons ainsi vu qu'un patron P se composait de plusieurs éléments C, B et A:

C = {c1, … cn} un ensemble d'indices pertinents liées à une situation prototypique

B = {b1, … bn} un but ou un ensemble de buts

A = {a1, … an} une action ou un ensemble d'actions

Buts :

Notre choix se portant sur un méta modèle à base de rôles, nous choisissons de rendre implicite le but du patron : nous lions celui ci au rôle joué par l'agent.

[13] On peut approcher la notion de pertinence à celle de *saillance*, c'est-à-dire, lorsqu'on parle d'élément saillant, « qui émerge d'un fond, par ses aspects physiques ou sémantiques » (Landragin, 2004).

[14] Ce terme peut être comparé à celui d'*affordance.* (Gibson, 1977) « L'affordance est la capacité d'un objet à suggérer sa propre utilisation ». C'est-à-dire que, par exemple, l'anse d'un mug suggère que l'on peut l'attraper dans la main. (Norman, 1999) ajoute à cette notion celle d'expérience ; c'est-à-dire qu'un objet rappelle son utilisation possible par rapport à ses connaissances sur ce type d'objets.

Ce choix a une importance pour la prise de décision de l'agent. Ainsi à chaque rôle, lié à un but, est associé un nombre n de patrons. Ce nombre n représente le nombre de patrons employés par l'expert. Afin de jouer le rôle R, simulant la prise de décision de cet expert, il est nécessaire d'intégrer ces patrons au sein de l'agent.

Propriété : tous les patrons utilisés au sein d'un rôle sont liés à un même but ou à un même ensemble de buts.

$$P = [P_1,...,P_n], P \in R$$

Soit B l'ensemble des buts de *R*, tout élément de *P* a pour but B.

Indices pertinents :

D'un point de vue informatique, les indices pertinents (ou indices critiques) sont codés sous forme de variables linguistiques. C'est-à-dire que nous choisissons de coder les valeurs par leur sens plutôt que par une donnée exacte. Les verbalisations des experts montrent (Chauvin, 2000) que ceux-ci n'utilisent pas de valeurs exactes (quantitatives) pour expliquer leurs décisions. Lorsqu'ils le font, ces valeurs peuvent être différentes d'un expert à l'autre. Le vocabulaire qu'ils utilisent est « situation-centré » et qualitatif : lors d'une situation d'évitement, l'expert nous indiquera qu'un navire passera loin (et donc qu'aucune action n'est nécessaire), ou qu'il passera près (et donc qu'une action est envisageable). Nous préférons donc utiliser les termes de loin et de proche pour conserver ce sens relatif, dépendant de la situation rencontrée. Les modules internes de l'agent, de perception ou de représentation des connaissances, doivent être ensuite capables de comparer et de traiter ces données.

Chaque variable linguistique est associée à différentes *valeurs sémantiques* possibles ; la sémantique renvoie au sens que possède un mot pour la personne qui l'utilise. Ce mot peut être associé ou non à une valeur numérique, et lorsqu'il l'est, il peut avoir une valeur numérique différente selon la personne qui l'emploie ou, même, selon l'évolution de l'expérience d'une même personne.[15] Par exemple, différentes valeurs numériques peuvent être associées à la valeur *loin*. Une *taille moyenne* peut renvoyer à une valeur numérique comprise entre un mètre cinquante et un mètre quatre vingt.

Décisions d'actions :

De même que les connaissances, les actions au sein d'un patron sont « situation-centrées ». Elles sont donc définies de la même façon par une valeur sémantique. Par exemple, un piéton a à sa disposition deux variables linguistiques lorsqu'il souhaite éviter un autre piéton : changement de direction et changement de vitesse. Il est intéressant de noter que

[15] Dans cette thèse, nous nous contentons toutefois de considérer des personnes avec une expérience fixe et qui donc emploient une valeur sémantique pour une valeur numérique précise ou pour un ensemble de valeurs numériques possibles.

changement de direction peut être décomposé (en évitement par la droite ou évitement par la gauche). Il ne doit l'être que s'il fait sens[16].

Notons que les actions contenues dans la collection A doivent être organisées de manière à être utilisée séquentiellement ou parallèlement. Elles sont envoyées au module gérant les actions de l'agent. Les différentes actions sont effectuées selon les capacités du module d'action. Les actions peuvent être interrompues à tout moment pour prendre en compte une nouvelle décision du même rôle ou d'un rôle d'une plus grande priorité venant d'être activé.

Propriétés des patrons :

A partir de ces définitions, nous pouvons lister les propriétés des situations prototypiques, buts, actions, et des ensembles les comprenant.

L'utilisation de rôles nous oblige à disjoindre les ensembles de patrons de situations typiques. Ceci présente un avantage et un inconvénient : un rôle est associé à l'ensemble des connaissances requises pour une situation donnée. Par contre plusieurs rôles peuvent posséder les mêmes connaissances. Cela ne pose pas de problème tant que ces rôles sont joués par des agents différents.

En fait deux rôles joués par un même agent peuvent entrer en concurrence (par exemple : deux rôles évitement d'objet mobiles et évitement de navires). Les règles d'incompatibilité sont utilisées lors de la conception des rôles pour pallier à ce genre de problèmes.

Il est important de noter qu'à un rôle ne correspond pas une décision mais plutôt une expertise sur une décision. Ce qui signifie que plusieurs rôles peuvent être utilisés pour une même application, mais qu'ils représenteront des experts différents. Par exemple, pour l'application *évitement de collision en mer*, nous pouvons faire appel aux experts *chef de quart de ferry* et *chef de quart militaire*. Deux rôles sont alors nécessaires (plutôt qu'un seul lié à l'application).

Propriété : à un rôle NDM est associé un ensemble P de situations prototypiques. Les indices pertinents au sein d'un rôle sont disjoints.

Soit P1, P2 les ensembles de patrons liées aux rôles R1 et R2.

$$\forall P1 \text{ de } R1 \text{ et } P2 \text{ de } R2,$$

$$\text{si } R1 \neq R2 \rightarrow P1 \neq P2$$

[16] Dans le cadre du trafic maritime par exemple, les évitements par bâbord ou tribord n'ont pas le même sens au regard du règlement et les marins ont été amené à les distinguer lors de l'apprentissage de la navigation. Par contre, les piétons n'utilisent pas forcément cette décomposition et les évitements effectués tardivement ou par des individus n'utilisant pas les mêmes règles peuvent amener à une « danse réciproque » (Goffman, 1971).

Propriété : les indices pertinents d'un patron peuvent être identiques si et seulement si les actions au sein du patron sont différentes.

Soit P1(C1,A1) et P2(C2,A2) d'un rôle R,

si C1 = C2 alors A1 ≠ A2

Corollaire : les décisions d'actions de deux patrons peuvent être identiques si et seulement si les situations auxquelles ils sont associés sont différentes.

Soit P1(C1,A1) et P2(C2,A2) d'un rôle R,

si A1 = A2 alors C1 ≠ C2

Propriété : un patron diffère d'un autre patron, soit par les situations, soit par les actions qui lui sont liées.

Soit P1(C1,A1) et P2(C2,A2) d'un rôle R,

P1 ≠ P2 si (C1 ≠ C2 ou A1 ≠ A2)

Il est important de respecter ces propriétés pour éviter les redondances au sein de la mémoire de l'agent et éviter ainsi que certains patrons aient plus de poids que d'autres seulement parce qu'ils sont représentés de multiples fois en mémoire.

Définition : on appelle « complet » un ensemble de situations au sein duquel toutes les combinaisons de situations possibles sont présentes.

Notons qu'une expertise n'est pas une connaissance totale des cas possibles.

On peut distinguer trois niveaux d'expertise : les néophytes, qui ne connaissent aucun patron de situation et qui ne savent pas quels indices critiques sont utilisés, les novices (ici, les élèves officiers) qui ont une certaine connaissance des indices et des patrons utilisés pour l'évitement, et enfin les experts qui ont pu raffiner ces patrons, et parfois reconnaitre de nouveaux indices critiques.

Propriété : le nombre d'indices critiques liés à une décision est plus faible chez un novice que chez un expert (Herbig & Glocknër, 2009)

Soit C_{nov} les connaissances d'un novice et C_{exp} les connaissances d'un expert.

$$card(C_{nov}) \leq card(C_{exp})$$

Cette propriété, si elle n'est pas essentielle pour la réalisation de modèles DBR, est toutefois à respecter pour donner la possibilité d'intégrer – en simulation – des agents possédant des niveaux d'expertise différents.

Construction d'une base de patrons :

La base de patrons d'un agent NDM constitue sa mémoire procédurale. La réalisation d'une base de patrons passe par une étape de collecte de données auprès d'experts. Plusieurs méthodologies existent pour la récupération d'informations dans le but de réaliser un logiciel. En informatique, cette approche est notamment étudiée en génie logiciel. La psychologie cognitive propose de son coté des méthodes pour la récupération de données verbales auprès d'individus (Conrad et al., 1999).

Valeurs sémantiques :

Cette partie traite de la représentation et du traitement de ce que nous avons choisi d'appeler « valeurs sémantiques » ; il s'agit des différentes valeurs que peuvent prendre les variables linguistiques.

Différents travaux traitent notamment de la représentation de valeurs imprécises extraites d'un environnement. Les systèmes d'informations géographiques (SIG), et plus particulièrement les recherches portant sur les aspects cognitifs de la représentation de l'espace ont amené à utiliser des valeurs sémantiques pour représenter des éléments clés d'une situation. En effet, les recherches en SIG portent plus particulièrement sur la façon dont des observateurs/utilisateurs/individus reconnaissent, cherchent et traitent des informations spatialisées. Des modèles de la représentation de ces connaissances en sont ensuite déduits.

Un modèle proche du type de représentation que nous souhaitons pouvoir manipuler- le modèle de Smith (1988) - est basé sur une représentation à base de frames où sont identifiés différents « attributs ». Différentes « valeurs » sont affectées à ces attributs ; chaque valeur possédant des « valeurs de saillances ». A la manière de Gardenfors (2004), on peut utiliser ce modèle pour représenter des structures géographiques ou des structures géométriques dynamiques : par exemple l'attribut « proximité de l'objet cible » peut se voir attribuer des valeurs « proche » ou « lointaine ».

L'utilisation de patrons utilisant des valeurs sémantiques, issues de verbalisations d'experts, suppose donc de prendre en compte les propriétés de l'espace, du temps et du mouvement. Les relations de proximité, de direction et la perception de ces relations nécessitent l'emploi d'outils formels gérant des valeurs qui peuvent être imprécises et/ou incertaines. Nous faisons le choix d'utiliser la théorie des sous-ensembles flous (et la logique floue) pour représenter ces valeurs. Cette logique a entre autre comme fonction, dans le cadre du traitement des connaissances imparfaites, d'assouplir les règles de la logique booléenne. Pour cela, elle s'inspire du raisonnement humain pour fournir un cadre théorique à de nombreuses applications.

La théorie des sous-ensembles flous est une théorie mathématique de l'algèbre abstraite développée par Zadeh (1965) pour représenter les propriétés floues et imprécises d'objets mathématiques. La logique floue se compose d'un ensemble de règles permettant de manipuler ces éléments flous. Ainsi, un élément x est associé à une *fonction d'appartenance*. Un sous-ensemble flou A d'un ensemble E est une application de E dans [0 ;1]. Une fonction d'appartenance représente en fait le degré de validité de la proposition « x appartient à A ». Cette valeur, comprise entre 0 et 1, est nommée « degré de validité ». Si le degré de validité vaut 1, cela signifie que x appartient totalement à A. Si celui-ci vaut 0, cela signifie que x n'appartient pas du tout à A.

Prenons l'exemple d'une bouteille de 1 litre contenant 70 centilitres qui est l'élément x. Si A représente la proposition « la bouteille d'un litre est pleine », l'élément x se voit attribué, par sa fonction d'appartenance, la valeur de 0.7. Cette fonction d'appartenance peut être représentée par une fonction linéaire de (0,0) à (1,1) litre.

Ainsi, si les valeurs sémantiques présentées ci-dessus peuvent être évaluées par l'utilisation de la logique floue, une valeur sémantique donnée peut se voir associer un degré de validité au sein d'une proposition.

Celles-ci peuvent être comparées les unes aux autre au sein de leur proposition (ou « attribut » chez Smith) grâce à leur valeur d'attribut : l'attribut « proximité de la cible » accepte « proche » et « lointaine » comme valeurs. Ces valeurs sont dissociables et comparables. « Proche » est situé à une distance plus faible que « lointaine ».

Lorsque de nouvelles valeurs sont ajoutées elles doivent ainsi pouvoir être comparées aux autres : « très proche » doit pouvoir être comparé aux deux valeurs précédentes ; cette valeur doit donc être attachée aux deux autres par une relation de « proximité sémantique » ou de « distance sémantique ». Ici, en termes de distance sémantique, « très proche » est à une plus faible distance sémantique de « proche » que de « lointaine ». Il faut souligner la différence qui est effectuée, au sein du modèle, entre les valeurs floues liées aux indices critiques et leur distance sémantique. Ces valeurs sont dé-corrélées pour deux raisons : premièrement, certains indices critiques peuvent ne pas être comparables (lorsqu'ils sont de catégories différentes) ; ensuite, lorsque des indices comparables sont utilisés, certains peuvent ne pas correspondre à une seule valeur de l'environnement. Par exemple, la caractérisation d'un indice par la valeur sémantique *gros* peut correspondre à une taille, un poids ou une combinaison des deux. Si un individu utilise une combinaison des deux, leur influence sur l'indice critique n'est pas forcément la même : on peut imaginer que la taille influe pour un facteur 1 quand le poids influe d'un facteur 2 par exemple, ou répartie de manière moins uniforme sur leur domaine de définition (en utilisant une fonction non linéaire).

Pour pallier à ce genre de problèmes, les distances sémantiques sont calculées en répartissant les valeurs sémantiques possibles sur un intervalle [0 ;1]. Ceci posé, nous pouvons présenter la dernière hypothèse de ce modèle :

Hypothèse : les valeurs sémantiques liées à une même variable linguistique sont réparties suivant un ordre total entre la première et la dernière valeur sur l'ensemble de définition [0 ;1].

Dans un souci de simplification, le prototype généré peut être amené à utiliser un ensemble de valeurs uniformément réparties sur l'intervalle [0 ;1].

Résumé des termes employés au sein d'un patron :

Dans cette section, nous avons présenté les différentes structures de connaissances utilisées au sein de DBP (voir Figure 14) et plus particulièrement au sein des patrons. Ainsi, une **situation** est définie par des **indices critiques**. Chaque indice critique est représenté par un couple {Chaine de caractère ; valeur sémantique}. Une situation peut être une **situation courante**, construite lors de la simulation par le module de perception, ou une **situation prototypique**, représentée au sein de la mémoire de l'agent. Cette situation prototypique, associée à une **décision d'action** est ce qu'on nomme ici un **patron de situation prototypique** (ou plus simplement patron ou « schéma »).

Les sections suivantes vont maintenant détailler les différents modules utilisant ces structures de connaissances :

- Le module de **perception** qui va construire la situation courante à l'aide de **sous ensembles flous.**
- Le module d'**appariement**, qui va détecter les patrons proches de la situation courante en effectuant un calcul de **distance sémantique** (grâce aux valeurs sémantiques des indices critiques).
- Le module de **décision sur critère**, qui permet de sélectionner un patron en fonction d'un **profil d'agent** particulier, si plusieurs patrons ont été appariés à la situation courante.
- Le module d'**action**, qui traduit la décision d'action au sein de la simulation agent.

4.3. Module perception

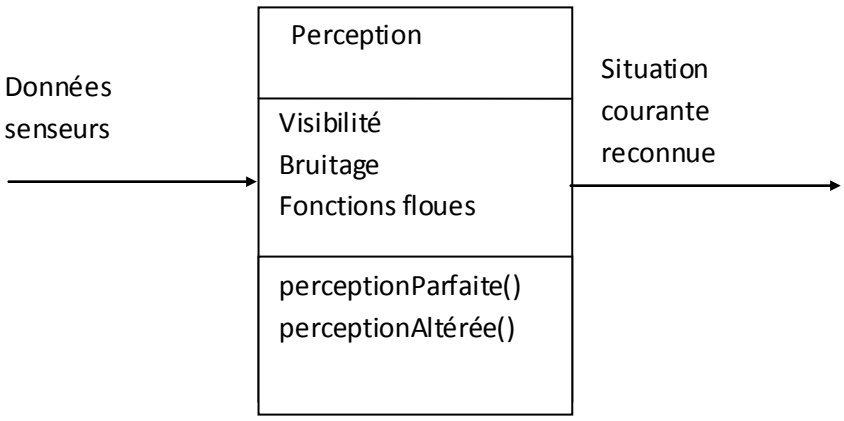

Figure 15 : le module de perception. Il perçoit les informations et construit la représentation de la situation courante.

Le module de perception récupère un certain nombre d'informations brutes en fonction du rôle joué par l'agent. Ces informations permettent d'apporter de la connaissance sur chaque donnée ou sur des groupes de données associées en les rattachant à des valeurs sémantiques. Le fait qu'une donnée ou un groupe de donnée soit identifié comme un indice pertinent dépend de l'expertise de l'agent.

Les informations recueillies par le module de perception vont être utilisées pour construire la situation courante. Le module de perception de DBP correspond aux niveaux 1 et 2 de la Situation Awareness. Le niveau 1 correspond à la récupération des données brutes et le niveau deux traite de l'interprétation de ces données sous la forme d'un objet informatique nommé Situation courante reconnue.

La partie perception de l'agent récupère les informations des capteurs. Les informations recueillies par les capteurs sont récupérées sous la forme de données brutes quantitatives. L'objectif du module de perception est donc de permettre à l'agent cognitif simulé de percevoir les données. Percevoir, c'est « Saisir, prendre connaissance par les sens »[17]. La perception d'un élément de l'environnement ne consiste pas uniquement, sous DBP, à transmettre au système de prise de décision une valeur associée à l'élément. Il s'agit, en fait, d'amener une donnée comprise, une donnée qui a un sens pour l'agent. Différentes représentations utilisées en informatique permettent de gérer des données sémantiques, de les stocker et de les organiser entre elles.

Parmi celles-ci peuvent être cités les thesaurus, les ontologies ou les réseaux sémantiques (Zacklad, 2007). Les travaux sur les ontologies permettent de classer et d'associer différentes données, relatives à un domaine d'expertise, au sein de tout système informatique. Une ontologie tente d'expliquer comment des concepts s'organisent pour en sortir du sens. Une des définitions de l'ontologie qui fait autorité est celle de Gruber (1993): « Une ontologie est la spécification d'une conceptualisation d'un domaine de connaissance ». Elle utilise la notion de valeur sémantique pour la représentation des données. Une valeur sémantique est une valeur qui a du sens pour un individu et qui est comparable à d'autres valeurs sémantiques.

La complexité des ontologies vient du fait qu'il est difficile de créer un index de termes nombreux. Une ontologie est ainsi généralement réservée à une application particulière. Celle-ci semble toutefois pertinente pour la conception d'un corpus de termes en relation avec un comportement, ou dans notre cas, avec un rôle. Ainsi pour chaque rôle de prise de décision particulier, un corpus de données doit être construit qui soit en relation avec ce rôle.

L'intérêt de cet ensemble structuré est qu'il permet de ne régler les interactions entre les différents patrons qu'au niveau de la communication et de la compatibilité entre les rôles :

- si l'agent joue un rôle DBP, il est capable de percevoir les données correspondant à ce rôle ;
- si l'agent joue deux rôles DBP différents ou plus, la priorité d'un rôle par rapport à l'autre nous permet de gérer le type de données traitées par l'agent (les indices

[17] définition *Centre National de Ressources Textuelles et Lexicale.*

critiques à renseigner). Chaque module de perception récupère les données qui sont nécessaires à la prise de décision étant donné le rôle actif.

Nous avons fait le choix de lier les informations recueillies au but du rôle DBP. Ceci peut ainsi présenter l'inconvénient de manipuler de façon redondante les données perçues, dans le cas où l'agent joue des rôles DBP manipulant des données identiques.

Nous pouvons chercher à faire évoluer cette représentation pour permettre aux agents de jouer différents rôles DBP en concurrence. Deux solutions sont envisageables :

- L'externalisation du module de perception du rôle DBP : chaque rôle pouvant accéder aux informations contenues dans un corpus d'informations perçues, identifiées par leur type.
- Le transfert d'informations entre les différents rôles joués par l'agent : l'agent cherche parmi les rôles joués si certains types d'indices critiques ont déjà été reconnus.

D'un point de vue pratique, le module de perception renvoie une donnée sémantique en fonction du degré d'appartenance d'une valeur au sein d'un ensemble flou.

Yager (2008) propose un algorithme simple pour obtenir le degré d'appartenance d'un élément *x** au sein d'un sous ensemble flou trapézoïdal *F*, que nous reprenons pour déterminer la valeur sémantique associée à une valeur numérique donnée. Notons que certaines fonctions floues peuvent être utilisées pour coder des valeurs inconnues. C'est-à-dire que dans certaines situations limites, l'expert ne connait pas le sens de la valeur observée ; il va donc hésiter à classer la donnée dans l'une ou l'autre des valeurs sémantiques proches (voir Figure 16).

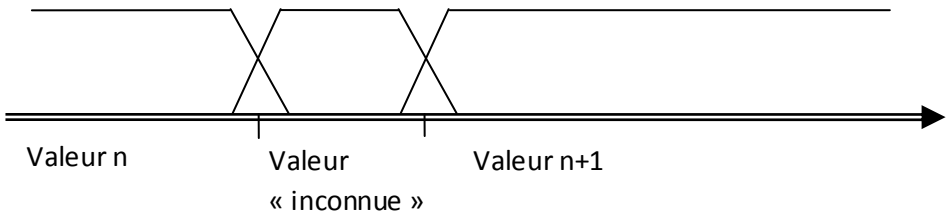

Figure 16 : Valeur inconnue

La valeur « inconnue » permet de rendre compte de deux types de situations :

- des situations dans lesquelles l'agent « hésite» à catégoriser un indice de la situation. L'utilisation de cette valeur inconnue s'inspire de la valeur inconnue utilisée au sein de la théorie des croyances (Shafer, 1976). D'un point de vue pratique, la valeur sémantique d'un indice critique passe d'une valeur faisant sens à une autre à chaque fois qu'une nouvelle situation est perçue en passant par une valeur sans sens, qui ne détermine pas la situation actuelle.

- la valeur inconnue nous permet aussi de catégoriser une variable linguistique sur son domaine de définition (comme présenté dans la Figure 16).

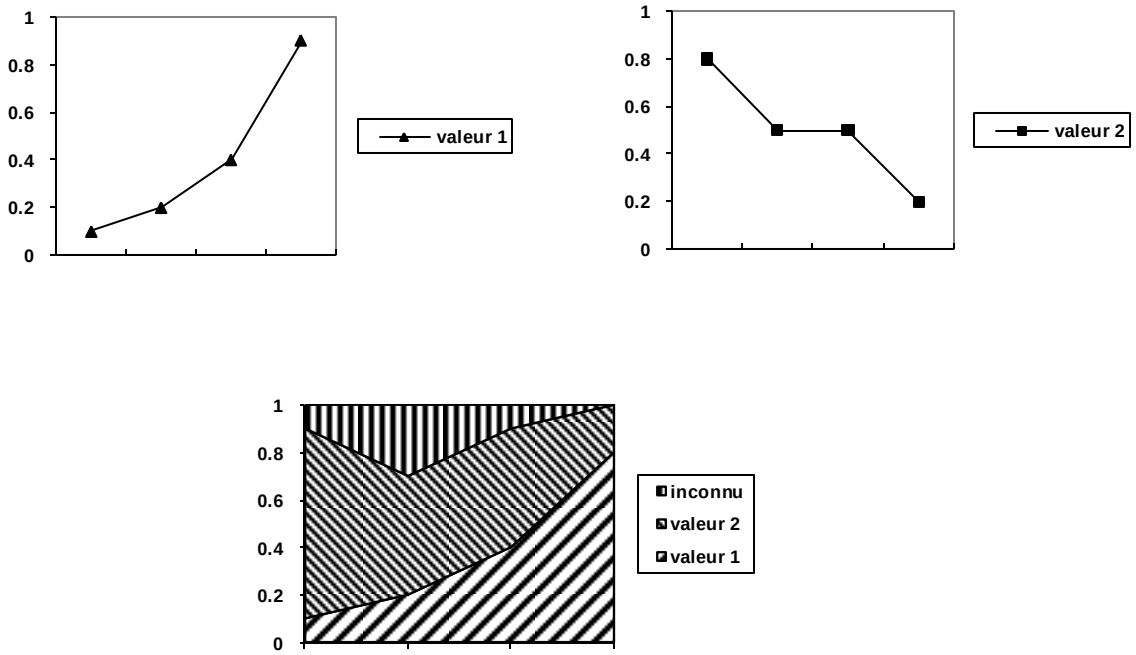

Figure 17 : représentation agrégée des valeurs sémantiques possibles pour un élément clé. Une valeur numérique donnée en abscisse correspond à une probabilité d'appartenance à la valeur sémantique (1 2 ou inconnue).

De plus cette valeur nous permet d'obtenir une somme des valeurs floues rattachée à une valeur numérique qui soit toujours égale à 1. La Figure 17 donne une représentation graphique de deux fonctions floues. L'algorithme consiste à chercher, dans le graphique des valeurs empilées, la zone à l'intérieur de laquelle se situe le curseur y. S'il est à l'extérieur d'une des zones, il prend la valeur « inconnue ». Cette agrégation permet de conserver la cohérence des valeurs sémantiques, puisqu'elles prendront toujours une valeur sur leur ensemble de définition.

Propriété :

Pour toute fonction floue f(x*) avec x* défini sur un intervalle [a,b].

Quelque soit x*,

$$\sum f(x^*)) = 1$$

Cela signifie que pour toute valeur de x*, on trouve une valeur sémantique y correspondante : un indice critique est toujours « renseignable », ne serait-ce que par la valeur « inconnue ». Cette méthode permet d'homogénéiser les algorithmes d'appariement de situation : chaque algorithme s'appuie sur le nombre total d'indices critiques identifiable dans une situation. Nous posons alors la propriété suivante :

Propriété : Deux situations sont comparées sur la totalité de leurs indices critiques.

Soit D la distance sémantique entre deux situations, D est calculable si et seulement si

1 - card(indicesSituation1) = card(indicesSituation2)

2 - Les indices critiques de la situation 1 et 2 sont de même type

Les indices critiques non connus - qu'ils le soient lors de la création des patrons par extraction de connaissance chez les experts ou parce que la totalité des informations ne peut être perçue - sont gérés par la valeur sémantique « inconnu ». La valeur de l'inconnu est donc comparable à toutes les autres valeurs sémantiques possibles. Sa valeur associée est généralement posée comme égale à la distance sémantique maximale entre l'élément à comparer et sa borne la plus lointaine.

L'algorithme de reconnaissance de situation va associer à une valeur x particulière une valeur y [0 ; 1] aléatoire. Cet algorithme effectue une comparaison graphique. La fonction reconnaissance (a,b,c) renvoie la valeur booléenne vrai si le point (b,a) est sous la courbe c. L'utilisation d'un nombre aléatoire permet la récupération d'une valeur sémantique particulière.

Pour résumer, le module de perception utilise la représentation par sous-ensembles flous associée aux variables linguistiques pour déterminer la valeur sémantique de chaque élément de la situation courante.

La situation courante est ainsi renseignée et le module de pattern matching peut y accéder.

4.4. Module pattern matching

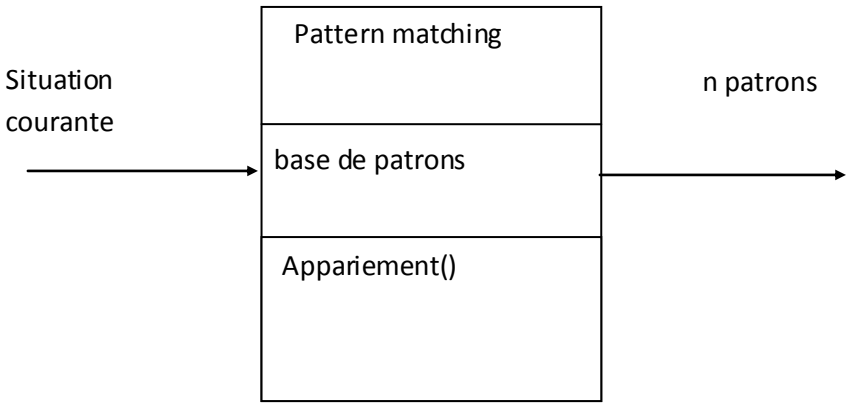

Figure 18 : le module de pattern matching apparie la situation courante à la base de patrons connus. Il retourne n patrons proches de cette situation courante.

Aucun appariement n'a lieu au moment de la perception de la situation : la situation courante est renseignée par les différentes variables linguistiques qui sont récupérées de l'environnement après avoir été analysées par leur fonction floue associée. Les capacités de

perception d'un agent viennent ainsi de ses fonctions floues. Ces fonctions floues sont directement implémentées au sein du module de perception présenté précédemment. L'appariement d'une situation nécessite alors l'utilisation d'une méthode permettant de comparer les caractéristiques de la situation courante avec celles des situations prototypiques contenues dans les différents patrons disponibles.

Xu présente deux méthodes permettant de reconnaître une situation à partir de données qualitatives (Xu & Khoshgoftaar, 2004). La première de ces méthodes consiste à considérer une valeur floue directement comme une donnée qualitative. Comparer deux données qualitatives revient à comparer directement deux valeurs floues. La seconde méthode consiste à utiliser un couple donnée linguistique/donnée numérique. La valeur numérique est utilisée pour les comparaisons.

Nous choisissons d'utiliser une méthode mixte basée sur une valeur linguistique. La valeur linguistique est recueillie par le système à partir de l'environnement. Nous créons donc une paire valeur linguistique/fonction floue pour la reconnaissance d'une donnée dans l'environnement. Cette fonction floue n'est accessible que par le module de perception (et n'est utile que pour lui).

Ici, la valeur numérique (que nous nommons valeur sémantique) rattachée à la valeur linguistique est différente de la valeur floue. Contrairement à cette dernière, la valeur sémantique est fixe. Nous choisissons d'utiliser cette méthode pour représenter que les individus réagissent sur une « situation reconnue », qui perd donc toute possible ambigüité.

En termes informatiques, une valeur linguistique sera représentée par une chaine de caractère. La fonction floue associée sera une fonction floue trapézoïdale et la valeur sémantique sera une valeur flottante définie sur un intervalle.

Fonctionnement du module

Le module d'appariement de patrons (ou pattern-matching) accède à une collection de patrons en mémoire procédurale, qui sont comparés à la situation courante.

Chaque patron définit une action à effectuer dans la situation donnée. C'est une reproduction informatique des patrons de connaissances utilisés par les experts.

La situation courante est comparée à des patrons de situations génériques en utilisant un ensemble de règles prédéfinies, pondérant les indices critiques les uns aux autres. Une distance entre la situation courante et chaque patron est calculée. Cette distance est nommée *distance sémantique*. Chaque valeur sémantique est une valeur numérique positionnée sur un intervalle [0,k]. Les valeurs extrêmes des variables linguistiques prennent les valeurs 0 et k.

Ce module renvoie une collection de proches patrons vers le module de décision en utilisant un algorithme simple de pattern matching. Pour chaque patron P_i une distance sémantique D_i est calculée. nbC est le nombre d'indices critiques associé à une valeur donnée au sein d'un patron. S_j est la valeur de l'indice critique pour la situation courante S et P_j la valeur de l'indice critique appartenant au patron faisant l'objet de la comparaison. ListePRec est la liste

des couples (patron reconnu, D_i). TailleMax est le nombre total de patrons qu'accepte le système à la reconnaissance. Dmax est la distance sémantique rattachée à Pmax, patron le plus éloigné de S et présent dans ListePRec. $W_{ij}max$ est la valeur maximale autorisée pour la reconnaissance d'un patron que nous nommons *seuil de reconnaissance*.

On calcule le D_i de chaque patron P :

$$D_i = \frac{\sum_{i=0}^{i<nbC} |S_i - P_i|}{nbC}$$

Si le nombre de patrons reconnus atteint TailleMax et que $D_i < Dmax$.

Alors on remplace Pmax par P dans ListePRec

On recalcule le nouveau Dmax

Sinon Si $W_{ij}max > D_j$

On ajoute P à ListePRec

FinSi

FinSi

Cet algorithme simple n'est pas suffisant pour reproduire la prise de décision d'experts. Un problème apparaît en effet avec ce type d'appariement : chaque indice critique est indépendant l'un de l'autre. En un sens, ce type d'approche neutre peut sembler la meilleure pour reproduire la prise de décision de novices, c'est ce que tendrait à prouver les travaux de Chauvin et al. (2009). Ces travaux nous montrent que les individus novices ont tendance à reconnaître chaque indice critique mais qu'ils ne savent pas forcément comment les utiliser. C'est-à-dire que certains indices, bien qu'ils aient été identifiés, n'ont pas de sens pour les individus novices. Herbig & Glockner (2009) vont dans ce sens en proposant une évolution de la représentation en mémoire des patrons de situations selon l'expertise des individus. En fait, ces travaux nous montrent que les patrons peuvent posséder une structuration entre les éléments clés de la situation. Au fur et à mesure que leur expérience d'une situation s'accroit, les individus reconnaissent de plus en plus d'éléments clés. De plus, les individus experts arrivent à connecter les différents éléments clés entre eux. C'est à dire que, confrontés à une situation, ils ne l'évalueront pas seulement en évaluant chaque élément un à un, mais aussi en créant des groupes d'éléments (voir Figure 19 : cue se traduisant par indice critique).

