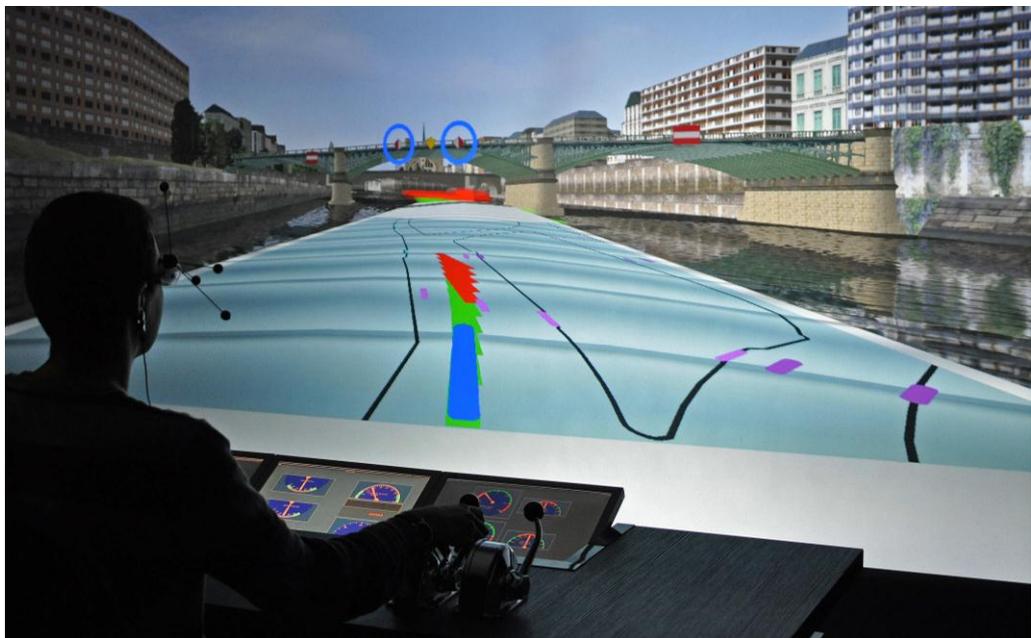


Par **Loïc FRICOTEAUX**

*Interaction informée par un système décisionnel  
pour un retour multimodal en environnement virtuel :  
application à la formation au transport fluvial*

# Thèse présentée pour l'obtention du grade de Docteur de l'UTC



Soutenue le 28 septembre 2012  
Spécialité : Technologie de l'Information et des Systèmes

DXXXX



# THÈSE

pour l'obtention du grade de

**Docteur de l'Université de Technologie de Compiègne**

Spécialité : Technologie de l'Information et des Systèmes

présentée et soutenue publiquement par

**Loïc FRICOTEAUX**

le 28 septembre 2012

---

## **Interaction informée par un système décisionnel pour un retour multimodal en environnement virtuel : application à la formation au transport fluvial**

---

Composition du jury :

Rapporteurs	M <sup>me</sup> Catherine GARBAY Laboratoire d'Informatique de Grenoble (LIG)	Directeur de recherche
	M. Bruno ARNALDI Institut National des Sciences Appliquées (INSA) de Rennes Institut de Recherche en Informatique et Systèmes Aléatoires (IRISA)	Professeur
Examineurs	M <sup>me</sup> Domitile LOURDEAUX Université de Technologie de Compiègne (UTC) Heuristique et Diagnostic des Systèmes Complexes (Heudiasyc)	Maître de conférences (HDR)
	M. Thierry DENŒUX Université de Technologie de Compiègne (UTC) Heuristique et Diagnostic des Systèmes Complexes (Heudiasyc)	Professeur
	M. Frédéric MERIENNE Institut Image de l'École Nationale Supérieure d'Arts et Métiers (ENSAM) Laboratoire Électronique, Informatique et Image (Le2i)	Professeur
Directeur	M <sup>me</sup> Indira THOUVENIN Université de Technologie de Compiègne (UTC) Heuristique et Diagnostic des Systèmes Complexes (Heudiasyc)	Enseignant-chercheur (HDR)





## Remerciements

---

Je tiens tout d'abord à remercier mon directeur de thèse, Indira Thouvenin, qui a encadré ces travaux et m'a soutenu et conseillé durant ces trois années.

Je remercie également Catherine Garbay, Directeur de recherche au Laboratoire d'Informatique de Grenoble, et Bruno Arnaldi, Professeur à l'Institut National des Sciences Appliquées de Rennes, pour m'avoir fait l'honneur d'accepter d'être rapporteurs de ma thèse. Je remercie Frédéric Merienne, Professeur à l'Institut Image de l'École Nationale Supérieure d'Arts et Métiers, pour avoir accepté de faire partie de mon jury de thèse. Je remercie aussi Domitile Lourdeaux et Thierry Denœux, respectivement Maître de conférences (HDR) et Professeur à l'Université de Technologie de Compiègne, qui ont accepté de faire partie de mon jury de thèse et m'ont donné de précieux conseils sur mes travaux.

J'adresse aussi mes remerciements aux membres du domaine ICI<sup>1</sup> du laboratoire Heudiasyc et aux membres du département Génie des Systèmes Mécaniques pour m'avoir accueilli au sein de leurs équipes.

J'aimerais remercier également toutes les personnes ayant participé à mes travaux : Jérôme Olive et Paul George qui ont participé aux développements du système et à la réalisation de l'expérimentation ; Alain Pourplanche du CETMEF<sup>2</sup> qui m'a aidé à prendre en main le simulateur SimNav ; Steve Labeylie de CFT<sup>3</sup> pour nous avoir permis d'embarquer sur un convoi fluvial ; François Manouvrier du CFANI<sup>4</sup> pour ses conseils en navigation fluviale et pour nous avoir accueillis pour la réalisation de l'expérimentation ; les étudiants du CFANI et les membres du personnel de l'UTC qui ont accepté de tester notre système ; Ján Cíger pour ses précieuses remarques sur mes travaux ; Mehdi Sbaouni et Romain Lelong de Reviatech pour leur contribution à la valorisation de mes travaux. À titre posthume, je remercie aussi Michel Vayssade qui a réalisé, en partenariat avec le CETMEF, le simulateur SimNav que j'ai ensuite repris pour mes travaux.

Je remercie aussi mes amis et collègues de la salle I101 (Clément, Emmanuel, Fabien, Farouk, Florent, Jérémy, Jérôme, Jin, Kevin, Mourad, Nicolas, Paul, Yannick, Yasser) et du centre d'innovation (Alistair, Atman, Fouzia, Guillaume, Thierry, Yvan) pour leur bonne humeur et leur soutien.

Enfin, je remercie ma famille pour son soutien et ses encouragements.

---

<sup>1</sup> ICI : Information, Connaissance, Interaction

<sup>2</sup> CETMEF : Centre d'Études Techniques Maritimes Et Fluviales

<sup>3</sup> CFT : Compagnie Fluvial de Transport

<sup>4</sup> CFANI : Centre de Formation d'Apprentis de la Navigation Intérieure



## Résumé

---

Cette thèse porte sur l'interaction entre un humain et un environnement virtuel informé (EVI). Un EVI est un environnement virtuel intégrant des connaissances, qui dans notre cas sont liées aux objets virtuels (Smart Objects). L'objectif de cette thèse est de renforcer le couplage entre l'humain et l'EVI en permettant à celui-ci de réagir pertinemment au comportement de l'utilisateur. Pour ce faire, nous ajoutons à l'EVI un module de décision capable de choisir en temps réel des retours multimodaux suivant l'activité de l'utilisateur observée par le système au moyen de différents capteurs. Nous utilisons la théorie des fonctions de croyance pour la prise de décision afin de gérer l'incertitude et l'incomplétude des données récoltées décrivant le comportement de l'utilisateur. Notre système apporte ainsi une interaction informée : la réaction du système aux actions de l'utilisateur se base sur des connaissances a priori combinées avec d'autres connaissances acquises en temps réel. Nous apportons alors une interaction personnalisée, adaptée à chaque utilisateur, pour augmenter son efficacité.

Le module décisionnel intègre un réseau évidentiel avec fonctions de croyance conditionnelle permettant de représenter graphiquement les influences, connues a priori, entre les différentes variables du système. Les variables d'entrée correspondent aux données acquises en temps réel sur l'utilisateur : ses actions et son état physiologique. Ces données peuvent être de nature incertaine (ex : données issues de capteurs ayant une certaine fiabilité) ou incomplètes (ex : défaillance d'un des capteurs). La théorie des fonctions de croyance nous permet alors de représenter ces données avec l'incertitude et l'ignorance qui leur sont liées. Ces croyances sont ensuite propagées dans le réseau évidentiel pour obtenir en sortie une croyance sur l'utilité du déclenchement de chaque retour multimodal disponible. Le choix de l'affichage d'un ensemble de retours multimodaux, parmi ceux ayant une utilité importante, se fait en résolvant un problème de satisfaction de contraintes. En effet, l'ensemble de retours multimodaux à choisir doit respecter un ensemble de contraintes établies a priori ou dynamiquement. Cela permet de s'assurer de l'adéquation de la solution choisie avec le système (ex : certains retours peuvent être incompatibles entre eux) et de son adéquation avec l'utilisateur (ex : il ne faut pas surcharger les canaux sensoriels de l'utilisateur avec trop de retours). Suivant la complexité du problème, une bonne solution, sans garantie d'être optimale, est calculée par un algorithme génétique afin d'être en mesure de proposer des retours dans un laps de temps très court. Un fichier d'informations pour chaque utilisateur est établi a priori puis mis à jour par le système en fonction d'une estimation de ses préférences vis-à-vis des retours proposés. Ces préférences sont respectées au mieux dans le choix des retours.

Ces travaux ont été appliqués à un simulateur de navigation fluviale afin de lui apporter un module de formation permettant d'offrir aux apprenants une interaction personnalisée avec le simulateur. Le comportement de l'apprenant est interprété par le système (actions sur les commandes de bateau, erreurs de navigation déterminées à partir d'une estimation de la future position du bateau, niveau de stress, ...) et à partir de ces données le système décisionnel détermine les retours multimodaux les plus appropriées à la situation courante. Les retours proposés peuvent par exemple prendre la forme d'aides visuelles, de messages sonores et de simplifications des conditions de navigation dans le but d'aider l'apprenant à anticiper les manœuvres à effectuer. Au

contraire, dans le cas d'apprenants expérimentés, le système décisionnel choisira plutôt de supprimer les aides et de complexifier les conditions de navigation. Cette personnalisation des retours pour chaque apprenant apporte une autonomie dans la formation permettant à un formateur de suivre plusieurs apprenants en parallèle. D'autres applications de nos travaux pourraient être envisagées comme par l'exemple l'assistance à la conduite automobile en réalité augmentée.

Une expérimentation a été menée afin d'évaluer l'apport de notre système pour des apprenants de différents niveaux. Pour cela, notre système a été comparé avec un système ne proposant aucun retour (système témoin) et un autre proposant toujours les mêmes retours quoique fasse l'apprenant (formation sans adaptation). Les résultats montrent, qu'entre le début et la fin de la formation, les apprenants novices ont obtenu un score deux fois supérieur avec notre système par rapport au système témoin. Le système proposant toujours les mêmes retours (formation sans adaptation) n'a pas permis aux apprenants de s'améliorer. Les réponses des apprenants aux questionnaires et les commentaires des formateurs montrent un réel intérêt pour notre approche.

**Mots-clefs :** interaction informée, retour multimodal, observation de l'utilisateur, incertitude, théorie des fonctions de croyance, réseau évidentiel, satisfaction de contraintes.

## Abstract

---

This thesis deals with interaction between human and informed virtual environment (IVE). An IVE is a virtual environment including knowledge, which is, in our case, linked with virtual objects (Smart Objects). The purpose of this thesis is to enhance the coupling between human and IVE by allowing it to relevantly react to user's behavior. To do so, we add to the IVE a decision-making module which is able to choose, in real time, a multimodal feedback (a set of aids) according to user's activity which is observed by the system by using various sensors. We choose the belief function theory for decision-making in order to deal with the uncertainty and the incompleteness of collected data describing user's behavior. In this way, our system brings an informed interaction: the reaction of the system to user's actions is based on a priori knowledge combined with other knowledge acquired in real time. Thus, we bring a personalized interaction, adapted to each user, to increase its efficiency.

The decision-making module includes an evidential network with conditional belief functions allowing graphically representing influences, a priori known, between different variables of the system. Input variables correspond to data collected in real time about the user: his/her actions and physiological state. These data can be uncertain (ex: data coming from sensors with some reliability) or incomplete (ex: failure of one of the sensors). The belief function theory allows us to represent these data with the uncertainty and the ignorance which are associated. These beliefs are then propagated in the evidential network to obtain, in output, a belief on the utility of the triggering for each available multimodal aid. The choice concerning the display of a set of multimodal aids, among those having an important utility, is done by solving a constraint satisfaction problem. Indeed, the set of multimodal aids to choose must respect a set of constraints which are a priori or dynamically set up. This allows ensuring the adequacy of the chosen solution with the system (ex: some aids can be incompatible with each other) and the adequacy with the user (ex: user's sensory canals should not be overloaded with too many aids). Depending on the complexity of the problem, a good solution, without guarantee about its optimality, is computed by a genetic algorithm so as to be able to propose a feedback in a short due time. An information file for each user is created a priori and then updated by the system according to an estimation of the user's preferences about the aids. These preferences are respected at best for the choice of the aids.

This work has been applied to a fluvial navigation simulator in order to bring a training module allowing giving a personalized interaction to the learners with the simulator. The learner's behavior is interpreted by the system (actions on ship controls, navigation errors determined from an estimation of the future position of the boat, stress level, etc.) and with these data the decision-making system determines the most appropriate multimodal feedback according to the current situation. The aids proposed can be, for example, visual assistances, audio messages and simplifications of the navigation conditions in order to help the learner to anticipate the maneuvers to do. On the contrary, in the case of experienced learners, the decision-making system will rather choose to remove assistances and to increase the navigation complexity. This personalization of the feedback for each learner brings autonomy in the training allowing a trainer to follow several

learners at the same time. Other applications of our work could be considered such as, for example, driving assistance in augmented reality.

An experiment has been realized to evaluate the contribution of our system for learners of different levels. Our system has been compared to a system without aids (control system) and to a system with non-adaptive aids. The results show that, between the beginning and the end of the training, novice learners obtained a two-time greater score with our system in comparison with the control system. The system providing always the same aids (training without adaptation) did not allow the learners to improve themselves. The learners' questionnaire answers and the trainers' comments show a real interest of our approach.

**Keywords:** informed interaction, multimodal feedback, user observation, uncertainty, belief function theory, evidential network, constraint satisfaction.

# Table des matières

<b>CHAPITRE 1</b>	<b>INTRODUCTION</b>	<b>17</b>
1.1	CONTEXTE SCIENTIFIQUE	17
1.1.1	<i>Retours multimodaux adaptatifs</i>	17
1.1.2	<i>Systèmes décisionnels intégrés aux environnements virtuels</i>	18
1.1.3	<i>Interaction informée</i>	19
1.2	CONTEXTE APPLICATIF : SIMULATEUR DE FORMATION AU TRANSPORT FLUVIAL	20
1.2.1	<i>Transport fluvial</i>	20
1.2.2	<i>Difficultés de la navigation fluviale</i>	21
1.2.3	<i>Formation au transport fluvial</i>	22
1.2.4	<i>Formation adaptative pour le transport fluvial</i>	26
1.3	ORGANISATION DU MÉMOIRE	27
<b>CHAPITRE 2</b>	<b>RETOURS MULTIMODAUX ADAPTATIFS EN ENVIRONNEMENT VIRTUEL : APPLICATION À LA FORMATION AU TRANSPORT FLUVIAL</b>	<b>29</b>
2.1	GUIDAGE D'UN APPRENANT SUR SIMULATEUR DE FORMATION À LA NAVIGATION	29
2.1.1	<i>Métaphores visuelles pour le guidage en situation de formation sur simulateur</i>	29
2.1.2	<i>Minimisation des effets négatifs de l'intégration d'informations à une simulation pour la formation</i>	31
2.1.3	<i>Discussion</i>	34
2.2	ENVIRONNEMENT VIRTUEL ET CONNAISSANCES	34
2.2.1	<i>Environnement virtuel intelligent</i>	35
2.2.2	<i>Environnement virtuel richement informé</i>	35
2.2.3	<i>Environnement virtuel informé</i>	36
2.2.4	<i>Discussion</i>	37
2.3	ADAPTATION DES RETOURS MULTIMODAUX DANS LES SYSTÈMES D'APPRENTISSAGE	38
2.3.1	<i>Retours multimodaux adaptatifs et non-adaptatifs</i>	38
2.3.2	<i>Élaboration d'un système d'apprentissage avec retours multimodaux adaptatifs</i>	39
2.3.3	<i>Discussion</i>	41
2.4	CONCLUSION	41
<b>CHAPITRE 3</b>	<b>PROPOSITION</b>	<b>43</b>
3.1	PROBLÉMATIQUE SCIENTIFIQUE	43
3.2	CADRES CONCEPTUELS	43
3.2.1	<i>Environnement virtuel informé</i>	43
3.2.2	<i>Énaction</i>	44
3.2.3	<i>Interaction informée</i>	44
3.3	CONTRIBUTION	45
3.4	MISE EN APPLICATION	46
<b>CHAPITRE 4</b>	<b>MODULE DÉCISIONNEL GULLIVER : SATISFACTION DE CONTRAINTES AVEC INFÉRENCE DANS UN RÉSEAU ÉVIDENTIEL</b>	<b>47</b>
4.1	CHOIX DU SYSTÈME DÉCISIONNEL	47
4.1.1	<i>Contraintes du problème</i>	47
4.1.2	<i>Comparaison de systèmes décisionnels</i>	48
4.2	INFÉRENCE DANS UN RÉSEAU ÉVIDENTIEL AVEC FONCTIONS DE CROYANCE CONDITIONNELLE POUR L'ÉVALUATION DE LA PERTINENCE DES RETOURS MULTIMODAUX	49

4.2.1	<i>Choix d'un cadre formel pour l'expression des données décrivant l'activité de l'utilisateur</i> .....	49
4.2.2	<i>Représentation graphique de l'influence entre les variables du problème</i> .....	51
4.2.3	<i>Théorie des fonctions de croyance : définitions et notations utilisées</i> .....	53
4.2.4	<i>Calcul d'une inférence évidentielle</i> .....	57
4.3	SATISFACTION DE CONTRAINTES.....	58
4.3.1	<i>Méthode de calcul</i> .....	58
4.3.2	<i>Contraintes génériques</i> .....	60
4.4	CONCLUSION .....	61
<b>CHAPITRE 5 INTÉGRATION DE GULLIVER À UN SIMULATEUR POUR UNE FORMATION ADAPTATIVE AU TRANSPORT FLUVIAL.....</b>		<b>63</b>
5.1	SIMNAV : SIMULATEUR DE NAVIGATION MARITIME ET FLUVIALE.....	63
5.2	SYSTÈME OSE : ENRICHISSEMENT DE SIMNAV PAR GULLIVER .....	64
5.2.1	<i>Description du système OSE</i> .....	64
5.2.2	<i>Fonctionnement du système OSE</i> .....	70
5.3	CONCLUSION .....	91
<b>CHAPITRE 6 VALIDATION DE L'INTERACTION INFORMÉE POUR LA FORMATION AU TRANSPORT FLUVIAL93</b>		<b>93</b>
6.1	VALIDATION DU MODULE DÉCISIONNEL GULLIVER.....	93
6.2	VALIDATION DU SYSTÈME OSE .....	94
6.2.1	<i>Objectifs</i> .....	95
6.2.2	<i>Méthode</i> .....	95
6.2.3	<i>Résultats</i> .....	99
6.2.4	<i>Discussions</i> .....	112
<b>CHAPITRE 7 BILAN ET PERSPECTIVES .....</b>		<b>115</b>
7.1	BILAN DES TRAVAUX .....	115
7.2	LIMITES ET PERSPECTIVES .....	118
<b>ANNEXE 1 QUESTIONNAIRE INITIAL .....</b>		<b>121</b>
<b>ANNEXE 2 FEUILLE DE ROUTE .....</b>		<b>123</b>
<b>ANNEXE 3 SIGNIFICATION DES PANNEAUX SIGNALÉTIQUES RENCONTRÉS .....</b>		<b>125</b>
<b>ANNEXE 4 CONSIGNES DE NAVIGATION .....</b>		<b>127</b>
<b>ANNEXE 5 QUESTIONNAIRE D'AUTO-ÉVALUATION .....</b>		<b>129</b>
<b>ANNEXE 6 QUESTIONNAIRE D'ÉVALUATION DE LA FORMATION .....</b>		<b>133</b>
<b>ANNEXE 7 QUESTIONNAIRE D'ÉVALUATION DE LA SENSATION DE PRÉSENCE.....</b>		<b>135</b>
<b>BIBLIOGRAPHIE .....</b>		<b>141</b>

## Liste des figures

Figure 1.1 – Transport fluvial.....	20
Figure 1.2 – Prévisions de trafic fluvial sur l'axe nord-sud.....	21
Figure 1.3 – Chavirement du Waldhof .....	22
Figure 1.4 – Métaphore de la girouette pour indiquer la direction de dangers à un conducteur [George 2011].....	23
Figure 1.5 – Exemple de simulateurs de formation à la navigation maritime en e-learning [Xie et al. 2005].....	24
Figure 1.6 – Vallée dérangeante [Mori 1970] .....	26
Figure 2.1 – Exemples de mises en valeur d'éléments de l'environnement virtuel.....	30
Figure 2.2 – Exemples de guides virtuels .....	30
Figure 2.3 – Exemples d'ajouts d'instruments virtuels.....	31
Figure 2.4 – Niveaux de détails d'informations [Bowman et al. 2003] .....	32
Figure 2.5 – Vues egocentrique et exocentrique [Bowman et al. 1999].....	33
Figure 2.6 – Différence entre un IRVE et de la visualisation 3D d'informations .....	36
Figure 2.7 – Annotations audio et textuelle en IRVE [Bowman et al. 2003] .....	36
Figure 3.1 – Modèle d'interaction informée : un modèle éactif avec deux boucles action/perception .....	45
Figure 4.1 – Fonction d'appartenance représentant l'information « il fait chaud ».....	50
Figure 4.2 – Représentation abstraite des mécanismes dans le Modèle des Croyances Transférables [Ramasso et al. 2007] .....	53
Figure 4.3 – Exemple de réseau évidentiel avec fonctions de croyance conditionnelle.....	56
Figure 5.1 – SimNav .....	64
Figure 5.2 – Schéma conceptuel du système OSE.....	65
Figure 5.3 – Schéma détaillé du système OSE.....	66
Figure 5.4 – Poste de l'apprenant .....	67
Figure 5.5 – Dispositif de capture de la pupille .....	68
Figure 5.6 – Interface de SimNav .....	69
Figure 5.7 – Architecture du système OSE .....	70
Figure 5.8 – Capteur de pouls Symbioline.....	73
Figure 5.9 – Aides visuelles.....	77
Figure 5.10 – Complexification de la navigation .....	79
Figure 5.11 – Réseau évidentiel avec fonctions de croyance conditionnelle .....	81
Figure 5.12 – Distribution de masses de croyance de <i>stress</i> en fonction du rythme cardiaque .....	82
Figure 5.13 – Distribution de masses de croyance de <i>collision_pont</i> en fonction du temps avant collision.....	83
Figure 5.14 – Interface du prototype de GULLIVER.....	90
Figure 6.1 – Exemple de données d'entrée générées .....	94
Figure 6.2 – Exemple de résultats obtenus .....	94
Figure 6.3 – Systèmes de formation comparés.....	97
Figure 6.4 – Progression moyenne entre l'évaluation initiale et l'évaluation finale.....	101
Figure 6.5 – Progression de chaque apprenant entre l'évaluation initiale et l'évaluation finale .....	102

Figure 6.6 – Moyennes des réponses aux questions n°8 à 10 du questionnaire d'évaluation des systèmes de formation.....	104
Figure 6.7 – Différence entre le score que se donnent les apprenants et le score donné par le système .....	105
Figure 6.8 – Moyenne des scores obtenus aux sessions d'évaluation .....	106
Figure 6.9 – Scores obtenus aux sessions d'évaluation pour chaque apprenant .....	106
Figure 6.10 – Évolution du rythme cardiaque en fonction du temps pour la session d'évaluation initiale d'un apprenant intermédiaire .....	110
Figure 6.11 – Comparaison du rythme cardiaque avant et après avoir su qu'il ne s'agissait pas d'un examen .....	111

## Liste des tableaux

---

Tableau 4.1 – Comparaison des systèmes décisionnels.....	49
Tableau 4.2 – Cadres formels pour le raisonnement à partir d’informations partielles.....	51
Tableau 4.3 – Comparaison de réseaux pour la représentation de connaissances .....	53
Tableau 4.4 – Choix des règles de combinaison [Dencœux 2008].....	55
Tableau 5.1 – Aides disponibles .....	78
Tableau 5.2 – Modifications des conditions de navigation disponibles.....	79
Tableau 5.3 – Distribution de masses de croyance conditionnelle de <i>suppression_prochain_pont</i> sachant <i>stress</i> .....	84
Tableau 5.4 – Distribution de masses de croyance conditionnelle de <i>suppression_prochain_pont</i> sachant <i>collision_pont</i> .....	85
Tableau 6.1 – Les trois déroulements de sessions possibles .....	98
Tableau 6.2 – Score de dégâts matériels en fonction du nombre de collisions.....	100
Tableau 6.3 – Moyennes des réponses aux questions n°1 à 7 du questionnaire d'évaluation des systèmes de formation.....	103
Tableau 6.4 – Résultats du questionnaire d'évaluation de la sensation de présence .....	108



# Chapitre 1 Introduction

---

## 1.1 Contexte scientifique

Cette thèse se positionne principalement dans le domaine de la réalité virtuelle, tout en abordant également les domaines de l'intelligence artificielle et des sciences cognitives. D'une part, l'intelligence artificielle apporte à la réalité virtuelle des méthodes de représentation des connaissances permettant d'acquérir, créer, capitaliser et visualiser des connaissances en environnement virtuel (EV) et permettant également à des entités virtuelles autonomes d'avoir des comportements dynamiques crédibles en interprétant ces connaissances. D'autre part, l'intersection de la réalité virtuelle et des sciences cognitives permet la création de modèles d'EV plus centrés sur l'utilisateur, avec par exemple l'introduction du paradigme de l'énaction permettant de centrer la conception d'EV sur le couplage action/perception entre l'utilisateur et le système.

C'est dans cette pluridisciplinarité qu'a émergé le concept d'EV informé énatif [Thouvenin 2009], c'est-à-dire un EV intégrant des modèles à base de connaissance et proposant à l'utilisateur une expérience unique d'interaction. Nos travaux s'inscrivent directement dans cette optique avec la proposition d'un modèle d'interaction informée par un système décisionnel pour un retour multimodal en EV. L'expérience unique d'interaction que nous proposons passe donc par l'affichage de retours multimodaux adaptés à chaque situation.

### 1.1.1 Retours multimodaux adaptatifs

L'utilisation d'un bras à retour d'effort permet à l'utilisateur de ressentir la forme d'un objet virtuel en balayant sa surface à l'aide du dispositif. Ceci est possible grâce à un calcul de retour d'effort qui s'effectue en continu (cadence de 1000 Hz) et permet à l'utilisateur de ressentir la dureté de l'objet en fonction de ses déplacements dans l'EV. Les actions de l'utilisateur lui permettent donc de percevoir l'objet virtuel à travers le dispositif de retour d'effort. C'est sur ce couplage action/perception entre l'utilisateur et le système, principe même de l'énaction, que s'inscrivent nos travaux. L'idée est de recréer ce couplage à travers l'affichage de retours multimodaux (visuels, sonores, haptiques, olfactifs, ...) qui soient pertinents vis-à-vis des actions de l'utilisateur, mais également de son état physiologique (stress, fatigue, charge cognitive, ...).

Dans le cas de la formation, cette notion d'affichage pertinent de retours multimodaux correspond à la notion d'étagage (soutien temporaire à un apprenant) avec disparition progressive une fois les compétences acquises [Burkhardt 2010]. Dans un autre contexte, il peut s'agir d'adapter l'interface d'un navigateur web à un utilisateur en fonction de son niveau de familiarité vis-à-vis des concepts de la navigation sur Internet [Stephanidis et Savidis 2001]. Un autre exemple est la sélection adaptée d'informations à afficher en fonction de la situation pour permettre de faciliter une prise rapide de décision [Horvitz et Barry 1995].

L'adaptativité des retours à chaque utilisateur est centrale dans notre approche. Il ne s'agit pas de proposer des retours qui s'affichent automatiquement à un instant donné ou suivant un point de progression atteint par l'utilisateur (ex : arrivée dans une certaine zone de l'environnement

virtuel), car dans ce cas chaque utilisateur recevra les mêmes retours quoiqu'il fasse. Ces retours ne porteront donc que peu de sens pour l'utilisateur et pourront être perçus comme peu nombreux ou trop nombreux, c'est-à-dire indésirables, suivant les utilisateurs. Un excès de retours pourra entraîner une surcharge cognitive de l'utilisateur (trop d'informations à traiter). Dans le cas de la formation, une dépendance des apprenants aux retours pourrait être observée si ceux-ci s'affichent en permanence à un instant donné. Il s'agit donc plutôt d'offrir à chaque utilisateur une expérience unique et adaptée avec un affichage personnalisé de retours afin de renforcer le couplage action/perception entre l'utilisateur et le système et donc d'améliorer l'efficacité de cette interaction utilisateur/système. Pour permettre une telle adaptativité des retours, il est nécessaire d'une part de récolter des informations de manière dynamique sur l'utilisateur pour permettre de renseigner le système sur ses actions, son état physiologique, ses émotions, ..., et d'autre part d'intégrer au système un module décisionnel capable, à partir de ces informations, de décider quels sont les retours multimodaux les plus adaptés.

### 1.1.2 Systèmes décisionnels intégrés aux environnements virtuels

Le choix des retours multimodaux à afficher est calculé par un système décisionnel se basant sur des informations récoltées sur l'utilisateur. L'intégration de système décisionnel en environnement virtuel n'est pas nouvelle. Par exemple, des environnements virtuels de formation intègrent un tel système afin d'afficher des retours pertinents à un apprenant [Weevers et al. 2003 ; Lopez-Garate et al. 2008a ; Mufti-Alchawafa 2008 ; Buche et al. 2010], d'adapter le scénario de formation [Magerko et Laird 2002 ; Sestokas et al. 2009 ; Amokrane 2010] ou de déterminer les causes des erreurs de l'apprenant [El-Kechaï 2007]. La décision en environnement virtuel permet également d'améliorer les interactions en choisissant par exemple des modalités adéquates pour l'affichage d'information [Bouyer 2007] ou des animations comportementales d'avatars pertinentes pour une communication non-verbale entre utilisateurs [Kendira 2010].