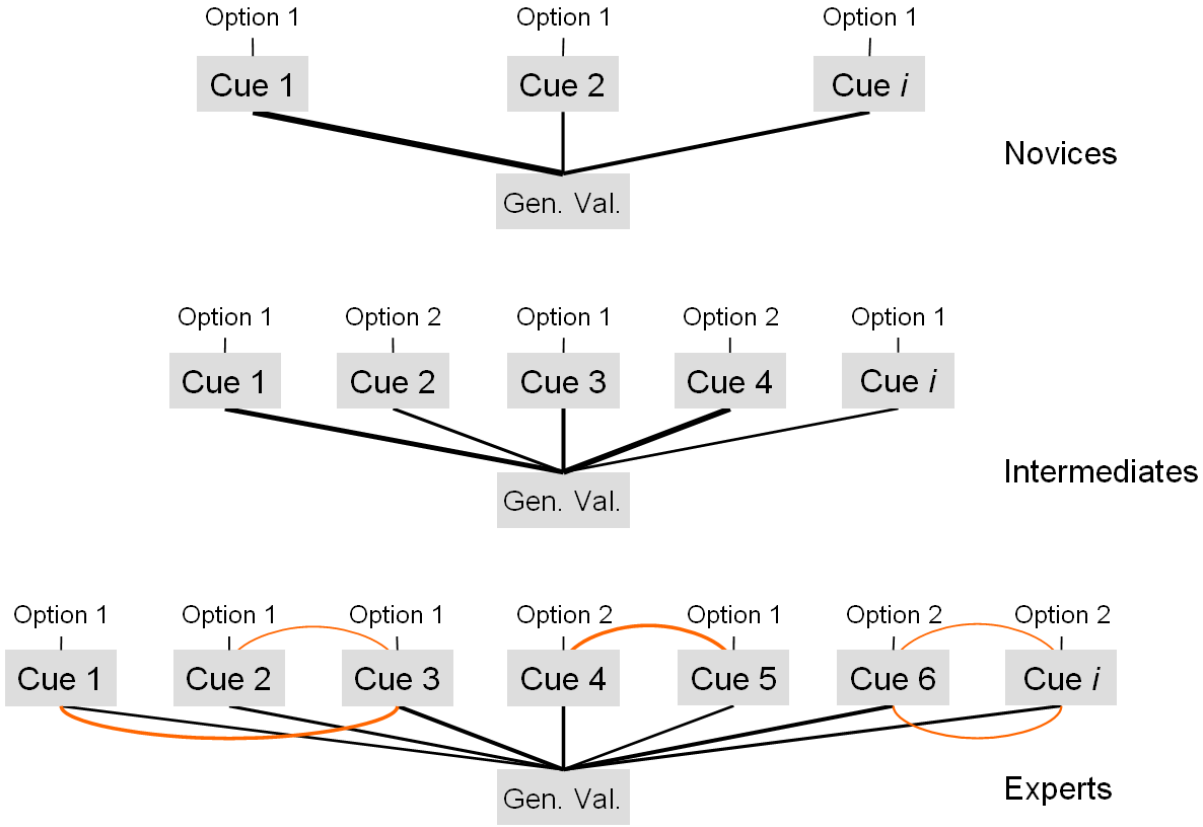

Figure 19 : liens entre indices critiques et expertise (Herbig & Glocknër, 2009)

Pour prendre en compte l'appariement de patrons tels que Herbig et Glöckner le présentent, nous pouvons modifier l'algorithme de la manière suivante : A_{ij} est un lien entre deux indices pertinents i et j. Cette valeur A_{ij} contrebalance l'appariement pour certaines valeurs des indices. Elle représente la capacité de l'expert à associer les indices pertinents lors de la reconnaissance d'une situation.[18]

$$D_{ij} = \frac{\sum_{i=0}^{i<nbC} |S_i - P_i| - \sum_{j=i}^{j<nbC} A_{ij}}{nbC}$$

Le module d'appariement renvoie la liste des n patterns les plus proches au module de décision. n doit être choisi en fonction de la charge cognitive requise pour l'activité entreprise et de la complexité des situations. Pour des patrons très simples, on pourrait considérer un empan mémoriel[19] de sept éléments (Broadbent, 1975). En fait, pour des patrons complexes dans des situations coûteuses en termes de charge cognitive, nous considérons qu'un à trois patrons pourront être récupérés.

[18] Cet algorithme a pu être utilisé dans la suite de la thèse pour la reconnaissance d'une situation particulière : le passage devant un petit cargo.

[19] ou encore empan mnésique : il s'agit du nombre d'éléments que le cerveau peut se rappeler juste après les avoir vu. Cela représente en fait les limitations de ce qu'on appelle la mémoire à court terme. En réalité, plusieurs éléments peuvent être regroupés au sein d'un même groupe (ou « chunk »).

Notons que si nous désirons utiliser l'appariement de situation sans module de décision, un seul patron peut être envoyé au module de décision (le meilleur).

$W_{ij}max$ est le seuil de reconnaissance. Il représente la distance sémantique maximale acceptable pour un patron. Nous utilisons la valeur suivante :

$$W_{ij}\max < \frac{nbC * k}{\varepsilon}$$

ε = tolérance de la distance

k = degré de normalisation

Les patrons les plus proches sont donc envoyés au module de décision présenté dans la partie suivante.

4.5. Module de décision

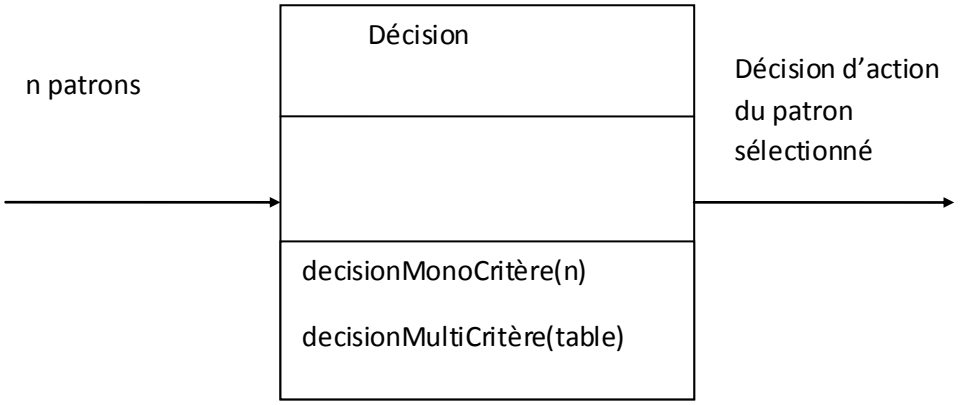

Figure 20 : le module de décision effectue un choix parmi les plus proches patrons en fonction du profil de l'agent.

Le module appelé module de décision est introduit pour permettre d'ajouter du réalisme en simulation. Ce module présente deux intérêts :

1. Permettre d'effectuer un choix lorsque plusieurs patrons de situation courante ont été sélectionnés par le matcher.
2. Permettre d'introduire des « profils d'agents » en simulation.

Profils d'agents :

Il s'agit d'une notion déjà utilisée dans plusieurs SMA (Lesage et al., 1999 ; Cotel et al., 2005). Le terme de profil d'agent est utilisé dans les simulations où l'on cherche à individualiser les actions d'agents.

Il est plus particulièrement utilisé pour analyser les résultats d'une simulation : les caractéristiques émergentes du comportement observable d'un agent vont être définies sous la forme de profils. Cette notion de profil d'agents peut être utilisée pour regrouper les agents ayant des caractéristiques communes au sein d'une simulation. Que ce soit par apprentissage, par un processus ressources/consommateur ou tout simplement parce qu'il a été implémenté par le programmeur, le profil comportemental définit (définition du Cnrtl[20]) l' « ensemble des traits *caractéristiques* d'une chose, d'une situation, d'une catégorie de personnes. »

Notre objectif - en créant des profils - est de gérer tous les paramètres nécessaires à une simulation de comportements individuels qui ne sont pas pris encore en compte par notre modèle. On constate, en effet, que - au sein d'une population relativement homogène et dans des situations comparables - plusieurs comportements différents peuvent apparaître ; ils traduisent des différences interindividuelles.

Le choix d'un module de décision gérant ces profils de comportements s'est donc imposé. Il est possible de positionner ce module de profil d'agent au niveau du pattern matching ou après le pattern matching (cf. Figure 21). Nous avons souhaité réaliser un modèle qui reconnait une situation puis qui adapte sa réaction à la situation plutôt qu'un processus effectuant une reconnaissance de situation en fonction de caractéristiques individuelles. Placer le module de profil au niveau du module d'appariement a une incidence directe sur les possibilités du modèle.

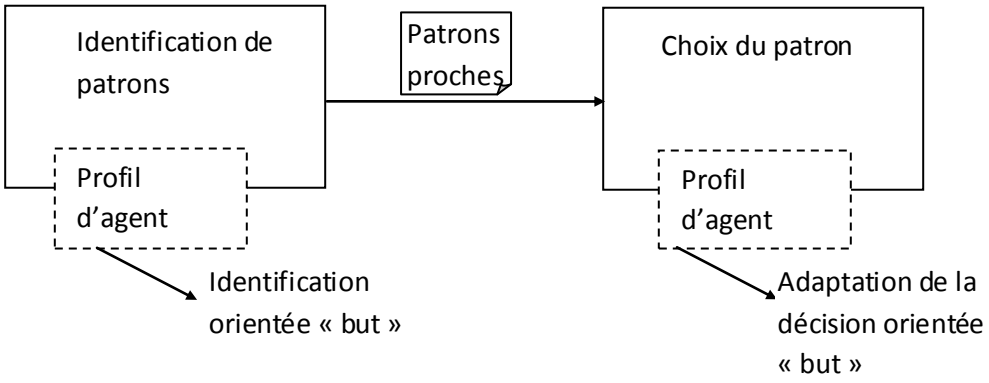

Figure 21 : utilisations possibles des profils d'agents

La notion de profil d'agent est utilisée pour permettre à plusieurs agents utilisant les mêmes connaissances et les mêmes processus d'effectuer des actions différentes. L'ajout d'un profil se fait par un système de préférences sur les actions possibles de l'agent. Ainsi plusieurs techniques peuvent être utilisées ; elles sont héritées de la théorie des jeux ou de la microéconomie.

Nous ne proposons pas d'algorithme particulier au niveau de la conception. Selon l'application étudiée et les besoins d'individualisation des résultats, ces algorithmes peuvent être de nature complètement différente :

[20] Centre National de Ressources Textuelles et Lexicales.

- Choix sur simple critère : le critère correspondant au profil de l'agent sert à déterminer le patron à sélectionner.
- Choix sans critère : seule la distance sémantique entre les patrons est utilisée.
- Choix sur simple critère pondéré par la distance sémantique, mélangeant les deux choix ci-dessus : il est ici possible d'utiliser un système de « roue de la fortune » ou chaque patron a une chance d'être choisi en fonction du poids total de ses critères associés.

Il est possible d'utiliser des algorithmes multi-critères avec ou sans pondération de la distance sémantique entre les patrons, en considérant que certains agents ont des comportements composites.

Une fois le patron identifié, la décision d'action qui lui est attaché est envoyée au module d'action.

4.6. Module d'Action

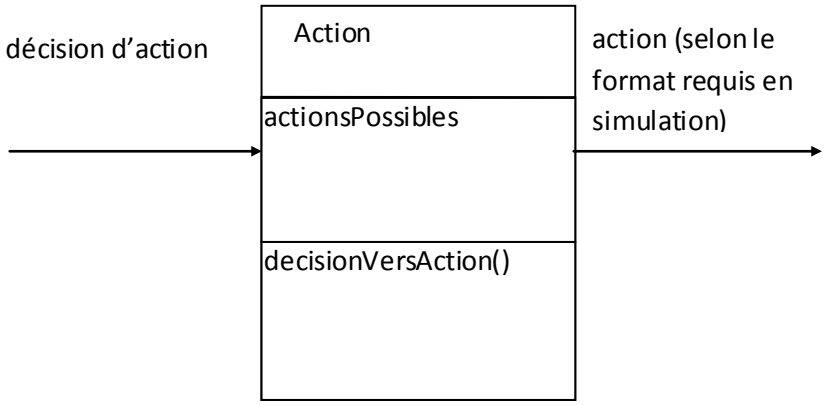

Figure 22 : le module d'action traduit la décision d'action en une action au sein de la simulation.

Le module d'action a pour but de transformer une décision en une action. Selon l'application étudiée, les variables à modifier peuvent être très différentes. Le module d'action fonctionne ainsi comme un système à base de règles : il traduit une information qualitative en données numériques qui sont ensuite transmises au module physique de l'agent.

Les actions que peut entreprendre un agent vont bien entendu dépendre des rôles qu'il joue. Plusieurs rôles concurrents peuvent ainsi provoquer des actions concurrentes. Le module d'action doit contenir les informations sur l'ensemble des actions pouvant entrer en concurrence.

Il est toutefois important de noter que ces problèmes de concurrence sont réglés principalement par la gestion des rôles et par l'utilisation des règles d'incompatibilité entre les rôles (deux rôles concurrents doivent être joués dans un ordre défini par leur priorité).

La section suivante présente les trois principales étapes de la conception du modèle DBP.

5. Méthodologie de conception de modèles DBP à partir de connaissances d'experts

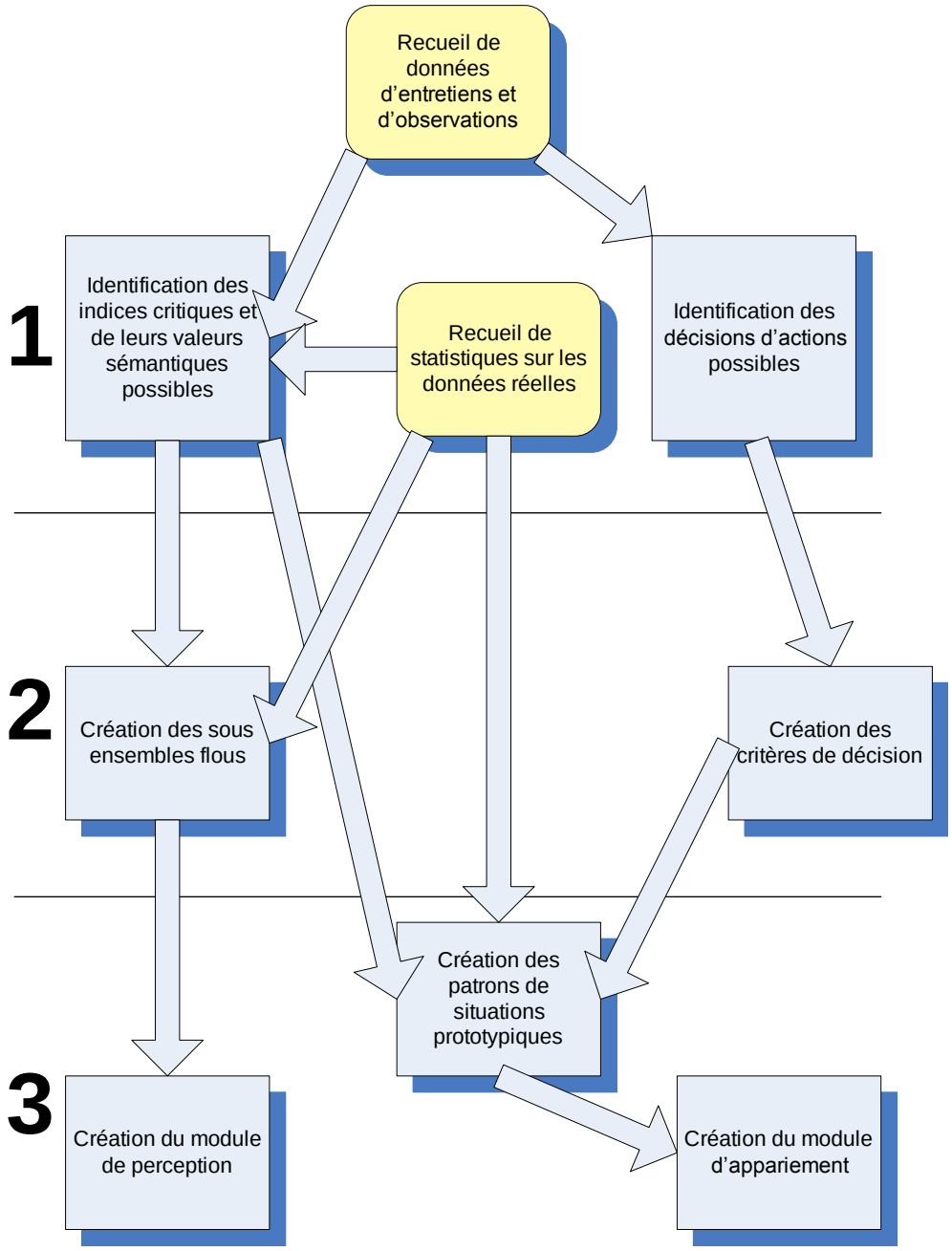

Figure 23 : diagramme récapitulatif de la méthodologie de conception de modèles DBP.

La Figure 23 présente les différentes étapes nécessaires à la construction d'un modèle DBP. Pour la construction du modèle, nous nous basons sur deux types de données : des données recueillies auprès d'experts lors de l'analyse de leur activité (données basées sur des

observations et sur les verbalisations des experts) et des données décrivant des situations d'anticollisions (distance séparant les navires, cap et vitesse, etc.). Ce diagramme se décompose en plusieurs sous-parties : l'extraction de connaissance (apparaissant en jaune) et la construction des structures de données informatiques (apparaissant en bleu).

Différentes méthodes permettent d'obtenir des données lors d'entretiens avec des experts (voir Conrad et al. (1999) pour une intéressante synthèse). Il est intéressant d'observer l'activité de l'expert en situation réelle de travail et de lui demander d'expliciter ses décisions simultanément à cette activité. Cette étude des verbalisations en situation peut être combinée à des entretiens avant et après la situation d'évitement. L'étude des informations fournies par les experts doit permettre d'identifier les verbalisations utilisées de manière récurrente pour désigner les différents éléments de la situation à laquelle ils sont confrontés. Les différents éléments utiles pour la conception du rôle sont : les indices critiques (quels **éléments de l'environnement** lui permettent de privilégier une action ou une autre ?), les décisions d'actions possibles (que doit-il faire une fois la situation identifiée ?) et enfin les critères liés à cette décision (quel sous-but est associé à la décision choisie ?). Cette section présente la construction du système de prise de décision d'un rôle NDM en trois étapes : tout d'abord la récupération et la conversion des données extraites des connaissances d'experts (représentant leur mémoire déclarative (Anderson, 1999)), ensuite la construction de la mémoire procédurale et des outils internes au module NDM et enfin les sous-modules de perception, d'appariement, de prise de décision par critères et d'action.

5.1. Identifications des représentations utilisées par les experts

5.1.1. Identification des variables linguistiques et de leurs valeurs sémantiques possibles

La première étape de la réalisation d'un rôle NDM passe par l'identification des indices critiques. Les indices critiques permettent d'identifier une situation particulière à l'aide d'une variable linguistique et de ses valeurs sémantiques associées.

Chaque variable est associée à un ensemble de valeurs sémantiques qui sont elles-aussi identifiées par les verbalisations des experts.

Dans notre système, une liste de n variables linguistiques est associée à chaque rôle (voir Figure 24).

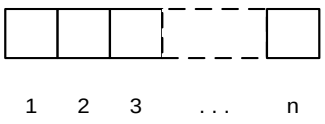

Figure 24 : Liste de n indices critiques.

Chaque indice critique est associé à une variable linguistique. Chaque variable linguistique est un type énuméré de chaînes de caractères rappelant la verbalisation utilisée par l'expert.

Chacune de ces chaines de caractères est associée à une valeur comprise entre 0 et k afin de définir la distance sémantique entre deux valeurs. Le choix d'affecter ces valeurs aux chaines de caractères découle des caractéristiques des indices critiques. Ces valeurs posent soit une propriété qui peut être vraie ou fausse (ou indéterminée), soit une propriété qui évolue sur un intervalle.[21] Les valeurs sémantiques extrêmes sont associées à la valeur 0 et k. Les valeurs intermédiaires sont, quant à elles, distribuées sur l'intervalle]0,k[.

5.1.2. Identification des décisions d'actions possibles

Les décisions d'action sont formées de la même manière que les indices critiques et sont également rattachées à différentes valeurs sémantiques.

Le module NDM ne renvoie qu'une décision d'action liée directement au but ; un ou plusieurs rôles sont créés pour la transformation de la décision en action. Il est important de noter les situations pour lesquelles les experts envisagent de ne rien faire, l'absence d'action pouvant être considérée comme une action selon le domaine d'expertise.

Une fois identifiées les valeurs sémantiques des actions, il faut comparer les informations obtenues aux valeurs observées dans les cas réels pour déterminer l'amplitude des actions à effectuer.

5.2. Création des connaissances internes au module NDM

5.2.1. Créations des critères de décision.

Les critères de décision n'héritent pas du cadre de la prise de décision naturelle. Ils peuvent toutefois être obtenus de la même manière que les éléments composants les représentations mentales d'experts. On peut analyser un critère de décision comme un paramètre connu ayant permis de se forger une expertise et d'acquérir les patrons de situations prototypiques correspondants. Un critère peut apparaître dans les verbalisations des experts qui portent sur les buts (« pour respecter les règles », « pour contrôler la situation », « pour ne pas lui faire peur »). Enfin, les critères de décision nous permettent d'ajouter du sens à la situation utilisée : on peut imaginer deux patrons qui seraient identiques du point de vue des indices et des décisions d'action mais qui pourraient être considérées différemment en fonction des critères de décisions

De la même façon que pour les distances sémantiques, les critères de décisions sont normalisés, mais cette fois ci sur un intervalle [-1,1] pour représenter le fait que certains critères peuvent avoir une influence positive ou négative sur l'utilisation d'un patron.

Les distances sémantiques entre les différentes valeurs des variables linguistiques sont décrites ici. D'autres règles de calculs de distances entre différents indices critiques peuvent

[21] Une propriété vraie ou fausse peut être l'appartenance à une classe, un état (« c'est un homme », « il ne me voit pas »). Un intervalle représentera une propriété mesurable (durée, distance…).

être ajoutées pour définir des liens particuliers entre des valeurs particulières de plusieurs indices (et ainsi renforcer ou affaiblir une distance contenant des cas particuliers comme vu dans (Herbig & Glöckner, 2009)).

5.2.2. Création des patrons de situations prototypiques

Les patrons de situations prototypiques sont formés à partir d'une liste de valeurs sémantiques associée à une décision d'action et à des critères de décision ; différentes valeurs sémantiques sont possibles pour chaque indice critique : cela est illustré par les cases grisées de la Figure 25. Une liste de valeurs d'indices particulières est liée à une seule décision d'action.

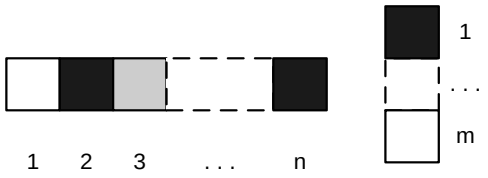

Figure 25 : une liste de valeurs d'indices particulières est liée à une seule décision d'action.

Il est important de noter ici que nous avons choisi de ne considérer qu'une seule décision d'action pour un patron donné.

La construction des patrons est formée à partir des valeurs sémantiques. Celles-ci doivent être déterminées à partir de valeurs numériques en utilisant des fonctions d'appartenance floues.

5.2.3. Construction des fonctions d'appartenance floues

Pour chaque variable linguistique, les fonctions d'appartenance floues associées aux valeurs sémantiques sont définies en utilisant la méthode décrite par Yager (2008). Les différentes valeurs numériques critiques identifiées dans les statistiques comme la limite des valeurs sémantiques sont utilisées pour construire les points des fonctions floues trapézoïdales associées.

Chaque valeur critique identifiée est donc un point remarquable de la courbe associée à la fonction floue.

Deux méthodes peuvent alors être utilisées pour la construction des fonctions floues :

- les experts définissent l'ensemble des valeurs d'un intervalle, chaque valeur semblant faire sens. En tout point, la somme des fonctions floues est égale à 1 et leurs points remarquables sont soit des minimums, soit des maximums. La valeur inconnue est alors utilisée pour représenter l'incapacité pour l'expert de choisir entre deux valeurs sémantiques, comme présenté sur la Figure 26 : 3 valeurs sémantiques sont représentées, la valeur inconnue est utilisée à l'intersection de chaque paire de valeurs.

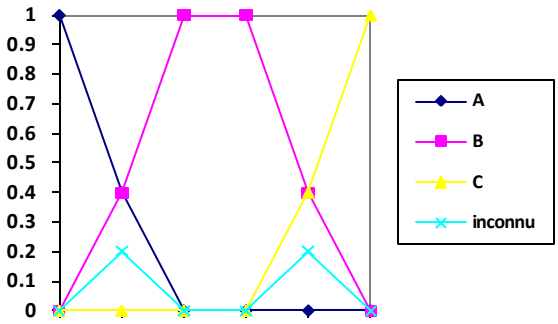

Figure 26 : la valeur floue représente la difficulté de choisir entre deux valeurs sémantiques.

- les experts ne définissent pas l'ensemble des valeurs d'un intervalle : les valeurs non renseignées sont complétées par la valeur inconnue. Nous pouvons le voir dans la Figure 27 : sur une bonne partie de l'intervalle, ni la valeur A, ni la valeur C n'ont de sens. La valeur inconnue comble donc le manque.

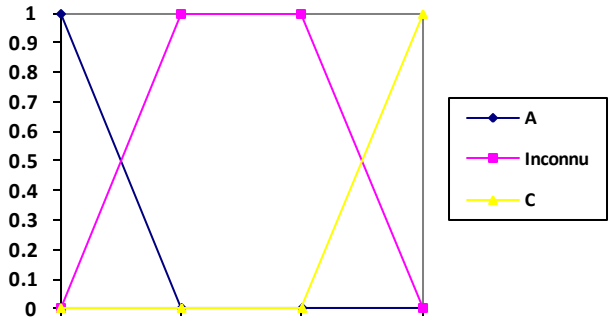

Figure 27 : la valeur inconnue représente l'absence de connaissance au sein d'un intervalle.

5.3. Créations des sous modules du rôle NDM

5.3.1. Création de la base de patrons

La base de patrons constitue l'ensemble des situations prototypiques connues, c'est-à-dire l'ensemble des situations identifiées par leurs indices critiques, une décision d'action associée et les valeurs de critères de décision.

La difficulté de la création de cette base vient de l'association des données reçues et leur séparation au sein de différents patrons. Cette étape nous permet notamment de supprimer les patrons redondants et d'assurer la cohérence de la base dans son ensemble.

La suppression des patrons redondants s'effectue par une combinaison des critères de décisions pour les situations identiques (ou très proches) en termes d'indices et de décisions d'actions, par une association des décisions d'actions pour les patrons ayant les mêmes indices et des critères similaires (l'une ou l'autre des décisions d'actions peut être choisie : voir Figure 28). Les patrons ne doivent être supprimés que si la situation est univoque aux

yeux des experts. Il est important d'effectuer cette vérification car le nombre de patrons a son importance lors de l'appariement de patrons.

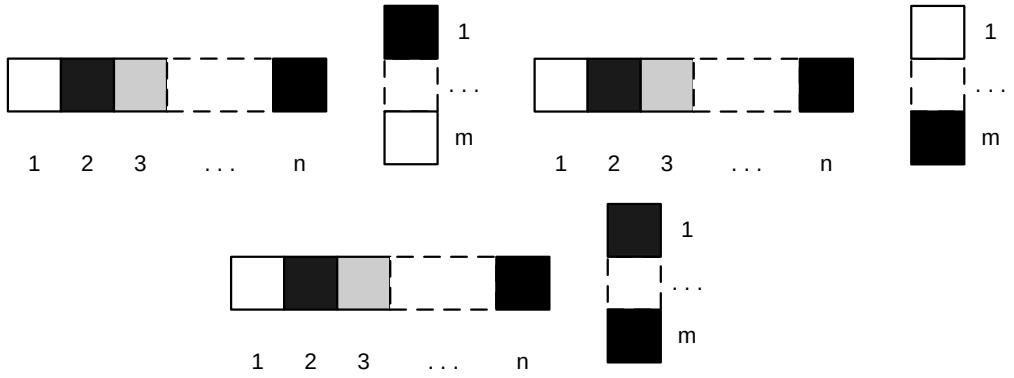

Figure 28 : suppression de patrons redondants dans la base.

Il faut noter, en effet, que le nombre de patrons a une importance pour la pertinence des choix observés en simulation. Pour éviter les décisions incohérentes, le seuil de reconnaissance d'un patron est à adapter à ce nombre de patrons mais aussi au nombre d'indices qui le composent. Nous ne précisons pas de valeurs pour ce seuil de reconnaissance, car ilpeut varier selon le domaine d'expertise étudié. Ainsi certains domaines nécessitent de connaître parfaitement chaque élément de la situation pour prendre une décision, d'autres peuvent en ignorer un ou deux. Ceci dépend en fait de la pertinence des indices utilisés pour la reconnaissance d'une situation : si la tâche est plus intuitive, les indices utilisés peuvent avoir une faible pertinence pour l'identification de la situation. Pour une tâche plus analytique, les indices utilisés vont être plus pertinents et nécessiter d'être tous utilisés (Gustafsson, 2006).

5.3.2. Création du module de perception

Lors de la création du module de perception, il est nécessaire de connaître les différents éléments présents en situation ainsi que les moyens qui permettent à l'opérateur de les percevoir. Le cas le plus simple est celui où les informations sont transmises à l'expert par le biais de capteurs et affichées sur les interfaces de son véhicule.

Le module de perception est associé à un paramètre *capteur* qui spécifie les types d'outils utilisés pour la récupération des informations. Chaque valeur du paramètre est associée à une fonction de perception. Cette fonction récupère l'ensemble des données qui lui sont associées, les modifie en fonction du bruitage provenant de l'environnement (météo, visibilité, bruit…) et de la précision des outils à bord.

Ensuite le module crée une représentation mentale de la situation courante, qui se compose d'un ensemble d'indices critiques, obtenus après application des fonctions floues développées dans le point 2.

5.3.3. Création du module d'appariement

Les connaissances liées au module d'appariement s'apparente à un dictionnaire : il contient toutes les informations nécessaires à la gestion des indices critiques. Le module d'appariement peut accéder aux valeurs numériques associées aux valeurs sémantiques pour effectuer des calculs de distances sémantiques entre les patrons et la situation courante (voir Figure 29).

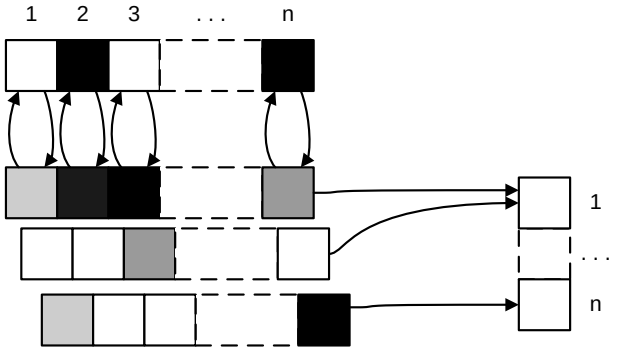

Figure 29 : appariement de patrons

Lors de la création de ce module, il faut enfin ajouter les différentes règles inter-indices qu'utilisent les experts. Nous avons vu lors de la présentation de ce module qu'un paramètre A_{ij} permettait de représenter les liens entre les indices. Ces liens représentent le fait que la reconnaissance d'un patron possédant une combinaison particulière de deux indices critiques de la situation peut être plus pertinente qu'une reconnaissance d'un patron avec un plus grand nombre de valeurs d'indices critiques proches : en clair ces liens représentent les *cas particuliers*.

Le module d'appariement transmet au module de décision les patrons proches.

5.3.4. Création du module de prise de décision par critères

Enfin, le module de prise de décision par critères doit choisir un patron sur un ou plusieurs critères. Pour la construction de ce module, il faut utiliser les critères identifiés préalablement et paramétrer un algorithme de décision.

Plusieurs algorithmes sont possibles sous CogTRANS : choix sur critères unique ou multiples, choix sur critère unique ou multiple avec pondération de la distance sémantique à la situation courante.

Enfin, ce module peut être utilisé pour produire des comportements aléatoires. Les sommes obtenues par les algorithmes ci-dessus permettent alors de poser une probabilité de sélection du patron.

6. Conclusion

Ce chapitre a présenté le modèle CogTRANS et plus particulièrement DBP, intégré au sein d'un SMA basé sur le paradigme Agent Groupe Rôle. De plus ce chapitre a détaillé - dans ses différentes sections - les représentations des connaissances utilisées et les sous modules composant DBP. Enfin la démarche de conception du modèle DBP a été exposée en différentes étapes.

La Figure 30 présente le fonctionnement global de l'architecture CogTRANS et plus particulièrement de DBP. La partie bleue présente les modules externes de DBP : ceux-ci assurent l'interface entre l'environnement et le modèle cognitif. Les classes en orange représentent les modules internes de la prise de décision qui ont été présentés au cours de ce chapitre.