Tous ces systèmes décisionnels se basent sur des connaissances acquises en temps réel sur l'utilisateur (ex : actions, émotions, ...) ainsi que d'autres plus statiques qui n'évoluent pas (ex : langue parlée) ou alors uniquement d'une session d'utilisation à une autre (ex : niveau de compétence). Ces connaissances peuvent parfois être imprécises (ex : précision de mesure des capteurs), incertaines (ex : incertitude quant à l'interprétation du comportement de l'utilisateur), ambiguës (ex : ambiguïté sur le niveau de compétence de l'utilisateur qui se qualifie de « plutôt bon »), incomplètes (ex : capteur non utilisé) et contradictoires (ex : défaillance d'un capteur qui envoie des données en contradiction avec un autre). Le système décisionnel doit alors tenir compte de la nature de ces données pour prendre la meilleure décision. Pour aider à la conception d'un tel système, des jeux de données expérimentaux sont parfois utilisés, pour par exemple initialiser un réseau bayésien [Kendira 2010] ou un réseau de neurones. Des cadres formels existent également pour modéliser ces connaissances avec l'incertitude, l'imprécision et/ou l'ambiguïté les caractérisant : théorie des ensembles, des probabilités, des ensembles flous, des possibilités et des fonctions de croyance. Ces théories comportent des opérateurs permettant de fusionner ces connaissances et de les propager suivant des liens de causalité préétablis permettant d'aboutir à de nouvelles connaissances. Dans certains cas particuliers, les connaissances sur l'utilisateur peuvent être considérées comme précises, certaines et non-ambiguës. C'est notamment le cas de systèmes

de formation pour l'apprentissage de tâches procédurales, où le comportement de l'apprenant est évalué par rapport à une procédure stricte qui doit être obligatoirement suivie [Gerbaud et al. 2008 ; Lopez-Garate et al. 2008a ; Amokrane 2010 ; Buche et al. 2010]. Tout écart est alors considéré comme une erreur, sans qu'il n'y ait d'incertitude, d'imprécision ou d'ambiguïté, et c'est cette liste d'erreurs qui constitue la base de connaissances à prendre en compte par le système décisionnel. Cependant, dans la plupart des autres cas, il paraît utopiste de considérer que les connaissances sur le comportement de l'utilisateur, et notamment sur ses émotions, son état physiologique, peuvent être connues en temps réel sans aucune imprécision, incertitude ou ambiguïté.

Une contrainte forte que tout système décisionnel en environnement virtuel doit respecter est de fournir un résultat en « temps réel ». Cette notion de temps réel est très subjective et caractérise le fait qu'un évènement se produit suffisamment rapidement pour que l'on ne perçoive pas le délai pendant lequel le système a calculé cet évènement. Par exemple, pour que le mouvement d'un objet sur un écran soit considéré comme fluide, c'est-à-dire sans qu'aucune latence ne soit perceptible, il est souvent considéré que l'affichage doit être actualisé au moins 60 fois par seconde. Cette valeur est directement liée aux caractéristiques de l'œil humain, à la vitesse à laquelle il peut percevoir un changement visuel. Pour le retour d'effort, la cadence de mise à jour communément utilisée est de 1000 Hz. Dans le cas de l'affichage de retours multimodaux, le système décisionnel doit être capable de les choisir dans un temps suffisant court pour que l'utilisateur comprenne bien que les retours proposés correspondent aux actions qu'il vient tout juste de réaliser.

L'utilisation d'un système décisionnel pour le choix de retours multimodaux à afficher constitue une nouvelle forme d'interaction qui s'inscrit dans le cadre de l'interaction informée.

### 1.1.3 Interaction informée

Une interaction informée est, de manière générale, une interaction entre deux agents (humains ou systèmes) qui se base sur des connaissances. Nos travaux portent plus spécifiquement sur l'interaction 3D en environnement virtuel entre un utilisateur et un système. Une telle interaction peut par exemple être informée via des connaissances situées dans l'environnement, associées aux objets virtuels (Smart Objects [Kallmann 2004]). Il s'agit alors de connaissances décrivant la sémantique des objets et la manière dont on peut interagir avec. Dans le cadre de nos travaux, nous souhaitons apporter une interaction qui se base sur de telles connaissances mais également sur d'autres portant sur l'utilisateur (actions, émotions, compétences, ...). L'idée est d'utiliser un système décisionnel qui va exploiter toutes ces connaissances disponibles et proposer des retours multimodaux adaptés à la situation actuelle de l'utilisateur et du système. Cela permet ainsi d'enrichir l'interaction, d'améliorer son efficacité par le renforcement du couplage entre l'utilisateur et le système.

Cette interaction informée s'inscrit donc dans le paradigme de l'énaction en contribuant à la mise en place d'un couplage fort utilisateur/système. L'utilisateur perçoit la réponse du système et agit en conséquence, ce qui provoque une nouvelle réaction du système provoquant à son retour une nouvelle réaction de l'utilisateur, ... C'est cette boucle action/perception entre l'utilisateur et le système que nous souhaitons améliorer via une interaction informée. Plus précisément, l'utilisateur et le système peuvent être vus comme deux agents ayant leur propre boucle action/perception. Le

système perçoit l'utilisateur (actions, état, émotions) et réagit en conséquence. De son côté, l'utilisateur perçoit le système (via l'environnement virtuel) et réagit également en conséquence. Nous souhaitons améliorer la réaction du système vis-à-vis de l'utilisateur pour permettre à celui-ci d'améliorer sa perception et donc ses actions. De la même manière qu'une cellule vivante s'adapte à son environnement par une boucle action/perception, l'utilisateur doit percevoir l'environnement virtuel, le comprendre et réaliser des actions. Avec un système d'interaction informée, nous souhaitons apporter à l'utilisateur une meilleure perception de l'environnement virtuel grâce à un enrichissement de celui-ci avec des retours multimodaux adaptatifs. Il est attendu que cette perception améliorée aboutisse à des actions plus pertinentes de la part de l'utilisateur. Nous allons appliquer ceci dans le contexte de la formation au transport fluvial sur simulateur, où la finalité d'un tel système d'interaction informée est d'observer une amélioration de la conduite des apprenants.

## 1.2 Contexte applicatif : simulateur de formation au transport fluvial

### 1.2.1 Transport fluvial

Nous allons nous intéresser, comme application de nos travaux, à la formation au transport fluvial, et plus particulièrement au transport de marchandises. Pour ce type d'utilisation, des bateaux automoteurs sont utilisés (Figure 1.1.A) ou des convois constitués d'un bateau pousseur et d'une ou plusieurs barges (Figure 1.1.B). Ils peuvent atteindre une longueur totale de 180 m (avec toutefois des limitations suivant la voie navigable, par exemple 110 m pour la Seine).



A – Bateau automoteur



B – Pousseur avec deux barges

Figure 1.1 – Transport fluvial

Par rapport aux autres moyens de transport, la navigation fluviale est une solution plus écologique et économique. Par exemple, l'acheminement de 4400 tonnes nécessite un seul convoi fluvial contre 125 wagons ou 250 camions. La consommation énergétique ainsi que l'émission de CO<sub>2</sub> sont significativement inférieures. Comme mentionné lors du Grenelle Environnement, le transport fluvial a un grand potentiel dans le développement durable et s'inscrit dans une volonté de développement des transports propres. Cela se traduit par le projet de construction du futur canal Seine-Nord Europe qui va supprimer le goulet d'étranglement majeur du réseau fluvial européen. Une multiplication par trois du trafic fluvial est attendue sur l'axe nord-sud dès 2020 (Figure 1.2). Ce nouveau canal va apporter un besoin de formation des navigants aux nouvelles voies navigables.

## Prévisions de trafic fluvial sur l'axe nord-sud

Unité : millions de tonnes transportées par la voie d'eau

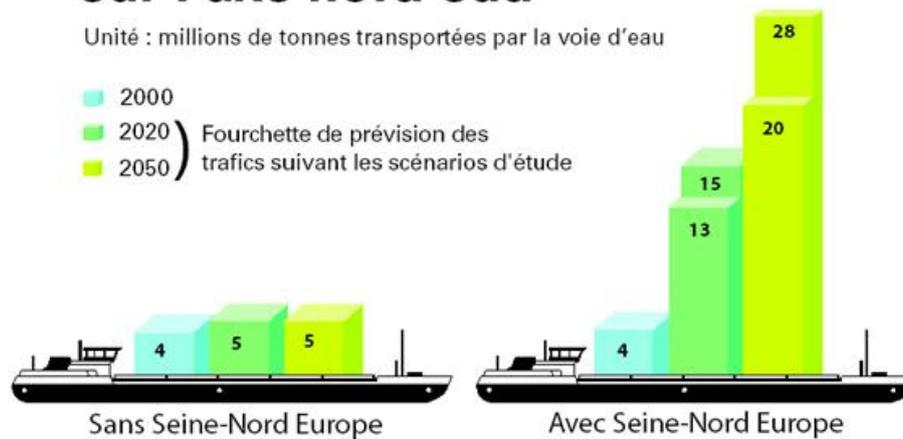


Figure 1.2 – Prévisions de trafic fluvial sur l'axe nord-sud

### 1.2.2 Difficultés de la navigation fluviale

La principale difficulté de la navigation fluviale est d'anticiper les manœuvres à effectuer. L'inertie du bateau est très importante, ce qui se traduit par un délai de plusieurs secondes entre un changement de direction appliqué sur les commandes du bateau et un effet net sur celui-ci. Cette difficulté d'anticiper le comportement du bateau est renforcée par la variabilité importante des conditions de navigation qui rend difficile l'appréhension des courants. Par exemple, pour une même zone d'une voie navigable, le sens du courant peut être inversé si la hauteur de l'eau est comprise dans un certain intervalle.

Une bonne formation au transport fluvial est importante afin d'apprendre aux navigateurs à bien anticiper les manœuvres pour permettre d'accentuer l'aspect écologique de la navigation fluviale, car une mauvaise anticipation implique de corriger fréquemment sa trajectoire (navigation en zigzag) et le régime des moteurs. Une bonne formation doit également permettre d'améliorer la sécurité du transport fluvial. Même si ce moyen de transport est considéré comme sûr, un accident peut avoir des conséquences très négatives d'un point de vue humain, écologique (dans le cas du transport de matières dangereuses) et économique (dégâts matériels, arrêt temporaire de la circulation du canal, voire de la circulation automobile du pont dans le cas d'une collision avec une arche de pont). Par exemple, le Waldhof, un bateau de 110 m de long, a chaviré le 13 janvier 2011 sur le Rhin (Figure 1.3), causant le décès de deux membres d'équipage, le déversement de 1700 tonnes d'acide sulfurique et le blocage en amont de 450 bateaux dû à un risque d'explosion. Le trafic sur le Rhin a été interrompu (parfois partiellement) pendant 32 jours pour permettre le renflouement du Waldhof.



Figure 1.3 – Chavirement du Waldhof

### 1.2.3 Formation au transport fluvial

Actuellement, une formation traditionnelle à la pratique de la navigation fluviale demande l'utilisation de bateaux réels, ce qui a un coût important dû aux nombreuses sorties nécessaires. Le délai de formation est également élevé étant donné qu'il est important de se former dans les différentes conditions de navigation possibles, et celles-ci sont liées aux conditions environnementales qui ne sont pas contrôlables (ex : courants, hauteur de l'eau, météo, ...). L'utilisation de la réalité virtuelle pour la formation permet de remédier à ces inconvénients comme nous allons le voir dans les paragraphes suivants.

#### 1.2.3.1 Apports de la réalité virtuelle à la formation

La réalité virtuelle (RV) se définit comme suit : c'est « un domaine scientifique et technique exploitant l'informatique et des interfaces comportementales en vue de simuler dans un monde virtuel le comportement d'entités 3D, qui sont en interaction en temps réel entre elles et avec un ou des utilisateurs en immersion pseudo-naturelle par l'intermédiaire de canaux sensori-moteurs » [Fuchs et al. 2006]. La RV peut apporter, par rapport à une formation « classique », de nombreux avantages [Lourdeaux 2001 ; Burkhardt et al. 2006 ; Amokrane et al. 2008] :

##### 1.2.3.1.1 Représentation flexible

La RV permet d'utiliser divers modes de représentation permettant d'améliorer la formation. Il est ainsi possible de proposer plusieurs représentations de l'environnement virtuel en fonction du niveau de l'apprenant, de proposer un replay d'un événement, de changer de point de vue, de présenter différents types d'information sous différentes formes [Bowman et al. 1999 ; Benton et Walker 2004], de représenter l'impossible (changement d'échelle par exemple), de représenter des situations rares et/ou dangereuses [Amokrane et Lourdeaux 2009].

Dans le cas de la formation à la navigation fluviale, cette flexibilité permet principalement de faire varier les conditions de navigation (courants, bateaux, voies navigables, ...) pour ainsi proposer de nombreux scénarios aux apprenants, sans qu'il n'y ait le besoin d'attendre que ces conditions soient effectives dans la réalité. La RV permet également de faciliter les manœuvres en offrant des points de vue qui sont difficilement accessibles dans la réalité, comme par exemple une vue de dessus de la voie navigable. Il est aussi possible d'afficher des aides sous forme de métaphores de

visualisation pour guider les apprenants qui en ont besoin [Bjorneseth 2003]. Ces métaphores permettent de communiquer des informations en utilisant un concept ou un objet connu (exemple Figure 1.4).

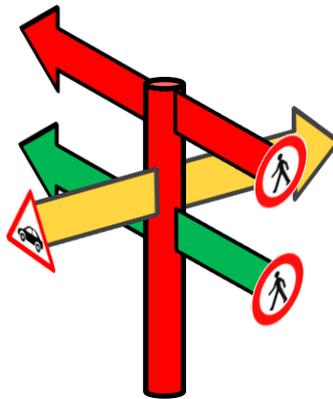


Figure 1.4 – Métaphore de la girouette pour indiquer la direction de dangers à un conducteur [George 2011]

#### 1.2.3.1.2 Couplage entre l'utilisateur et l'environnement virtuel

L'utilisateur interagit avec l'environnement virtuel : ses actions sont captées par le système qui réagit en conséquence. Il se crée alors un couplage entre l'utilisateur et l'environnement virtuel. La RV apporte la notion de présence : l'utilisateur vit une expérience dans le monde virtuel où il s'imagine se trouver grâce au couplage sensori-moteur. Ce sentiment de présence apporté par la RV permet de favoriser l'apprentissage perceptuel [Waterworth et Waterworth 1999]. La RV réintroduit la perception et la motricité (plus globalement le corps) dans les processus d'apprentissage médiatisés. La recherche de formes de sensorimotricité « naturelle » ou « adaptée » au projet d'apprentissage devient ainsi un élément essentiel de la démarche de conception d'un environnement virtuel pour l'apprentissage [Burkhardt et al. 2006].

Dans le cas de la navigation fluviale, ce couplage entre l'utilisateur et l'environnement virtuel s'obtient par la génération d'une réponse du système aux actions de l'utilisateur sur les commandes de navigation.

#### 1.2.3.2 Simulation pour la formation à la navigation

Un simulateur de navigation doit retranscrire les parties nécessaires de la situation réelle pour remplir les objectifs d'une simulation [Kobayashi 2003] :

- présenter des informations sur la situation présente pour pouvoir estimer la situation future ;
- permettre de manœuvrer le navire ;
- apporter des changements rationnels de la situation (mouvement du bateau, changements de l'environnement).

##### 1.2.3.2.1 Simuler pour former

Dans le cas particulier de la navigation, l'utilisation de simulateurs de formation permet de faire une formation non polluante (sans utiliser de bateaux), de réduire les coûts d'apprentissage [Vayssade 2006] (une sortie en bateau à un coût important) et de former en limitant les risques d'accident. Un autre avantage est que cela réduit le temps de formation [Vayssade et Pourplanche

2003 ; Baudu 2010], notamment grâce à la possibilité de faire varier dans la simulation les conditions de navigation, au lieu d’attendre un changement des conditions dans la réalité. Le fait de pouvoir proposer des scénarios à volonté permet une meilleure standardisation des acquis, qui peut également être renforcée par l’utilisation de matériel identique aux bateaux réels. Quantitativement, trois semaines de formation en mer équivalent à une semaine de formation sur simulateur dans le cas de [Baudu 2010]. Concernant la navigation maritime, il est envisagé que le temps passé sur simulateur soit validé comme temps passé en mer.

Il existe de nombreuses formations utilisant un simulateur pour apprendre la navigation maritime. Par exemple, Rabjerg propose un programme de formation avec un simulateur de navigation [Rabjerg et al. 2003]. Plusieurs scénarios de difficulté croissante sont réalisés par les apprenants sur le simulateur et ils doivent répondre à une série de questions à intervalles réguliers. Certains simulateurs présentent la particularité d’être multi-utilisateurs. Yin propose une simulation distribuée où quatre apprenants peuvent interagir en même temps sur quatre simulateurs [Yin et al. 2003]. Ces quatre bateaux peuvent être amenés à se croiser et à interagir entre eux lors d’exercices. Une autre approche assez similaire se base sur les systèmes d’e-learning : il s’agit de proposer un apprentissage collaboratif accessible en ligne où de nombreux apprenants peuvent interagir à distance sur la simulation [Xie et al. 2004].

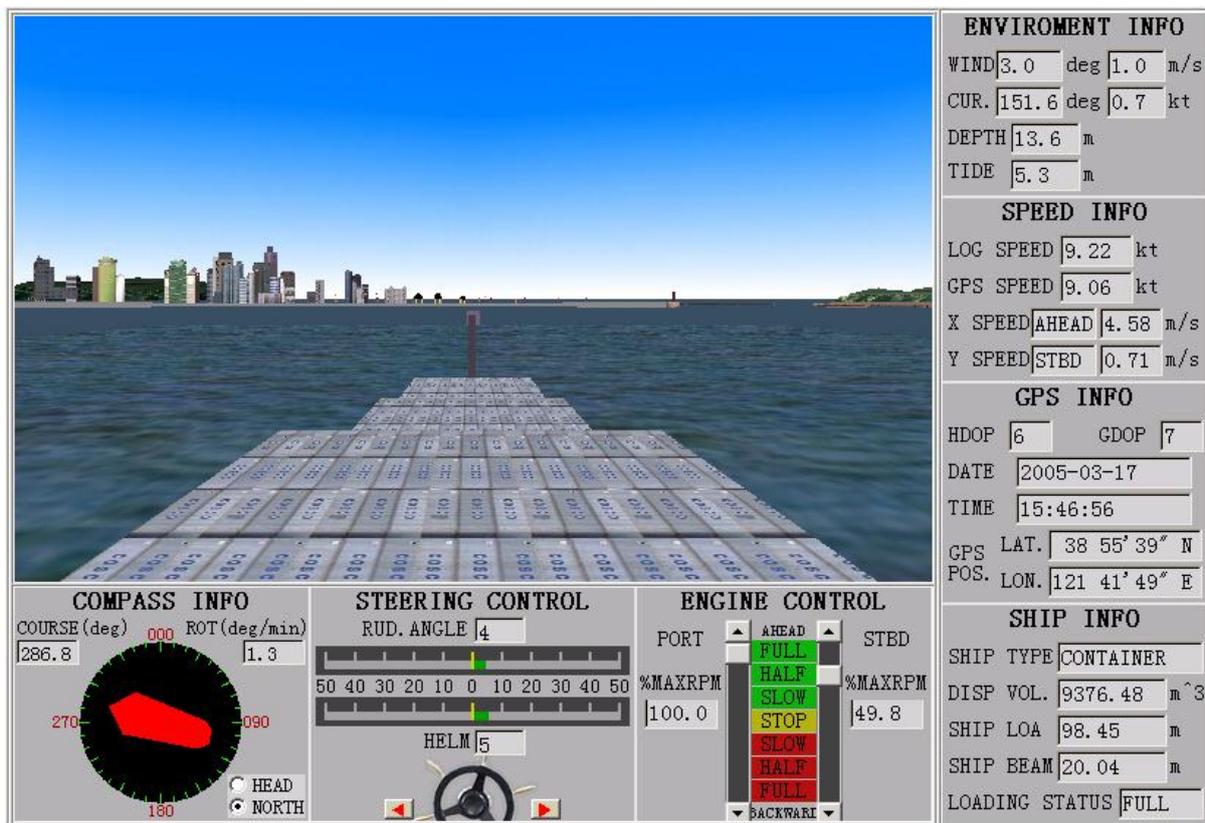


Figure 1.5 – Exemple de simulateurs de formation à la navigation maritime en e-learning [Xie et al. 2005]

Au niveau de la navigation fluviale, peu de simulateurs existent. Par rapport à la navigation maritime, la navigation fluviale diffère principalement au niveau de la limitation de la largeur des voies navigables. Cela implique par exemple de prendre en compte les effets de berge (l’influence des berges sur le comportement du bateau). Le passage de ponts est également une spécificité et

une difficulté de la navigation fluviale. Au niveau des simulateurs pour la navigation fluviale, il existe le simulateur SimNav [Vayssade et Pourplanche 2003] (décrit au Paragraphe 5.1). Il est actuellement utilisé au CFANI<sup>5</sup> pour former des apprentis. C'est sur celui-ci que nos travaux seront appliqués.

Un aspect parfois négligé dans les simulateurs de navigation est la simulation des défaillances, imprécisions des capteurs aidant à la navigation. Staden propose de simuler ces erreurs afin d'apprendre aux formés à interpréter et à réagir aux informations imprécises et parfois contradictoires des capteurs [Staden 2003]. De même, le simulateur SimNav permet au formateur de générer des pannes de l'équipement.

Une alternative à l'utilisation de simulateurs pour la formation est l'utilisation de modèles réduits de bateaux (à taille humaine) dans des bassins adaptés permettant de retrouver le comportement d'un vrai bateau. L'avantage d'une telle formation est qu'elle apporte un meilleur ressenti de la manœuvrabilité, des mouvements relatifs à l'environnement de navigation (meilleur ressenti des effets de l'environnement tels que le vent et les courants) et des collisions [Kobayashi 2003 ; Nowicki et Kobyliński 2003]. Par contre le principal inconvénient est la différence d'échelle de temps : les modèles réduits réagissent cinq fois plus vite que les bateaux normaux [Nowicki et Kobyliński 2003], ce qui peut poser problème car le temps de réaction est important en navigation (surtout pour l'évitement de collisions). Toutefois, ce raccourcissement permet de mieux identifier les problèmes car les erreurs apparaissent plus vite. Une étude a comparé le comportement d'apprenants sur modèles réduits et modèles réels. Aucune différence notable n'a été relevée, ce qui a été expliqué par le haut niveau d'adaptabilité des opérateurs qui fait que la différence d'échelle disparaît au bout de quelques heures [Nowicki et Kobyliński 2003]. Ce système de modèles réduits de bateaux conserve néanmoins des inconvénients par rapport à un simulateur de formation : un coût plus élevé et une modification des conditions de navigation moins flexible.

#### 1.2.3.2.2 Simulation et crédibilité

Par définition, le terme simulation renvoie au fait de copier, imiter la réalité. Dans le cadre de l'apprentissage, l'apprenant devra faire « comme si » c'était la réalité [Burkhardt et al. 2006].

Pour être efficace, un simulateur n'a pas besoin d'être le plus réaliste possible. L'utilisateur doit « se sentir immergé dans l'environnement de manière à mieux interagir : il sera ainsi plus réceptif aux informations qu'un environnement pédagogique lui fournira et ressentira plus d'émotions dans le cas d'un environnement ludique » [Septseault 2007]. Pour cela il est important que l'environnement et la manière dont cet environnement évolue soient crédibles. Il est inutile de représenter les objets avec tous les détails géométriques et tous les comportements qu'ils peuvent avoir (recherche de réalisme) alors que seul un aspect est pertinent pour la crédibilité [Thouvenin 2009]. Par exemple, dans le cas particulier de la formation à la navigation fluviale, l'accent doit être mis sur la crédibilité du modèle physique qui calcule la position du bateau selon les différentes conditions environnementales (vents, courants, effets de berge) plutôt que sur le réalisme visuel de l'environnement [Vayssade et Pourplanche 2003]. Il est possible de faire l'analogie avec les robots humanoïdes où la recherche d'un réalisme total est difficile et le moindre écart est déroutant pour l'utilisateur [Mori 1970]. La courbe de Mori (Figure 1.6) illustre ce fait en représentant la réaction

---

<sup>5</sup> CFANI : Centre de Formation d'Apprentis de la Navigation Intérieure

émotionnelle d'humains face à des robots humanoïdes qui leur ressemblent de plus en plus. La vallée dérangeante (uncanny valley) correspond à une réponse émotionnelle négative envers les robots qui ont l'air presque humains.

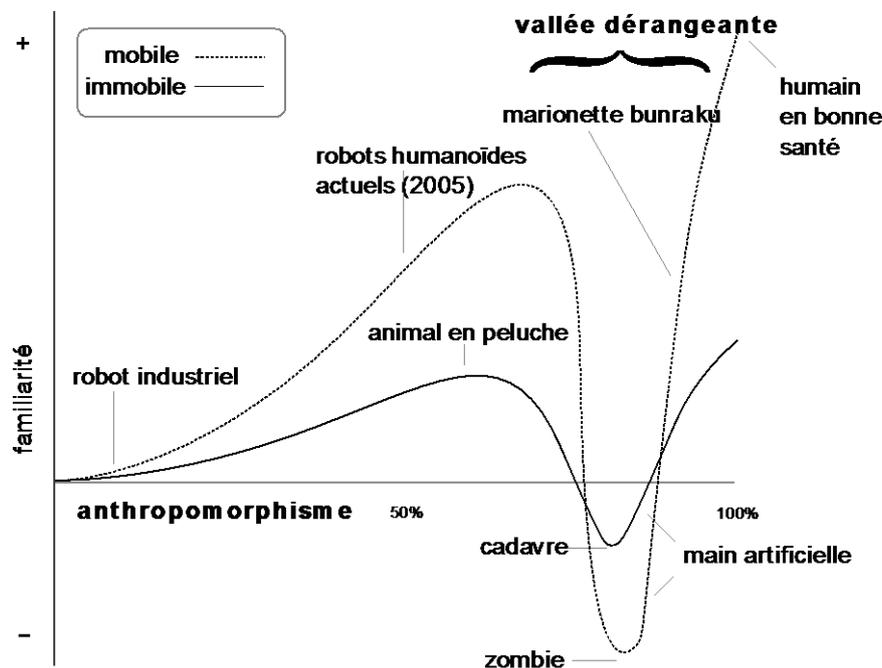


Figure 1.6 – Vallée dérangeante [Mori 1970]

La véracité de la simulation est un élément qui doit être pris en compte [Lourdeaux 2001]. En effet, certaines difficultés de l'environnement réel ne peuvent être reproduites en environnement virtuel, mais dans ce cas il faut que l'apprenant ait quand même conscience de ces difficultés. Il faut parfois garder une partie de la formation en situation réelle si elle n'est pas reproductible en virtuel [Olive et al. 2006]. Ainsi, comme pour le simulateur de formation à la manipulation de machines complexes RVPI<sup>6</sup> [Olive et al. 2007], il paraît essentiel dans notre cas d'interfacer l'environnement virtuel avec de vraies commandes de bateau [Chevaldonné et al. 2006], afin que l'apprenant s'y habitue dès le début de sa formation.

#### 1.2.4 Formation adaptative pour le transport fluvial

Le projet OSE<sup>7</sup>, dans lequel s'inscrivent nos travaux, a pour but d'améliorer la formation sur le simulateur de navigation maritime et fluvial SimNav. Le CETMEF<sup>8</sup>, ayant participé à la réalisation de SimNav avec le laboratoire Roberval de l'Université de Technologie de Compiègne, est partenaire de ce projet. Celui-ci est financé par la région Picardie et s'inscrit dans l'axe Transport. Il est également financé par le FEDER<sup>9</sup>.

L'objectif principal est de fournir des assistances à un apprenant, sous forme de métaphores visuelles par exemple, afin de l'aider progressivement dans son apprentissage de la navigation. À la

<sup>6</sup> RVPI : Réalité Virtuelle pour la Production Industrielle

<sup>7</sup> OSE : fOrmation au tranSport fluvial par Environnement virtuel informé

<sup>8</sup> CETMEF : Centre d'Études Techniques Maritimes Et Fluviales

<sup>9</sup> FEDER : Fond Européen de Développement Régional

base, le simulateur SimNav permet uniquement à l'apprenant de manipuler les commandes du bateau et d'observer les effets sur le comportement de ce bateau dans l'environnement virtuel. Un formateur doit être présent pour corriger l'apprenant s'il fait des erreurs ou prend des risques. L'objectif est de compléter le simulateur avec l'ajout de retours dans l'environnement virtuel permettant à l'apprenant de mieux comprendre la pratique de la navigation. Cela permettrait de décharger le formateur de cette tâche et il pourrait alors suivre simultanément plusieurs apprenants sur plusieurs simulateurs.

Cet affichage de retours sera personnalisé en fonction de la prestation de l'apprenant. Le système devra observer le comportement de l'apprenant et en déduire les indications adéquates à lui afficher. L'accent sera mis sur la sécurité des manœuvres, le respect du code de navigation et l'optimisation de la conduite (consommation de carburant et émission de CO<sub>2</sub> minimales). Il est attendu que cet affichage de retours permettent à l'apprenant de mieux prendre conscience de ses erreurs. Les informations sur la conduite des apprenants seront capitalisées afin de permettre un suivi par le formateur.

Un tel simulateur permettant un affichage adapté de retours se destine principalement aux centres de formation au transport fluvial et devrait améliorer la sécurité de la navigation fluviale ainsi que son efficacité (en termes de consommation et de pollution).

### **1.3 Organisation du mémoire**

Après avoir détaillé le contexte de nos travaux, nous allons présenter dans le chapitre suivant un état de l'art autour des retours multimodaux en environnement virtuel et sur la manière de les rendre adaptatifs. Cela va nous permettre, dans le Chapitre 3, de formuler une problématique scientifique et d'annoncer notre contribution. Celle-ci sera détaillée dans le Chapitre 4 et une application au cas de la formation au transport fluvial sera détaillée dans le Chapitre 5. Cette application a fait l'objet d'une expérimentation qui sera présentée avec une discussion des résultats dans le Chapitre 6. Ce mémoire se clôture au Chapitre 7 par un bilan de nos travaux et une suggestion de perspectives intéressantes à explorer.



## Chapitre 2 Retours multimodaux adaptatifs en environnement virtuel : application à la formation au transport fluvial

---

La formation à la navigation, et plus particulièrement à la navigation fluviale, demande au formateur de proposer des situations d'apprentissage à la fois variées, complexes et pertinentes. Nous nous intéressons au guidage de l'apprenant lui permettant de prendre conscience de sa stratégie de navigation lors de sessions sur simulateur. Dans cette optique, il n'est pas souhaitable de lui donner des procédures à suivre mais au contraire de l'amener à réfléchir par lui-même. L'adaptation des situations d'apprentissage est donc centrale ici et cela se traduit par l'affichage de retours multimodaux pertinents permettant de guider l'apprenant dans sa formation.