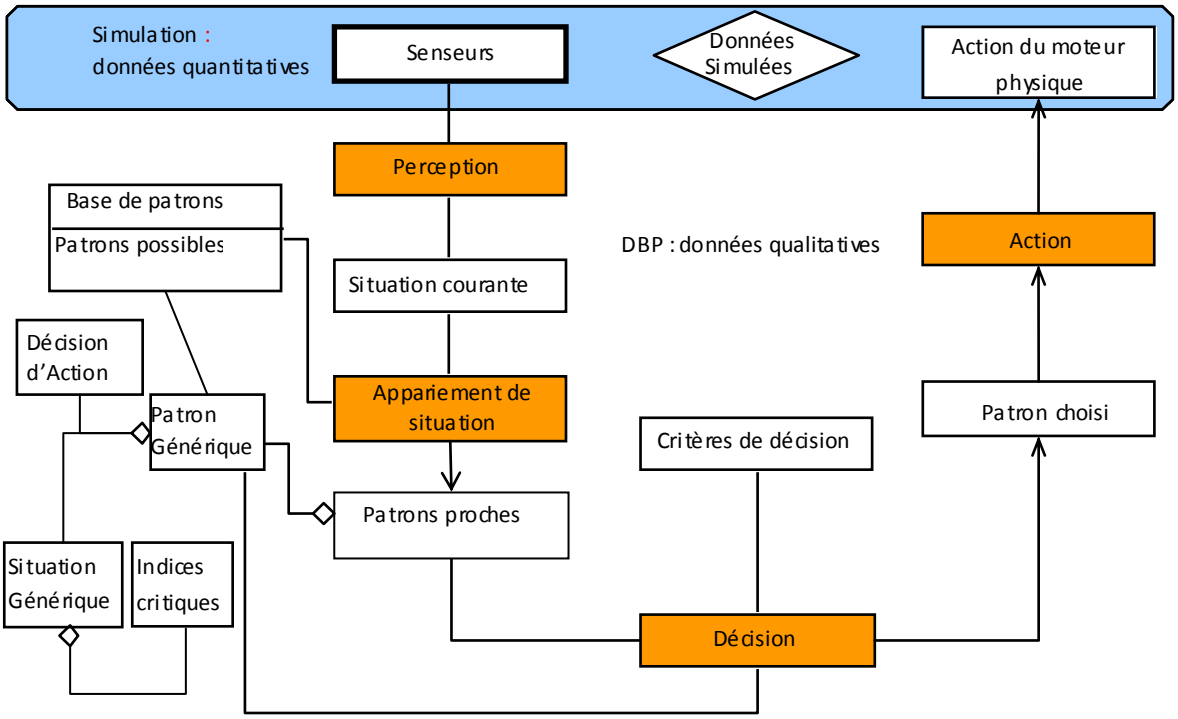

Figure 30 : diagramme général du module DBP

Nous avons cherché à adapter un mode de prise de décision hérité de la psychologie (le Naturalistic Decision Making) à un SMA à base de rôles. Puisqu'un agent évolue dans un environnement normé et quantifié, nous avons présenté - pour chaque étape - les différents outils permettant de manipuler des informations qualitatives au sein de DBP, et d'effectuer leur traduction en informations quantitatives, et inversement.

L'utilisation d'un méta modèle AGR permet de proposer un modèle de la prise de décision pouvant s'intégrer à tout modèle agent existant.

L'intérêt de ces rôles est de permettre l'intégration simple et efficace de comportements réalistes d'experts au sein de systèmes multi-agent en faisant intervenir des compétences humaines à un niveau micro. Le modèle de prise de décision RPD permet de reproduire d'une manière réaliste les états internes de l'agent, tout en étant assez souple pour permettre d'introduire des concepts de simulation méso comme les profils d'agents. CogTRANS permet ainsi la simulation de quelques agents à quelques dizaines d'agents mais il ne prendra pas en compte les conséquences de leurs comportements au niveau macro (en termes d'émergence) et ne rentrera pas dans les détails de la simulation micro (comme l'apprentissage ou les temps de réponses de DBP).

Désormais, il convient d'éprouver CogTRANS en le confrontant à des situations réelles pour évaluer les capacités effectives de ses agents. Le chapitre 4 présente donc l'implémentation du modèle de prise de décision à base de patrons au sein de CogTRANS et s'intéresse, plus particulièrement, à la reproduction des manoeuvres des ferries et des cargos dans le dispositif de séparation du trafic entre Calais et Douvres. Comme nous l'avons vu en introduction, l'anticollision dans une zone où le trafic est dense requiert un haut degré d'expertise de la part des officiers chefs de quart. Une simulation réaliste de cette activité peut donc apporter des réponses intéressantes quant à la validité de notre modèle.

Chapitre 4 : Validation du modèle DBP : intégration de la prise de décision d'experts au sein de CogTRANS. Application au trafic maritime.

1. Introduction

Ce chapitre présente l'intégration de DBP au sein de CogTRANS pour la simulation des comportements d'anticollisions en mer.

La première partie de ce chapitre présente les liens entre DBP et la simulation. Une seconde partie introduit les résultats des simulations et présente les différents résultats obtenus. Ces derniers ont été présenté à ISA 2009 (Le Pors et al., 2009).

1.1. Avant-propos

Le chapitre précédent a présenté le système de prise de décision à base de patrons (DBP) d'un point de vue théorique. Il est basé sur la reconnaissance de patrons de situations et intégré au sein d'un méta modèle Agent Groupe Rôle. Il nécessite d'être validé : nous avons choisi, pour cela, de l'appliquer à la simulation du comportement des chefs de quarts des ferries et des cargos dans le dispositif de séparation du trafic situé entre Calais et Douvres. La thématique du trafic maritime s'est imposée pour deux raisons ; premièrement, la plateforme TRANS nous est familière ; deuxièmement, nous disposons d'une étude (Chauvin & Lardjane, 2008) analysant la prise de décision en mer en termes de NDM. Enfin, peu d'études ont porté sur l'étude de l'évitement de collision au sein du trafic maritime à la différence du trafic aérien ou routier, et parmi les études existantes, aucune n'a été réalisée à

l'aide d'un système de prise de décision intégrant la prise de décision naturelle. La figure 31 présente un aperçu du simulateur CogTRANS. L'ensemble des simulations ont été effectuées à l'aide de cette interface graphique. Sur la figure, une situation de croisement entre un ferry (entouré d'un cercle noir plein) et un petit cargo (entouré d'un cercle noir vide) peut être observée : les deux navires entourés de zones viennent de s'éviter : ces zones peuvent être affichées sous le simulateur pour faciliter la reconnaissance des distances autour des navires mais elles ne sont pas utilisées en soit par les agents. Deux autres navires en simulation sont présents mais n'utilisent pas DBP, ce qui se traduit graphiquement par une absence de zone autour d'eux.

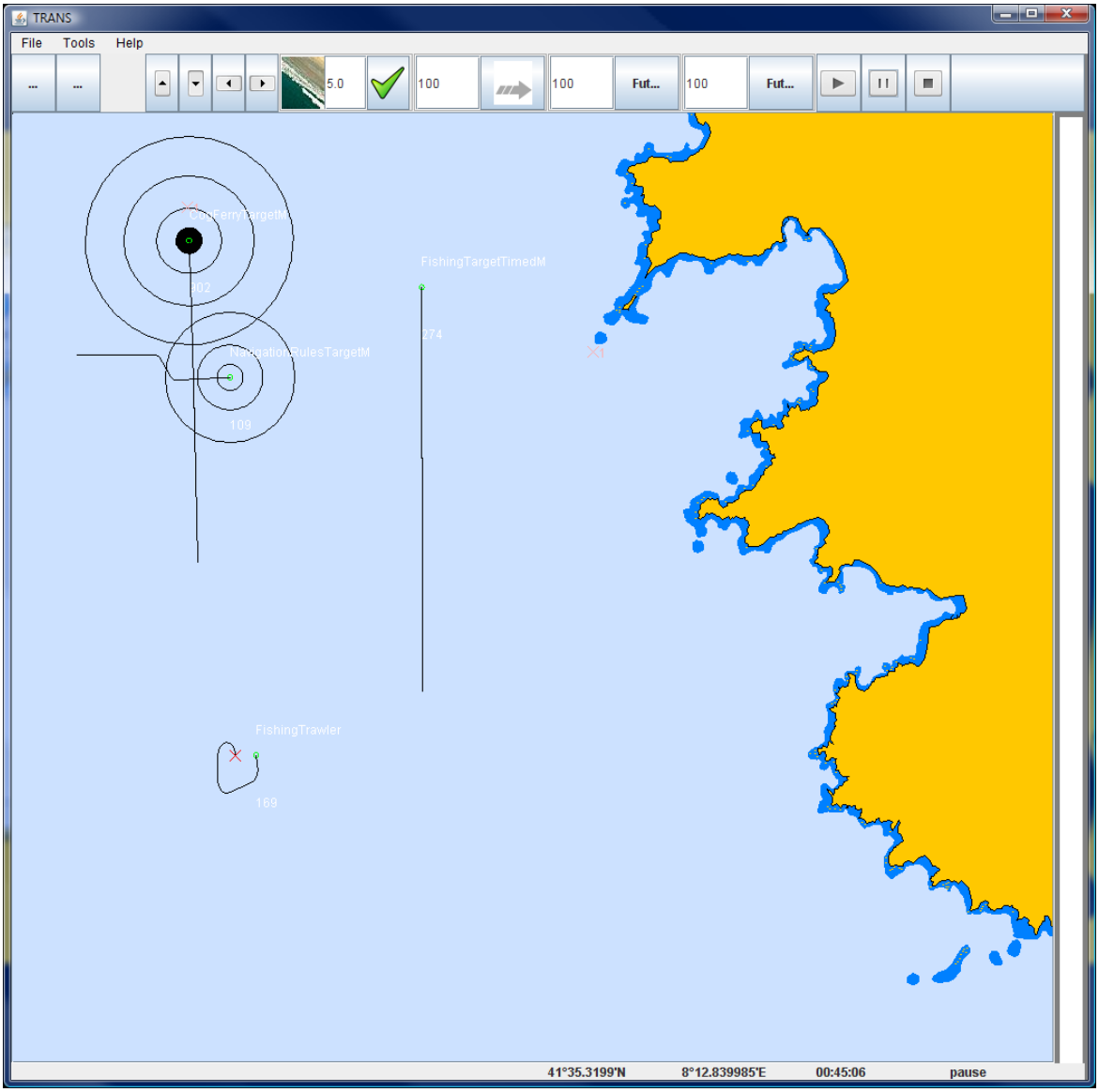

Figure 31 : Vue d'ensemble du simulateur CogTRANS

L'interface permet de faire apparaitre différents éléments géographiques (lignes de fonds, éléments remarquables, zones de navigation). Les positions des navires peuvent être enregistrées et rejouées. Finalement, le temps de la simulation est différent du temps physique : un facteur d'accélération autorise une accélération de la simulation.

1.2. Précisions sur l'implémentation de CogTRANS

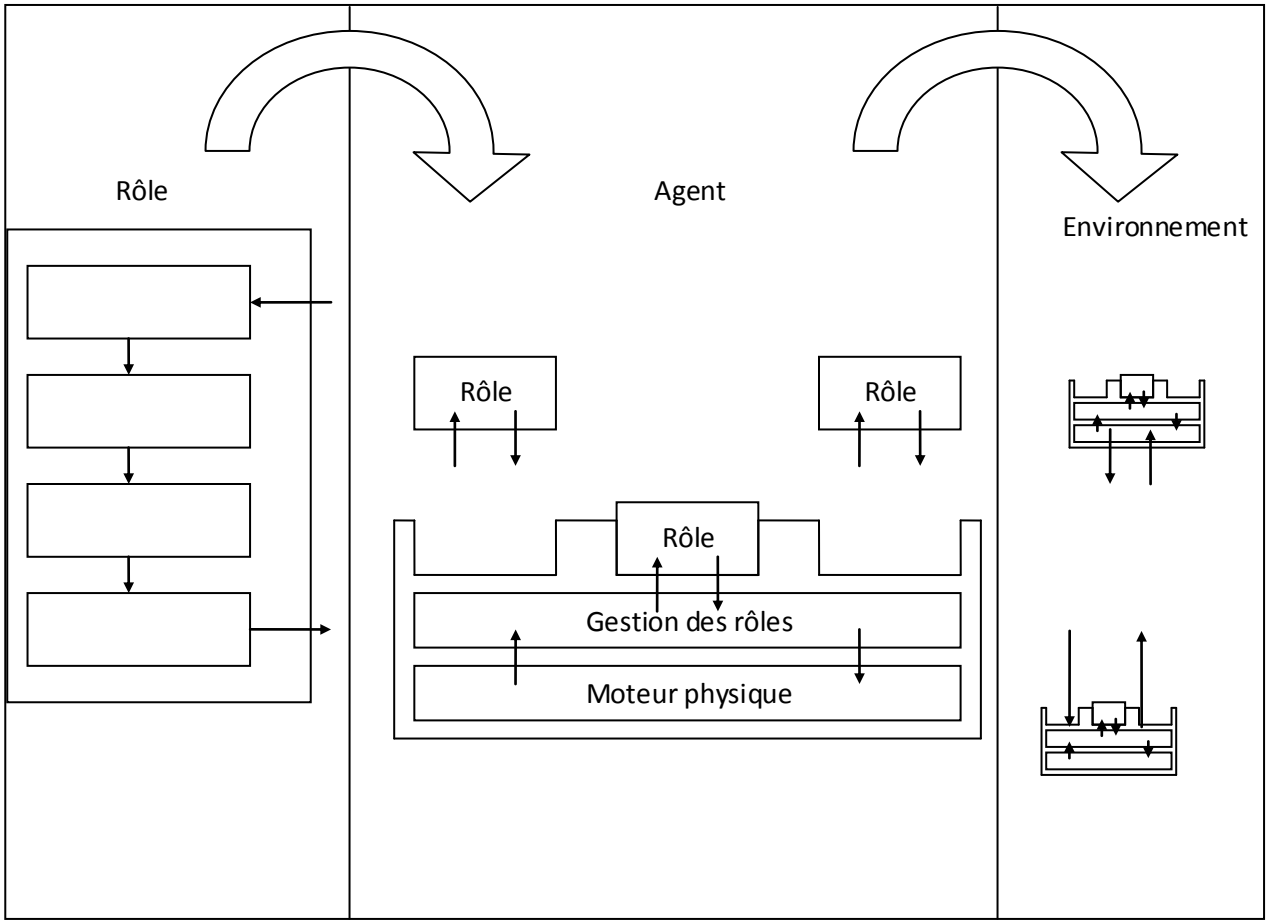

Figure 32 : Les trois niveaux de conception d'un système agent à base de rôles.

La figure 32 présente les différents niveaux à prendre en compte pour la conception d'un simulateur basé sur les agents DBP :

- le niveau interne à l'agent où sont spécifiées les variables linguistiques des indices pertinents, leurs valeurs sémantiques associées ainsi que les valeurs des critères correspondant à chaque patron ;
- le niveau intermédiaire de la gestion des rôles où ceux-ci sont organisés de façon à éviter les interférences avec les autres rôles ;
- et le niveau des relations avec l'environnement où sont spécifiées les informations reçues par l'agent et explicitée l'implémentation des actions au sein de l'environnement.

Le chapitre précédent a présenté le rôle DBP et son intégration à l'agent ; la section suivante présente les liens entre DBP et l'environnement simulé sous CogTRANS.

2. CogTRANS, un système organisationnel

2.1. Le système organisationnel Agent Groupe Rôle de CogTRANS

CogTRANS est basé sur un méta modèle agent groupe rôle. Chaque rôle est composé d'un ensemble de propriétés à un niveau méta permettant de catégoriser les différents conflits pouvant émerger entre les rôles. Ainsi, si un agent se voit attribuer deux types de prises de décisions (par exemple pour l'évitement de collision et pour l'action de pêche), un ordre de priorité doit leur être associé.

Trois nouveaux rôles, plus un, ont été créés pour CogTRANS. Ces trois nouveaux rôles correspondent à l'utilisation d'un modèle de prise de décision naturelle : un pour les ferries, un autre pour les grands cargos un autre pour les petits cargos. Enfin un dernier rôle a été créé pour l'anticollision des marins pêcheurs ; nous le distinguons car il a été validé, partiellement, à l'aide d'une méthode spécifique.

Pour chacun des rôles créés, nous avons redéfini un ensemble de compatibilité avec les rôles existants. Le rôle « anticollision », précédemment défini dans TRANS, n'est plus utilisé dans les tests mais reste toutefois disponible. On peut notamment l'utiliser en simulation pour générer des comportements totalement déterminés par le règlement (et pour simuler les manœuvres des navires militaires[22] ayant pour chef de quart un individu n'ayant pas une totale expertise du domaine par exemple ou de tout type de navires pour lesquels les comportements des marins n'ont pas fait l'objet d'analyse fine). Les compatibilités et conciliabilités entre les rôles de CogTRANS ne sont pas détaillées ici et sont présentées dans l'Annexe C.

2.2. Interactions entre l'agent et l'environnement

Un rôle gère sous TRANS toutes les données qui transitent entre l'environnement physique et les capacités de réactions de l'agent : « NavigationRules ». Les interactions entre l'agent et l'environnement pour les rôles de prise de décision DBP sont gérées désormais par deux modules « *senseurs* » et « *manœuvre d'Evitement* ».

Comme le montre la figure 33, le rôle DBP créé utilise un module « senseurs ». Il est utilisé ici pour pouvoir être adapté aux besoins du programmeur : différentes capacités de perception peuvent être représentées selon les différents outils présents à bord du navire. Le module perception précise les différentes informations qui peuvent être prélevées[23].

[22] Le système de zones autour du navire, utilisé par TRANS est issu à l'origine du règlement international pour prévenir les abordages en mer, et plus particulièrement de l'interprétation qu'en donnent les militaires. Notons que DBP peut être utilisé pour redéfinir ce règlement.

[23] La simulation de la météo peut se faire par ce module en modifiant la façon dont les informations sont reçues par l'agent. Ceci n'a pas été implémenté dans la version actuelle de CogTRANS.

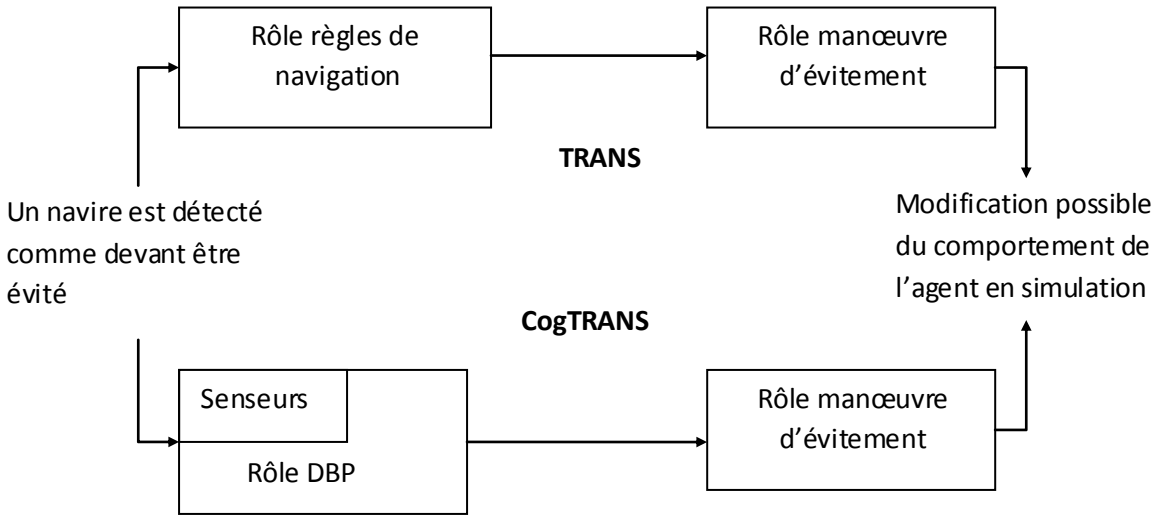

Figure 33 : interactions avec l'environnement sous TRANS et CogTRANS.

Le module « manœuvre d'évitement » est géré de la même façon que sous TRANS : le rôle de prise de décision active le *rôle* « manœuvre d'évitement ». Nous avons choisi de conserver les manœuvres d'évitements sous la forme de rôle, considérant que l'évitement faisait appel à une autre fonction de l'agent. Ces deux modules sont présentés plus en détail ci-dessous.

2.2.1. Senseurs

Plusieurs spécifications sont possibles au niveau des senseurs : navigation à vue, navigation avec radar ou navigation avec radar et ARPA. Ces spécifications permettent de déterminer la distance à laquelle les informations peuvent être récupérées par l'agent ainsi que les types des informations perçues.

La totalité des informations pertinentes est obtenue par observation de l'environnement : observation directe et/ou observation médiée par des instruments.

La navigation à vue a servi pour les tests avec les chalutiers.[24] Elle donne accès à des informations plus limitées que celles qui sont disponibles lorsque la veille visuelle est couplée à une veille radar. La plupart des informations prélevées visuellement sont également moins précises : les prendre en compte suppose donc d'utiliser la logique floue.

Un radar apporte une information précise sur la position relative de l'autre navire à un moment donné. Le calculateur ARPA* permet d'effectuer une série de calcul sur cette

[24] Les informations recueillies nous ont indiqué une préoccupation pour la prise en compte des dangers beaucoup plus faible en allant vers une zone de pêche ou en pêche. A certains moments une alarme permettait de signaler toute entrée dans une zone de 1000 yards (soit 914.4 m ou 0.494 Nm autour du navire).

position et réduit les temps de réaction des officiers de quart. Sont calculés ainsi : le Closest Point of Approach (CPA), le DCPA (Distance at the CPA), le TCPA (Time to CPA), la distance entre les navires ainsi que le cap et la vitesse de l'autre navire.

Notons que l'étude qui constitue notre référence - étude sur les manœuvres des cargos et des car-ferries dans le Pas de Calais (Chauvin & Lardjane, 2008) - s'intéresse aux manœuvres de navires équipés de radar ARPA. Notons également que toutes les manœuvres anticollision observées dans le cadre de cette étude ont été effectuées par beau temps et bonne visibilité[25], ce qui a permis aux officiers de coupler une veille visuelle et radar.

2.2.2. Manœuvre d'évitement

Les manœuvres d'évitement doivent prendre en compte de leur côté l'inertie et la vitesse du navire ; ces caractéristiques sont fortement dépendantes du type du navire qui entreprend une manœuvre. Il est intéressant de prendre en considération la manœuvrabilité des navires en simulation car il s'agit d'un élément essentiel pour le chef de quart : celui-ci adapte sa réaction aux propriétés de son navire, notamment à son vecteur de déplacement et au temps qu'il lui faut pour ralentir.

La manœuvre d'évitement comporte deux phases : une déviation de la route initiale, puis lorsque le danger est écarté, un retour vers cette route. [26] La première phase, l'évitement initial d'un autre navire, est contrôlée par le chef de quart du navire au moyen d'un changement de barre (par le biais d'un nouveau cap en degré) et/ou d'un changement de vitesse. Il faut noter, cependant, que les changements de vitesse sont rares, car ils sont difficilement perceptibles par les autres navires. La seconde partie de l'évitement de collision doit être déclenchée par un évènement particulier, indiquant que le cap peut être modifié car le navire antagoniste a été évité. Plusieurs évènements sont possibles : une augmentation du DCPA au delà d'un seuil admis, l'attente d'une durée d'évitement minimale (la durée que le navire doit effectuer avant de reprendre sa route), ou encore l'arrivée « au niveau » de l'autre navire.

Nos travaux n'ont pas porté sur cette seconde phase de l'évitement de collision et nous avons proposé la méthode qui nous semblait donner les résultats les plus crédibles en simulation, c'est-à-dire une évaluation régulière du DCPA et le retour sur la route initiale dès lors que la valeur seuil du DCPA est atteinte. Cette valeur du DCPA est renseignée par le rôle d'évitement de collision sélectionné et dépend donc de l'expertise de l'agent courant.

[25] Ce ne sont pas des informations négligeables, mais elles entrent la plupart du temps dans un degré d'erreur acceptable pour nos simulations. De plus la navigation aux outils permet de compenser au moins en partie la difficulté d'obtenir des informations dans l'environnement.

[26] Ces travaux ont donné lieu à deux projets d'élèves (Malini et Sarrazin, 2009) et (Chaperon et Leprince, 2009).

L'amplitude des manœuvres d'évitement est, le plus souvent, comprise dans un intervalle de 10° à 45° (19° en moyenne pour nos données). Les changements de vitesses (uniquement lors d'évitements de collisions à courte distance) sont de l'ordre de 10 nœuds.

Le retour sur la route peut reposer sur deux stratégies différentes : le retour sur la route théorique ou le réglage du cap sur le prochain point de passage (way point). Cette dernière stratégie consiste en une récupération du point de passage du navire précédemment calculé lors du calcul de route. L'autre méthode consiste à recréer un point de passage intermédiaire sur la précédente route prévue. Le retour sur la route est ainsi plus efficace pour éviter les obstacles qui pourraient apparaitre après un évitement de collision (et le changement de trajectoire et de position qui en ont résulté).

Cette section a présenté les liens entre le cas d'application et le module de prise de décision. La section suivante traite des étapes nécessaires à la création du rôle cognitif d'anticollision suivant le modèle DBP.

3. CogTRANS, un simulateur intégrant la prise de décision naturelle

Cette partie décrit plus particulièrement le système de prise de décision DBP appliqué à la simulation du trafic maritime. Une première section est consacrée à la construction des patrons de situations prototypiques utilisés pour les simulations de l'évitement entre ferries et cargos. Les sections suivantes présentent et analysent les résultats des simulations. Avant la conclusion, une dernière section traite de l'utilisation de CogTRANS pour décrire l'évitement de collisions chez les marins pêcheurs.

3.1. Construction de patrons de situations prototypiques

Différents ajouts ont été effectués pour la création de cette simulation. Ces modifications sont présentées sur la Figure 34 : les indices critiques, décisions d'actions et critères de décisions relatifs à nos applications ont été ajoutés au diagramme.

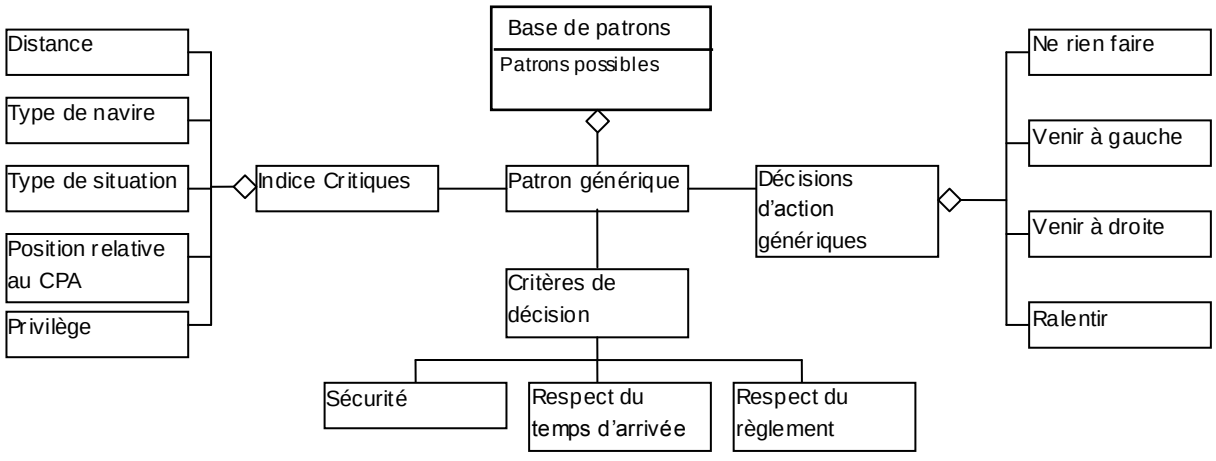

Figure 34 : Modèle de la base de patron de l'anticollision.

3.2. Indices critiques

Pour la réalisation de cette base, il a fallu identifier la façon dont les experts décrivaient les situations d'évitements de collisions : plusieurs ensembles de valeurs sémantiques possibles rattachées aux différentes variables linguistiques utilisées par ceux-ci ont été identifiés.

Les variables linguistiques (Vl_i) et leurs valeurs sémantiques associées sont présentées ci-dessous. Les fonctions floues qui leur sont associées sont représentées à la suite. Notons enfin que les fonctions floues utilisées sont basées sur des représentations trapézoïdales. L'ajout de la valeur « inconnu » dans les intervalles modifie parfois ces fonctions.

3.2.1. Liste des variables linguistiques utilisées :

La première variable linguistique présentée ici concerne la notion de distance. Plusieurs valeurs sémantiques lui sont rattachées :

- Vl_1 : distance actuelle entre les navires (voir Figure 35) :
  - 1: zone d'action d'urgence (très proche, moins de 0.8 mille marin (nm : Nautical mile en anglais)),
  - 2: zone d'action du navire privilégié (proche, autour de 1.5 nm),
  - 3: zone d'action du navire non privilégié (autour de 3 nm),
  - 4: zone hors du champ d'application de la règle (plus de 4 nm).

La zone d'action d'urgence est une zone très rarement utilisée par les marins, tandis que la zone hors du champ d'application de la règle est une zone qui semble utilisée principalement par les experts. Il semble donc qu'il s'agisse d'une des valeurs sémantiques supplémentaires qu'utilisent les experts pour prendre leurs décisions. Et de la même manière, il semble que cette valeur sémantique soit liée à l'observation d'un navire de petit gabarit. Les valeurs de ces distances correspondent aux informations recueillies auprès des marins et observées statistiquement. Pour les officiers de quart en passerelle de ferry, il est souhaitable d'entreprendre une manœuvre anticollision lorsque l'on se trouve entre 3 et 3.5 nm de l'autre navire. La moyenne des données obtenues nous confirme cette valeur. La zone qui se trouve en dehors du champ d'application de la règle est utilisée par les navires privilégiés qui ont manœuvré sans attendre l'action du navire non privilégié. D'après nos données cette zone se situe entre 3.8 nm et 5.5 nm. La distance de la zone d'action « urgence » est fixée aux limites de sécurité que les experts gardent autour de leur navire : elle est de l'ordre de 0.7 nm ou 0.8 nm. Enfin, la zone d'action du navire privilégié est déduite des autres zones (autour de 1.5 nm).

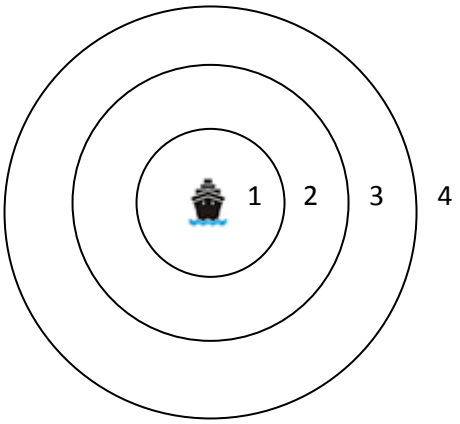

Figure 35 : distances utilisées pour la prise de décision en anticollision.

Le second indice critique est la position et la distance des navires au CPA (Closest Point of Approach : point où ils se situeront au plus près l'un de l'autre). Voici les valeurs sémantiques associées à cet indice :

- Vl_2 : position des navires au CPA :
  - croisement éloigné sur l'arrière (plus de 0.7 nm),
  - croisement sur l'arrière (autour de 0.4 nm),
  - collision (moins de 0.2 nm),
  - croisement sur l'avant (autour de 0.6 nm),
  - croisement éloigné sur l'avant (plus de 1 nm)

Passer devant ou derrière le navire antagoniste n'est pas équivalent : il est plus dangereux de passer devant et les officiers adoptent donc des distances de passage plus importantes lors d'un tel croisement.

La vitesse du navire est un indice essentiel de la prise de décision : elle permet d'identifier le type du navire antagoniste.

- Vl_3 : type de navires :
  - petit cargo (vitesse inférieure à 12 nœuds),
  - ferry ou grand cargo (vitesse supérieure à 18 nœuds)

Aucune information sur le type de l'autre navire ne pouvait être obtenue avant l'arrivée de l'AIS (Automatic Identification System). L'étude de référence a été réalisée avant l'introduction de l'AIS en passerelle des car-ferries. A cette époque, la reconnaissance du type de navire se faisait soit à la vue, soit à partir de la vitesse du navire observé. La reconnaissance de la vitesse permet en effet de catégoriser les navires en petit et gros cargos et d'anticiper leurs actions : les navires les plus petits sont plus lents et ont tendance à

manœuvrer plus tard.[27]

Le quatrième indice critique utilisé est relatif au type de la situation d'anticollision ; trois valeurs sémantiques sont possibles :

- Vl_4 : type de situation d'anticollision:
  - face à face,
  - croisement,
  - rattrapage.