### 2.1 Guidage d'un apprenant sur simulateur de formation à la navigation

Afin d'aider l'apprenant à analyser la situation et à prendre des décisions, des assistances peuvent être affichées dans l'environnement virtuel. Cela s'inscrit dans la notion d'étayage, utilisée en apprentissage. « L'étayage consiste à fournir, de différentes façons appropriées, un soutien temporaire aux besoins de l'apprenant vis-à-vis de la tâche, de l'interface et des outils, par le truchement du logiciel » [Burkhardt 2010]. Trois catégories d'étayage sont distinguées [Jackson et al. 1998] :

- **étayage de soutien** : pour apporter conseils et soutien à l'apprenant dans la réalisation de la tâche demandée. Dans le paragraphe suivant nous présenterons de l'étayage de soutien sous la forme de métaphores visuelles.
- **étayage réflexif** : pour amener l'apprenant à réfléchir sur ce qu'il fait, en lui demandant par exemple d'explicitier ce qu'il est en train de faire et pourquoi. Dans notre cas applicatif, le formateur pourrait par exemple lui poser ce genre de question dans une séance de débriefing où ils discuteraient ensemble en visualisant un enregistrement d'une session de navigation sur le simulateur.
- **étayage intrinsèque** : pour modifier la tâche et la rendre plus facile ou plus complexe. Dans le cas de la navigation fluviale, un exemple de difficulté qui pourrait apparaître serait un tronc d'arbre sur la voie navigable ou une dégradation soudaine de la visibilité causée par du brouillard. Un exemple de simplification de la navigation fluviale serait de diminuer le trafic, d'élargir la voie navigable ou bien de réduire le nombre de ponts à traverser.

Dans le paragraphe suivant, nous présentons des exemples d'étayage de soutien correspondant à des assistances pour la navigation maritime, adaptables à la navigation fluviale, sous forme de métaphores visuelles.

#### 2.1.1 Métaphores visuelles pour le guidage en situation de formation sur simulateur

Dans ce paragraphe, nous allons nous attacher au cas d'une simulation, c'est-à-dire que l'EV sans métaphores représente de manière crédible la situation réelle simulée, ici en l'occurrence la

navigation fluviale. Les métaphores qui vont être présentées sont d'ailleurs issues d'applications de réalité augmentée et pourraient très bien être également utilisées dans des applications de réalité virtuelle.

L'ajout de métaphores visuelles aidant à la navigation apportera des éléments qui n'existent pas dans la réalité. Ces métaphores peuvent être classées en trois catégories [Bjorneseth 2003] :

### 2.1.1.1 Mise en valeur d'éléments de l'environnement virtuel

L'analyse de la situation simulée peut être améliorée par la mise en valeur des objets réels importants à prendre en compte en navigation, comme par exemple les autres bateaux, les balises, les obstacles, les risques, ... [Foyle et al. 1995 ; Bjorneseth 2003 ; Benton et Walker 2004 ; Prinzel III et al. 2005 ; Hugues et al. 2009].



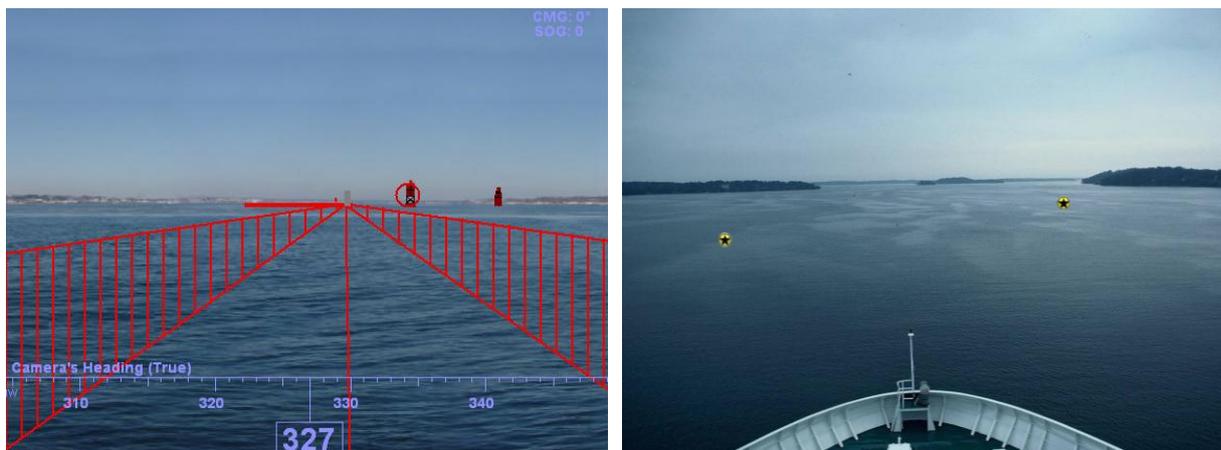
A – Mise en valeur des autres bateaux et des phares [Benton et Walker 2004]

B – Mise en valeur des lumières de l'entrée du port [Hugues et al. 2009]

Figure 2.1 – Exemples de mises en valeur d'éléments de l'environnement virtuel

### 2.1.1.2 Ajout de guides virtuels pour la navigation

La prise de décision peut être facilitée par l'ajout d'objets virtuels, permettant par exemple de suggérer une trajectoire optimale à suivre grâce à son affichage en surimpression dans l'environnement [Foyle et al. 1995 ; Bjorneseth 2003 ; Benton et Walker 2004 ; Prinzel III et al. 2005 ; Hugues et al. 2009].



A – Suggestion d'une trajectoire à suivre [Benton et Walker 2004]

B – Affichage de points de passage [Hugues et al. 2009]

Figure 2.2 – Exemples de guides virtuels

### 2.1.1.3 Ajout d'instruments virtuels

La situation simulée peut être enrichie par l'ajout d'instruments virtuels, non disponibles dans la réalité, mais permettant d'apporter des informations supplémentaires pertinentes pour la navigation (ex : informations sur la position, sur l'inclinaison, ...) [Bjorneseth 2003 ; Hugues et al. 2009].



Informations sur la position affichées en haut à droite [Bjorneseth 2003]

Information sur la hauteur de la marée [Hugues et al. 2009]

Figure 2.3 – Exemples d'ajouts d'instruments virtuels

### 2.1.2 Minimisation des effets négatifs de l'intégration d'informations à une simulation pour la formation

Dans le paragraphe précédent, plusieurs métaphores de visualisation ont été présentées afin d'apporter un support à la formation au transport fluvial. Cependant la multiplication de ces assistances peut apporter des effets néfastes sur l'apprenant :

- **surcharge cognitive** : trop d'informations affluent en même temps, il ne peut les traiter toutes et ne sait pas forcément les prioriser (lesquelles sont vraiment importantes pour la situation actuelle) [Horvitz et Barry 1995] ;
- **détournement de l'attention** sur les assistances plutôt que sur la simulation : l'apprenant passe trop de temps à analyser les assistances proposées (qu'il ne retrouvera pas en situation réelle), au détriment de l'analyse de la situation simulée.

Plusieurs solutions peuvent être apportées pour minimiser les effets négatifs de l'intégration d'informations à une simulation pour la formation.

#### 2.1.2.1 Colocalisation des informations dans l'environnement virtuel

Certains systèmes affichent des informations sur un affichage tête haute (HUD : Head-Up Display), c'est-à-dire au premier plan devant l'environnement 3D. Cependant, cela capte l'attention de l'utilisateur sur l'affichage tête haute plutôt que sur l'environnement et l'oblige à changer régulièrement de focus entre le premier plan et l'arrière-plan. Afin d'éviter cela, les informations doivent être colocalisées dans l'environnement [Foyle et al. 1995]. Par exemple, le simulateur de formation à la conduite de poids lourd proposé par [Lopez-Garate et al. 2008a] apporte des retours à l'apprenant sous forme de messages d'avertissement, d'explications, d'informations complémentaires ou de messages positifs pour motiver. Ces retours sont sous forme textuelle ou

auditive. Le problème qui se pose est qu'ils ne sont pas intégrés dans l'environnement virtuel mais affichés au premier plan (dans le cas de retours visuels), ce qui détourne l'attention de l'apprenant de la simulation en arrière-plan. De plus, la forme textuelle des assistances nécessite un temps de lecture important de la part de l'apprenant par rapport à une métaphore, c'est pourquoi le système se limite à un seul retour visuel à la fois. Un contre-exemple est le système de formation PEGASE [Buche et al. 2010] où les retours sont intégrés dans l'environnement sous forme de métaphores (ex : clignotement d'un objet virtuel important) et dans ce cas il est possible d'avoir plusieurs retours visuels sans que cela ne détourne trop l'attention de l'apprenant.

Il faut aussi prendre en compte le champ de vision de l'utilisateur pour lui afficher les informations sans qu'il n'ait besoin de tourner la tête afin de gagner du temps sur la lecture des informations [Bjorneseth 2003].

### 2.1.2.2 Réduction de la quantité d'informations sur le canal visuel

Le canal visuel est principalement utilisé pour apporter des aides à une formation. Afin de ne pas surcharger ce canal, d'améliorer la lisibilité de la simulation, plusieurs techniques existent :

#### 2.1.2.2.1 Niveaux de détails dynamiques des informations

De même que les niveaux de détails sur la géométrie d'un maillage [Moreau 2006], les niveaux de détails des informations permettent un ajustement de la quantité d'informations présentées (« zoom/dézoom sémantique ») en fonction de divers facteurs tels que la distance spatiale de l'utilisateur par rapport à l'information et l'importance de celle-ci [Bowman et al. 2003]. Cela permet de ne pas surcharger d'informations le champ de vision de l'utilisateur. On parle également d'« objets sémantiques » qui apparaissent et se comportent différemment (choix des niveaux de détails de géométrie et d'informations associés) selon l'échelle de vue et le contexte (voir Figure 2.4).

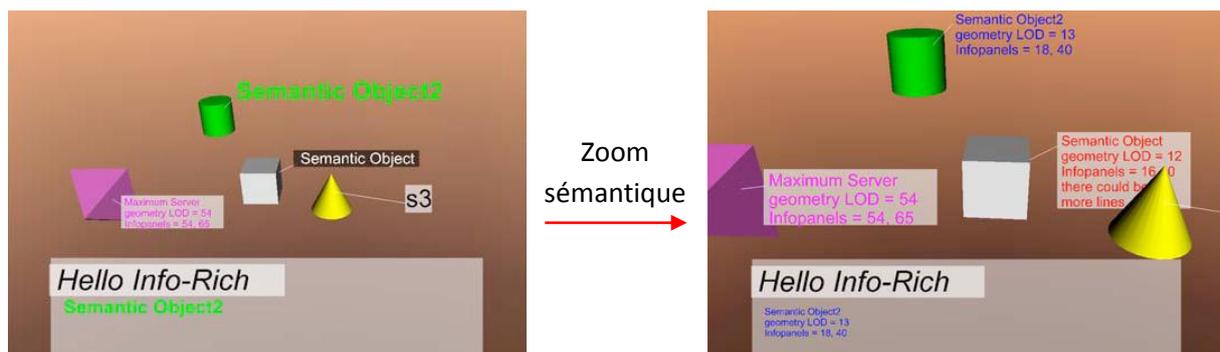
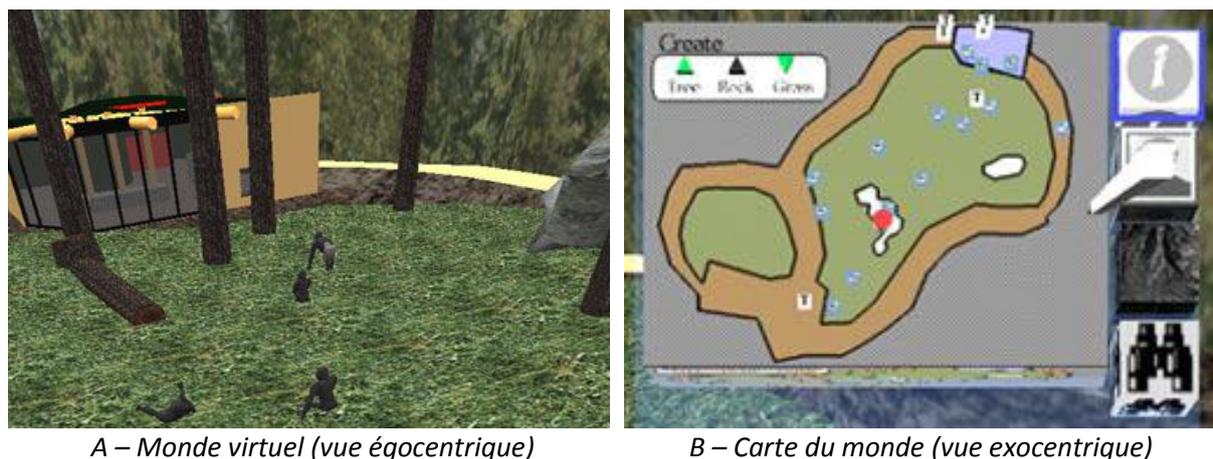


Figure 2.4 – Niveaux de détails d'informations [Bowman et al. 2003]

#### 2.1.2.2.2 Simplification de l'environnement virtuel

L'EV peut être représenté de manière simplifiée de façon à ce que l'apprenant puisse apprendre progressivement en commençant à partir d'un environnement imposant une faible charge cognitive au niveau de son analyse. Il peut par exemple s'agir de représenter l'environnement sous forme de carte simplifiée virtuelle et dynamique avec un point de vue exocentrique (Figure 2.5.B) afin de mieux se repérer et d'avoir une vue plus globale de la situation [Wang 2004].



A – Monde virtuel (vue égocentrique)

B – Carte du monde (vue exocentrique)

Figure 2.5 – Vues egocentrique et exocentrique [Bowman et al. 1999]

### 2.1.2.2.3 Utilisation d'autres modalités

Afficher des retours sur une seule modalité limite le nombre de retours qui pourront être affichés en même temps, tout en n'exploitant pas de manière optimale les capacités du corps humain. Par exemple, le simulateur de formation à la conduite de voiture VDI<sup>10</sup> [Weevers et al. 2003] apporte uniquement des retours sous forme de messages audio, ce qui ne permet pas d'avoir plusieurs retours en même temps. Un contre-exemple est le simulateur de formation à la conduite de poids-lourd de [Lopez-Garate et al. 2008a] qui apporte un retour multimodal à l'apprenant en autorisant l'utilisation simultanée des canaux auditif et visuel pour apporter différentes informations. De même, pour représenter plusieurs données différentes simultanément sans surcharger l'affichage, Fröhlich utilise la représentation sonore en plus d'une représentation visuelle à l'aide de couleurs [Fröhlich et al. 1999]. Des sons spatialisés, similaires à ceux émis par un compteur Geiger (bips à fréquence variable), permettent de représenter plusieurs données variant dans le temps, chaque donnée ayant son propre son. L'inconvénient de cette approche est qu'il est assez difficile de comprendre plusieurs données sonores en même temps et que de plus un apprentissage peut être nécessaire pour associer un son à une donnée.

Chaque canal sensoriel possède une méthode unique de traitement de l'information et se trouve de ce fait mieux adapté à certains types d'informations (Théorie des Spécificités Modales) [Freides 1974]. Ainsi, la vision est plutôt adaptée pour représenter des relations spatiales, l'audition pour des relations temporelles (variant au cours du temps) et l'haptique pour la reconnaissance de mouvements (phénomènes temporels et spatiaux). Cette adaptation des canaux sensoriels à des types d'information n'est pas stricte [Bouyer 2007] : l'audition peut par exemple très bien permettre de localiser spatialement des événements. Cette remarque autorise donc la substitution du canal optimal associé à un type d'information par un autre qui serait plus disponible (ex : utilisation d'aides sonores lorsque le canal visuel est surchargé). Le lecteur intéressé par la suppléance perceptive pourra consulter par exemple [Lenay 1999] (suppléance de la vision par le tactile) ainsi que les travaux sur les illusions perceptives (ex : le pseudo-haptique qui génère une illusion d'haptique par un effet visuel [Lécuyer et al. 2001]). Il est également possible d'utiliser plusieurs modalités pour

<sup>10</sup> VDI : Virtual Driving Instructor

représenter plus efficacement une même information, par exemple les modalités visuelles et sonores pour indiquer une direction [Tönnis et Klinker 2006].

### 2.1.3 Discussion

Le guidage d'un apprenant en situation de formation sur simulateur de navigation se fait généralement à l'aide de métaphores visuelles. Celles-ci ont pour but d'attirer son attention sur certains objets virtuels importants, de le guider dans ses choix ou de lui communiquer des informations supplémentaires. Cette intégration de métaphores visuelles doit rester modérée afin de ne pas être contre-productive. Différentes techniques existent pour tenter de minimiser les effets négatifs de l'ajout de telles métaphores.

Notre système de formation à la navigation fluviale devra donc guider l'apprenant au moyen de métaphores visuelles, qui pourront être inspirées de celles présentées dans cette partie, tout en essayant de minimiser les effets négatifs liés. L'objectif est d'assister l'apprenant mais sans interrompre la simulation, ce qui causerait une rupture du couplage apprenant/environnement virtuel, de la sensation de présence. Il n'est donc pas question ici de donner des explications à l'apprenant en mettant en pause la simulation et en lui faisant lire un extrait de cours théorique. L'utilisation de métaphores visuelles est bien justifiée car cela permet de guider intuitivement l'apprenant sans que cela ne requiert une part importante de son attention et ne nécessite de mettre en pause la simulation. De plus, notre objectif final est d'afficher ces métaphores en fonction du comportement de l'apprenant. Ainsi, s'il ne fait plus d'erreurs, ces métaphores devront disparaître progressivement pour laisser place uniquement à la simulation (disparition progressive de l'étayage [Burkhardt 2010]). Les métaphores ne seront donc affichées que temporairement en fonction des besoins.

Pour pouvoir intégrer ces métaphores, des connaissances sur notre environnement virtuel sont nécessaires. Par exemple il faut connaître quels objets virtuels représentent des panneaux signalétiques, la signification de ces panneaux, leur importance, s'ils doivent être obligatoirement pris en compte par l'apprenant, ... De même pour les ponts, il faut savoir quels objets virtuels représentent des ponts, quelles arches de pont sont autorisées, quelle signalétique associée permet de le savoir, ...

## 2.2 Environnement virtuel et connaissances

Afin de proposer aux apprenants une formation intelligente permettant de les guider en fonction de leur prestation, il est nécessaire de posséder des connaissances sur l'environnement virtuel permettant d'analyser la situation (ex : le bateau emprunte-il une arche de pont non autorisée ?) et de positionner correctement les métaphores visuelles (ex : quel panneau signalétique doit-il prendre en compte pour corriger son erreur ?). Nous allons voir dans ce paragraphe différents types d'intégration de connaissances en environnement virtuel.

### 2.2.1 Environnement virtuel intelligent

« Les environnements virtuels (EV) deviennent de plus en plus complexes afin de modéliser des situations plus réalistes. Le besoin se fait alors sentir de disposer d'une représentation de haut-niveau qui puisse décrire de manière plus abstraite les configurations des objets et l'évolution dynamique des EV » [Cavazza 2000]. C'est à partir de ce constat qu'ont été créés les EV intelligents (intelligent virtual environment) : ce sont des EV auxquels on associe une description abstraite de l'environnement [Cavazza 2000]. Ils sont issus d'une convergence entre les EV et l'intelligence artificielle [Aylett et Luck 2000].

L'approche de Cavazza [Cavazza 2000], reprise par Latoschik [Latoschik et al. 2005], consiste à intégrer une couche de connaissances, appelée KRL<sup>11</sup> qui permette de rattacher des données sémantiques aux différentes parties de l'EV. Cette approche permet de définir facilement une hiérarchie d'objets virtuels et de modéliser les interdépendances entre ces objets afin de répercuter les changements d'un objet sur les autres, selon certaines contraintes [Latoschik et al. 2005]. Il devient également possible d'appliquer des procédures abstraites sur l'EV et inversement, de reconnaître un concept abstrait à partir des transformations de l'EV [Cavazza 2000]. Le KRL est alors une « représentation abstraite intentionnelle » du monde et l'EV en est une « représentation concrète extensionnelle ».

Afin de permettre une conception plus aisée d'EV, Latoschik propose un EV intelligent dont le KRL supporte la réflexion, c'est-à-dire que le système a la possibilité de se modifier de lui-même en fonction de son environnement et d'après la connaissance de son état [Latoschik et Fröhlich 2007]. Cela permet un « développement rapide et facile d'EV complexes qui peuvent être réutilisables, extensibles et portables ». Grâce à cette technique, les développeurs se concentrent plus sur l'aspect sémantique que sur le fonctionnement du système. Une autre approche possible est celle de Kalogerakis qui propose de coupler une ontologie du web avec la représentation visuelle de l'EV [Kalogerakis et al. 2006]. Cela permet également une conception facilitée d'EV intelligents grâce à une architecture plus souple. Plusieurs niveaux de description sémantique d'une scène sont possibles, le graphe de scène étant décrit par un graphe OWL<sup>12</sup>. Couplé avec un moteur d'inférence, ce système permet de piloter intelligemment la scène.

### 2.2.2 Environnement virtuel richement informé

À l'origine, Bowman a testé l'utilisation des EV pour la présentation d'informations [Bowman et al. 1998]. L'expérience fut concluante : un couplage étroit des informations avec l'EV permet une présentation efficace des données. Ce type d'EV est appelé environnement virtuel richement informé (IRVE : Information Rich Virtual Environment) : il s'agit d'un « EV réaliste augmenté par l'addition d'informations abstraites liées » [Bowman et al. 2003]. Ce n'est pas de la visualisation d'informations en 3D, qui permet d'organiser des informations complexes et abstraites en une représentation visuelle compréhensive dans le but d'en faire ressortir un modèle (comme par exemple les travaux de Robertson [Robertson et al. 1993]). En effet, la différence est qu'« en IRVE les informations

---

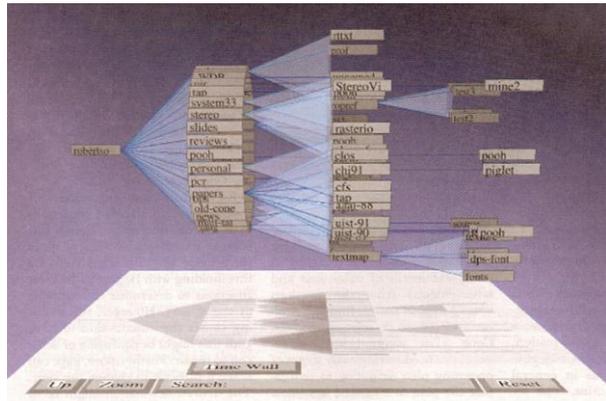
<sup>11</sup> KRL : Knowledge Representation Layer

<sup>12</sup> OWL : Ontology Web Language

abstraites et perceptuelles sont intégrées dans un même environnement 3D réaliste » (voir Figure 2.6).



A – Exemple d'IRVE [Bowman et al. 2003]



B – Exemple de visualisation 3D d'informations [Robertson et al. 1993]

Figure 2.6 – Différence entre un IRVE et de la visualisation 3D d'informations

Il a été prouvé que les IRVE peuvent être bénéfiques pour l'éducation avec une meilleure compréhension et une mémorisation à plus long terme des connaissances [Bowman et al. 1999]. Il faut cependant s'assurer que l'utilisateur se concentre sur les connaissances et non sur les interactions, ce qui suppose que celles-ci doivent être simples et intuitives.

Dans un IRVE, Bowman présente les informations sous diverses formes : annotations audio et textuelles (voir Figure 2.7), images, animations 3D et informations « expérimentales » (informations à ressentir) [Bowman et al. 1998]. Afin d'augmenter l'efficacité de la présentation des informations, il est nécessaire que celles-ci soient étroitement couplées avec l'EV, que les associations, interrelations entre données perceptuelles et abstraites soient spatialement ou visuellement explicites. Pour ce faire, Bowman prône l'utilisation d'« hyperliens spatiaux » (ex : un lien sur une annotation textuelle amène vers un lieu associé) [Bowman et al. 1998] et de labellisation (annotations textuelles associées à son référent par un trait ou par sa proximité spatiale) [Bowman et al. 2003].



Figure 2.7 – Annotations audio et textuelle en IRVE [Bowman et al. 2003]

### 2.2.3 Environnement virtuel informé

« Un environnement virtuel informé (EVI) est un environnement virtuel dont les modèles 3D contiennent non seulement la géométrie de la scène mais aussi toutes les informations pertinentes pour les entités comportementales à simuler comme les éléments symboliques ou sémantiques qui

peuvent permettre à ces entités de percevoir, décider et agir » [Donikian 2004]. Thouvenin propose d'élargir cette définition en y incluant la notion de modèle de représentation des connaissances : « un EVI est un environnement virtuel doté de modèles à base de connaissance dans lequel il est possible à la fois d'interagir et de permettre des comportements par interprétation de représentations dynamiques ou statiques » [Thouvenin 2009].

Les EVI intègrent sur les objets des connaissances sur le savoir (description de l'objet) et le savoir-faire (interactions possibles avec l'objet) en utilisant différents modèles de représentation [Septseault 2007]. Par exemple, afin de gérer au mieux les interactions acteurs/objets, Kallman propose une architecture d'EV dans laquelle chaque objet est « intelligent » (« Smart Object »), c'est-à-dire que chaque objet comporte des informations sur lui-même pouvant être interprétées par des personnages virtuels autonomes ou d'autres objets autonomes [Kallmann 2004]. Ces informations sont de plusieurs natures : propriétés intrinsèques (description textuelle de l'objet, de ses mouvements, caractéristiques physiques, ...), interactions possibles, comportement de l'objet (en réponse à certaines actions) et comportement attendu des acteurs pour interagir avec l'objet. Le monde porte alors sa connaissance, ce qui minimise la quantité d'informations que chaque objet autonome doit posséder. D'autres modèles de représentation des connaissances, similaires aux Smart Objects, ont été proposés [Doyle 2004 ; Gutiérrez et al. 2005 ; Otto 2005].

Dans l'optique d'avoir des personnages virtuels autonomes crédibles, Edward propose d'utiliser une ontologie afin de pallier aux défauts des Smart Objects qui « ne permettent pas de comportements erratiques » [Edward et al. 2010]. Cette ontologie décrit les objets de l'environnement, les agents opérants, les événements qui peuvent se produire et les relations entre ces concepts. Un agent, Colombo, contient l'ontologie et un ensemble de règles, dont certaines sont créées automatiquement en fonction des propriétés de l'objet. Cet agent manage les objets et les interactions avec l'environnement virtuel pour déterminer si une action de l'utilisateur ou d'un personnage virtuel autonome est possible et si les conditions sont satisfaites pour faire l'action. L'agent est également en charge de modifier l'état des objets impliqués dans l'interaction si celui-ci a changé.

Pour apporter un cadre plus générique que ces modèles de représentation des connaissances, un méta-modèle d'environnement virtuel informé et structuré, VEHA<sup>13</sup>, a été conçu [Chevaillier et al. 2009]. Il se définit comme une extension d'UML<sup>14</sup> 2.1 et permet de concevoir des modèles d'environnements métiers indépendants des plateformes et pouvant ensuite être exécutés en temps réel sur différentes plateformes de réalité virtuelle.

#### 2.2.4 Discussion

Dans le but d'afficher des retours multimodaux en fonction du comportement de l'utilisateur sur le système, nous avons besoin d'associer des connaissances aux objets virtuels de l'environnement qui puissent être interprétées par le système. La solution la plus adaptée semble être d'utiliser le principe des Smart Objects [Kallmann 2004] en environnement virtuel informé. En

---

<sup>13</sup> VEHA : Virtual Environment for Human Activity

<sup>14</sup> UML : Unified Modeling Language

effet, cette solution est simple et nous permet de définir pour chaque objet virtuel ayant un intérêt un ensemble d'informations :

- **la catégorie de l'objet** : par exemple ce peut être un obstacle, un panneau signalétique, etc. ;
- **le type de l'objet** : par exemple, un obstacle peut être une pile de pont, le bord de la voie navigable ou un tronc d'arbre ; un panneau signalétique peut avoir différentes significations (voir Annexe 3), etc. ;
- **les objets liés** : par exemple un pont possède une ou plusieurs arches et chaque arche peut posséder un panneau signalétique.

Cette représentation des connaissances est suffisante pour nos travaux car elle permet de détecter les erreurs de l'apprenant (ex : emprunt d'un mauvais passage) et d'afficher une métaphore visuelle appropriée (ex : mise en valeur du panneau signalétique indiquant le bon passage). Elle pourrait également être utilisée pour permettre à des bateaux virtuels autonomes de naviguer dans l'environnement, mais cet aspect ne sera pas abordé dans le cadre de nos travaux. Tout le potentiel des Smart Objects n'est pas exploité (il n'y a pas d'informations décrivant le comportement des objets ou comment interagir avec). Nous avons uniquement besoin d'une méthode simple permettant de connaître des propriétés des objets virtuels.

À partir des connaissances intégrées à l'environnement virtuel et d'une liste de retours multimodaux à disposition, il devient possible d'afficher automatiquement ces retours suivant l'état du système.

## 2.3 Adaptation des retours multimodaux dans les systèmes d'apprentissage

Dans cette partie nous allons tout d'abord définir ce que nous appelons retour multimodal adaptatif puis nous allons nous pencher sur l'élaboration de systèmes d'apprentissages capables de proposer de tels retours à l'utilisateur.

### 2.3.1 Retours multimodaux adaptatifs et non-adaptatifs

Plusieurs systèmes d'apprentissage proposent des retours à l'utilisateur de manière automatique, c'est-à-dire sans intervention humaine. Cependant on peut distinguer deux types de retours automatiques : les retours adaptatifs et les non-adaptatifs.

Un exemple de système d'apprentissage avec retours automatiques et non-adaptatifs est le simulateur de formation à la conduite de poids lourd TRUST<sup>15</sup> [Mellet d'Huart 2004]. Il permet au formateur d'ajouter des explications/indications qui apparaîtront automatiquement durant la conduite de l'apprenant à un instant donné. Ces retours sont qualifiés de non-adaptatifs car ils apparaissent quoiqu'il arrive. Il n'y a pas de système décisionnel qui conditionne leur déclenchement. Ces assistances ne sont donc pas forcément adaptées à tous les apprenants. Trop d'aides seront présentes pour certains (et pourront provoquer une surcharge cognitive) et pas assez pour d'autres, c'est pourquoi un formateur est quand même présent durant la session de conduite pour apporter

---

<sup>15</sup> TRUST : TRUCK Simulator for Training

une aide personnalisée à l'apprenant. Par ailleurs, une dépendance des apprenants aux retours peut être observée étant donné que ceux-ci s'affichent quoiqu'il arrive. De tels systèmes d'apprentissage présentent les avantages d'être faciles à mettre en œuvre et de permettre de contrôler précisément l'affichage des retours.