Les observations dont nous disposons concernent des situations de croisement, elles sont présentées plus précisément en annexe. Les situations de face à face nécessitent, quant à elles, une action des deux navires : les deux navires doivent venir à droite sauf si un des navires est privilégié du fait de sa faible manœuvrabilité ; dans ce cas, le navire non privilégié doit entreprendre seul une manœuvre à droite. Il peut être observé parfois qu'un navire vienne à gauche pour gagner du temps : cette situation est extrêmement dangereuse et est fortement déconseillée (Hollard, 1988 ; Nielsen & Petersen, 2001 ; Morel, 2002). Les situations de rattrapage posent un problème, car elles proposent deux manœuvres possibles pour le navire rattrapant et suscitent une incertitude supplémentaire. Ces situations ne sont toutefois pas étudiées par nos simulations, qui – comme nous l'avons précisé - utilisent un jeu de données basées sur des situations de croisement sans ambiguïté.

Le privilège a deux valeurs sémantiques.

Vl_5 : privilège en situation de croisement:

- navire privilégié (mon navire : si situation de dépassement et relèvement indique un navire à l'avant, si le relèvement indique approximativement un angle entre $\pi/4$ et $3\pi/4$)
- navire non privilégié (mon navire : si situation de dépassement et relèvement indique un navire à l'arrière (approximativement entre $3\pi/4$ et $5\pi/4$) ou si le relèvement indique approximativement un angle entre $5\pi/4$ et $7\pi/4$

Le privilège n'est pas utilisé pour les situations de face à face car une seule action est autorisée pour les deux navires.

[27] On peut mettre ces affirmations avec les résultats de (Malini & Sarrazin, 2009) : les chalutiers ont tendance à manœuvrer tard par rapport aux ferries. D'après les entretiens, ce n'est pas qu'ils considèrent qu'ils sont privilégiés mais plutôt qu'ils se représentent les distances des zones d'évitements comme plus petites.

3.2.2. Présentation des fonctions floues associées aux variables linguistiques

Les sous ensembles flous associés à la variable linguistique « type de situation d'anticollision » et « privilège » sont présentés sur la Figure 36. Notons à nouveau que la variable linguistique « type de situation d'anticollision » n'évolue pas de manière très significative dans les situations étudiées et simulées dans le premier jeu de données. Les situations rencontrées sont de claires situations de croisement entre un ferry et un cargo venant indifféremment de droite ou de gauche. Dans quelques cas toutefois, il peut arriver que cette situation ne soit pas clairement reconnue en simulation et soit plutôt identifiée par la valeur sémantique « inconnu ». Nous pensons que cette variable linguistique, qui a une grande importance pour déterminer le jeu de règle à utiliser, doit être représentée au sein de nos simulations pour permettre par la suite d'ajouter de situations de face à face et de rattrapage sans qu'il soit nécessaire de modifier le processus d'appariement de situations lors des calculs de distances sémantiques.

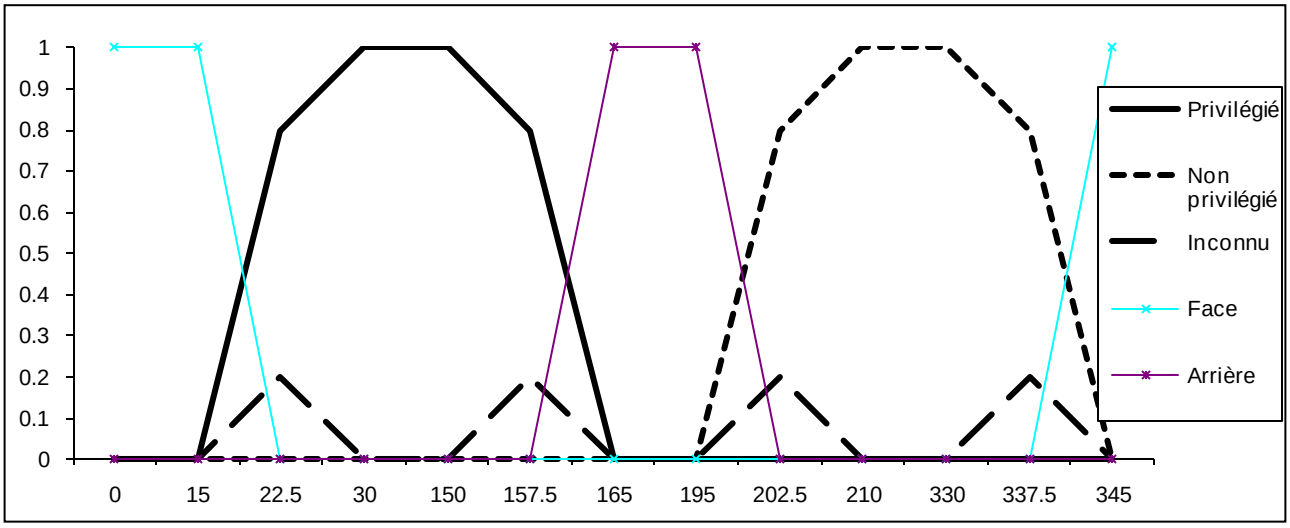

Figure 36 : Evolution de la variable linguistique « privilège selon le relèvement exprimé en degré». Le privilège en situation de croisement est extrait de cette figure.

La variable linguistique « type de navire » (voir Figure 37) est particulière. Elle a été créée sur la base des informations recueillies auprès des officiers de quart en passerelle de car-ferries ; ces experts expliquent, en effet, qu'ils infèrent le type des navires à partir de leur vitesse ; information qui est donnée par le calculateur ARPA. On peut penser que la définition de cette variable est propre à une zone donnée et au trafic qui la caractérise. Nous avons considéré que les agents cargo, possédant aussi un radar et un ARPA et entrant dans une zone où le trafic est important et varié, utilisaient ce même genre de reconnaissance des navires. Nous considérons que la sémantique utilisée par les agents de type « grand cargo » est la même que celle qu'utilisent les agents du groupe « ferry », parce que ces navires effectuent des manœuvres comparables (précoces et le plus souvent conformes au règlement).

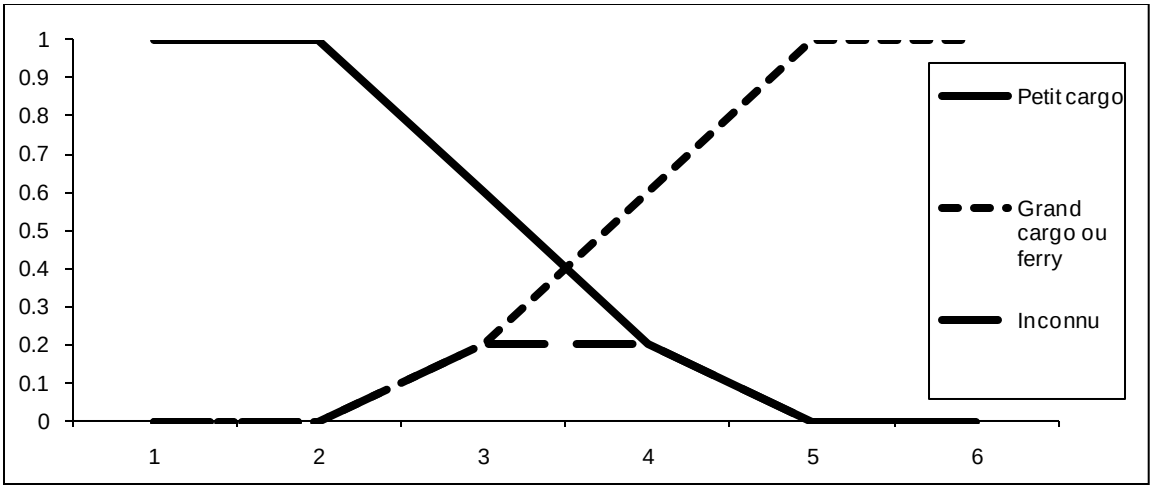

Figure 37 : Evolution de la variable linguistique « type de navire » en fonction de la vitesse.

La distance entre les navires est représentée par des zones autour du navire courant qui sont directement extraites du règlement (pour les trois premières).

Le règlement signale que :

*« **Règle 16***

Manœuvre du navire non privilégié :

Tout navire qui est tenu de s'écarter de la route d'un autre navire doit, autant que possible, manœuvrer de bonne heure et franchement de manière à s'écarter largement. »

Nous nommons cette zone : zone d'action du navire non privilégié (une manœuvre par l'arrière est ici recommandée).

Ensuite, la règle 17 présente les autres zones :

« Règle 17

Manœuvre du navire privilégié :

i) *Lorsqu'un navire est tenu de s'écarter de la route d'un autre navire, cet autre navire doit maintenir son cap et sa vitesse.*

ii) Néanmoins, ce dernier peut manœuvrer, afin d'éviter l'abordage par sa seule manœuvre, aussitôt qu'il lui parait évident que le navire qui est dans l'obligation de s'écarter de sa route n'effectue pas la manœuvre appropriée prescrite par les présentes Règles. (…)»

Cette seconde zone est nommée « zone d'action du navire privilégié ». Cette zone se situe plus près du navire courant.

Enfin, une troisième zone est définie : appelée « zone d'urgence », chaque navire doit tenter d'éviter l'autre. Cette zone représente le fait qu'à très courte distance, les deux navires doivent tenter d'éviter à tout pris l'autre navire.

Il est intéressant de noter que le règlement ne donne pas d'informations sur ces distances, sur des DCPA ou sur des temps qui permettraient de déterminer ces zones. Les marins ont donc tendance à les définir d'après leur propre expérience. Les marins parlent notamment d'une distance de 3 à 3.5 nm pour l'évitement (Chauvin & Lardjane, 2008). C'est la distance que nous avons choisi pour définir la zone d'action du navire non privilégié. La zone d'urgence se trouve aux limites acceptables du DCPA pour un chef de quart de ferry lors d'un évitement soit, 0.7 à 0.8 nm. La zone d'action du navire privilégié a été positionnée en conséquence entre ces deux valeurs. Les actions de navires ont été observées à une distance de 1 mille nautique au plus proche.

Il est enfin important de noter une quatrième zone utilisée par les marins les plus expérimentés : une zone d'action qui se trouve « hors du champ d'action du règlement » ; une zone où le marin considère qu'il est assez loin pour être hors du champ d'application de la règle. Il a perçu le navire mais ne se considère pas encore en situation d'anticollision. C'est pour cette raison, que nous nommons cette zone « hors du champ d'application des règles » ; les marins considèrent que tout type d'action est possible lorsque le navire est à cette distance. Cette zone est située entre 4 nm du navire et 5.5 nm. Les limites de cette zone sont fixées au vu des données sur les évitements réalisés par les navires privilégiés qui ont effectué leurs manœuvres précocement. Ces manœuvres ont été entreprises entre 3.8 nm pour la plus proche et 5.5 nm pour la plus précoce.

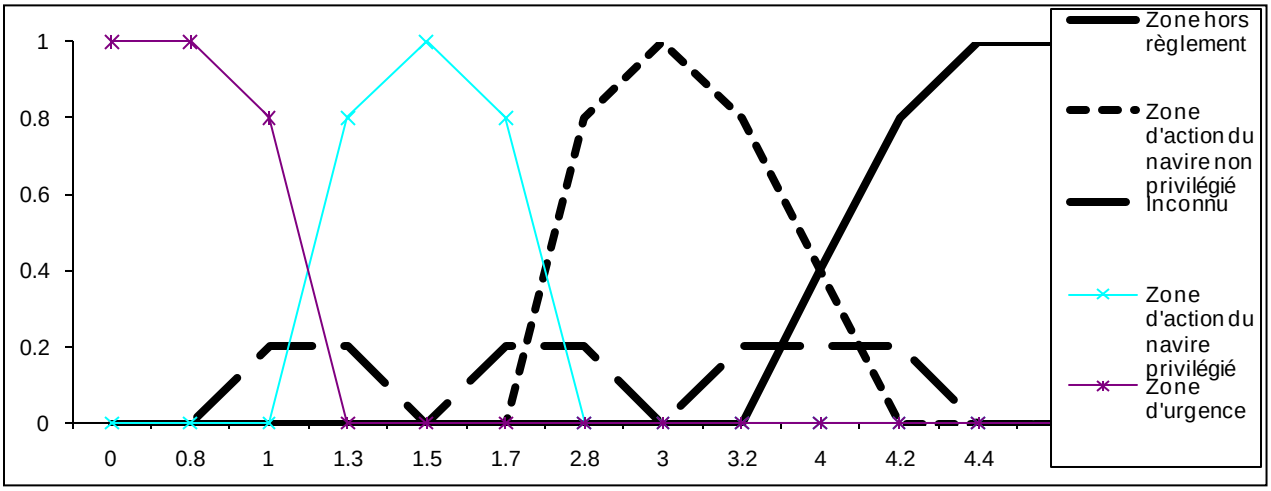

Figure 38 : Evolution de la variable linguistique « distance entre les navire ». La valeur inconnue est possible à l'intersection des différentes zones.

Le dernier critère présenté ici - « position au croisement des navires » - est présenté sur la Figure 39. Ce critère nécessite une précision importante : la distance au CPA est un critère principal pour déterminer une situation d'anticollision. Un DCPA élevé ne provoquera pas d'évitement de collision, une distance « en collision » provoquera principalement des

réactions proches de celles dictées par le règlement et les situations devant (croisement sur l'avant) ou derrière (croisement sur l'arrière) n'auront une incidence sur le choix de l'action que lorsque le DCPA est compris entre 0.2 et 0.7 nm.

En simulation, nous pouvons ainsi utiliser deux méthodes pour l'identification des situations d'anticollision : éliminer les situations où le DCPA est trop élevé, ou bien les évaluer comme les autres ; dans ce dernier cas, le poids des situations caractérisées par un DCPA élevé devra être assez faible pour ne pas interagir avec les autres patrons de situations prototypiques connus.

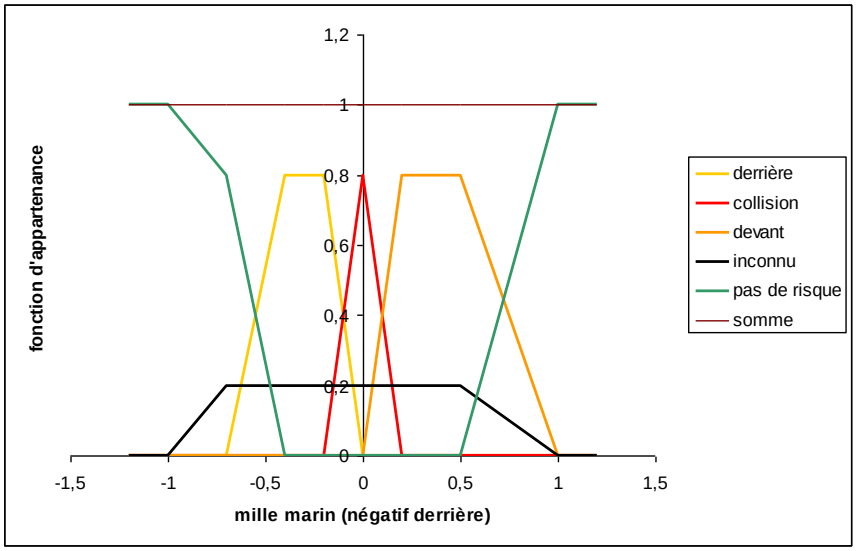

Figure 39 : Evolution de la variable linguistique « position au croisement des navires ».

3.3. Décisions d'actions

Les indices critiques forment, avec les décisions d'actions, les patrons de situations. Les différentes décisions possibles sont peu nombreuses mais, dans leur application, sont très variables : (c'est-à-dire qu'une décision « manœuvre à gauche » peut être effectuée avec différents angles de barre selon la vitesse et la distance qui sépare les navires au moment de la prise de décision) :

- Manœuvrer à bâbord,
- Manœuvrer à tribord,
- Ne rien faire,
- Ralentir.

Les modifications de vitesse des navires sont difficiles à observer sur les relevés des données radar recueillies auprès du CROSS Gris Nez et utilisés dans l'étude de référence. Il s'agit d'une manœuvre utilisée par les navires mais en second recours : lorsque les deux navires sont à des distances proches et/ ou qu'il s'agit de la seule action possible. En fait, cette manœuvre n'est pas considérée comme une manœuvre visible pour l'autre navire. En effet, la règle 8 du RIPAM indique :

a) *« Toute manœuvre entreprise pour éviter un abordage doit être conforme aux règles énoncées dans la présente partie et, si les circonstances le permettent, être exécutée franchement, largement à temps et conformément aux bons usages maritimes. »*
b) *« Tout changement de cap ou de vitesse, ou des deux à la fois, visant à éviter un abordage doit, si les circonstances le permettent, être assez important pour être immédiatement perçu par tout navire qui l'observe visuellement ou au radar; une succession de changements peu importants de cap ou de vitesse, ou des deux à la fois, est à éviter. »*
c) *« Si le navire a suffisamment de place, le changement de cap à lui seul peut être la manœuvre la plus efficace pour éviter de se trouver en situation très rapprochée à condition que cette manœuvre soit faite largement à temps, qu'elle soit franche et qu'elle n'aboutisse pas à une autre situation très rapprochée. »*

La décision d'action « ne rien faire » est bien une décision d'action : elle est associée d'abord au navire privilégié, puis si l'autre navire n'a pas pris de décision, au navire non-privilégié. Ne rien faire permet de signaler à l'autre navire que c'est à lui d'effectuer la manœuvre. Cette décision est principalement choisie face à des navires que l'expertise lie à une prise d'initiative probable (les navires de taille importante).

Les manœuvres à bâbord et tribord restent toutefois principalement utilisées par le navire qui doit effectuer la manœuvre d'évitement : le navire « non privilégié ».

3.4. Construction de la base de patrons

A partir des indices critiques de la situation, des décisions d'actions et des critères de décisions, la base de patrons peut être construite (voir Figure 40). La base de patrons est générée à partir de l'analyse des informations extraites des statistiques des évitements de collisions et des verbalisations des officiers chefs de quart observés en passerelle des car-ferries. En fait, les fonctions floues liées aux indices critiques sont construites en même temps que les patrons (pour permettre de connaitre la limite entre deux situations prototypiques et de déterminer si deux situations en sont en fait une par exemple). Ainsi, le patron n°6 ne découle pas de l'analyse des données recueillies sur le terrain, mais il a dû être créé pour régler les problèmes de prise de décision à courte distance. En effet, certains évitements par bâbord ont pu être observés dans des zones proches du navire (à 1.7 mille nautique au plus près). Ces actions réalisées clairement dans la zone d'application de la règle ne peuvent être modélisées que par l'ajout d'un nouveau patron. Ce comportement peut s'expliquer de deux manières différentes : soit les marins n'ont pas évoqué, au cours des entretiens, cette possibilité d'action à courte distance, soit les marins qui effectuent ces actions considèrent que le règlement doit être appliqué à plus courte distance que ce que nous avons défini. Dans les deux cas, ce patron a peu de chances d'être choisi. Dans le premier cas, le marin sait que l'action n'est pas très sûre et contraire au règlement et ne va donc pas la privilégier. Dans le second cas, seuls quelques marins effectuent cette manœuvre et se retrouvent en minorité par rapport à ceux qui ne l'effectuent pas. Dans notre modèle, cela se traduit toutefois par un choix : celui du premier cas. Cela nous montre une fois de plus que notre modèle est basé sur

l'expertise d'un ensemble d'experts et fonctionne comme une moyenne des expertises individuelles qui ont permis de le créer.

Pattern	Type of ship		Situation	Zone of ship presence				Give-way / Stand-on		Position in CPA			Action			
N°	Small	Big	Crossing	1	2	3	4	GW	SO	Ahead	Astern	Col	No	Port	Starb d	Slo w
1	■	■	■	■				■	■	■	■	■			■	■
2	■	■	■		■				■	■	■	■			■	
3	■	■	■		■			■		■	■	■	■			
4	■	■	■			■			■	■	■	■	■			
5	■	■	■			■		■		■	■	■			■	
6	■		■			■		■		■			■	■		
7	■	■	■				■	■		■	■	■	■			
8	■		■				■	■		■				■		
9	■		■				■	■			■		■			
10	■		■				■	■				■			■	
11	■	■	■				■		■	■	■	■	■			
12	■		■				■		■	■					■	
13	■		■				■		■		■		■	■		
14	■		■				■		■			■	■		■	

Figure 40 : Patrons formant la mémoire de situations prototypiques de l'agent ferry.

Une des dernières étapes de la réalisation du modèle est ensuite la détermination des critères modifiant les décisions des marins.

3.5. Décision par critères

Le paramétrage de ce module est nécessaire pour la prise en compte de différents comportements au sein de nos simulations. Le module d'anticollision de CogTRANS, c'est-à-dire les différents rôles créés pour l'évitement de collision, utilise trois critères :

- le respect du règlement,
- le respect de l'heure prévue d'arrivée,
- le contrôle de la situation.

Chaque agent peut avoir un profil qui va pondérer ses décisions en fonction de ces trois critères. Les valeurs des différents patrons pour les trois critères proposés sont résumées au sein du Tableau 3. Au sein de ce tableau ne sont présentées que trois valeurs (négatives, positives ou nulles : des valeurs positives élevées sont utilisées pour privilégier la sécurité de la manœuvre à courte distance lorsque le navire évite (les patrons 2 et 5 par exemple assurent la sécurité du navire). Des valeurs négatives élevées pour le critère « Respect du

Règlement » sont utilisées pour définir les patrons opposées au règlement (pour le patron 6 par exemple).

Tableau 3: critères de décision pour les patrons de situations utilisés. Les cases sont plus foncées lorsque le poids du critère est plus important.

	Respect du règlement	Respect du temps d'arrivée	Sécurité de la manœuvre
1			
2			
3			
4			
5			
6			
7			
8			
9			
10			
11			
12			
13			
14			

La valeur absolue des critères a moins d'importance que leur valeur relative. Nous avons choisi ici d'utiliser cinq valeurs : poids positif élevé, poids positif moyen, poids nul, poids moyen négatif et poids élevé négatif. Les poids élevés et faibles s'appliquent pour définir un critère qui va influer la décision. Les autres sont considérés comme neutres.

Pour uniformiser les critères, nous avons jugé qu'une action n'entraînant qu'une faible déviation de cap était associée à une valeur « neutre » pour le critère « respect de l'heure prévue d'arrivée ». Il s'agit, le plus souvent, d'un croisement sur l'arrière du navire antagoniste. Une trajectoire d'évitement qui fait passer par l'avant doit être de grande amplitude et est donc considérée comme ayant un poids négatif élevé en ce qui concerne ce critère. Ces manœuvres étant toutefois privilégiés pour le rattrapage de la route théorique du navire, le poids peut être considéré comme neutre. Un poids positif est lié au fait que le navire ne manœuvre pas.

Enfin, la sécurité dépend de deux facteurs : le fait que l'action est effectuée tôt (les actions en zone 4 sont sûres) et qu'elle a pour conséquence de passer derrière le navire antagoniste.

Par exemple, une décision de manœuvre d'anticollision prise alors que le navire est en dehors du champ d'application des règles (zone 4) correspondra à un poids moyen au regard du respect des règle, à un poids faible pour le respect de l'heure prévue d'arrivée (car une manœuvre est bien effectuée, mais cette manœuvre est cependant de moindre ampleur

qu'à plus faible distance) et un poids élevé pour ce qui est de la sécurité (car une action précoce permet de mieux contrôler la situation).

Une fois toutes ces étapes effectuées, différentes simulations de d'évitements de collision ont pu être réalisées. D'autres cas possibles sont présentés dans l'annexe B.

4. Première série de simulations

Prenons l'exemple d'une situation de croisement entre deux navires : le premier est un petit cargo faisant route de l'Est vers l'Ouest à une vitesse de 14 nœuds. Le second est un ferry faisant route du Sud vers le Nord, en route de collision avec le petit cargo à une vitesse de 19 nœuds. Leur DCPA est de 0.6 nm et le ferry a tendance à passer devant le petit cargo. Le ferry utilise la base de patrons présentée dans la Figure 40, tandis que le petit cargo utilise une base de patrons réduite (il ne manœuvre pas dans la zone située hors du champ d'application des règles). Le cas initial est présenté sur la Figure 41. Sur cette capture d'écran issue de CogTRANS, deux navires apparaissent : le petit cargo est à l'Ouest et est positionné au centre de plusieurs cercles représentant les distances approximatives *i*) d'entrée dans la zone d'action du navire non privilégié, *ii)* d'entrée dans la zone d'action du navire privilégié, *iii)* ainsi que la zone d'action d'urgence.

Le ferry est lui encerclé d'une zone supplémentaire, plus lointaine, représentant la zone d'action hors du champ d'application de la règle (située entre 5.5 nm et 4 nm). La zone d'urgence est colorée en noir pour mieux différencier les deux navires en simulation.

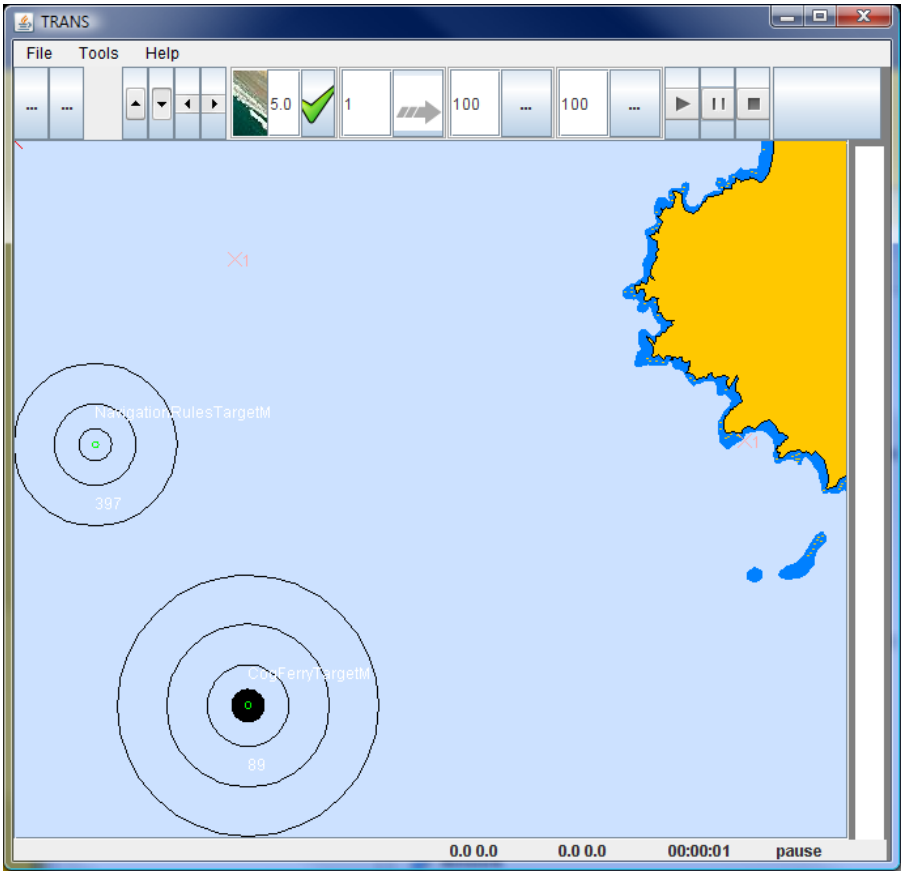

Figure 41 : configuration initiale de l'évitement de collision entre ferry et petit cargo.

4.1. Premier cas :

Quand la simulation démarre, les navires se déplacent (Figure 42). Leurs capteurs commencent à enregistrer les informations dès 10 milles nautiques (distance fixée de façon arbitraire). Les agents ne prennent pas encore de décision : les données (distances, angles, DCPA) sont prélevées uniquement dans le but d'identifier une situation de croisement. Sur la Figure 42 (figure de droite), les deux navires progressent jusqu'à atteindre la première zone. A chaque pas de simulation, le ferry a la possibilité de reconnaître qu'il entre dans cette zone. Une fois qu'il l'a reconnue, il prendra une décision (venir à bâbord, venir à tribord, ne rien faire).

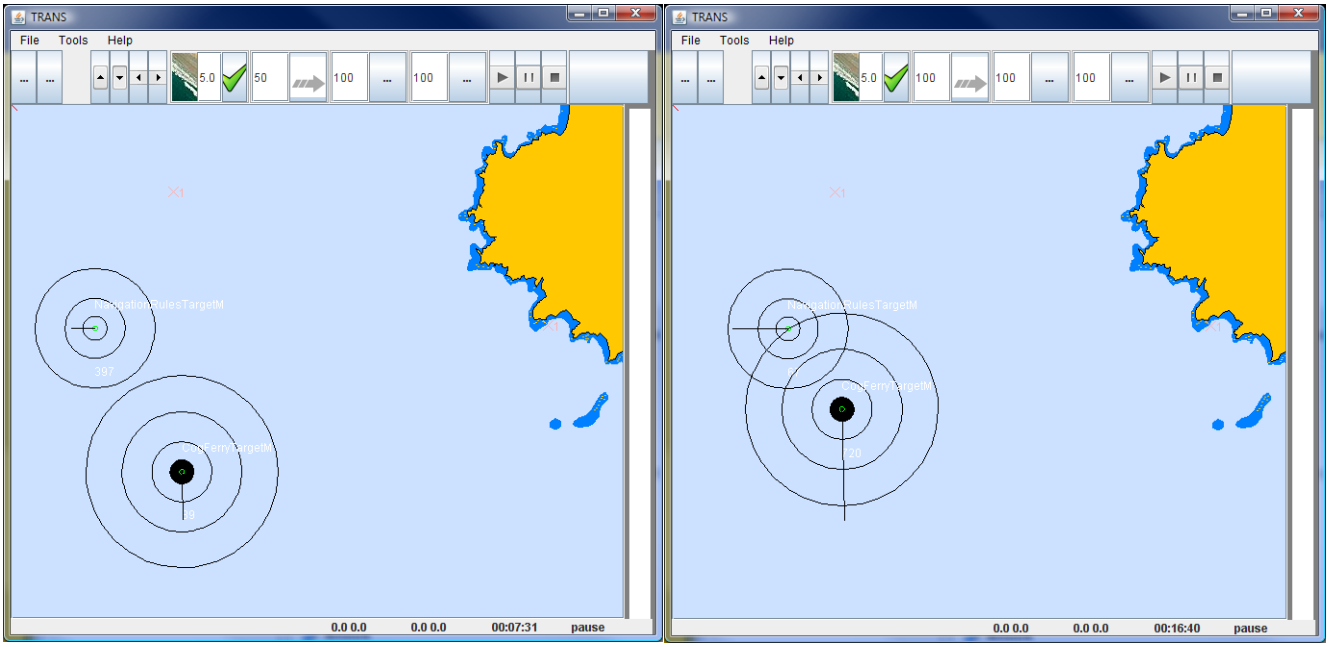

Figure 42 : les navires progressent et atteignent les environs de la zone d'action hors du champ du règlement.

En entrant dans la zone d'action hors du champ d'application de la règle, le ferry peut prendre une décision à tout moment entre 5.5 nm et 4 nm. Si le ferry décide de ne pas bouger, alors qu'il se trouve dans cette zone, la trajectoire du navire est maintenue jusqu'au moment où il franchit la zone d'action du navire non privilégié. C'est ce qui se passe sur la Figure 43. L'agent ferry prend la décision de ne pas bouger alors qu'il se trouve dans la première zone ; une autre décision pourra être prise dès qu'il aura identifié qu'il pénètre dans une nouvelle zone.

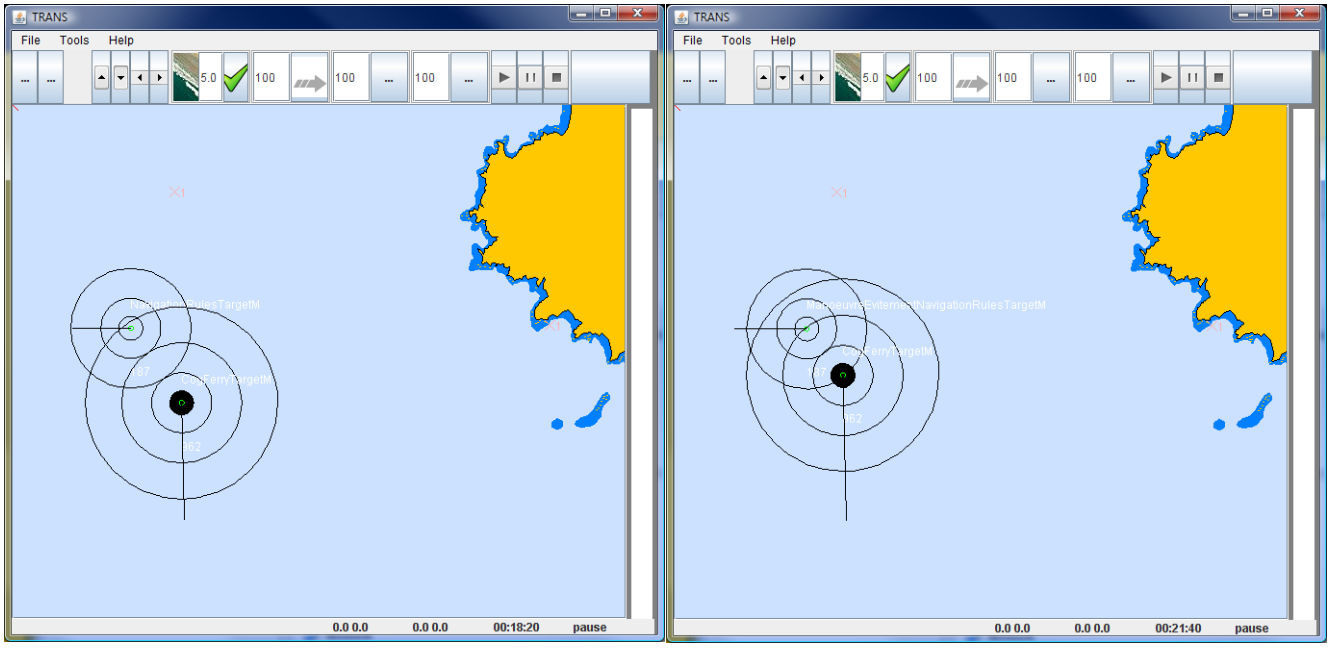

Figure 43 : le ferry prend la décision de ne pas éviter : les deux navires progressent jusqu'à la zone d'action du navire non privilégié.