Un exemple de système d'apprentissage avec cette fois-ci des retours automatiques et adaptatifs est le système PEGASE<sup>16</sup> [Buche et al. 2010] utilisé pour la formation en réalité virtuelle. Il est capable de guider un apprenant selon ses erreurs et son profil et à partir de connaissances sur le domaine. Un module décisionnel basé sur un système de classeurs hiérarchiques avec apprentissage est utilisé [Buche et al. 2006]. Il s'agit d'un système à base de règles ayant différentes priorités. Celles-ci sont calculées automatiquement en fonction des choix du formateur. Le système suggère différents retours au formateur qui doit choisir lesquels appliquer. Le système apprend des choix du formateur pour ensuite être capable de le remplacer. Un tel système de formation est plus complexe à mettre en œuvre qu'un système avec retours non-adaptatifs mais il présente l'avantage de prendre en compte l'apprenant dans le choix des retours. Il est également plus générique dans le sens où un changement de scénario de formation n'implique pas de redéfinir tout le déclenchement des retours puisque celui-ci se base sur un système décisionnel et n'est pas défini manuellement par le formateur. D'autres systèmes d'apprentissage avec retours adaptatifs existent [Weevers et al. 2003 ; Lopez-Garate et al. 2008a ; Mufti-Alchawafa 2008] et reposent sur le même principe que PEGASE : proposer des retours adaptés en fonction d'informations récoltées sur l'apprenant (ex : erreurs commises) et d'informations sur le domaine.

Nous avons décidé de nous pencher sur les systèmes de formation avec retours automatiques et adaptés à l'utilisateur. Cette adaptation dépendra du comportement de l'apprenant évalué par le système. Il convient donc de coupler notre environnement virtuel informé avec un système capable de raisonner sur des informations collectées sur l'apprenant.

## **2.3.2 Élaboration d'un système d'apprentissage avec retours multimodaux adaptatifs**

### ***2.3.2.1 Intégration d'un système tutoriel intelligent dans un environnement virtuel informé***

Dans le cas d'une auto-formation (ou éventuellement avec un formateur présent), il existe les systèmes tutoriels intelligents (STI) qui permettent d'enseigner une expertise à un formé au moyen d'un système informatique. Ils se basent sur des techniques d'intelligence artificielle, de représentation des connaissances, leur permettant de raisonner, d'apprendre, de comprendre et de résoudre des problèmes [Lourdeaux 2001]. Ils sont capables de reconnaître un modèle de comportement, d'identifier les incompréhensions et les erreurs du formé et d'établir une stratégie pédagogique pour y remédier. Ils permettent donc à l'environnement de formation de s'adapter à la diversité des apprenants [Amokrane et al. 2008].

---

<sup>16</sup> PEGASE : PEdagogical Generic and Adaptive SystEm

L'idée est d'intégrer dans un environnement virtuel informé (EVI) un STI pour obtenir un système de formation capable d'afficher ou de suggérer au formateur des retours à l'apprenant en fonction de son utilisation du système. Plusieurs environnements de ce type ont déjà été développés.

Par exemple le système FIACRE<sup>17</sup> permet la formation de conducteurs de TGV à l'intervention sur lignes à grande vitesse [Lourdeaux 2001]. FIACRE intègre un agent pédagogique HAL<sup>18</sup> permettant d'analyser le comportement de l'apprenant, d'en informer le formateur et de suggérer des stratégies et assistances pédagogiques en fonction de la prestation du formé.

Le système HERA<sup>19</sup> permet la formation sur zones à risques [Amokrane et al. 2008]. Ce système intègre un module de suivi et de surveillance de l'apprenant permettant l'identification des erreurs et des risques et apportant une formation personnalisée. L'apprenant a la possibilité de voir l'impact de ses décisions et d'avoir un retour sur ses activités. De même, un simulateur de formation à la conduite de poids lourd [Lopez-Garate et al. 2008b] intègre l'environnement générique de diagnostic cognitif KADDET [Ferrero et al. 2005] pour guider un apprenant à l'aide de retours multimodaux adaptés. Le simulateur de formation à la conduite VDI<sup>20</sup> intègre quant à lui un système multi-agents pour l'analyse et l'évaluation du comportement de l'apprenant afin de déclencher des retours audio adaptés.

### *2.3.2.2 Détection des erreurs suivant le type de tâche à apprendre pour le choix de retours adaptés*

La principale composante des systèmes d'apprentissage, qui entre dans le choix de retours adaptés, est la détection d'erreur. Il s'agit ici d'erreur humaine qui « couvre tous les cas où une séquence planifiée d'activités mentales ou physiques ne parvient pas à ses fins désirées, et quand ces échecs ne peuvent être attribués à l'intervention du hasard » [Reason 1990].

Le choix d'un système permettant de détecter les erreurs de l'apprenant dépend du type de tâche à apprendre : procédural ou non-procédural. Par exemple, les systèmes PEGASE et HERA ne peuvent être utilisés que pour l'apprentissage de tâches procédurales, car ils ont besoin, pour détecter les erreurs de l'apprenant, de connaître les actions que celui-ci doit faire. La détection d'erreurs se base sur la mesure de l'écart de l'apprenant par rapport à la procédure (l'enchaînement de tâches) qu'il est censé suivre. Cette méthode est bien adaptée pour l'apprentissage de tâches normalisées (ex : tâches soumises à des normes de sécurité ou de qualité bien précises) où la procédure que l'apprenant doit obligatoirement suivre est connue a priori. Un autre exemple de système d'apprentissage de procédures est la plateforme GVT<sup>21</sup>, permettant de créer des environnements virtuels pour par exemple former à la maintenance d'équipements militaires [Gerbaud et al. 2008]. Dans ce cas, il s'agit d'apprendre une procédure qui doit être respectée strictement, et non des gestes techniques.

---

<sup>17</sup> FIACRE : Formation Individuelle des Agents de Conduite à l'aide de Réalité virtuelle

<sup>18</sup> HAL : Help Agent for Learning

<sup>19</sup> HERA : Helpful agent for safe learning in virtual environment

<sup>20</sup> VDI : Virtual Driving Instructor

<sup>21</sup> GVT : Generic Virtual Training

Concernant la navigation fluviale, étant donné que c'est une tâche complexe (dépendante des conditions environnementales, du type de bateau, de son chargement, des autres bateaux croisés, ...), il n'y a pas de procédure normalisée à suivre qui définit exactement comment naviguer. Nous devons donc utiliser un système de détection d'erreurs adapté aux tâches non-procédurales. De tels systèmes sont plus complexes à mettre en œuvre et donnent généralement des résultats de détection d'erreurs avec un certain niveau d'incertitude. Par exemple, dans TELEOS<sup>22</sup> [Mufti-Alchawafa 2008], qui est un environnement de formation pour la chirurgie orthopédique, les apprenants construisent leurs connaissances en interagissant avec le système. Celui-ci leur donne une situation de formation pour leur permettre de prendre des décisions et acquérir plus d'expérience. De ce fait, le système doit répondre pertinemment aux actions de l'apprenant afin d'être en mesure de l'encourager à réfléchir sur ses actions. Un diagramme d'influence, basé sur un réseau bayésien (gestion de l'incertitude), est utilisé pour que le système puisse choisir des rétroactions adaptées à la situation.

Dans notre cas, il serait trop contraignant d'imposer à l'apprenant de suivre une procédure pour naviguer (en supposant qu'il est possible de déterminer une telle procédure), car il existerait de nombreuses autres solutions possibles. Une telle méthode n'est d'ailleurs pas employée dans les cas de formation en situation réelle. Il est par contre possible de définir une liste d'erreurs, d'états erronés de l'environnement (ex : collision du bateau avec un mur). L'idée est donc de laisser l'apprenant naviguer et de ne lui afficher des retours que si une erreur ou une éventuelle future erreur est détectée. Il est par exemple possible de calculer la future position du bateau (en considérant que l'apprenant ne modifiera pas l'état des commandes) et ainsi d'estimer, avec une certaine incertitude, si dans un futur proche une erreur sera déclarée (ex : le bateau rentrera dans un mur dans 30 s).

### 2.3.3 Discussion

Par rapport aux systèmes d'apprentissage existants, nous nous orientons vers une adaptivité des retours vis-à-vis de la prestation de l'apprenant. Cette adaptivité impose de coupler notre environnement virtuel informé avec un système intelligent capable de déterminer, en fonction des données collectées sur l'activité de l'apprenant, un ensemble de retours appropriés. La principale composante dans le choix des retours est la détection d'erreurs. Du fait de la complexité de la navigation fluviale, cette détection ne pourra pas être déterministe et imposera donc de tenir compte de son incertitude.

## 2.4 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons vu que le guidage d'un apprenant sur simulateur de formation à la navigation se fait généralement à l'aide de métaphores visuelles. Celles-ci peuvent avoir un impact négatif sur la formation et pour contrer cela différentes techniques ont été présentées. Afin d'être en mesure d'intégrer ces métaphores dans l'environnement virtuel, nous nous sommes penchés sur l'ajout de connaissances aux environnements virtuels. Il en ressort que, dans notre cas, il est

---

<sup>22</sup> TELEOS : Technology Enhanced Learning Environment for Orthopaedic Surgery

intéressant de construire un environnement virtuel informé avec des Smart Objects. Un tel environnement, couplé avec un système de formation intelligent, répond à notre objectif en permettant d'avoir des retours adaptés en fonction des interactions de l'apprenant avec le système. La détection d'erreurs, composante principale du système de formation intelligent, sera incertaine du fait de la complexité de la navigation fluviale.

Cet état de l'art sert de base pour nous permettre de définir notre proposition scientifique dans le chapitre suivant.

## Chapitre 3 Proposition

---

Dans cette partie nous allons exposer notre problématique scientifique et les cadres conceptuels dans lesquels nous situons nos travaux. Ensuite nous décrirons brièvement notre contribution et sa mise en application.

### 3.1 Problématique scientifique

L'objectif de nos travaux est d'améliorer l'interaction entre l'humain et le monde virtuel en permettant à celui-ci de réagir pertinemment au comportement de l'humain. Ceci passe par l'affichage de retours multimodaux adaptés à la situation. Nous souhaitons offrir à l'utilisateur une expérience unique d'interaction qui corresponde à ses besoins et lui permette de s'améliorer dans la réalisation de sa tâche. La problématique que nous nous posons est donc la suivante :

*Comment décider des retours multimodaux à afficher en fonction de l'état physiologique et des actions de l'utilisateur ?*

Toute la difficulté porte sur le choix des retours multimodaux à afficher. Les contraintes, a priori, sur ce choix sont une limitation au niveau du temps de calcul (contrainte de temps réel : calcul dans un temps suffisamment court pour que l'utilisateur puisse comprendre que la réaction du système est liée à l'action qu'il vient juste de faire) et une adéquation avec le comportement de l'utilisateur. Cette dernière contrainte sous-entend que le système doit être capable de récolter des données caractérisant l'état et les actions de l'utilisateur et de les interpréter pour ensuite être capable de prendre une décision pertinente sur le choix des retours à afficher.

Nous faisons l'hypothèse que l'affichage de retours multimodaux à la suite d'une action ou d'un changement d'état de l'utilisateur permettra de renforcer le couplage action/perception entre l'utilisateur et l'environnement virtuel [De Loor et al. 2008]. Nous souhaitons apporter une interaction personnalisée, adaptée à chaque utilisateur, pour augmenter son efficacité. Par exemple, dans le cas d'une formation sur simulateur de navigation fluviale, nous faisons l'hypothèse que ce couplage renforcé permettra à l'utilisateur de mieux comprendre les conséquences de ses actions sur le comportement du bateau ainsi que les autres principes de la navigation fluviale.

### 3.2 Cadres conceptuels

Nos travaux s'inscrivent dans le cadre des environnements virtuels informés, de l'énaction et de l'interaction informée.

#### 3.2.1 Environnement virtuel informé

Afin d'intégrer des connaissances au monde virtuel, nous nous basons sur les environnements virtuels informés [Thouvenin 2009] et plus précisément sur les Smart Objects [Kallmann 2004]. Ces connaissances sont, dans notre cas, de nature descriptive pour permettre au

système de connaître le type d'un objet virtuel ainsi que les objets qui lui sont liés. À un plus haut niveau, cela permet de caractériser les interactions entre l'utilisateur et les objets virtuels et d'afficher des retours multimodaux liés à ces objets.

### 3.2.2 Énaction

Notre démarche s'inscrit naturellement dans le paradigme de l'énaction [Varela 1979] et plus particulièrement dans le cadre des environnements virtuels informés énatifs [Thouvenin 2009]. Un système énatif est défini comme étant un système construisant un monde tout en étant construit par ce monde [Varela et al. 1993]. Dans notre cas, l'utilisateur et le système sont considérés comme des agents qui peuvent percevoir et modifier l'environnement et qui ont des interactions mutuelles [Guyet et al. 2006]. L'utilisateur perçoit le monde virtuel et ensuite agit dans ce monde. Le système perçoit ce monde virtuel ainsi que l'utilisateur et agit en fonction de leur état. Il se crée alors un couplage fort entre l'utilisateur et le système : la modification du monde virtuel par l'utilisateur entraîne une modification de ce monde par le système et vice-versa. Dans le cas de la formation à la navigation fluviale, l'utilisateur commande un bateau dans le monde virtuel et, si par exemple le bateau se dirige dans une mauvaise direction, le système réagit en modifiant le monde virtuel avec l'ajout d'une assistance visuelle. Cette modification entraîne un ajustement de la trajectoire du bateau par l'utilisateur, ce qui entraîne par la suite le retrait de l'assistance par le système.

Par rapport à notre cadre applicatif qui est la formation, nous nous orientons donc vers l'énativisme comme courant de pensée décrivant les mécanismes d'acquisition et de transformation des connaissances. La relation de l'individu avec le monde est basée sur l'expérience et sur l'action guidée par la perception. C'est ce couple action/perception qui est à l'origine de la connaissance d'un individu. Chaque individu ou système se forme une représentation du monde qui lui est personnelle, forgée sur l'histoire de sa propre perception [Bottecchia 2010]. Ce courant de pensée est en opposition avec d'autres tels que [De Loor et al. 2009] :

- le **béhaviorisme** où l'apprentissage se fait par conditionnement (apprentissage sans erreurs par répétition et renforcement des bonnes réponses suivant le stimulus donné) ;
- le **constructivisme** où la transmission de savoir se fait en mettant l'apprenant au défi pour qu'il construise ses propres interprétations ;
- le **cognitivism** où la relation de l'individu avec le monde est représentée en termes symboliques (et non basée sur l'expérience) ;
- le **connexionnisme** où l'émergence de processus mentaux est expliquée par l'interconnexion dynamique d'entités élémentaires.

### 3.2.3 Interaction informée

La réponse que nous apportons à notre problématique scientifique se situe dans le cadre de l'interaction informée : pour que la réaction du système soit adaptée au comportement de l'utilisateur, elle doit se baser sur des connaissances a priori (sur l'environnement virtuel, l'utilisateur, le domaine, ...) ainsi que sur d'autres connaissances acquises en temps réel (sur les actions de l'utilisateur, son état, l'état de l'environnement virtuel, ...).

Cela nous amène au besoin d'intégrer dans l'environnement virtuel informé un système décisionnel capable de prendre en compte toutes ces connaissances afin de choisir les retours multimodaux appropriés.

### 3.3 Contribution

Nous proposons le module décisionnel GULLIVER, décrit au Chapitre 4, qui a pour but de déterminer les retours multimodaux pertinents à afficher à l'utilisateur en fonction de son comportement sur le système [Fricoteaux et al. 2010 ; Fricoteaux et al. 2011b]. L'originalité de notre approche est l'utilisation de la théorie des fonctions de croyance pour exprimer les données incertaines récoltées en temps réel sur l'utilisateur, décrivant à la fois ses actions mais également son état physiologique [Fricoteaux et al. 2011a]. L'influence de ces données sur le déclenchement des retours multimodaux est représentée par un réseau évidentiel avec fonctions de croyance conditionnelle [Fricoteaux et al. 2012]. Le choix des retours multimodaux est par ailleurs contraint afin notamment de s'assurer de son adéquation avec les capacités de l'utilisateur et ainsi d'éviter, par exemple, une surcharge cognitive.