L'agent ferry « choisit » donc, ici, de suivre le règlement. Il continue à percevoir les données de la simulation une fois qu'il se trouve dans la zone d'action du navire non privilégié. Il identifie alors la situation courante comme composée des valeurs sémantiques « zone d'action du navire non privilégié », « passage par l'avant », « privilégié ». La situation courante est évaluée : l'agent apparie la situation au patron 6. Il décide de ne rien faire pour se conformer au règlement. Sur la Figure 44, l'agent petit cargo prend la décision de manœuvrer en suivant le règlement : cette décision est prise dès qu'il pénètre dans la zone d'action du navire non privilégié. Il manœuvre. Puis, il revient sur sa route théorique (initialement définie par l'utilisateur).

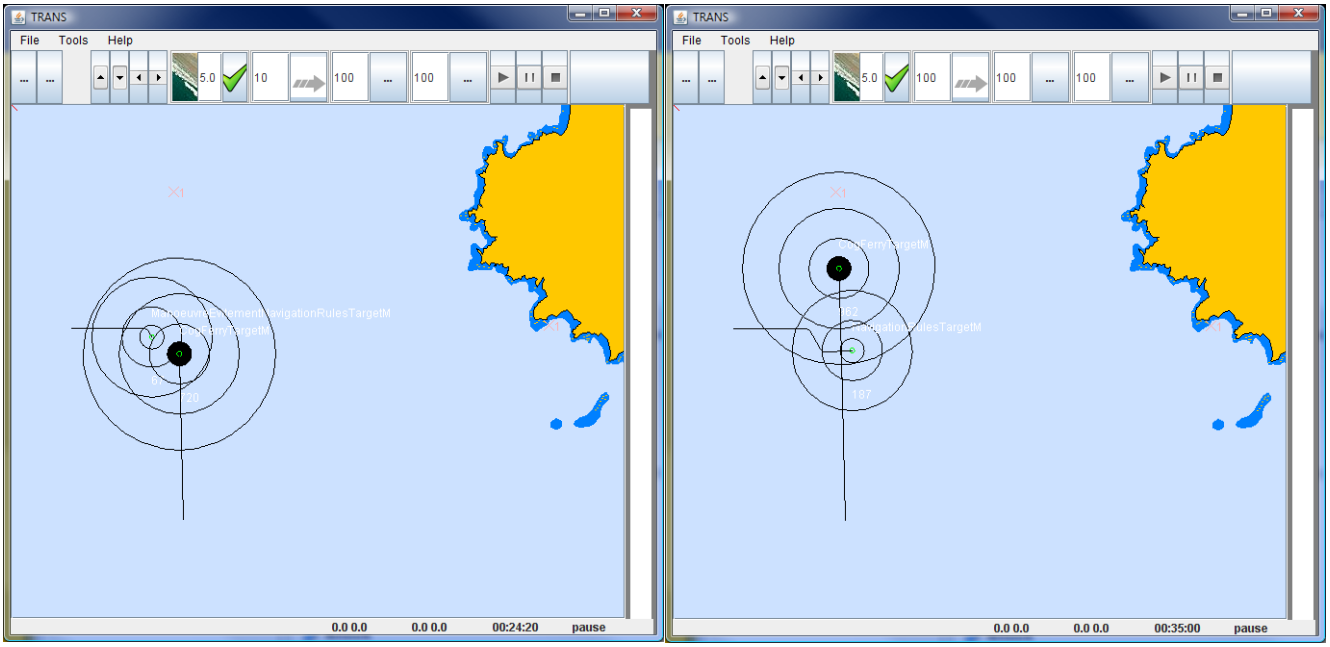

Figure 44 : l'agent petit cargo décide d'éviter, puis une fois le danger passé, il se dirige à nouveau vers sa destination..

En cas d'interprétation imparfaite d'un indice due à un aléa (l'indice distance par exemple), le ferry pourrait être amené à agir plus tôt, ou le petit cargo à agir plus tard. La décision pourrait ainsi être inversée. Notons toutefois qu'une fois qu'un des navires a effectué une manœuvre franche, l'autre reconnaît la manœuvre et ne peut plus prendre de décision d'évitement.

4.2. Deuxième cas :

Une fois la simulation lancée, le deuxième cas se déroule de manière identique à la situation précédemment présentée. Dans un premier temps, les deux navires se trouvent dans la zone d'action hors du champ d'application des règles. Ici l'agent ferry décide d'éviter le petit cargo par bâbord (Figure 45). Il utilise alors un des patrons couramment mis en œuvre par les experts (patron n°13) : le cargo est identifié – sur la base de sa vitesse – comme faisant partie de la catégorie des petits cargos. L'agent infère alors qu'il est probable qu'il ne manœuvrera pas et décide de prendre en charge la manœuvre. Ici, il est à nouveau intéressant de noter que l'agent ferry a choisi de venir à gauche pour satisfaire un critère de sécurité : il est plus sûr de croiser un mobile sur l'arrière plutôt que de passer devant lui. Notons qu'il a entrepris cette action bien que son DCPA s'établissait sur l'avant du petit cargo.

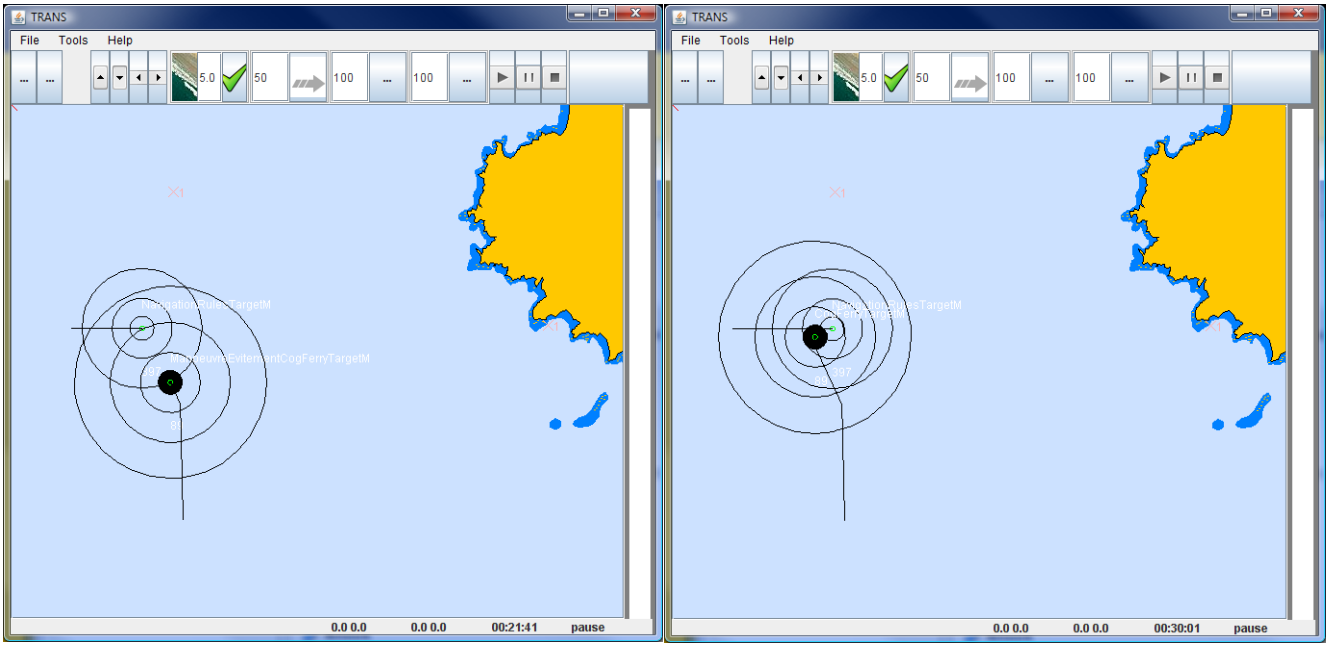

Figure 45 : le ferry prend la décision de manœuvrer alors qu'il se trouve en dehors du champ d'application de la règle : il passe derrière le cargo pour satisfaire le critère de « sécurité ».

Puis, comme précédemment, le ferry revient sur sa route et se dirige à nouveau vers son prochain point de passage (Figure 46).

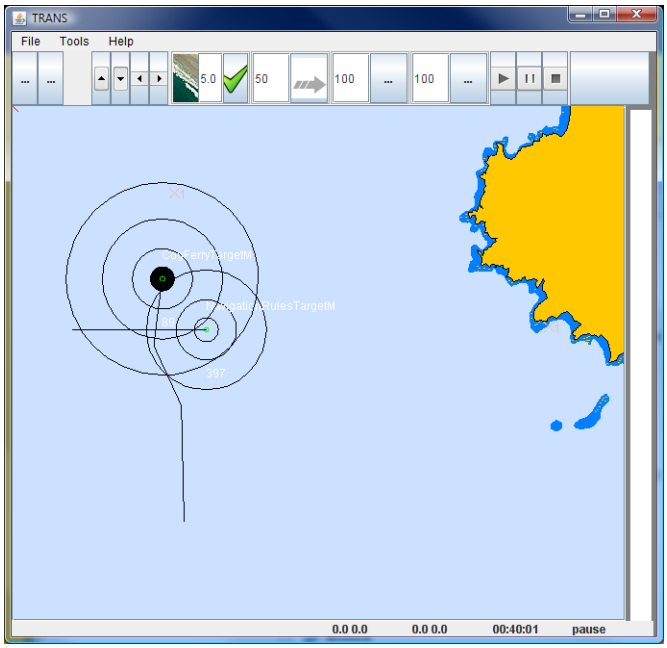

Figure 46 : Le ferry se dirige vers son prochain point de passage une fois l'évitement effectué.

4.3. Troisième cas :

Nous pouvons utiliser un algorithme privilégiant le critère « respect du règlement » pour jouer les deux simulations qui viennent d'être présentées. Toutefois, l'utilisation de profils d'agents permet à la simulation de prendre en compte des comportements particuliers et d'utiliser d'autres types de patrons de situations prototypiques.

Certains patrons ne seront choisis que si l'on utilise un profil associé au critère de respect de l'heure prévue d'arrivée. La Figure 47 présente la situation telle qu'elle peut évoluer lorsque l'on privilégie ainsi « la performance ». Dans ce cas, l'élément déterminant pour la prise de décision est le fait que le DCPA s'établit sur l'avant du navire antagoniste : croiser celui-ci par l'avant est moins coûteux en temps. Ce comportement concerne plus de 30% des manœuvres observées en situation réelle.

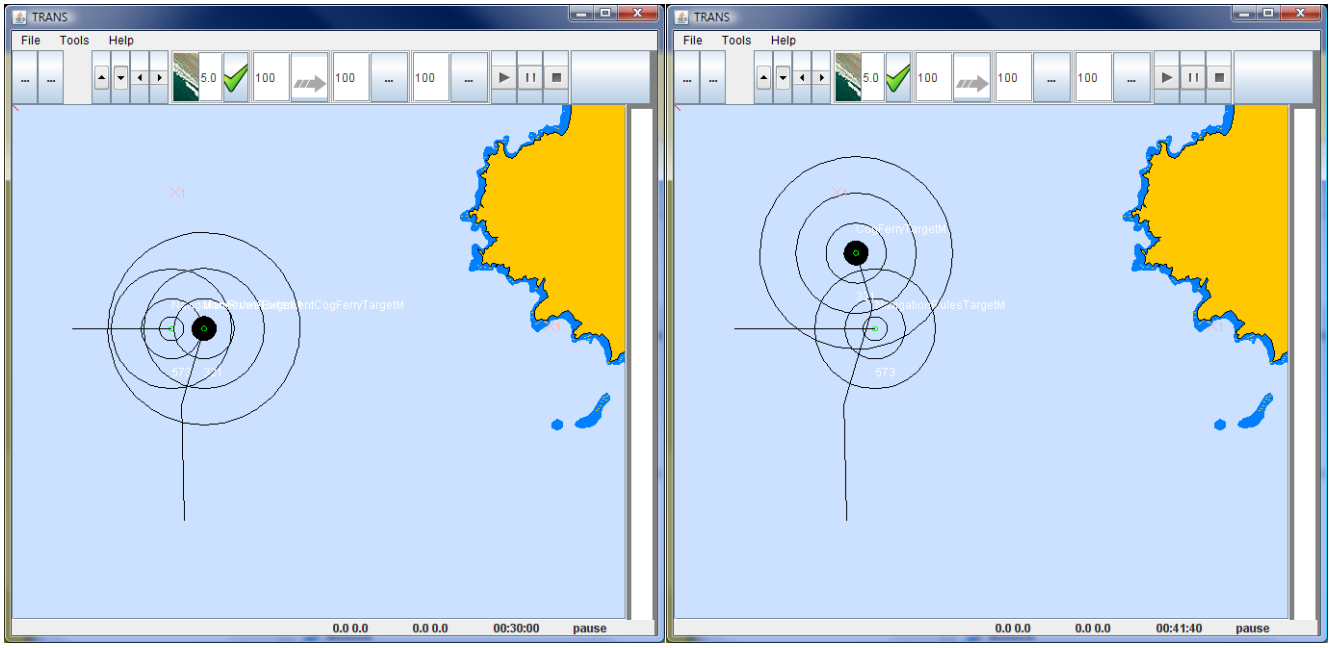

Figure 47 : l'agent ferry décide d'éviter le petit cargo par l'avant : il est plus rapide et a déjà tendance à passer devant le petit cargo.

Cette section montre que le simulateur permet de reproduire la prise de décision d'anticollision des marins par des agents en simulation. Nous avons présenté ici trois cas : d'autres cas possibles sont présentés dans l'annexe 2.

Le simulateur a été utilisé pour rejouer 62 situations réelles observées. La comparaison des 62 manœuvres simulées et des 62 manœuvres réelles a permis d'éprouver le CogTRANS. La section suivante présente les résultats obtenus.

5. Validation : simulation d'évitement de collisions dans le Pas-de-Calais

Nous disposons d'une étude ayant porté sur 62 manœuvres anticollision enregistrées dans le Pas de Calais et concernant des situations de croisement entre car-ferries et cargos. Nous avons choisi de construire une première simulation sur ce jeu de données, dans le but d'éprouver notre modèle.

La première étape présentée ici est une étude quantitative des résultats obtenus en simulation. L'analyse a porté sur les principales caractéristiques des manœuvres effectuées : la direction de la manœuvre et le navire qui a effectué cette manœuvre. Nous avons choisi ces deux critères car ils permettent de comparer les manœuvres effectivement réalisées avec des manœuvres plus « théoriques » qui découleraient de l'application stricte du règlement. Ces critères sont particulièrement pertinents pour tester notre modèle, puisque les patrons ont été créés pour rendre compte de l'expertise et du fait que le comportement des experts peut, dans certaines situations, s'éloigner significativement des prescriptions du règlement.

Cette simulation présente également un autre intérêt, puisqu'elle permet d'évaluer le modèle sur différents aspects de son fonctionnement interne. En effet, on peut se poser la question du nombre de patrons qui doit être utilisé pour parvenir à reproduire le comportement d'un expert donné ou d'un groupe d'experts (groupe d'officiers opérant sur les mêmes navires et dans la même zone).

Si l'on ne considère que les situations de croisement entre ferries et cargos, nous obtenons un nombre de patrons théorique qui est égal à 576 (formant la base de patrons complète), soit les 144 patrons de situations possibles liés à 4 actions possibles. Pour cette première série de simulations, les patrons utilisés pour la prise de décision des marins sont composés de patrons qui traduisent le règlement et d'autres qui reproduisent les règles informelles couramment mises en œuvre par les experts. Il existe des situations dans lesquelles certaines actions sont impossibles, ce qui explique que le nombre de patrons total qui compose la base de patron des experts soit bien inférieur au nombre de situations multiplié par le nombre d'actions.

La base a été construite à l'aide d'un nombre minimal de patrons[28], pour tenir compte de l'aspect statistique des données qui ont permis de la remplir. Tout d'abord, les valeurs fixées pour les angles des fonctions floues trapézoïdales l'ont été pour une population particulière : ces valeurs représentent en fait des moyennes. Prenons l'exemple des distances entre les zones entourant le navire : 5 nm est par exemple la limite moyenne de la zone hors du champ d'application de la règle. Dans les faits, les officiers peuvent attribuer des valeurs différentes à cette limite. Enfin, cette limite peut déterminer deux choses différentes : il peut s'agir de la distance à laquelle l'officier doit absolument avoir pris une décision d'action ou la distance à laquelle il va la mettre en œuvre. Ainsi, les patrons présents dans la base doivent pouvoir prendre en compte le fait que certaines situations, aux caractéristiques proches, se recouvrent.

Dans le cas présent, nous considérons la capacité de CogTRANS à prédire l'exécution de manœuvres non conformes au règlement. Sont considérés ici deux cas de figure : des manœuvres effectuées par le navire privilégié et des manœuvres sur bâbord.

Nous utilisons la notation de Neyman et Pearson (1967) pour la définition deux types d'erreurs.

- Les faux positifs (ou erreurs de type 1) : dans la situation réelle, la manœuvre n'est pas conforme au règlement alors que la simulation présente une manœuvre conforme au règlement.
- Les faux négatifs (ou erreurs de type 2) : la manœuvre observée était conforme au règlement alors que la manœuvre simulée ne l'est pas.

Ainsi 4 cas sont possibles :

[28] La base de patrons reproduit au minimum les patrons qu'utilisent les marins pour prendre des décisions.

- ⇨ prédiction correcte d'une manœuvre conforme au règlement,
- ⇨ prédiction correcte d'une manœuvre non conforme au règlement,
- ⇨ prédiction incorrecte d'une manœuvre non conforme au règlement,
- ⇨ prédiction incorrecte d'une manœuvre conforme au règlement.

Pour cette première série de simulations, les cas ne sont produits qu'une fois chacun : pour étudier CogTRANS sous l'angle de son réalisme, nous nous concentrons sur l'explication des prédictions erronées (les erreurs de type 1 et 2).

1- Navire manœuvrant en premier

Tableau 4: Comparaison entre la manœuvre réelle et la manœuvre simulée.

	Navire non privilégié (cas simulé)	Navire privilégié (cas simulé)	Total
Navire non privilégié (cas réel)	48 (94%)	3 (6%)	51
Navire privilégié (cas réel)	5 (45%)	6 (55%)	11
Total	53	9	62

Dans 94 % des cas, CogTRANS produit une simulation correcte (c'est-à-dire similaire à la réalité) d'une manœuvre conforme au règlement, où le non-privilégié prend l'initiative de l'évitement, alors qu'un modèle de prise de décision du style de TRANS produirait 100 % de simulations correctes d'évitements du navire non privilégié (puisque seul celui-ci manœuvre). Les manœuvres non conformes au règlement sont elles reconnues par CogTRANS dans 6 cas sur 11, là où TRANS ne renverrait aucun résultat correct. Enfin, pour ce qui est des simulations incorrectes (c'est-à-dire différente de la réalité), CogTRANS produit 3 manœuvres non-conformes au règlement (faux négatifs) et omet de reproduire 5 manœuvres de ce type (faux positifs). Nous étudions ci-dessous les raisons de la production des faux positifs et négatifs.

Analyse des faux négatifs:

Tableau 5 : Faux négatifs : comparaison des manœuvres réelles et des manœuvres simulées

Nombre de cas	Navire privilégié	Cas réel	Cas simulé
2	Ferry	Le ferry se conforme au RIPAM et attend que le cargo agisse en premier.	Le ferry se conforme à la règle informelle. Le DCPA s'établit sur l'avant du cargo et il s'agit d'un petit cargo. Le ferry choisit de manœuvrer.
1	Cargo	Le cargo manœuvre en premier	Le ferry respecte le règlement et évite le cargo.

L'analyse des faux négatifs montre que CogTRANS peut produire des décisions qui ne sont pas autorisées par le règlement lorsque les navires sont à longue distance alors que la manœuvre réelle était conforme au règlement. En fait, dans ces cas, CogTRANS agit de manière probabiliste et produit des actions possibles.

Analyse des faux positifs :

Tableau 6 : faux positifs : comparaison des manœuvres réelles et des manœuvres simulées

Nombre de cas	Navire privilégié	Cas réel	Cas simulé
5	Ferry	Le ferry a manœuvré.	Le ferry décide de retarder sa décision. Le cargo entreprend une manœuvre d'évitement avant que le ferry n'agisse.

Une fois de plus, CogTRANS agit de manière probabiliste ; deux actions étaient effectivement possibles :

- garder le cap et la vitesse jusqu'à ce qu'il soit évident que le navire non privilégié ne manœuvrera pas ;
- manœuvrer très tôt : prendre l'initiative pour éviter de se retrouver dans une situation où l'on perd le contrôle de la situation.

2- Direction de la manœuvre

Tableau 7: Comparaison des manœuvres réelles et simulées du point de vue de leur direction (droite ou gauche).

	Manœuvre à droite (simulé)	Manœuvre à gauche (simulé)	Total
Manœuvre à droite (réel)	47 (96%)	2 (4%)	49
Manœuvre à gauche (réel)	7 (54%)	6 (46%)	13
Total	54	8	62

Dans 96 % des cas, CogTRANS produit une simulation correcte de la manœuvre « normale » (le navire non privilégié vient à droite). TRANS, qui se base sur une stricte observation du règlement, produit toujours – dans de tels cas – une manœuvre correcte.

CogTRANS simule correctement les manœuvres non-conformes au règlement dans 6 cas sur 13 (46 %), et produit 2 manœuvres contraires de ce type. Il échoue, par ailleurs, à détecter des manœuvres non-conformes au règlement dans 7 cas sur 13. Nous examinons ici ces résultats.

Analyse des faux négatifs :

Tableau 8 : comparaison de la direction des manœuvres réelles et simulées pour les faux négatifs.

Nombre de cas	Navire privilégié	Cas réel	Cas simulé
2	Cargo	Le ferry est venu à droite	Dans les deux cas, le DCPA s'établit sur l'avant du cargo. En simulation, le ferry vient à gauche et passe devant le cargo.

Dans ces deux cas, CogTRANS reproduit la règle informelle utilisée par les experts. Dans une telle situation (le ferry passerait légèrement devant le cargo si aucune manœuvre n'était effectuée), deux options sont effectivement possibles :

- garder le cap et la vitesse jusqu'à ce qu'il soit évident que le navire non privilégié ne manœuvrera pas,
- prendre une action très tôt afin de contrôler la situation future et empêcher l'autre navire de prendre une initiative.

Analyse des faux positifs :

Tableau 9: comparaison de la direction des manœuvres réelles et simulées pour les faux positifs.

Nombre de cas	Navire privilégié	Cas réel	Cas simulé
3	Cargo	Le ferry effectue une manœuvre à bâbord pour éviter la collision.	L'agent choisit une manœuvre à tribord car il passerait derrière l'autre navire si aucune manœuvre n'était effectuée.
1	Cargo	Le ferry effectue une manœuvre à bâbord pour éviter la collision.	L'agent décide de manœuvrer à tribord car le cargo est reconnu comme un gros cargo sur la base de sa vitesse (17,6 nœuds).
3	Cargo	Le ferry effectue une manœuvre à bâbord pour éviter la collision.	Le cargo est rapide. L'agent prend une décision plus tardive et choisit donc de passer derrière le cargo : il vient à droite.

Les actions entreprises par le ferry ont d'autant plus de chances d'être effectuées que le navire antagoniste est un petit cargo (donc un cargo lent), les chefs de quart prenant l'initiative d'agir plus précocement face de ces navires. En ce qui concerne les trois derniers cas (dernière ligne du tableau), les patrons disponibles ne permettent pas de reproduire la décision qui a été réellement prise. Celle-ci semble reposer sur un ensemble d'informations complémentaires qui n'ont pas été prises en compte par CogTRANS. Une limitation de notre modèle apparaît ici.

Conclusions sur la série de simulations :

Nous pouvons conclure ici, malgré les limitations entrevues, que CogTRANS apporte une simulation plus réaliste qu'une simulation basée sur une simple application des règles : chaque action possible peut être prise par le navire et chacune de ces actions peut être « comprise » par un observateur. Nous notons toutefois quelques différences entre manœuvres réelles et simulées.

Les principales différences observées viennent de situations difficilement catégorisables : ces situations ne sont pas associées à des indices critiques discriminants (un patron ou un autre peut être choisi). De ce fait, la décision du navire est difficilement prévisible.

Enfin, la comparaison effectuée ici met en évidence une limitation de la base de patrons : dans au moins trois cas, l'agent ne prend pas la même décision que dans le cas réel et le cas réel ne peut être lié à un patron de situation prototypique identifié.

Deux hypothèses sont ici envisageables :

- les officiers n'ont pas bien compris la situation. Cette hypothèse est peu probable, parce qu'il s'agit d'experts et parce que les situations n'étaient pas ambiguës (les navires dans ces trois cas sont rapides et peuvent très difficilement passer pour des cargos lents) ;
- la décision prise repose sur des informations qui n'ont pas été prises en compte par le modèle. CogTRANS ignore, en effet, la position de la route théorique ou encore la présence de navires tiers qui peuvent contraindre la décision. Or, les officiers peuvent choisir une action qui va les rapprocher de leur route théorique ou encore qui leur permettra d'éviter de rentrer – plus tard – dans une autre situation d'anticollision. La question qui se pose ici est celle de l'empan temporel considéré. CogTRANS ignore ce qui s'est passé avant la situation en cours et ce qui se passera après.

6. Vers d'autres applications de DBP

Le modèle de prise de décision a pu être testé sur une autre application du domaine maritime en parallèle à ces travaux de thèse. Nous présentons ici comment ce système a été utilisé par des élèves de l'école navale (Malini & Sarrazin, 2009) pour définir le comportement d'anticollision rapporté par des patrons-pêcheurs des quartiers de Camaret et de Concarneau et évoluant au large de la Bretagne. Cette population est intéressante à deux titres. Il faut noter, tout d'abord, qu'elle est considérée par la plupart des autres marins avec méfiance lors des situations d'évitement (les manœuvres des marins-pêcheurs sont difficilement prévisibles). Par ailleurs, les marins pêcheurs semblent utiliser, dans leurs patrons de situations prototypiques, des indices critiques particuliers ou des valeurs particulières pour des indices identiques à ceux qui sont utilisés par les autres marins.

Les travaux des élèves ont porté sur seize cas d'évitements de collisions proposés à différents patrons pêcheurs des ports de Camaret et de Concarneau, Ces patrons pêcheurs évoluent sur des chalutiers de 12 à 25 mètres, armés à la pêche hauturière ou côtière. Ces deux types de navires sont classés comme de taille moyenne dans le tableau 6.

Cette étude a porté sur 20 marins pêcheurs interrogés à la fin d'une campagne de pêche. Il leur a été proposé de remplir un questionnaire sur les situations d'évitement de collision auxquelles ils avaient pu être confrontés. Des entretiens complémentaires ont été menés pour comprendre les raisons de leur prise de décision. 16 entretiens exploitables ont été obtenus par les élèves. Les questionnaires étaient composés de questions précises sur la situation, les types de navires concernés et la météo. Par contre la description de la cinématique de la situation n'était pas prise en compte dans les questions. Les types d'actions, les distances étudiées et les types de navires rencontrés qui ont été exprimés par les marins pêcheurs ont permis de déterminer les variables linguistiques utilisées par les ceux-ci.

Le tableau ci-dessous (Tableau 6) représente la base de patrons de situations prototypiques identifiée grâce aux données recueillies auprès des marins-pêcheurs. Nous pouvons voir qu'ils manipulent un nombre de patrons comparable au nombre de patrons utilisés par les officiers des car-ferries. Toutefois, plusieurs différences sont observées.

Dans un premier temps, les marins pêcheurs ne décrivent pas - lors des entretiens – le DCPA par rapport à l'autre navire. Les patrons créés ne prennent donc pas en compte cet indice. Les autres indices sont identiques à ceux utilisés par les officiers observés en passerelle de car ferries. Toutefois, des différences notables apparaissent dans la définition de ces indices critiques et dans leurs valeurs.

Tout d'abord, trois types de navires sont distingués dans leurs entretiens : seules des situations d'anticollision avec des navires de taille moyenne et des petits navires ont toutefois été décrites. Un navire de petite taille est un navire de moins de 25 tonnes tandis qu'un navire de plus de 500 tonnes est considéré comme un navire de grande taille (ceux-ci ne se sont pas présentés dans les cas étudiés). On peut noter qu'ils considèrent les navires de taille moyenne à grande comme respectueux du règlement. Les petits navires (principalement des plaisanciers et de petits navires de pêche) sont considérés comme peu respectueux du règlement.

La priorité est ensuite considérée de deux manières différentes : lorsque le navire est en pêche, il se considère comme privilégié (et parfois « prioritaire »). On peut voir par exemple que le seul cas d'évitement présent dans la base de patrons à courte distance l'est pour un navire « prioritaire » : cette situation n'est atteinte que lorsque le pêcheur est en situation de pêche (dans tout autre état, le pêcheur aurait évité l'autre navire en zone 2).

Tableau 10 : Patrons utilisés par les marins pêcheurs.

Patron	Type de navires		Type de situations			Zone				Privilège	Actions				
N°	Petit	Moyen	Croise	Rattrape	Face à face	1	2	3	4	oui	Bâbord lointain	Bâbord	Tribord lointain	Tribord	Ralentir
1		■	■						■	■	■				
2		■		■				■		■				■	
3		■	■						■					■	■
4	■				■			■						■	
5	■		■						■	■		■			
6	■				■		■			■					■
7	■				■			■				■			■
8	■		■						■	■	■				■
9		■			■			■		■			■		
10		■	■					■				■			
11	■		■						■	■				■	
12	■			■			■			■		■			
13	■		■				■					■			
14		■	■				■	■	■	■					
15		■	■			■				■	■		■		■
16	■		■					■				■			

Les patrons pêcheurs considèrent – comme les officiers en passerelle de car-ferries - différentes zones autour de leur navire, mais ces zones se situent à des distances plus faibles (voir Figure 48). La définition de ces zones semble dépendre de la manœuvrabilité du navire. Elles sont présentées sur la figure sous la forme d'une fonction floue trapézoïdale. La limite fixe à 0.074 nm (150 mètres) provient essentiellement de la méthode d'identification de la présence d'un navire dans la zone 1 : une alarme est déclenchée par les outils à bord dès qu'un navire pénètre au sein de cette zone. Pour les zones plus éloignées, la forme des fonctions ressemble à celle observée dans le modèle précédent. Les marins pêcheurs interrogés considèrent qu'un navire non privilégié doit effectuer une manœuvre aux alentours de 0.50 nm (ce qui est très proche par rapport à ce qui a été observé à bord des ferries).

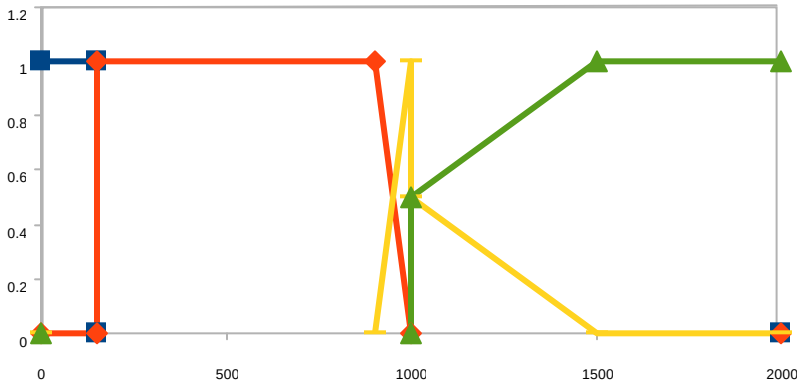

Figure 48 : sous ensemble flou associé à l'indice de distance (en abscisse) chez les marins pêcheurs. Les 4 zones représentées n'ont pas été nommées.

L'implémentation de ces patrons au sein de CogTRANS a permis de produire des manœuvres spécifiques aux bateaux de pêche. Par contre aucune étude statistique n'a été produite sur les manœuvres des chalutiers en mer (aucune trace AIS n'a pu être récupérée pour des chalutiers effectuant des manœuvres d'évitement en pleine mer).

7. Autres perspectives

Le modèle DBP peut encore être amélioré, tout du moins en ce qui concerne la définition de l'évitement de collision en situation de croisement au sein d'une étude prédictive. Cette section présente différentes modifications envisagées pour une meilleure prédiction des actions des marins ; il s'agit, en particulier, d'augmenter l'empan temporel pris en considération par la simulation.

Les améliorations possibles concernent la prise en compte au sein de CogTRANS :

- des critères géographiques hors situation proche : les voies de navigation et les traits de côtes lors d'un évitement de collisions,
- de groupes de navires (la simulation réalisée n'a considéré que des navires isolés).

Le premier de ces points n'ayant pas été dégagé des verbalisations des marins, deux hypothèses s'offrent à nous :

- soit le critère n'est pas pris en compte directement pour l'évitement de collision, et donc n'apparait pas dans les patrons de situations des marins et ceux-ci prennent en compte l'aspect géographique à la manière de novices ; c'est-à-dire en simulant mentalement un futur possible et en ne passant pas par du pattern-matching (aucune situation prototypique s'y rattachant n'est connue du marin).
- soit les marins considérés n'ont pas été confrontés à de telles situations lors des observations et n'ont pas mentionné un indice critique non utilisé.

Pour examiner ces hypothèses deux méthodes sont envisageables :

- la création d'un outil informatique simulant les états futurs probables de la situation et dont le résultat peut être intégré à la décision du marin.
- l'intégration de nouveaux indices aux situations (et donc aux patrons) et/ou l'évaluation des situations déjà présentes par l'utilisation de nouveaux critères de décision.

En ce qui concerne les groupes de navires, deux approches différentes sont envisageables et nécessitent d'être mises à l'épreuve lors d'études ultérieures sur la prise de décision des marins :

- dans les cas où les marins considèrent qu'il n'y a pas un navire mais un groupe de navire, nous pouvons envisager de combiner l'approche déjà utilisée par Fournier (2006) sur l'utilisation de groupes spatiaux et le modèle DBP. Une telle approche peut être difficilement déduite du modèle de la prise de décision des officiers en passerelle de car-ferries présenté au cours de ce chapitre, car elle ne répond pas aux questions suivantes : quels sont les indices critiques pris en compte par les marins pour représenter les interactions avec ces groupes ? Existe-t-il des groupes de types différents ? Les distances de manœuvre sont-elles les mêmes ? La position relative des navires au sein du groupe a-t-elle une incidence sur la décision ?[29]
- une autre méthode consisterait à confronter des experts à des situations expérimentales générées par CogTrans et présentant des groupes de navires. La récupération des traces de la simulation et la confrontation d'experts aux situations qui nous intéressent permettrait d'enrichir au fur et à mesure le simulateur et plus particulièrement DBP.

Deux modèles sont envisagés pour prendre en compte l'écart à la route au sein d'une voie de navigation. Pour les sections qui suivent, nous avons fait le choix de rapprocher la notion de voie de navigation à celle de « couloir spatial » utilisé par (Etienne et al. 2010) : un couloir spatial est défini à partir de groupe homogène de trajectoires de navire de même type et ayant le même itinéraire. Il inclut 90% des trajectoires et exclut les trajectoires inhabituelles. Cette étude est basée sur des statistiques sur un nombre de trajectoires élevées (plusieurs centaines). Une trajectoire moyenne est alors déterminée pour les navires qui effectuent le même trajet. Ces travaux apportent ici du sens pour une simulation à un niveau meso : la route moyenne et le couloir spatial généré permettent de classifier les actions du navire en fonction des actions moyennes des navires ayant effectué la même trajectoire (pour des

[29] Quelques discussions avec des responsables de l'enseignement de la navigation à l'école navale semble nous indiquer que cette méthode n'est pas privilégiée : ceux-ci ont tendance à considérer les situations d'évitements les unes après les autres et d'être très prudents (ils prennent une décision au plus tôt après un premier évitement). Mais il n'est pas inenvisageable que les chefs de quarts de ferries considèrent certains groupes de navires comme homogènes et donc assimilables au comportement d'un seul (gros) navire.

navires de même type). La section suivante présente ainsi plus particulièrement l'étude de l'écart du navire à sa trajectoire moyenne[30].

La section suivante indique comment pourraient être utilisée cette notion de couloir spatial.

7.1. Simulation du trafic maritime au sein de couloirs spatiaux

Un premier modèle pourrait utiliser uniquement un nouveau critère de décision, sans changer les patrons de situation : un nouveau critère « écart à la route » (recoupant le critère de performance utilisé précédemment : « respect de l'heure prévue d'arrivée ») serait ajouté. Il conduirait à privilégier les actions permettant de rapprocher le navire de sa route théorique tout en associant aux actions l'en éloignant un poids négatif. La simplicité de ce modèle est son seul intérêt : il s'avère en fait peu adapté[31]. Ce modèle n'est pas pertinent pour deux raisons :

- il ne permet pas forcément de sélectionner les patrons intervenant dans les limites des couloirs spatiaux : la base de patron n'a pas été construite pour prendre en compte ce type de situations. De ce fait, DBP n'a pas été créé pour la prise en compte de ce critère. Tel qu'il est actuellement construit, il peut être amené à identifier uniquement des patrons contenant des actions éloignant le navire de ce couloir (il ne le fera pas à chaque fois, mais cela peut amener le simulateur dans des impasses). Le critère respect de performance ne suffit pas à déterminer l'action du navire :

  > Prenons le cas où une manœuvre à gauche permettrait au navire de revenir vers sa route type : si deux patrons proches identifiés sont liés à une manœuvre à droite, il ne pourra donc pas selectionner un patron lié à une manœuvre à gauche.

- ensuite l'utilisation des critères de décision ne fait qu'ajouter de l'incertitude à notre modèle. Il s'éloigne de l'idée d'appariement d'une situation courante à des situations connues pour se diriger vers un processus de décision multicritères.

Utilisant ces observations, il peut sembler préférable d'orienter la résolution de ce problème vers un système de prise de décision impliquant la totalité de l'approche DBP (perception, appariement, décision d'action). Nous avons alors envisagé deux méthodes :

- Une identification de nouveaux indices critiques pour l'évitement dans les limites des voies de navigation et l'augmentation de la taille de la base de patrons.
- L'identification d'un nouveau but : évitement en limite de couloir spatial.

La première méthode est satisfaisante sur le point de la conformité à notre modèle car elle s'intègre aisément au modèle existant. Par contre elle nécessite de reprendre, depuis la

[30] A différencier des Dispositifs de Séparation du Trafic, outils règlementaires pour la séparation des flux de navires et de la route théorique du navire, tracée sur la carte électronique et suivie au mêtre près par le navire.
[31] Mais présenté ici pour permettre d'introduire le modèle suivant.

première étape, la méthodologie de conception de DBP. L'utilisation de nouveaux indices critiques nécessite de rechercher et d'obtenir des informations à leur propos auprès des experts. Puis une nouvelle étude statistique doit être entreprise pour déterminer l'incidence des patrons identifiés pour l'évitement de collisions lorsque le navire s'éloigne de sa route théorique (c'est-à-dire en fonction de leur distance à la route habituelle). Ceci requiert une adaptation de notre modèle : changement des règles de calcul et de distances sémantiques et du seuil de reconnaissance de situations, détermination des fonctions floues liées aux nouveaux indices.

Toutefois, nous manquons de données pour la construction de ce modèle. Les travaux d'Etienne et al. (2010) apportent de nombreuses informations statistiques nécessaires à l'élaboration d'un nouveau rôle DBP, mais ils n'expliquent pas les raisons qui peuvent amener un navire à venir à gauche ou à droite. La réalisation de ce modèle nécessite donc de recueillir de nouvelles informations à bord des navires.

La seconde méthode provient d'une décomposition du but initial en sous buts. Dans un souci de compréhension, nous nommons rôle *DBP* le rôle utilisé pour obtenir les résultats présentés plus tôt dans ce chapitre et rôle *DBP couloirs spatiaux* le rôle permettant l'évitement en s'éloignant de la route type. Les deux derniers rôles sont ceux existant précédemment sous TRANS : *TargetM* permet à l'agent de suivre sa route et ses différents points de passage et *Manœuvre d'Evitement*, qui prend la main pour l'évitement de collision. Le fonctionnement de cette méthode est présenté dans la Figure 49 (sur le diagramme les rôles sont dans les rectangles, les angles arrondis correspondent aux évènements déclencheurs du jeu d'un autre rôle).

L'idée ici est de ne pas changer le comportement des experts : nous savons que DBP reproduit de manière réaliste le comportement des experts sauf dans les cas que nous avons pu identifier. Plutôt que de changer le système de prise de décision de l'expert, nous choisissons de le garder et de considérer les cas d'évitements proches des limites du couloir spatial théorique (Etienne et al., 2010).

Le comportement du rôle *DBP couloirs spatiaux* [32] repose sur le rôle DBP avec un changement notable à distance lointaine (les manœuvres à longue distance ne dépendant pas du règlement). La base constituée ne contient ainsi que des patrons pour l'évitement de collisions à longue distance : si aucun évitement n'a lieu, un nouvel évènement va relancer le jeu du rôle *DBP*. L'agent joue donc deux rôles tour à tour selon l'évolution de la situation. Le rôle *TargetM* est donc joué initialement puis, selon la situation présente, le rôle *DBP couloirs spatiaux* ou *DBP classique* va être joué. Ces derniers peuvent lancer le jeu du rôle *Manœuvre d'Evitement* si un évitement est nécessaire. Une fois l'évitement joué, le rôle *TargetM* reprend la main.

Ce système montre l'intérêt du méta modèle organisationnel agent groupe rôle : chaque but est décomposable en un système plus simple organisé au sein de rôles répondant aux situations rencontrées de manière complémentaire.

[32] Notons qu'il ne repose pas sur des verbalisations obtenues auprès des experts.

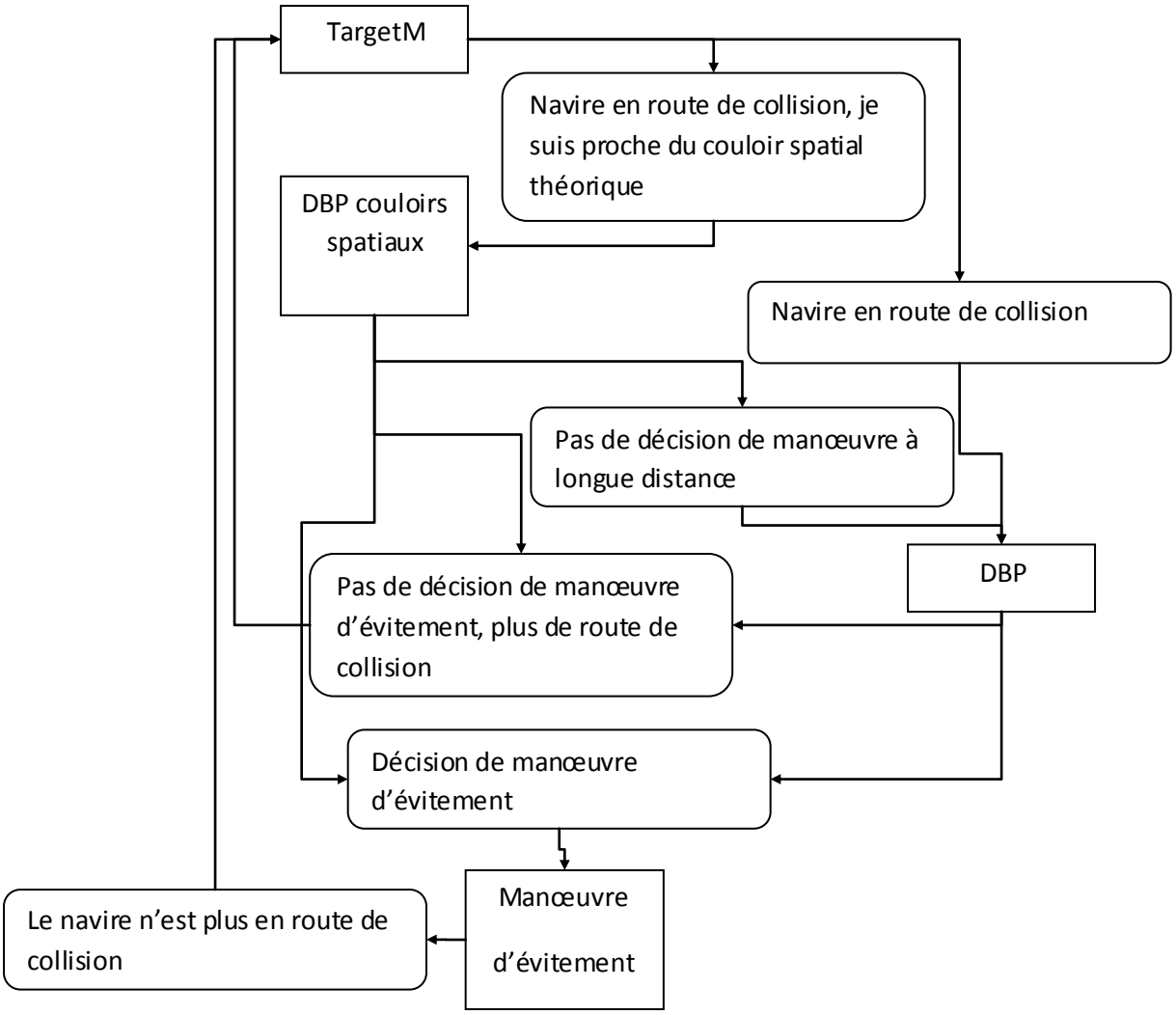

Figure 49 : évènements provoquant le jeu de nouveaux rôles.

7.2. Simulation de la prise de décision intégrant des interactions avec des groupes d'agents

La seconde amélioration proposée pour l'évitement de collision - l'utilisation de groupes géographiques pour la simulation agents - est maintenant détaillée. La supposition faite est que les chefs de quart à bord des navires règlent les situations rencontrées les unes à la suite des autres. Pourtant les résultats présentés dans ce chapitre montrent que cette méthode de raisonnement ne suffit pas toujours à simuler le comportement des marins. Il est possible d'améliorer le simulateur par l'ajout de groupes à la manière de TRANS. Notons ici les difficultés qui se présentent concernant la définition du groupe : quelle forme doit-il avoir ? Quel doit être l'espacement maximum entre deux navires pour générer un tel groupe ? Pour entrer plus dans les détails, il est intéressant de se demander si une distance faible entre les navires est une donnée suffisante pour qu'un observateur les associe au sein d'un groupe. Si

les deux navires vont dans des sens opposés, il est difficile de les associer au sein d'un même groupe. Dans ces conditions, le sens de progression des navires est aussi important que la distance qui les sépare, un faible écart de leurs trajectoires (quelques degrés) peut ainsi suffire à les considérer au sein d'un même groupe. De la même manière, la vitesse a une incidence sur ce groupe : deux navires allant à 4 et 25 nœuds sont difficilement assimilables au sein d'un même groupe.

Des études préalables sont donc nécessaires afin de définir quand les objets doivent être considérés individuellement ou en tant que groupe. Ces études semblent devoir se porter sur les différences et sur les ressemblances entre plusieurs propriétés spatio-temporelles (et pourquoi pas non spatio-temporelles telles les types de navires) et rappellent les travaux effectués sur l'entropie appliquée à l'information géographique (Batty, 1974) (Li, Claramunt, 2006)[33].

8. Conclusion

CogTRANS permet de générer des simulations de l'évitement de collisions en mer réalistes. Nous avons pu le voir avec la simulation de l'évitement de collisions dans le Pas-de-Calais. Nous avons pu confirmer, grâce à cette simulation, que le modèle de la prise de décision présenté dans les travaux de Chauvin et Lardjane, était quasi suffisant pour définir la prise de décision des chefs de quarts à bord des ferries et des cargos. Il nous a permis de plus d'identifier les manques de ce modèle, confirmant ainsi son intérêt dans le cadre d'études conjointes entre la psychologie ergonomique et l'informatique ; le modèle DBP permettant de proposer des modèles assez réalistes pour l'étude de modèles de prise de décision issus de la psychologie (et de la psychologie ergonomique).

Le modèle DBP peut être utilisé pour d'autres simulations de la prise de décision, comme nous avons pu le montrer avec la simulation de l'évitement de collisions chez les marins pêcheurs du Finistère Sud. Nous avons pu déterminer que les marins pêcheurs agissaient d'une manière assez proche de celle des officiers chefs de quart à bord des ferries -tout du moins pour le nombre de zones - mais que leurs zones d'évitements étaient bien plus réduites.

Enfin, différentes pistes ont été présentées pour étendre le modèle de prise de décision et pour augmenter son réalisme ; il s'agit notamment de prendre en compte des situations plus complexes (impliquant plusieurs navires, dans des situations où les risques de collision ne sont pas considérés séquentiellement, dans des situations présentant des caractéristiques géographiques particulières).

[33] Déterminer si un groupe s'est formé revient dans ce cas à déterminer l'entropie d'un tel groupe à partir de ses caractéristiques géographiques (ou autres) ; l'entropie permettant de calculer la complexité de la dynamique d'un système . Si l'entropie devient trop forte (navires de types différents par exemple), il peut être envisagé de créer un nouveau groupe spatial.

En conclusion seront présentées plus particulièrement les perspectives de cette thèse qui se dégagent sur le long terme.

Chapitre 5 : Conclusion

Ce chapitre fournit tout d'abord un résumé des différents apports de ce travail de thèse. Dans une seconde partie, les perspectives à court terme et à long terme des systèmes à agents DBP et de CogTRANS sont présentées. Parallèlement, l'intérêt de ces outils pour de futures recherches à l'interface de la psychologie et de l'informatique est évoqué. La Figure 50 présente les interactions entre le modèle créé au cours de ce travail de thèse et différents domaines de la recherche : la prise de décision naturelle a ainsi guidé notre démarche vers la construction d'un modèle de prise de décision à base de patrons. Ces patrons sont manipulés grâce à l'utilisation de la théorie des sous-ensembles flous autorisant la manipulation d'informations qualitatives. Enfin, DBP a été inséré au sein de la plateforme de simulation CogTRANS pour validation.

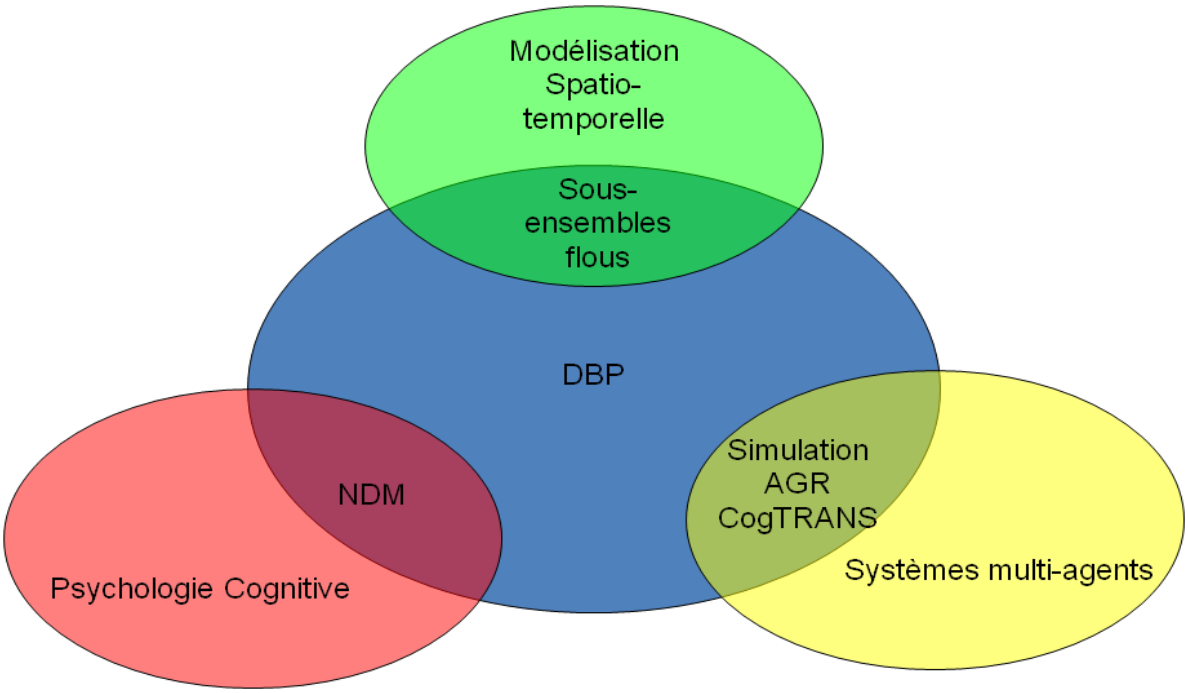

Figure 50 : Interactions de DBP et de différents domaines de recherche.

1. Apports

1.1. Apports du modèle de prise de décision à base de patrons

Ce modèle est composé de différents modules, de différents sous-composants, permettant de reproduire la prise de décision par reconnaissance de situation. Tout d'abord, le premier composant, le module de perception, traite les données brutes extraites de la simulation et les traduit en informations faisant sens. Ces données sont traduites à l'aide de sous ensembles flous. Il a été considéré ici que :

- Une situation courante est liée au rôle et à l'expertise de l'individu que modélise l'agent : les indices critiques sont des éléments clés qui permettent à un individu donné (ou à un groupe d'individu regroupés au sein d'une même groupe d'experts) de prendre une décision en rapport avec un but donné (un rôle au sein de notre modèle).

- Chaque indice critique contribue à part égale à la reconnaissance d'une situation. Il n'est pas possible de déterminer l'importance de l'un vis-à-vis de l'autre sans passer par des méthodes d'apprentissage par renforcement ou par réseau neuronal, ce qui n'est pas le but de cette thèse. Les valeurs sémantiques des indices critiques sont ordonnées et normalisées dans l'intervalle [0 ;1] afin de définir des distances sémantiques.

- Une situation peut être reconnue même si certaines informations sont manquantes : à certains indices critiques peut être associée une valeur *inconnue.*

Ensuite un module d'appariement de patrons permet de déterminer quels sont les patrons les plus proches de la situation courante en termes de distance sémantique. Cette distance sémantique mesure des distances entre différents concepts, ici entre les valeurs possibles des indices critiques identifiant une situation courante et celles de patrons de situations prototypiques. Les patrons les plus proches d'une situation sont renvoyés par ce module. Les choix de conception effectués concernant la représentation des connaissances par patrons sont :

- Un seul patron est renvoyé : le rôle DBP fonctionne alors uniquement sur une décision par première reconnaissance (RPD). Les agents ont alors tous le même comportement : celui d'un « expert moyen ».

- Plusieurs patrons sont identifiés : le rôle DBP fonctionne à pleine capacité, car l'utilisation du module de prise de décision sur critère permet d'adapter ce comportement moyen et conduit l'agent à utiliser un comportement particulier (tout en se basant sur la même base de connaissances). Ce module permet de générer une simulation moins déterministe.

La base de patrons ne doit contenir que des patrons suffisamment éloignés. Les patrons proches doivent être fusionnés. En effet, la multiplicité de patrons proches peut défavoriser

d'autres patrons pourtant largement utilisés par les experts : un nombre important de patrons influe sur la difficulté à les différencier. Plus il y a de patrons, moins la distance sémantique est discriminante (d'autres algorithmes de calculs de distance sémantique pourraient être utilisés pour pallier à ce problème).

Enfin, ce module de prise de décision sur critères (œux-ci n'héritent pas des travaux en NDM) effectue un choix parmi les patrons identifiés comme proches de la situation, en utilisant des critères de décisions. Ce module est optionnel, mais a été intégré pour prendre en compte la notion de profil d'agents en simulation. A chaque agent peut être affecté un certain nombre de patrons préférentiels selon ce profil. Pour le trafic maritime, ces profils sont le respect du règlement, la sécurité (et le contrôle de la situation) et enfin le respect de l'heure prévue d'arrivée. Chaque patron est en fait évalué selon les critères choisis : il a une valeur positive ou négative sur un critère donné. Si le critère n'est pas pertinent pour décrire un patron, il prend une valeur neutre.

La décision d'action choisie est enfin transmise au module d'action qui va activer les propriétés physiques de l'agent et modifier son comportement en simulation sous la forme d'un changement de cap et/ou de vitesse: un rôle « action » est joué pour reproduire cette décision en simulation.

Enfin, les données utilisées, c'est-à-dire les patrons de situations courantes, les indices critiques, les sous-ensembles flous qui leur sont associés, ont tous été déduits d'une combinaison de données statistiques sur le trafic et de verbalisations d'experts. Leur construction a été présentée au sein d'une approche méthodologique de la conception de rôles DBP dans le chapitre 3.

1.2. Supports théoriques des rôles DBP

Le modèle de la prise de décision DBP présenté au cours de cette thèse s'appuie sur l'informatique et la psychologie. Il a été, dans un premier temps, formalisé et intégré au sein d'un modèle multi-agents (basé sur le paradigme Agent Groupe Rôle). Une méthodologie de conception a été proposée pour la création de rôles DBP. Dans un second temps, ce modèle a été validé, à l'aide du prototype CogTRANS, par une simulation de l'évitement de collisions en mer et plus particulièrement dans le détroit du Pas-de-Calais.

DBP est construit sur le modèle du Recognition Primed Decision pour permettre de reproduire la prise de décision à la manière d'experts et de l'intégrer au sein d'une simulation multi-agents. Nous nous sommes basés sur le méta modèle AGR pour construire les différents comportements des agents et pour les organiser au sein de notre simulation.

Nous sommes passés par une étude des modèles classiquement utilisés en IA ; c'est-à-dire : les agents BDIs, les agents RàPC (Raisonnement à Partir de Cas) classiques et des agents utilisant des architectures cognitives. Notre modèle est plus pertinent que des agents BDI pour la simulation du comportement d'experts. Comme nous avons pu le voir grâce aux travaux de Norling et al. (2000), les agents BDIs proposent leur propre modèle de prise de

décision qui ne permet pas de rendre compte des mécanismes de prise de décision naturelle. L'architecture ACT-R nous a semblé être un bon candidat mais propose finalement un modèle bien plus complexe que le notre et certainement trop complexe pour la réalisation d'une simulation multi-agents de l'ordre de la dizaine d'agents. Notre modèle est directement adapté à la simulation multi agents et propose une structuration des buts d'un même agent au sein de rôles. Les systèmes de raisonnement à partir de cas sont finalement assez proches de notre modèle à la différence que le modèle DBP présenté ici ne passe pas par une phase d'apprentissage. De plus, aucun retour dans le système de prise de décision n'a été prévu. Néanmoins, le modèle DBP proposé a l'avantage de pouvoir prendre en compte différents critères de décision et d'être moins déterministe.

1.3. Apports de la simulation

Ce modèle permet aussi d'offrir un point de discussion entre informaticiens et psychologues. Il est tout à fait pertinent de l'utiliser pour la validation d'études issues de la prise de décision naturelle comme nous avons pu le faire pour les travaux de Chauvin et Lardjane (2008). Enfin, ce travail de thèse a proposé une approche permettant une simulation réaliste des comportements humains observés en situation naturelle. L'apport de la psychologie sur le sujet nous a permis, par l'utilisation du cadre de la prise de décision naturelle, de réaliser un modèle réaliste de la prise de décision au sein d'une simulation multi-agent ; le passage par des patrons de situations prototypiques nous permet de garder la connaissance des experts et de l'intégrer au sein du modèle. Ainsi, il est facile d'expliquer chaque manœuvre par un retour sur les données de la simulation : pour chaque simulation, on peut identifier la situation reconnue par l'agent (et la comparer à la situation réelle), les patrons reconnus (quelles situations prototypiques correspondent le mieux à celle reconnue) et la décision qui a été prise. Ce système nécessite toutefois d'être complété pour permettre la représentation en simulation d'une population réaliste de navires de tous types. Enfin, si les situations d'anticollision sont le plus souvent abordées de façon séquentielle par les officiers, les résultats obtenus en simulation laissent à penser qu'il serait souhaitable de prendre en compte des situations particulières (groupes de navires, voies de navigation théoriques et chenaux), nous indiquons quelques pistes permettant de répondre à ces questions en fin de chapitre 4.

Les simulations effectuées ont permis de déterminer de nouveaux paramètres de la prise de décision qui entreraient en ligne de compte dans des cas moins classiques : les trains de navires à éviter, des manœuvres effectuées en limite des chenaux.

Par ailleurs, différentes perspectives à plus long terme peuvent être envisagées.

2. Perspectives

Les perspectives envisagées pour CogTRANS ont déjà été présentées au cours du chapitre précédent. Ces perspectives consistent en des améliorations techniques du simulateur et peuvent être mises en œuvre à court terme.

Ici nous présentons les perspectives d'évolution de CogTRANS concernant le moyen ou le long terme. Il s'agit notamment des possibilités d'extensions qui permettraient d'envisager une commercialisation du logiciel ainsi que des possibilités d'utilisation du modèle qui permettraient d'améliorer notre connaissance du trafic maritime, de l'évitement de collisions et de la représentation des connaissances chez des experts.

2.1. Perspectives d'évolution à moyen terme

Les travaux présentés au court de cette thèse reposent sur l'analyse de la prise de décision en mer et ont pour but ultime la conception d'un simulateur présentant des navires dotés de comportements réalistes lors de situations d'évitements de collisions.

L'implémentation de ces comportements réalistes a pour objectif d'améliorer les simulateurs utilisés à l'heure actuelle dans le cadre de la formation des navigants. Nicolescu et al. (2009) par exemple proposent un outil complet de la simulation de l'environnement maritime. Ce simulateur propose aussi un système d'intelligence artificielle pour l'évitement de collisions. Celui-ci reste toutefois basé sur le règlement. L'utilisation de l'expertise des chefs de quarts des ferries doit permettre d'améliorer ce type de simulateur. Cependant, pour que CogTRANS puisse être intégré à un simulateur de navigation servant à la formation, quelques améliorations sont nécessaires.

Il doit être complété, pour pouvoir simuler d'autres types de navires afin qu'ils produisent des comportements pertinents pendant les évitements. Les populations d'experts étudiées et celles qui nécessiteraient une étude sont présentées dans le Tableau 11. Ce tableau montre les grandes catégories de navires qui fréquentent le détroit du Pas de Calais entre Calais et Douvres (et pas seulement ceux effectuant la traversée entre la France et l'Angleterre). Le tableau indique les grandes étapes de la construction d'un modèle de prise de décision à base de patrons et de sa validation sous CogTRANS. Les lignes diagonales pour les lignes des cargos représentent les résultats obtenus via l'utilisation de statistiques sur l'évitement de collision et les lignes verticales de la ligne des chalutiers représentent les informations obtenues par les verbalisations d'experts. Les agents ferries ont ainsi bénéficié des deux types de données. Comme nous l'avons précisé plus haut, les informations recueillies à propos des cargos n'ayant pas été recoupées par des entretiens, nous avons dû poser un certain nombre d'hypothèses sur les processus cognitifs des officiers opérant en passerelle de ces navires, notamment en ce qui concerne leur représentation des distances des différentes zones entourant les navires. Enfin, nous avons représenté dans ce tableau les plaisanciers, mais il

convient de noter qu'il pourrait s'avérer difficile de comparer leurs comportements à ceux de professionnels, et de modéliser, pour eux, des comportements moyens à l'aide d'un système de prise de décision à base de patrons.

Tableau 11 : différentes étapes à intégrer sous CogTRANS

Types de navires	Identification des valeurs sémantiques	Identification des décisions d'action	Construction des fonctions floues	Construction des patrons de situations	Validation du modèle créé
Ferry					
Petit Cargo					
Grand Cargo					
Chalutier					
Plaisance					
Militaire					

Un tel outil, complet, en plus d'une utilisation pour l'enseignement, pourrait constituer une aide à la surveillance destinée aux opérateurs des CROSS[*]. Ces opérateurs sont en permanence confrontés à plusieurs dizaines voire centaines de navires. La base de patrons créée pour notre simulateur pourrait être utilisée pour déterminer quelles situations peuvent évoluer vers des situations dangereuses ou - dans un premier temps - pour permettre d'éliminer les situations qui ne le sont pas. Nous pouvons aussi envisager de faire tourner la simulation CogTRANS en prenant en entrée de vraies données du trafic en temps réel et en les comparants aux décisions prises en simulation.

2.2. Perspectives à long terme de DBP

Les limites soulevées dans les chapitres précédents nous ont amené à envisager un certain nombre d'amélioration pour les prochaines étapes de la conception du modèle DBP. Et, de manière plus large, la réalisation d'un tel modèle nous ouvre des perspectives de recherche qui ne se situent pas uniquement dans le domaine de l'informatique, mais dans un domaine qui se situe au croisement de l'informatique et de la psychologie.

Ainsi, une première réflexion est apparue sur l'utilisation des critères de décision : ils sont fixes dans la simulation pour définir des profils d'agents et mériteraient d'évoluer au cours du temps car ils représentent en fait les facteurs internes qui font évoluer le comportement d'un agent et qui vont l'amener à privilégier une action plutôt qu'une autre. Cette proposition rappellent les travaux réalisés à l'INRETS (Doniec et al, 2008) qui décrivent une variable

appelée impatience et qui évolue au cours du temps. On peut supposer faire évoluer notre critère Respect de l'heure d'arrivée de la même manière et créer un système prenant en compte les émotions des agents pour modifier les différents critères de prise de décision. On peut ainsi supposer que selon l'état d'esprit de la personne les différents critères évoluent au cours de la simulation.

Nous avons fait le postulat, par ailleurs, que les marins disposent de la plupart des informations nécessaires à leur décision. Nous avons choisi de prendre en compte l'imprécision des données qui peuvent amener à certaines erreurs dans l'interprétation de la situation courante. Mais la théorie de la SA propose différentes sources d'erreurs lors de l'acquisition des indices critiques d'une situation et lors de la compréhension de la situation : le stress, une grande charge de travail ou l'utilisation d'un modèle mental incomplet ou imparfait. Il serait intéressant d'intégrer ces phénomènes au sein d'un simulateur.

Il serait intéressant d'utiliser CogTRANS pour créer un environnement simulé permettant de récupérer les traces informatiques des actions des navigants : le simulateur pourrait alors servir de base pour étudier le comportement des marins en simulation lorsque la situation est complexe : trafic dense composé de navires dont les types, les trajectoires et les vitesses sont hétérogènes. Il est envisageable de fournir une vue de la passerelle à un expert et de le soumettre à différents cas particuliers et d'étudier ses réactions. Il pourrait être pertinent de reprendre un système 3D contenant un maximum d'information pour le trafic maritime du type MarineGIS (Goralski & Gold, 2009). Une telle simulation permettrait d'étudier les comportements des marins dans des situations très critiques, d'analyser leurs réactions et de déterminer des stratégies pour la résolution de tels phénomènes. Ce travail pourrait être effectué en collaboration avec des psychologues ergonomes et des enseignants des écoles maritimes. Ces collaborations amèneraient à proposer des situations complexes, pertinentes d'un point de vue écologique et exploitables qui permettraient d'améliorer la compréhension que nous avons de la prise de décision chez des navigants et des stratégies mises en œuvre pour résoudre ce type de problème. Le système CogTRANS pourrait être modifié de façon à présenter de telles situations.

Dans le même ordre d'idée, si le règlement maritime est le même en tout point du globe, et que son interprétation peut être partagée au sein d'une même catégorie d'experts, nous pouvons nous demander si elle est partagée dans des cultures différentes. Les marins formés dans deux pays de cultures différentes connaissent-ils les mêmes patrons de situations prototypiques ? Et ces connaissances sont-elles compatibles ? On peut supposer que le « contrôle de la situation » dont parlent les experts présents dans la zone du Pas-de-Calais existe chez d'autres experts, habitués à naviguer dans d'autres zones. Enfin, deux interprétations des règlements sont-elles compatibles ou risquent-elles, au contraire, de mener à un accident ? Un recueil de ces informations puis une simulation de ces nouvelles expertises sous CogTRANS pourrait nous renseigner sur les situations pouvant amener à un accident si elles existent.

2.3. Quelques compléments d'améliorations de CogTRANS

Nous avons donc proposé un système de prise de décision basé sur la prise de décision naturelle, s'appuyant sur des modèles formels (sous-ensembles flous, distances sémantiques), sur un méta modèle des systèmes multi agents (le modèle AGR) pour pouvoir reproduire de manière réaliste la prise de décision d'experts.

Sur ce point, nous proposons bien une prise de décision réaliste : chaque comportement observé en simulation se rapporte à un patron bien particulier qui permet d'expliquer pourquoi l'agent a pris cette décision. Il apporte du sens à la simulation et peut servir de support à l'élaboration d'un outil pour l'apprentissage de la navigation.

Cependant, il reste à rendre compte des variations des comportements en fonction des types de navires et des zones de navigation. S'il s'avérait qu'il existe une grande variété de comportements, le nombre de rôles à réaliser pourrait « exploser ».

Enfin, la validation du modèle gagnerait à reposer sur une simulation utilisant un nombre de cas plus conséquent que les 62 cas de l'étude de référence. Une telle simulation n'a pas pu être réalisée car elle demande une connaissance du trafic que nous n'avons pas encore actuellement. Il faudrait notamment, pouvoir identifier le navire évité lorsque plusieurs d'entres eux ont des trajectoires proches : la précision des données AIS reçues[34] (de l'ordre de quelques minutes) limite notre faculté à produire des outils permettant de récupérer automatiquement les trajectoires des navires en situation d'évitement. L'utilisation des travaux d'Etienne et al. (Etienne et al., 2010) devrait nous permettre de résoudre ces problèmes grâce à une analyse fine des trajectoires des navires et grâce à la détermination automatique des types de situations dans lesquelles se trouvent les navires étudiés.

3. Conclusion

Notre contribution a été de réaliser DBP : un rôle intégrable au sein de simulations multi-agents et reproduisant la prise de décision d'experts. Il a été validé pour la simulation du trafic maritime et peut être utilisé plus particulièrement pour tout type de simulation à un niveau meso. S'il reste d'un fonctionnement moins complexe que des architectures cognitives comme ACT-R ou COSMODRIVE, il autorise la simulation de plusieurs dizaines à plusieurs centaines d'agents et permet de reproduire un comportement global assez réaliste pour pouvoir être utilisé dans des simulateurs de formation. Il est, de plus, totalement intégrable au méta modèle Agent Groupe Rôle et possède ainsi une bonne capacité d'intégration à tout type de systèmes multi-agents.

DBP peut enfin être utilisé pour tout type de simulation où la NDM présente un intérêt particulier : c'est-à-dire dans des contextes applicatifs où des individus avec des expertises différentes évoluent avec des contraintes de temps, dans des conditions changeantes et

[34] Données collectées grâce au site shipais.com.

incertaines. Il peut ainsi être envisagé d'utiliser DBP pour des simulations de l'évitement de collisions en milieu routier ou aérien mais aussi pour des simulations tactiques de comportements de pilotes de chasse, de chefs de quarts de la marine ou encore de sportifs en situations de matchs.

Glossaire maritime

Abordage : Manœuvre involontaire de deux bateaux se percutant ou se heurtant, pour une raison quelconque (manœuvre ratée, absence de veille, manque de maîtrise).

AIS (Automatic Identification System) : système de suivi de route à courte distance utilisé à bord de navires et de systèmes de surveillance du trafic. L'AIS envoie une information VHF normalisée contenant l'identification unique du navire, sa position, son cap, sa vitesse, ses ports de départ et d'arrivée ainsi que sa cargaison. L'AIS envoie ces informations tout les 2 secondes à 3 minutes. Il est aujourd'hui obligatoire sur les navires de plus de 300 tonnes.

ARPA (Automatic Radar Plotting Aid) : cet outil génère des traces à partir de données radar. Il permet d'afficher le cap, la vitesse et le CPA des navires environnants.

Cap : angle orienté décrivant la direction suivie par le navire. Exprimée en degrés par rapport au Nord (Nord 0°, Est 90°, Sud 180° et Ouest 270°).

COLREG (COLlision REGulations) : règles établies par l'OMI (1974). Dans ce mémoire, seules les règles au croisement de navires sont présentées (voir Annexe).

CROSS (Centres Régional Opérationnel de Surveillance et de Sauvetage) : centres français chargés de la surveillance maritime (sauvetage, surveillance de la navigation, de la pollution, de la pêche), ils ont répartis le long de la côte. Celui chargé de la surveillance du trafic dans le Pas-de-Calais est le CROSS Griz-Nez. Les MRCC (Maritime Rescue Center Coordination) sont l'équivalent anglais des CROSS.

CPA : Closest Point of Approach. Point d'une trajectoire lorsque le navire est au plus proche d'un autre navire. Ce point, et plus particulièrement les temps et distances pour l'atteindre sont fournis par l'ARPA. Il est utilisé lors des situations d'évitement de collisions.

DCPA : Distance at Closest Point of Approach. Distance entre les deux navires lorsque les deux navires sont au plus proche.

DST (Dispositif de Séparation du Trafic) : dispositif mis en place pour réduire les risques d'abordages entre navires dans les régions où celui-ci est dense et/ou problématique. Ils ont

été créés pour empêcher les navires de se retrouver dans des situations de face à face. Le DST du Pas-De-Calais sépare les flux de navires Mer du Nord – Manche (transitant par le Nord), des flux de navires Manche – Mer Du Nord (transitant par le Sud). Il est surveillé conjointement par le MRCC Douvres pour la voie descendante et le CROSS Gris-Nez pour la voie montante.

Gisement : angle orienté décrivant la position d'un point sur l'horizon. Le gisement est exprimé en degrés par rapport à l'orientation du navire (0° correspond à un point devant le navire, 90° à sa droite, 180° derrière et 270° à sa gauche).

Mille marin (Nm pour Nautic Mile en anglais): unité de mesure de distance utilisée dans la navigation maritime et aérienne. Elle vaut 1.852 km. La largeur minimale dans le Pas de Calais est de 16 milles nautiques.

Nœud (nd ou kt pour knot en anglais) : unité de vitesse, un nœud correspond à 1 mille marin par heure soit 1.852 km/h. Il est courant de voir des ferries à 20 nœuds soit environ 37 km/h.

OMI : Organisation Maritime Internationale.

Privilège : différentes règles sont décrites dans les COLREG pour définir les navires privilégiés : le niveau de privilège peut être défini ainsi, des navires les plus privilégiés au moins privilégiés : navire à l'arrêt, navire en situation de pêche, navire navigant à la voile et enfin les navires à moteur. Pour deux navires appartenant à la même catégorie, le privilège est défini par leur position lors d'une situation d'anticollision : lors d'un croisement, le navire venant de tribord (droite) est le navire privilégié. Lors d'un dépassement, il s'agit du navire rattrapé.

Relèvement : angle orienté décrivant la position d'un point à l'horizon par rapport au Nord. Nécessaire pour calculer le gisement d'un point à l'horizon.

TCPA : Time to Closest Point of Approach. Temps avant d'atteindre le CPA.

Annexe A : géométrie des situations de croisement

Une situation d'interaction entre plusieurs navires peut donner lieu à différentes formalisations. Les navigants l'appréhendent sous un angle géométrique et réglementaire.

D'un point de vue géométrique, plusieurs approches sont possibles. L'approche historique (visuelle) consiste à évaluer l'évitement de collision en utilisant le gisement de l'autre navire. Si celui-ci ne change pas, ou de manière non significative, cela signifie que les deux navires ont des trajectoires concourantes et qu'une collision est possible. Une manœuvre doit alors être entreprise.

Une seconde approche utilise des calculs basés sur le CPA : une situation de croisement entre deux navires est entièrement caractérisée par les valeurs des variables représentées sur la figure 51.

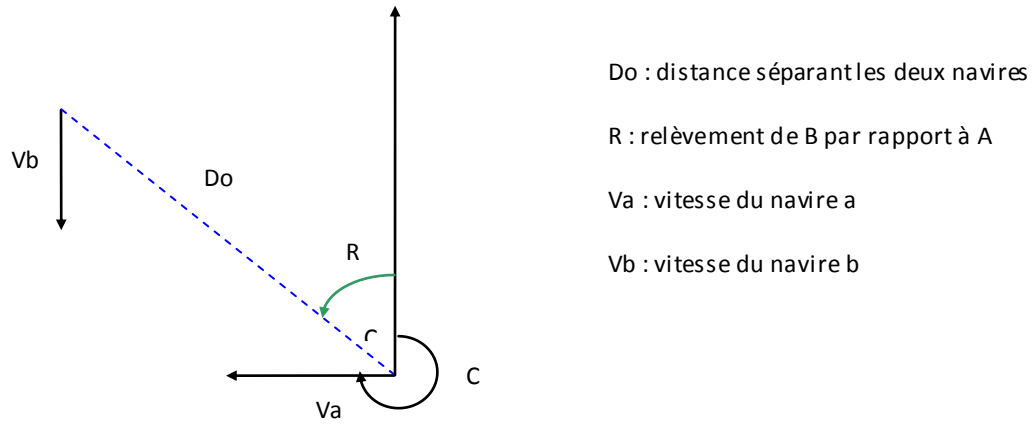

Figure 51 : Représentation géométrique d'une situation de collision

A partir de ces données, il est possible de définir le CPA, c'est-à-dire le point où les deux navires seront situés au plus près l'un de l'autre, de calculer le DCPA (distance qui séparera les deux navires lorsqu'ils auront atteint le CPA) et le TCPA (temps restant avant d'atteindre le CPA). Ces variables sont représentées sur la figure 52. Sur cette figure, le TCPA est égal à t3.

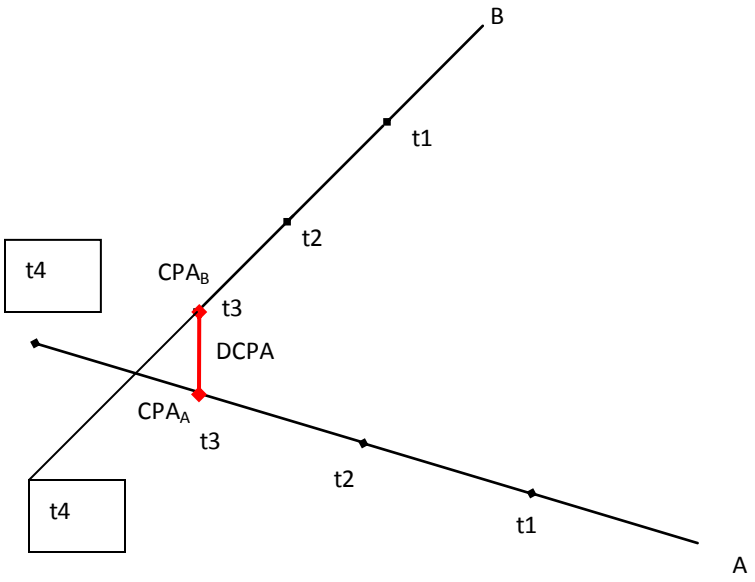

Figure 52 : CPA, DCPA, TCPA

Toutes ces informations sont connues sur les navires les plus importants grâce à la présence d'un ARPA. Les marins formés sur ce genre d'outils sont ainsi capables de catégoriser les situations comme dangereuses ou non directement à partir de la lecture du DCPA.

Annexe B : Compléments de simulations des situations de croisement sous CogTRANS

CogTRANS représente les situations de croisement à deux niveaux, un premier lors de la gestion des rôles de l'agent : il faut déterminer l'évènement qui va provoquer le jeu du rôle DBP, et un second lors du jeu du rôle DBP d'évitement de collision. On pourrait considérer que le rôle DBP d'évitement de collision est joué tout le temps par tous les agents qui sont compatibles avec ce rôle, mais ce serait incompatible avec ce que nous pouvons observer de l'activité en passerelle. Cela permet aussi au système d'économiser des ressources. Il faut ainsi déterminer quels critères provoquent le jeu de ce rôle. Nous avons choisi d'utiliser pour la simulation CogTRANS deux critères : la distance entre le navire et les autres objets mobiles et leur DCPA. L'évènement déclenchant le jeu est provoqué à un $DCPA_{min}$ et $dist_{min}$. Pour le cas des ferries et des cargos, nous avons choisi d'utiliser pour les ferries un $dist_{min}$ de 10 Nm (en deçà de la limite de perception du navire), mais bien au-delà des premières actions possibles, et un $DCPA_{min}$ de 1 Nm (supérieure à la distance maximale utilisée pour décrire la variable linguistique DCPA).

Le rapport de thèse déroule l'exemple de l'évitement de collision entre un petit cargo non privilégié et un ferry privilégié. Cette annexe présente les autres cas possibles d'évitement de collisions entre ferries et cargos, c'est-à-dire, pour le premier cas un évitement entre un petit cargo privilégié et un ferry non privilégié, pour le deuxième cas l'évitement entre un grand cargo non privilégié et un ferry privilégié ; enfin le dernier cas traite de l'évitement de collision entre cargo privilégié et ferry non privilégié.

1er cas : situation de croisement entre un petit cargo non privilégié et un ferry privilégié.

Il s'agit ici d'un cas classique d'application du règlement. Le ferry peut avoir le choix d'éviter hors du champ d'application de la règle ou dans la zone d'action du navire privilégié. Le petit cargo évite rarement dans cette situation. C'est ce que nous obtenons en simulation (voir

Figure 53). Le ferry est marqué d'un disque noir. Les zones sont présentées comme des indications de distances des distances d'évitement de collision (le petit cargo n'agissant pas dans hors du champ du règlement, cette dernière distance n'est pas indiquée). Nous faisons le choix ici de considérer des situations évoluant vers un passage à 0.4 nm du ferry par l'arrière du cargo si aucune action n'est entreprise.

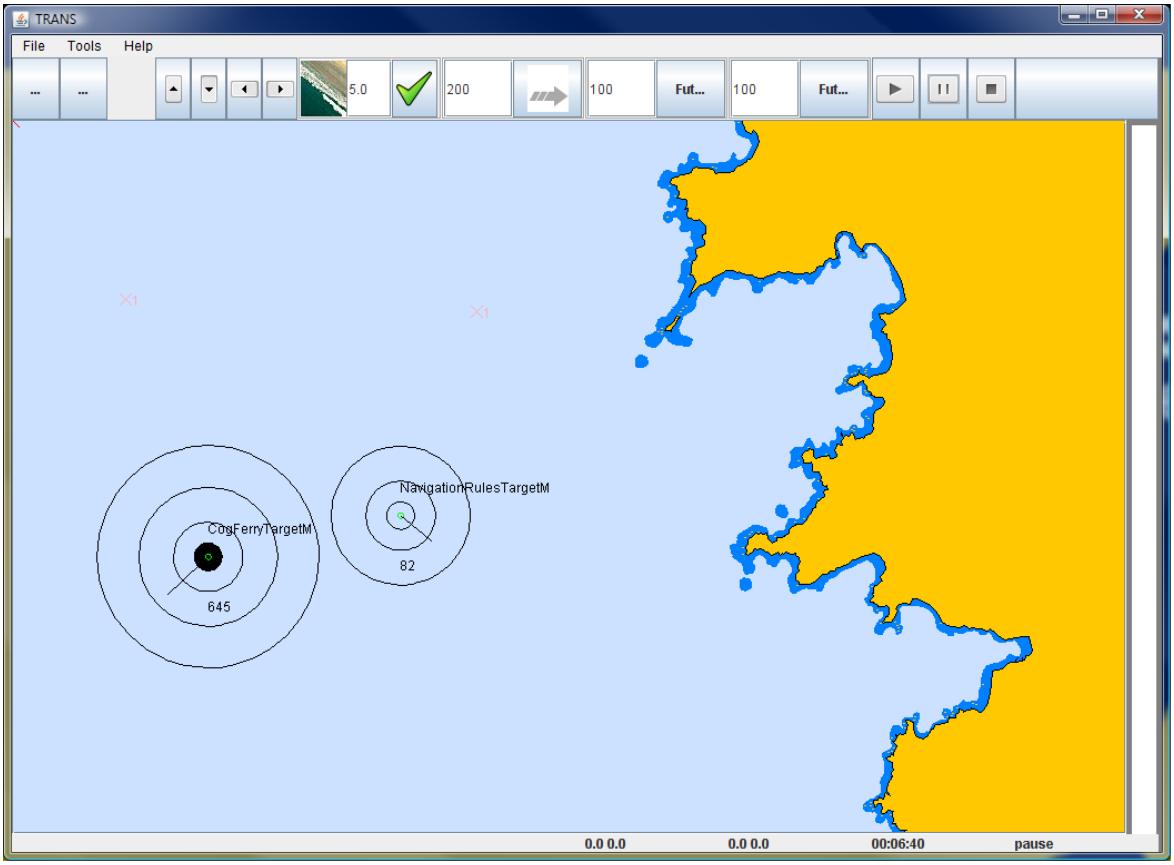

Figure 53 : situation de croisement entre un ferry et un petit cargo non privilégié.

La zone d'action hors du champ d'application de la règle est atteinte pour le ferry. L'agent construit une représentation mentale de la situation et apparie la situation courante au patron n°12, conforme au critère de performance. L'agent évite le petit cargo par l'arrière à une distance de 4.7 nm (voir Figure 54).

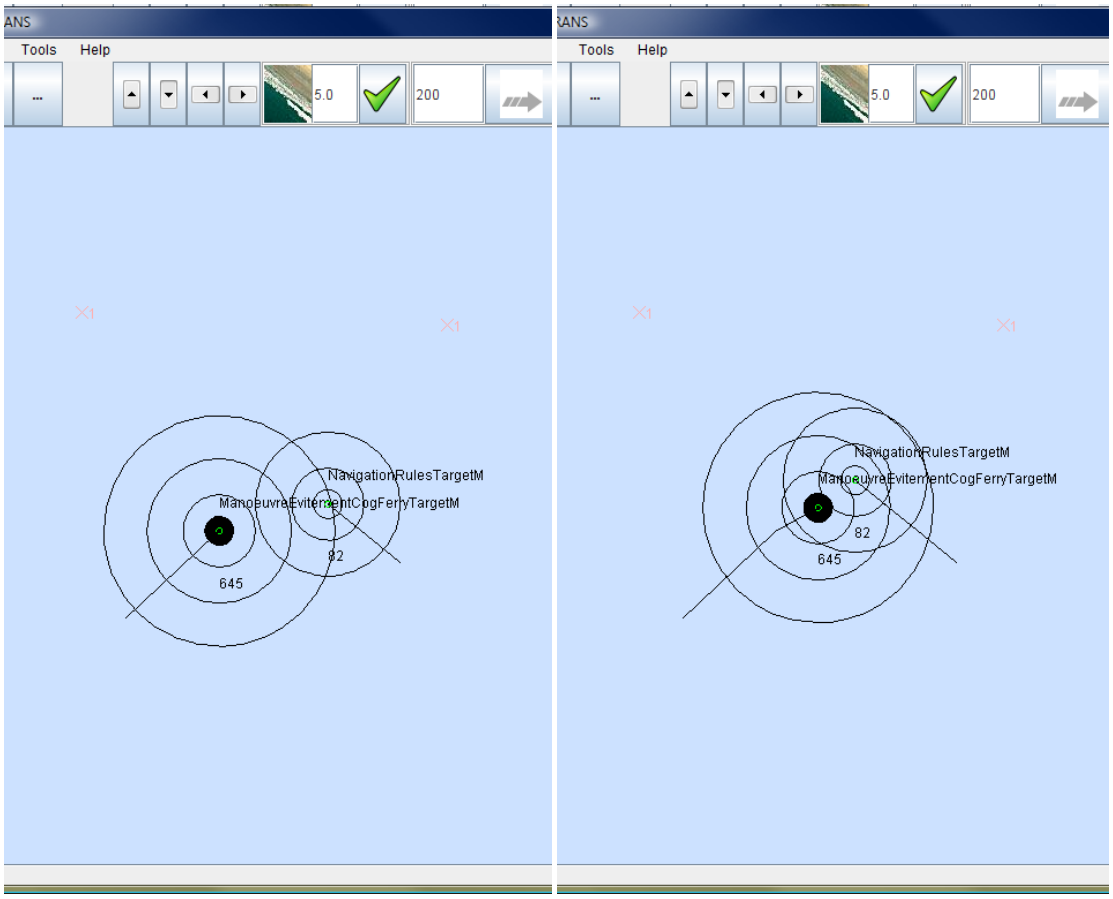

Figure 54 : Le ferry évite le petit cargo par la droite à une distance hors du champ d'application de la règle.

Lorsque l'agent ferry favorise le respect du règlement, aucune action n'est entreprise dans la zone d'action hors du champ d'application de la règle. Les deux navires entrent en zone d'action du navire non privilégié. Ici en simulation, peu importe que le petit cargo prenne une décision avant le ferry : la situation étant clairement établie, celui-ci reconnait toujours le patron indiquant de ne rien faire.

Seul le ferry agit à cette distance : l'agent apparie la situation courante au patron recommandant à une manœuvre à droite (voir Figure 55). Dans cette situation, le ferry n'a pas d'autres alternatives. Dans cette situation, le ferry a entrepris une manœuvre visible (+10°) et suffisante pour éviter le petit cargo.

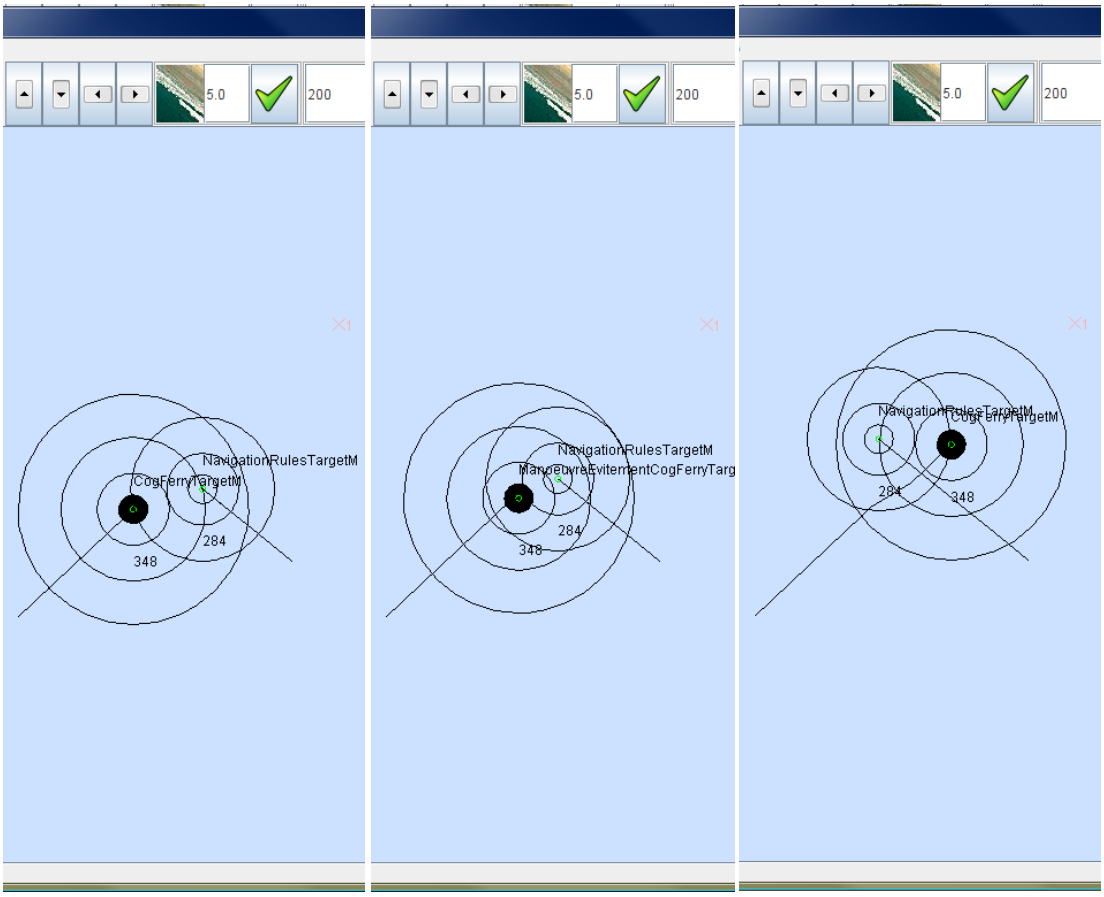

Figure 55 : l'agent ferry évite à la distance d'action du navire non privilégié.

2e cas : situation de croisement entre un ferry non privilégié et un grand cargo privilégié.

Notons que la situation réciproque (ferry privilégié et grand cargo non privilégié) ne sera pas représentée dans cette annexe : ces deux navires utilisant la même base de connaissances, les résultats observés sont identiques.

Cette situation présente une situation de collision où le ferry (vitesse 20 nœuds) a tendance à passer légèrement par l'avant du grand cargo (vitesse 18 nœuds). La situation initiale est présentée sur la figure 56.

Nous présentons principalement ce cas pour observer les différences d'angles des manœuvres des navires selon le DCPA.

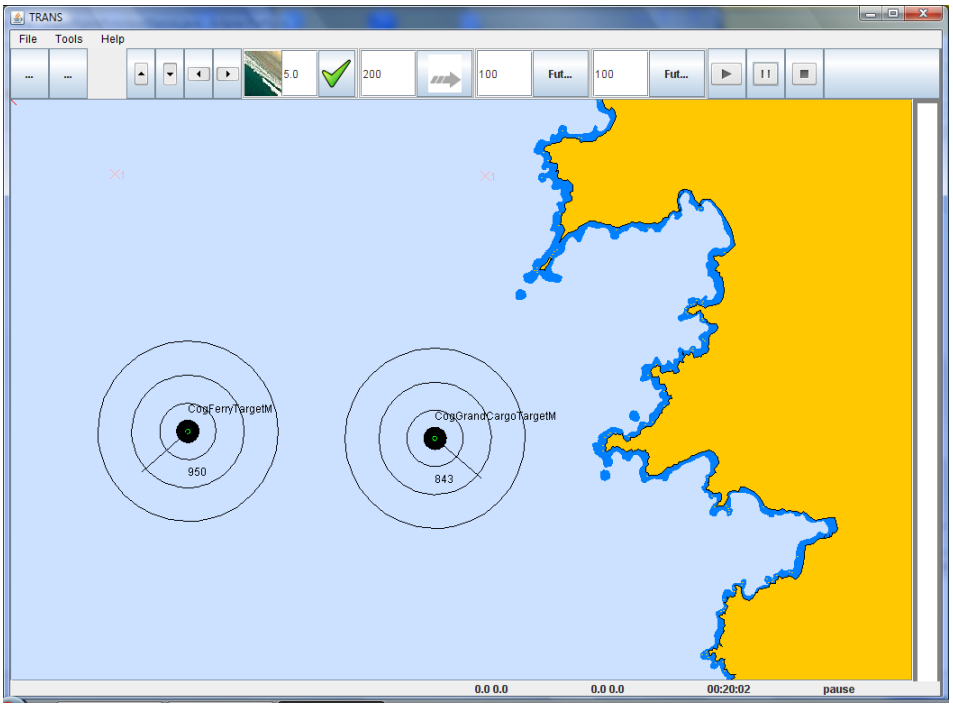

Figure 56 : situation initiale entre un ferry (à gauche) et un grand cargo (à droite).

Les deux navires entrent ensuite dans la zone d'action hors du champ d'application de la règle (voir figure 57).

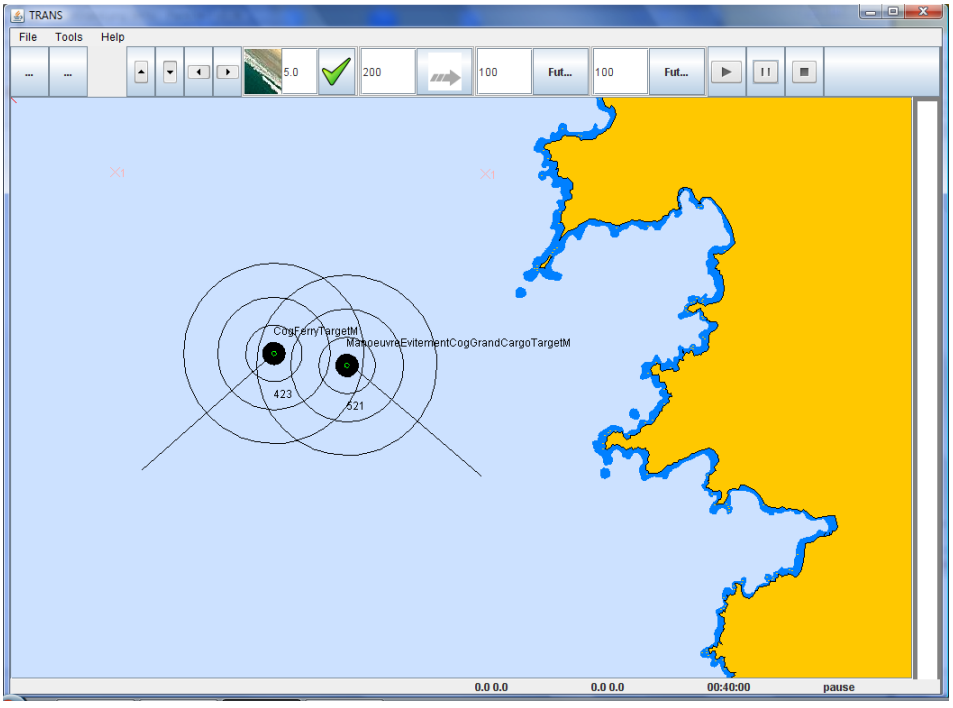

Figure 57 : les deux navires entrent dans la zone d'action hors du champ d'application de la règle.

A ce moment, 3 solutions sont possibles :

- Les deux navires reconnaissent la situation mais le ferry prend l'initiative : il entreprend un évitement de collision. Le cargo reconnait alors la situation : il choisit de ne pas éviter le ferry.

- Les deux navires reconnaissent la situation mais le cargo prend l'initiative : il entreprend un évitement de collision. Le ferry reconnait alors la situation : il choisit de ne pas entreprendre de manœuvre.
- Les deux navires décident de ne pas agir : ils attendront jusqu'en zone d'action du navire non privilégié

Dans nos simulations, ce cas se présente dans environ 25% des cas. Les deux premiers cas sont à peu près équitablement répartis (moins de 40 % pour chaque cas).

Dans le premier cas, le ferry a le choix d'éviter par l'avant (figure 58) ou par l'arrière (figure 59). Le ferry passant assez largement devant l'autre navire, il a moins de chance de privilégier la manœuvre vers l'arrière du cargo. De plus la manœuvre vers l'avant nécessite un changement de cap très faible pour modifier légèrement le DCPA entre les deux navires. Nous avons doublé l'angle des manœuvres du ferry pour bien observer la manœuvre par l'avant (peu évidente).

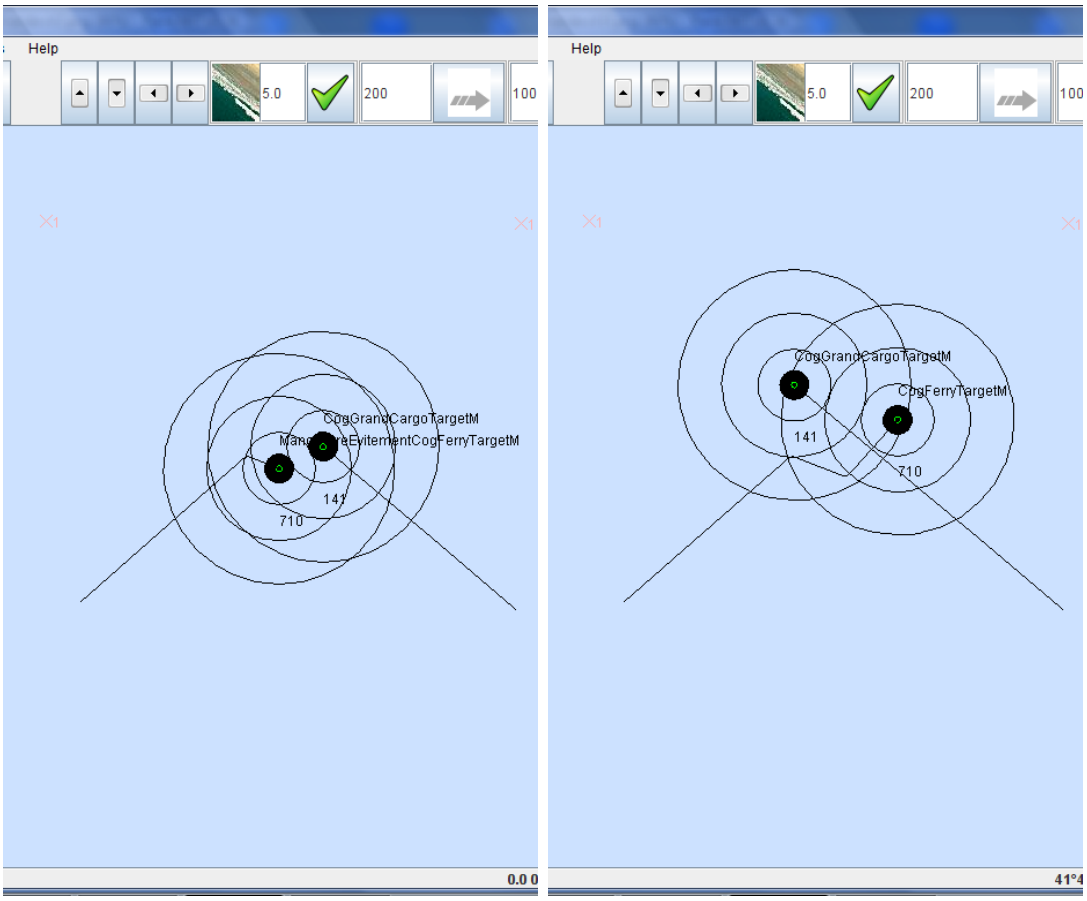

Figure 58 : le ferry entreprend une large manœuvre par la droite.

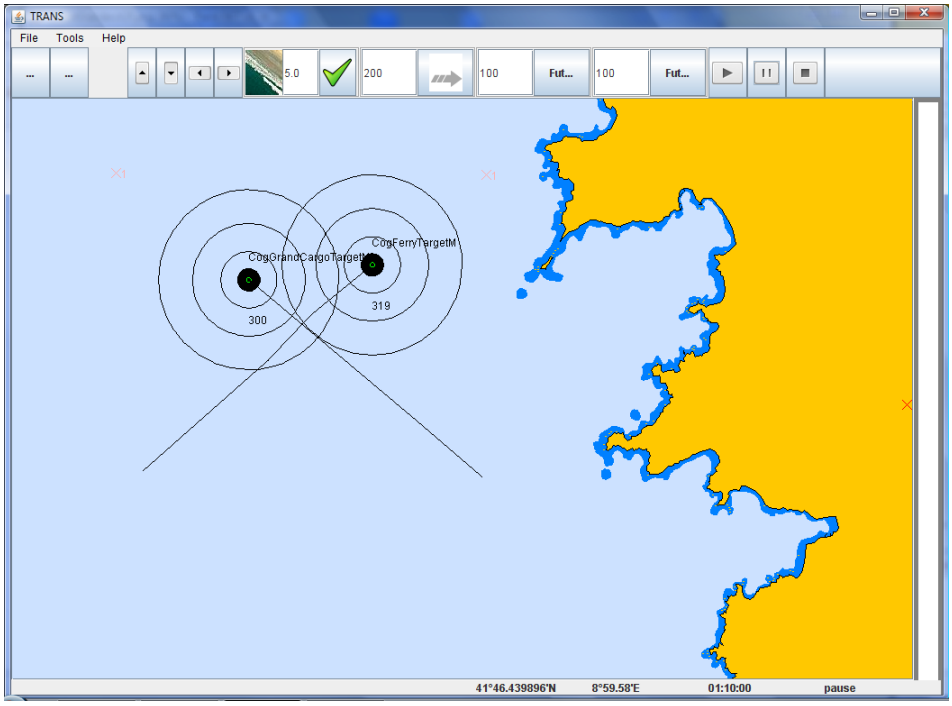

Figure 59 : le ferry entreprend une faible manœuvre vers la gauche pour éviter le cargo.

Enfin, le cargo peut choisir d'éviter : il privilégiera une manœuvre par l'arrière comme on peut l'observer sur la figure 60.

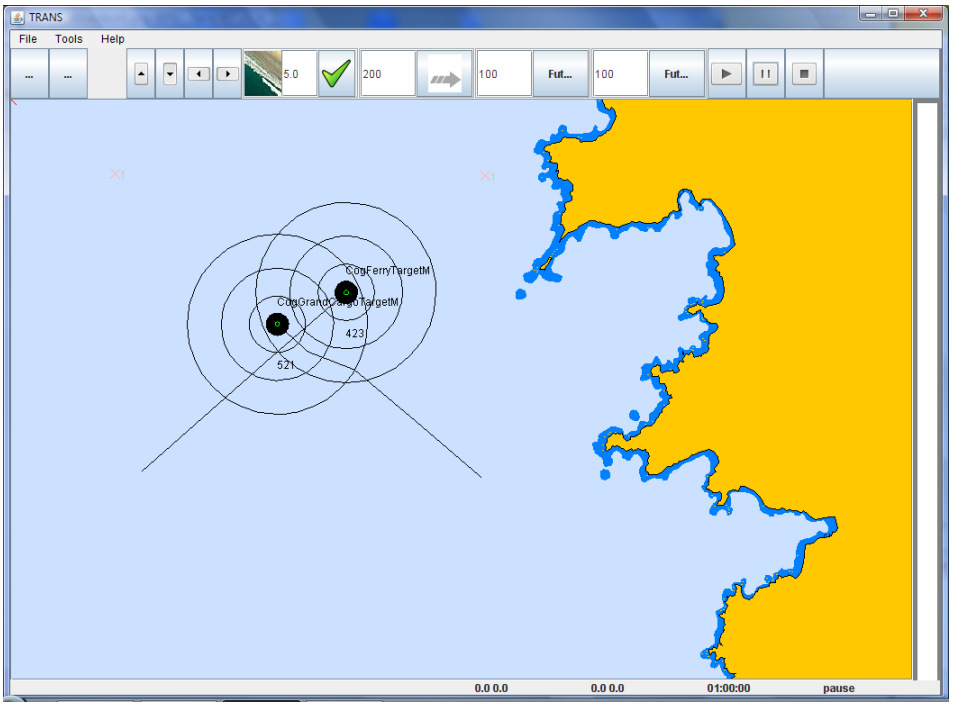

Figure 60 : le cargo entreprend une manœuvre d'évitement par la gauche.

Lorsque les navires atteignent la zone d'action du navire non privilégié, la situation se ramène à peu de chose près à une situation d'anticollision entre un ferry et un petit cargo. Nous ne présentons pas ici ces situations d'évitement.

Annexe C : Compatibilité et conciliabilité des rôles générés

Trois nouveaux rôles, plus un, ont été créés pour CogTRANS. Ces trois nouveaux rôles correspondent à l'utilisation d'un modèle de prise de décision naturelle : un pour les ferries, un autre pour les grands cargos un autre pour les petits cargos. Enfin un dernier rôle a été créé pour l'anticollision des marins pêcheurs, mais qui n'a pas été validé à la manière des trois autres rôles.

Pour chacun des rôles créés, nous avons redéfini un ensemble de compatibilité avec les rôles précédemment créés. Le rôle précédent d'anticollision, même s'il n'est plus utilisé dans les tests créés reste utilisable. Il peut notamment être utilisé en simulation pour générer des comportements simples pour le cas de navires militaires[35]. Les navires militaires peuvent requérir tout de même la création de rôles NDM.

Les tableaux 1 et 2 représentent les différents rôles créés au sein du système à base de rôles existant TRANS. Nous avons précisé les inconciliabilités et incompatibilités entre les rôles au sein de ces tableaux. Ces informations nous permettent de gérer la création des agents au niveau de l'interface de création et permet de déterminer lesquels peuvent être associés à un même type de navire ou tout autre agent précédemment présent sous TRANS (authority, infrastructure, natural phenomena, ship ou spatial entity). Les tableaux 1 et 2 sont des extensions de ceux présentés par Fournier (2005).

[35] Le système de zones autour du navire est issu à l'origine du règlement international pour prévenir les abordages en mer, et plus particulièrement comment ce règlement est interprété par les militaires. Le navire militaire se considère soit comme le privilégié lorsqu'il est en manœuvre, soit il utilise un tel modèle.

Tableau 12 : inconciliabilité entre les rôles du domaine maritime sous TRANS.

	CogFerry	CogPetitCargo	CoGrandCargo	CogPeche
Authority	1	1	1	1
Ship	0	0	0	0
Natural phenoma	1	1	1	1
Spatial entity	1	1	1	1
Infrastructure	1	1	1	1

Ici, seuls les navires se voient associés aux rôles de prise de décision liés à une expertise (ferry, cargo ou pêcheur). Ces rôles sont liés à l'évitement de collisions et sont donc inconciliables avec les autres rôles du domaine maritime sous TRANS (voir les définitions de compatibilité et de conciliabilité dans le chapitre 3). Le tableau 3 représente les compatibilités entre les précédents rôles de CogTRANS et les nouveaux rôles créés. Parmi les choix effectués, nous avons rendu compatibles tous les rôles cognitifs au rôle TargetM simulant le comportement d'un navire en suivi de route. Le rôle Trawler simulant le comportement d'un navire en situation de pêche a été rendu compatible avec et le rôle CogPêche pour l'anticollision des pêcheurs. Les trois autres rôles ont été liés aux mêmes rôles que TargetM, c'est-à-dire les rôles Trawler, Tugboat, Tanker et Frigate (les différents types de navires en simaulations). Notons que le rôle utilisé pour la validation des rôles cognitifs s'est fait uniquement en utilisant le rôle TargetM, seul rôle permettant de définir des trajectoires précises pour les agents en simulations.

Tableau 13 : compatibilité entre les différents rôles sous CogTRANS.

	Rescuer	Leader Rescuer	Wind	Stream	Tide	Coast	Depth area	Tugboat	Trawler	Tanker	TargetM	Frigate	Leader	Follower	Cognitive
Rescuer	×	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Rescuer leader	1	×	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Wind	0	0	×	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Stream	0	0	1	×	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Tide	0	0	1	1	×	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Coast	0	0	0	0	0	×	1	0	0	0	0	0	0	0	0
Depth area	0	0	0	0	0	1	×	0	0	0	0	0	0	0	0
Tugboat	0	0	0	0	0	0	0	×	1	1	1	1	0	0	1
Trawler	0	0	0	0	0	0	0	1	×	1	1	1	0	0	1
Tanker	0	0	0	0	0	0	0	1	1	×	1	1	0	0	1
TargetM	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	×	1	0	0	0
Frigate	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	1	×	0	0	1
Leader	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	×	1	0
Follower	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	×	0
Cognitive	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	0	1	0	0	×

Bibliographie

Aamodt A, P. E. (1994). AICom - Artificial Intelligence Communications. IOS Press.

Aasman, J., & Michon, J. A. (1992). Multitasking in driving. Dans J. Michon, & A. Akyürek, *SOAR: A Cognitive Architecture in Perspective* (p. 169). Kluwer Academic Publishers.

Abrami, G. (2004). *Niveaux d'organisation dans la modélisation multi-agent pour la gestion de ressources renouvelables. Application à la mise en oeuvre de règles collectives de gestion de l'eau agricole dans la basse-vallée de la Drôme.* mémoire de thèse.

Amiguet, M. (2003). *MOCA, Un modèle componentiel dynamique pour les systèmes multi-agents organisationnels.* thèse de doctorat, Université de Neuchâtel.

Amiguet, M., Müller, J.-P., Báez, J., & Nagy, A. (2002). La plate-forme MOCA: conception de SMA organisationnels à structure dynamique. *Systèmes multi-agents et systèmes complexes (JFIADSMA'02).* Hermès.

Anderson, J. R. (2000). *Cognitive Psychology and Its Implications: Fifth Edition.* New York: Worth Publishing.

Ballet, P. (2000). *Intérêts Mutuels des Systèmes Multi-Agents et de l'Immunologie ; Applications à l'immunologie, l'hématologie et au traitement d'images.*

Banos, A., Godara, A., & Lassarre, S. (2005). Simulating pedestrians and cars behaviours in a virtual city : an agent-based approach. *Proceedings of the European Conference on Complex Systems.* Paris.

Bartlett, F. (1932). *Remembering: An Experimental and Social Study.* Cambridge: Cambridge University Press.

Batty, M. (1974). Spatial entropy. *Geographical analysis , 6*, 1-31.

Bellet, T. (1998). *Modélisation et simulation cognitive de l'opérateur humain : une application à la conduite automobile.* Paris: Université Paris V.

Bellet, T., Bailly, B., Mayenobe, P., & Georgeon, O. (2007). Cognitive modelling and computational simulation of drivers mental activities. *Modelling Driver Behaviour in Automotive Environments* , 315-343.

Benjamin, S., Johnson, N., & Hui, P. (1996). Cellular automata models of traffic flow along a highway containing a junction. (I. o. Publishing, Éd.) *Journal of Physics A: Mathematical and General , 29*, 3113-3127.

Best, B. J., & Lebiere, C. (2006). Cognitive agents interacting in real and virtual worlds. Dans R. Sun (Éd.), *Cognition and Multi-Agent Interaction: From Cognitive Modeling to Social Simulation.* (pp. 186-218). New York: Cambridge University Press.

Bham, G., & Benekohal, R. (2004). A high fidelity traffic simulation model based on cellular automata and car-following concepts. (Elsevier, Éd.) *Transportation Research Part C: Emerging Technologies , 12* (1), 1-32.

Bratman, M. E. (1987). *Intention, Plans and Practical Reason.* Cambridge University Press.

Breton, R. (2002). *Parallels between the recognition primed decision model and case-based reasoning.* DRDC Valcartier TM 2001, R&D pour la Défense Canada.

Broadbent, D. (1975). The magic number seven after fifteen years. *Studies in long-term memory* , 3-18.

Buchanan B., S. G. (1969). Heuristic DENDRAL: a program for generating explanatory hypotheses in organic chemistry. *Machine Intelligence , 12*, 209-254.

Cabri, G., Ferrari, L., & Leonardi, L. (2004). Agent role-based collaboration and coordination: a survey about existing approaches. *IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics*, *6.*

Cabri, G., Ferrari, L., & Leonardi, L. (2003). BRAIN: a Framework for Flexible Role-based Interactions in Multiagent Systems. *Proc. First European Workshop in Multi Agent Systems (EUMAS), .* Oxford, UK.

Cadier, F., Coppin, G., & Lenca, P. (2008). Cognitive approach to distributed decision support systems. *Foundations of computing and decision sciences , 33* (4), pp. 317-349.

Chaib-Draa, B., Jarras, I., & Moulin, B. (2001). Systèmes multiagents: principes généraux et applications. Dans J.-P. Briot, & Y. Demazeau, *Principes et architecture des systèmes multi-agents.* Lavoisier.

Chauvin, C. (2001). Modélisation et simulation cognitive en situation dynamique: application à la prise de décision en conduite de navire. *Psychologie française , 46* (2), 181-192.

Chauvin, C., & Lardjane, S. (2008). Decision-making and strategies in an interaction situation : collision avoidance at sea. *Transportation Research, part F, 11/4,* , 259-269.

Chauvin, C., Clostermann, J., & Hoc, J. (2009). Impact of training programs on decision making and situation awareness of trainee watch officers. *Safety Science , 47* (9), 1222-1231.

Conrad, F., Blair, J., & Tracy, E. (1999). Verbal reports are data ! A theoretical approach to cognitive interviews. *Proceedings of the Federal Committee on Statistical Methodology Research Conference*, (pp. 11-20).

Conte, R., Edmonds, B., Moss, S., & Sawyer, K. (2001). Sociology and Social Theory in Agent Based Social Simulation : A Symposium. *Computational and Mathematical Organization , 7*, 183-205.

Cotel, M. C., Thomas, V., Chevrier, V., Schroeder, H., & Bourjot, C. (2005). Processus cognitifs et différenciation sociale de groupes de rats : intérêt de la modélisation multi-agents. *Cahiers Romans de Sciences Cognitives.*

Denis, M. (1989). *Image et cognition.* Paris: P.U.F.

Doniec, A., Espie, S., Mandiau, R., & Piechowiak, S. (2006). Non-normative behaviour in multi-agent system: Some experiments in traffic simulation. *International Conference on Intelligent Agent Technology* (pp. 30-36). IEEE Computer Society.

Doniec, A., Mandiau, R., Piechowiak, S., & Espié, S. (2008). Anticipation based on constraint processing in a multi-agent context. (Springer, Éd.) *Autonomous Agents and Multi-Agent Systems , 17* (2), 339-361.

Endsley, M. R. (1995). Toward a theory of situation awareness in dynamic systems . *Human Factors , 37* (1), 32-64.

Erman, L. (1974). *An environment and system for machine understanding of connected speech.* Stanford, CA, USA: Stanford University.

Etienne, L., Devogele, T., & Bouju, A. (2010). Spatio-Temporal Trajectory Analysis of Mobile Objects following the same Itinerary. *Proceedings of the International Symposium on Spatial Data Handling (SDH)*, (pp. 6 pages, accepted). Hong-Kong.

Fan, X., & Yen, J. (2007). R-CAST: Integrating team intelligence for human-centered teamwork. *Proceedings of the national conference on artificial intelligence. 22*, pp. 1535-1541. AAAI Press.

Ferber, J. (1995). *Les systèmes multi-agents. Vers une intelligence collective.* Paris: InterEditions.

Ferber, J. (1999). *Multi-agent systems: an introduction to distributed artificial intelligence.* Addison-Wesley.

Ferber, J., & Gutknecht, O. (1998). AALAADIN: A meta- model for the analysis and design of organizations in multi-agent systems. *Proceedings of the third International Conference on Multi-Agent Systems (ICMAS'98).*

Fournier, S. (2005). A multiagent system for maritime navigation simulation. *Oceans 2005* (p. 223). Brest: IEEE.

Fournier, S. (2005). *Intégration de la dimension spatiale au sein d'un modèle multi-agents à base de rôles pour la simulation : Application à la navigation maritime.* Rapport de thèse.

Gardenfors. (2004). *Conceptual spaces : the geometry of thought.* The MIT Press.

Gardner, M. (1970). Mathematical games: The fantastic combinations of John Conway's new solitaire game 'Life'. *Scientific American , 223* (4), 120-123.

Garnier, C., & Sauvé, L. (1999). Apport de la théorie des représentations sociales à l'éducation relative à l'environnement - Conditions pour un design de recherche, Éducation relative à l'environnement - regards, recherches, réflexions. Arlon: FUL.

Gibson, J. (1977). The theory of affordances. *Perceiving, acting, and knowing: Toward an ecological psychology* , 67-82.

Gluck, K. A., Ball, J. T., Krusmark, M. A., Rodgers, S. M., & Purtee, M. D. (2003). A computational process model of basic aircraft maneuvering. *Proceedings of the Fifth International Conference on Cognitive Modeling* (pp. 117-122). Bamberg, Germany: F. Detje, D. Doerner, & H. Schaub (Eds.).

Goffman, E. (1971). *Relations In Public: Microstudies In The Public Order.* New York: Basic Books.

Grabowski, M., & Wallace, W. (1993). An expert system for maritime pilots: its design and assessment using gaming. *Management Science , 39* (12), 1506-1520.

Gruber, T. (1993). Towards Principles for the Design of Ontologies Used for Knowledge Sharing. Dans *Formal Ontology in Conceptual Analysis and Knowledge Representation.* Kluwer Academic Publishers.

Herbig, B., & Glöckner, A. (2009). *Experts and decision making: first steps towards a unifying theory of decision making in novices, intermediates and experts.* Max Planck Inst. for Research on Collective Goods.

Hewitt, C. E. (1977). Viewing control structure as patterns of passing messages. *Journal of Artificial Intelligence , 8* (3), 323-364.

Hollard, H. (1988). *Les règles de barre et de route.* Paris: Masson.

Hwang, C., Yang, J., & Chiang, C. (2001). The design of fuzzy collision-avoidance expert system implemented by H∞-autopilot. *Journal of Marine Science and Technology , 9* (1), 25-37.

Ignizio, J. (1991). *Introduction to expert systems: the development and implementation of rule-based expert systems.* New York: McGraw-Hill.

Kahneman, D. a. (1979). Prospect theory: An analysis of decision under risk. *Econometrica: Journal of the Econometric Society , 47* (2), 263-291.

Klein, G. A. (1999). *Sources of Power: How People Make Decisions .* Cambridge, MA: MIT Press.

Klein, G. (1997). The recognition-primed decision (RPD) model: Looking back, looking forward. Dans C. Zsambok, & G. Klein, *Naturalistic decision making* (pp. 285-292). Lawrence Erlbaum.

Kobus, D., Proctor, S., & Holste, S. (2001). Effects of experience and uncertainty during dynamic decision making. *International Journal of Industrial Ergonomics , 28* (5), 275-290.

Kreft, J. U., Booth, G., & Wimpenny, J. W. (1998). BacSim, a simulator for individual-based modelling of bacterial colony growth. *Microbiology* , 3275-3287.

Laird, R., Newell, J., & Paul, A. (1987). Soar: An Architecture for General Intelligence. *Artificial Intelligence , 33*, pp. 1-64.

Lamarche, F., & Donikian, S. (2004). Crowds of Virtual Humans : a New Approach for Real Time Navigation in Complex and Structured Environments. . *Proc. of Eurographics 2004.*

Landragin, F. (2004). Saillance physique et saillance cognitive. *Cognition, Représentation, Langage (CORELA) , 2* (2).

Le Pors, T., Chauvin, C., & Devogele, T. (2007). Etude de systèmes cognitifs pour l'évitement de collisions. *EPIQUE '07.* Nantes.

Le Pors, T., Devogele, T., & Chauvin, C. (2009). Multi-agent system integrating naturalistic decision roles : application to maritime traffic. *Proceedings of the IADIS International Conference on Intelligent Systems and Agents* (pp. 100-107). IADIS Press.

Lesage, F., Cardon, A., & Tranouez, P. (1999). A multiagent based prediction of the evolution of knowledge with multiple points of view. *Proceedings of the KAW'99.* Banff, Canada.

Li, X., & Claramunt, C. (2006). A Spatial Entropy-Based Decision Tree for Classification of Geographical Information. *Transactions in GIS , 10* (3), 451-467.

Lipshitz, R., & Ben Shaul, O. (1997). Schemata and mental models in recognition-primed decision making. . Dans C. Z. (Eds.), & I. C. (Eds.) (Éd.), *Naturalistic decision making* (pp. 293-303). Mahwah: Lawrence Erlbaum Associates.

Liu, Y., Yang, C., Yang, Y., Lin, F., & Du, X. (2009). Case Learning in CBR-Based Agent Systems for Ship Collision Avoidance. *PRIMA '09: Proceedings of the 12th International Conference on Principles of Practice in Multi-Agent Systems* (pp. 542-551). Nagoya, Japan: Springer-Verlag.

Ljungberg, M. a. (1992). The OASIS air-traffic management system. *Proceedings of the Second Pacific Rim International Conference on Artificial Intelligence, PRICAI, 92.*

Loscos, C., Marchal, D., & Meyer, A. (2003). Intuitive crowd behavior in dense urban environments using local laws. *Theory and Practice of Computer Graphics, 2003. Proceedings*, (pp. 122-129).

M.R.Jean. (1997). (nom collectif) Emergence et SMA. *5ème journées francophones sur l'intelligence artificielle distribuée et les systèmes multi-agents.* (pp. 323-342). Quinqueton and Thomas.

Malini, & Sarrazin. (2009). *Simulation du comportement d'anticollision à bord de chalutiers.*

Minsky, M. (1974). A Framework for Representing Knowledge. *AIM-306* .

Morel, C. (2002). *Les décisions absurdes.* Gallimard.

Moss, S., Gaylard, H., Wallis, S., & Edmonds, B. (1998). SDML: A multi-agent language for organizational modelling. (Springer, Éd.) *Computational \& Mathematical Organization Theory , 4* (1), 43-69.

Müller, J. (2002). *Des systèmes autonomes aux systèmes multi-agents : Interaction, émergence et systèmes complexes.* Université Montpellier II: Rapport présenté pour l'obtention de l'Habilitation à Diriger les Recherches en Informatique.

Nagel, K., & Schreckenberg, M. (1992). A cellular automaton model for freeway traffic. *Journal de Physique I , 2* (12), 2221-2229.

Newell, A. (1990). *Unified Theories of Cognition,.* Cambridge, Massachussets: Harvard University Press.

Nicolescu, M., Leigh, R., Olenderski, A., Louis, S., Dascalu, S., Miles, C., et al. (2007). A training simulation with realistic autonomous ship control. *Computational Intelligence , 23* (4), 497-516.

Nielsen, M., & Petersen, J. (2001). Collision Avoidance at sea-Practice and Problems. *Proceedings of 20th European Annual Conference on Human Decision Making and Manual Control*, (pp. 81-90).

Norling, E., Sonenberg, L., & Rönnquist, R. (2000). Enhancing multi-agent based simulation with human-like decision making strategies. *Multi-Agent-Based Simulation* , 349-357.

Norman, D. A. (1999). Affordances, Conventions and Design. . *Interactions , 6* (3), 38-43.

OMI. (1974). *(Organisation Maritime Internationale))Règlement international pour prévenir les abordages en mer.*

Osty, P.-L., Le Ber, F., & Lieber, J. (2008). Raisonnement à partir de cas et agronomie des territoires - Constructions croisées. *Revue d'Anthropologie des Connaissances , 2* (2), 169-193.

Pearson, E., & Neyman, J. (1967 [1930]). On the Problem of Two Samples. *Joint Statistical Papers* , 100.

Pelechano, N., O'brien, K., Silverman, B., & Badler, N. (2005). Crowd simulation incorporating agent psychological models, roles and communication. *First International Workshop on Crowd Simulation , 2*.

Piaget, J. (1960). Les praxies chez l'enfant. *Revue Neurologique , 102*, 551-564.

Piaget, J., & Inhelder, B. (1971). *La psychologie de l'enfant.* Paris: Presses universitaires de France.

Rao, A., & Georgeff, M. (1995). BDI agents: From theory to practice. *Proceedings of the first international conference on multi-agent systems (ICMAS-95)*, (pp. 312-319). San Francisco, CA.

Rao, A., & Georgeff, M. (1997). Modeling rational agents within a BDI-architecture. *Readings in agents* , 317-328.

Reynolds, C. (1987). Flocks, Herds, and Schools: A Distributed Behavioral Model. *Computer Graphics , 21* (4), 25-34.

Richard, J., Bonnet, C., & Ghiglione, R. (1990). *Traité de psychologie cognitive.* Dunod.

Richard, J.-F. (1990). *Les activités mentales - comprendre, raisonner, trouver des solutions.* Paris: Armand Colin.

Richard, J.-F., Bonnet, C., & Ghiglione, R. (1990). *Traité de Psychologie Cognitive 2 – Le traitement de l'information symbolique.* Paris: Dunod.

Riesbeck, C., & Schank, R. (1989). *Inside case-based reasoning.* Lawrence Erlbaum.

Roth, E., Woods, D., & Pople, H. (1992). Cognitive simulation as a tool for cognitive task analysis. (T. &. Francis, Éd.) *Ergonomics , 35* (10), 1163-1198.

Salvucci, D. (2006). Modeling driver behavior in a cognitive architecture. *Human factors , 48*, 362-380.

Schank, R., & Abelson, R. (1977). *Scripts, plans, goals and understanding: An inquiry into human knowledge structures.* Hillsdale, NJ: Lawrence Erlbaum Associates.

Schneider, P. (1996). Modélisation de la démarche du décideur politique dans la perspective de l'intelligence artificielle. *Ecole polytechnique fédérale de Lausanne. , 440*.

Shafer, G. (1976). *A Mathematical Theory of Evidence.* Princeton University Press.

Shortliffe E.H., D. R. (1975). Computer-based consultations in clinical therapeutics: explanation and rule acquisition capabilities of the MYCIN system. *Computers and Biomedical Research , 8* (4), 303-320.

Skinner, B. F. (1938). *The behavior of organisms.* New York: Appleton-Century-Crofts.

Smierzchalski, R., & Michalewicz, Z. (2000). Modeling of ship trajectory in collision situations by anevolutionary algorithm. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation , 4* (3), 227-241.

Sun, R. (2006). Prolegomena to integrating cognitive modeling and social simulation. *Cognition and multi-agent interaction: from cognitive modeling to social simulation* , 3-26.

Thom, R. (1988). *Esquisse d'une sémiophysique.* Paris: InterEditions.

Thurston, T., & Hu, H. (2002). Distributed Agent Architecture for Port Automation. *Proceedings of the 26th International Computer Software and Applications Conference on Prolonging Software Life: Development and Redevelopment* (p. 90). IEEE Computer Society.

Tumer, K., & Agogino, A. (2007). Distributed agent-based air traffic flow management. *AAMAS '07: Proceedings of the 6th international joint conference on Autonomous agents and multiagent systems* (pp. 1-8). New Yord: ACM.

von Neumann, J. (1951). The general and logical theory of automata. (L. Jeffress, Éd.) *Cerebral Mechanisms in Behavior – The Hixon Symposium* , 1-31.

Watson, J. B. (1913). Psychology as the behaviorist views it. *Psychological Review , 20*, 158-177.

Watson, J. B. (1913). Psychology as the behaviorist views it. *Psychological Review , 20*, 158-177.

Wooldridge, M. (2000). *Reasoning about Rational Agents.* The MIT Press.

Wooldridge, M., & Rao, A. (1999). *Foundations of rational agency.* Kluwer.

Xu, Z., & Khoshgoftaar, T. (2004). Identification of fuzzy models of software cost estimation. *Fuzzy Sets and Systems , 145* (1), 141-163.

Yager, R. (2008). Using trapezoids for representing granular objects: Applications to learning and OWA aggregation. *Information Sciences , 178* (2), 363-380.

Yavin Y., F. C. (1995). Computation of feasible control trajectories for the navigation of a ship around an obstacle in the presence of a sea current. *Mathematical and Computer Modelling , 21* (3), 99-117.

Zacklad, M. (2007). Classification, thésaurus, ontologies, folksonomies : comparaison du point de vue de la Recherche Ouverte d'Information (ROI). *Congrès de l'Association Canadienne des Sciences de l'Information.* Montréal: CAIS/ACSI.

Zadeh, L. (1965). Fuzzy sets. *Information and Control , 8*, 338-353.

Résumé

Les systèmes multi-agents (SMA) permettent à ce jour de simuler des phénomènes impliquant des entités en interactions. Ces entités peuvent représenter des experts et doivent alors utilisent des processus cognitifs de haut niveau (perception, prise de décision, raisonnement, stockage de l'information en mémoire). Depuis longtemps, la psychologie cognitive étudie ces processus cognitifs et a proposé des modèles conceptuels de la cognition humaine. L'approche « Naturalistic Decision Making » (prise de décision naturelle) et plus particulièrement RPD (Recognition-Primed-Decision), modélise la prise de décisions efficaces par des individus dans des situations complexes en fonction de leur expérience et du contexte.

L'objectif de cette thèse est d'intégrer au sein d'un SMA, via l'approche Agent-Groupe-Rôle, le modèle RPD pour simuler les comportements d'experts. L'expérience des individus est stockée à l'aide d'une base de patrons. Un patron associe à une situation prototypique une décision générique. Le modèle de prise de décision qui en découle : DBP (Décision à Base de Patrons) est décomposé en quatre phases. La première ; la perception de la situation courante est basée sur des sous-ensembles flous. Ils sont employés pour transformer des données quantitatives en données qualitatives. Une phase d'appariement de la situation courante à une ou plusieurs situations prototypiques est alors lancée. Puis, le patron optimal, en fonction de critères spécifiques au profil de chaque agent, est retenu. Finalement, la décision est traduite en une action.

DBP est validé par une extension du simulateur TRANS (Tractable Role Agent prototype for concurrent Navigation Systems) afin de reproduire le comportement d'experts maritimes. L'extension créée ; CogTRANS (cognitive TRANS) porte plus particulièrement sur les décisions des chefs de quart à bord de ferries et de cargos. CogTRANS permet de simuler les évitements de collisions de façon réaliste. Il offre ainsi de bonnes perspectives pour une meilleure compréhension des risques maritimes et l'amélioration d'outils pédagogiques pour l'apprentissage de la navigation.