Nous proposons donc un modèle d'interaction utilisateur/système informée par un module décisionnel s'appuyant sur des connaissances a priori et acquises en temps réel pour permettre au système de répondre pertinemment au comportement de l'utilisateur. Il s'agit d'un modèle éactif composé de deux boucles fermées (Figure 3.1, adaptée de [Guyet et al. 2006]). D'un côté le système perçoit l'utilisateur et l'environnement virtuel (EV), choisit des retours multimodaux pertinents grâce à notre module décisionnel GULLIVER et les affiche dans l'EV. De l'autre côté, l'utilisateur perçoit l'EV et agit en conséquence. L'environnement virtuel informé proposé dans ce modèle est composé d'un environnement virtuel standard, enrichi de connaissances (Smart Objects) et du système décisionnel GULLIVER.

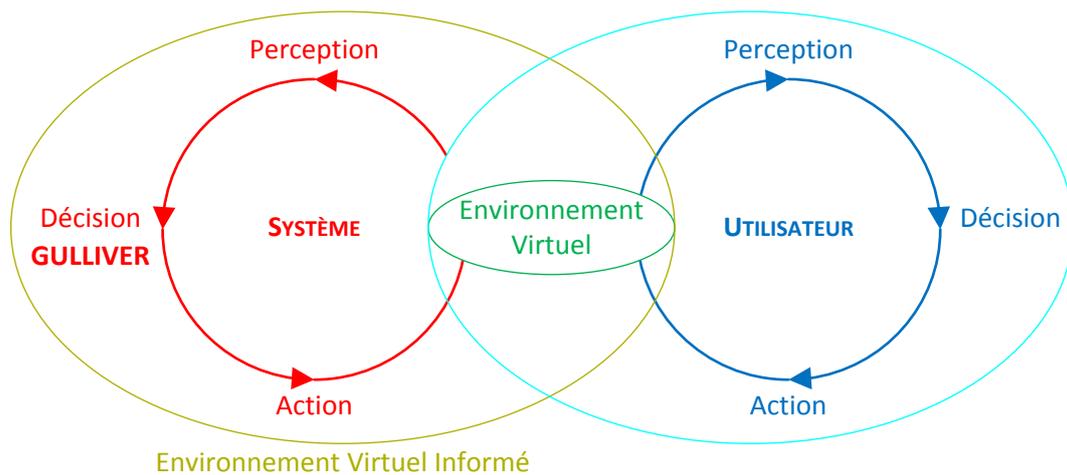


Figure 3.1 – Modèle d'interaction informée : un modèle éactif avec deux boucles action/perception

### **3.4 Mise en application**

Notre modèle d'interaction informée a été appliqué au cas de la formation au transport fluvial sur simulateur ce qui a abouti à la création du système OSE décrit au Chapitre 5. Notre système permet d'afficher des retours multimodaux pertinents, par exemple sous la forme de métaphores visuelles, afin de guider au mieux les apprenants.

Cette application a fait l'objet d'une expérimentation, présentée au Chapitre 6, afin de valider notre approche.

## Chapitre 4    **Module décisionnel GULLIVER : satisfaction de contraintes avec inférence dans un réseau évidentiel**

---

Dans ce chapitre nous allons détailler l'élaboration de notre modèle de décision, GULLIVER (GUiding by visuaLisation metaphors for fluvial navigation training in Informed Virtual EnviRonment). Ce système représente la contribution principale de nos travaux. Il permet de déterminer, à partir des données récoltées sur l'activité de l'utilisateur, les retours multimodaux les plus adaptés à afficher.

Nous allons tout d'abord présenter la démarche ayant permis d'aboutir à l'élaboration de ce système décisionnel et nous détaillerons ensuite son fonctionnement avec quelques rappels théoriques autour des modèles que nous avons utilisés.

### 4.1    **Choix du système décisionnel**

#### 4.1.1    **Contraintes du problème**

Le choix d'un système décisionnel est principalement orienté par la nature des connaissances à disposition. Trois types de connaissances peuvent être distingués :

- **les connaissances structurelles** (ou base de connaissances) : cette catégorie regroupe toutes les connaissances décrivant l'organisation du monde et sont connues avant l'utilisation du système décisionnel. Elles peuvent être invariantes ou ajustées au fur et à mesure de l'utilisation du système par des mécanismes d'apprentissage.
- **les connaissances acquises** (ou base de faits) : il s'agit de connaissances temporaires décrivant généralement la situation actuelle du monde.
- **les exemples de bonnes décisions** (ou base de cas) : ces connaissances énumèrent un ensemble de bonnes décisions prises en fonction de certaines données d'entrées. Elles servent généralement à initialiser un système décisionnel qui pourra les prendre en exemple. D'autres connaissances du même type peuvent par la suite s'ajouter à cette base au fur et à mesure de l'utilisation du système.

Dans le cas de la formation à la navigation fluviale, les connaissances structurelles correspondent aux associations entre le comportement de l'utilisateur et les retours pertinents (par exemple, si l'utilisateur oriente son bateau vers la mauvaise arche du pont, l'aide visuelle lui indiquant la bonne arche sera pertinente). Ces connaissances sont connues a priori. Les connaissances qui sont acquises en temps réel décrivent le comportement de l'utilisateur et l'état du monde. Dans notre cas, il n'y a pas d'exemples de bonnes décisions à disposition étant donné le temps non négligeable nécessaire pour assigner de bonnes décisions à la plupart des combinaisons possibles au niveau des données d'entrée. Cette absence de connaissances constitue une contrainte importante dans le choix du système décisionnel.

Une autre contrainte à prendre en compte, indépendante de notre cadre applicatif, est que la décision doit être choisie en temps réel. En effet, le système se doit de répondre à l'utilisateur dans un délai court, afin que celui-ci fasse le lien entre le retour apporté par le système et son action.

#### 4.1.2 Comparaison de systèmes décisionnels

On peut distinguer quatre grands types de système décisionnel candidats pour le déclenchement de retours multimodaux en fonction de l'activité de l'utilisateur :

- **raisonnement à partir de cas** (RàPC) [Schank 1982] : la situation actuelle est comparée à une base de cas pour trouver un cas proche. La solution à appliquer est basée sur la solution d'un cas connu, adaptée à la situation actuelle.
- **réseau de neurones** [McCulloch et Pitts 1988] : un réseau de neurones est entraîné à partir d'une base de cas pour ensuite être capable de générer une sortie (une décision) à partir des différentes informations en entrée.
- **métaheuristique** (ex : algorithme génétique [Holland 1975]) : famille d'algorithmes cherchant à converger vers une solution optimale au fur et à mesure d'itérations. Par exemple, l'algorithme génétique est une métaheuristique qui se base sur le principe de l'évolution : au départ il y a une population initiale de solutions et cette population va évoluer (suppression des mauvaises solutions, mutations, création de nouvelles solutions à partir de bonnes solutions) et tendre vers une population composée d'une ou plusieurs solutions optimales. Par la suite nous parlerons uniquement d'algorithme génétique mais une autre métaheuristique pourrait être employée.
- **systèmes inférentiels** : la décision est déduite des données d'entrée à partir d'inférences (système à base de règles [Bouyer 2007 ; Lopez-Garate et al. 2008a ; Amokrane 2010], système de classeurs [Buche et al. 2006 ; Buche et al. 2010], réseau causal [El-Kechai 2007 ; Kendira 2010], diagramme d'influence [Mufti-Alchawafa 2008], ...).

Le Tableau 4.1 apporte une comparaison des systèmes décisionnels décrits précédemment suivant les différentes contraintes du problème, à savoir les connaissances à disposition et le temps de calcul. Ainsi, les raisonnements à partir de cas ne sont pas pertinents à cause de la nécessité de posséder une base d'exemples de bonnes décisions (que nous ne possédons pas), de même pour les réseaux de neurones. L'utilisation des algorithmes génétiques paraît pertinente, à condition d'imposer une limite de temps de calcul afin d'avoir une bonne solution rapidement. La question qui se pose avec un tel système est l'évaluation des décisions, afin de sélectionner les meilleures pour créer la prochaine population. L'utilisation des connaissances structurelles permet une telle évaluation. Étant donné que celles de notre problème peuvent être mises naturellement sous forme de réseau causal (telle action de l'utilisateur implique tel retour), l'utilisation d'un système inférentiel pour évaluer la pertinence de déclenchement de chaque retour est tout indiquée. Cette évaluation de la pertinence des retours en fonction des actions de l'utilisateur ne constitue qu'une partie de l'évaluation des décisions. Il faut en effet prendre d'autres facteurs en compte tels que la charge cognitive supplémentaire induite par les retours, les limites des canaux de restitution (ex : de multiples retours sonores ne peuvent être joués en même temps), ... Ces autres facteurs peuvent être mis sous forme d'un ensemble de contraintes à respecter au mieux (ex : un seul retour sonore à la fois, pas plus de cinq retours en même temps, ...). L'évaluation d'une décision se fait donc en deux

étapes : un calcul inférentiel afin d'évaluer la pertinence des retours vis-à-vis des actions de l'utilisateur (Paragraphe 4.2) et l'évaluation du respect de contraintes (Paragraphe 4.3), choisir des retours évalués comme pertinents à l'étape 1 étant une contrainte. Choisir le meilleur ensemble de retours multimodaux à afficher peut se donc se résumer à résoudre un problème de satisfaction de contraintes. Un algorithme génétique est particulièrement bien adapté pour résoudre ce genre de problème, contrairement à un système inférentiel seul. Il convient donc d'utiliser un système inférentiel conjointement avec un algorithme génétique.

	Raisonnement à partir de cas	Réseau de neurones	Algorithme génétique	Système inférentiel
Exemples de bonnes décisions requis	oui	oui pour l'initialisation	non	oui dans certains cas pour initialiser
Connaissances structurelles requises	non	non	oui pour évaluer les décisions	oui
Temps de calcul	court	court	généralement long mais ajustable	court

Tableau 4.1 – Comparaison des systèmes décisionnels

Pour résoudre un problème de satisfaction de contraintes, des métaheuristiques autres que des algorithmes génétiques peuvent être utilisées. Notamment, il existe un paradigme de programmation appelé programmation par contraintes (ProLog, ILOG Solver, ...) qui peut être utilisé. Dans le cadre de nos travaux, nous nous limitons à utiliser une métaheuristique, ce qui a l'avantage d'être simple à mettre en œuvre et d'offrir une solution dans un temps donné. Toutefois cette solution obtenue n'est pas garantie comme étant optimale, contrairement à l'utilisation de programmation par contraintes (mais dans ce cas le temps de calcul peut être trop long pour notre application).

En conclusion, nous avons donc décidé de baser notre module décisionnel sur un algorithme génétique chargé de résoudre un problème de satisfaction de contraintes. Un système inférentiel est utilisé conjointement pour évaluer la pertinence des retours multimodaux d'après l'activité de l'utilisateur.

## 4.2 Inférence dans un réseau évidentiel avec fonctions de croyance conditionnelle pour l'évaluation de la pertinence des retours multimodaux

### 4.2.1 Choix d'un cadre formel pour l'expression des données décrivant l'activité de l'utilisateur

Dans la partie précédente, le choix de l'utilisation d'un système inférentiel a été détaillé. Celui-ci doit déterminer quels sont les retours multimodaux pertinents en fonction des données relevées décrivant le comportement de l'utilisateur. Pour pouvoir raisonner sur ces données

provenant de sources multiples, il est nécessaire de les exprimer dans un même cadre formel, à choisir selon les caractéristiques des données. Dans notre cas, ces données peuvent être :

- **incertaines** (ex : la température est **peut-être** de 20 °C) : par exemple certains comportements de l'utilisateur seront interprétés avec une certaine incertitude ;
- **imprécises** (ex : la température est comprise **entre** 10 °C et 20 °C) : certains capteurs utilisés pour mesurer par exemple l'état physiologique de l'utilisateur pourront avoir une certaine précision de mesure ;
- **ambigües** (ex : il fait **chaud**, à quelle température cela correspond-il ?) : certaines informations sur l'utilisateur pourraient s'avérer ambigües (par exemple son niveau : plutôt bon, plutôt débutant, ...) ;
- **contradictaires** : il n'est pas exclu qu'une défaillance d'un capteur apporte des données en contradiction avec un autre ;
- **incomplètes** : certains capteurs pourront ne pas être utilisés mais le système devra quand même fonctionner sans les données associées.

En pratique, les données n'auront pas forcément toutes ces caractéristiques mais le module décisionnel étant générique, il serait intéressant qu'il puisse traiter tous ces types de données.

Plusieurs cadres formels, récapitulés dans le Tableau 4.2, permettent de raisonner à partir d'informations partielles :

- **la théorie des ensembles** : prend en compte uniquement l'imprécision des données. Une information sur une variable est représentée par un sous-ensemble de l'ensemble des valeurs que peut prendre cette variable (ex :  $température \in [10;20]$ ).
- **la théorie des probabilités** : permet de gérer l'incertitude probabiliste. Une information sur une variable définie sur un univers  $\Omega$  est représentée par une mesure de probabilité, définie comme une application  $P : 2^\Omega \rightarrow [0;1]$  vérifiant les deux axiomes suivants :

1.  $P(\Omega) = 1$  ;
2.  $\forall A, B \subseteq \Omega$  tels que  $A \cap B = \emptyset$ ,  $P(A \cup B) = P(A) + P(B)$ .

Par exemple, il est possible de représenter le fait que la température sera demain de 20 °C avec une probabilité (certitude) de 0,8.

- **la théorie des sous-ensembles flous** [Zadeh 1965] : est une extension de la théorie des ensembles permettant de gérer l'ambiguïté des informations ainsi que leur imprécision. Une information sur une variable est représentée par un sous-ensemble flou d'un ensemble  $\Omega$ . Un sous-ensemble flou  $A$  est caractérisé par une fonction d'appartenance  $\mu_A : \Omega \rightarrow [0;1]$ .  $\mu_A(x)$  représente le degré d'appartenance de  $x \in \Omega$  au sous-ensemble flou  $A$ . Par exemple, la fonction d'appartenance représentant l'information « il fait chaud » pourrait être de la forme :

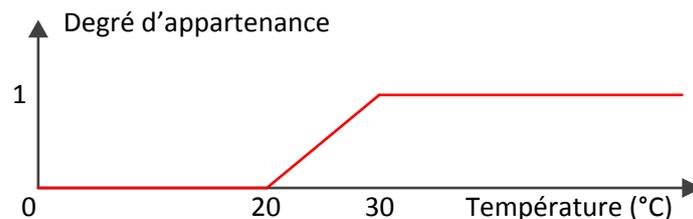


Figure 4.1 – Fonction d'appartenance représentant l'information « il fait chaud »

Avec la théorie des ensembles, le degré d'appartenance d'un élément dans un sous-ensemble est de 0 ou 1 (l'élément est dans le sous-ensemble ou il ne l'est pas). Avec la théorie des sous-ensembles flous, le degré d'appartenance est une valeur comprise entre 0 et 1, ce qui permet de nuancer l'appartenance d'un élément au sous-ensemble, qui dans ce cas est dit flou.

- **la théorie des possibilités** [Zadeh 1978 ; Dubois et Prade 1988] : apporte la gestion de l'incertitude (différente de celle de la théorie des probabilités) à la théorie des sous-ensembles flous. Une information sur une variable est représentée par deux valeurs : une mesure de possibilité  $\Pi : 2^\Omega \rightarrow [0;1]$  et une mesure de nécessité  $N : 2^\Omega \rightarrow [0;1]$  telles que :

$$\Pi(\emptyset)=0, \quad \Pi(\Omega)=1, \quad \Pi(A \cup B)=\max(\Pi(A); \Pi(B)), \quad \forall A, B \subseteq \Omega$$

$$N(\emptyset)=0, \quad N(\Omega)=1, \quad N(A \cap B)=\min(N(A); N(B)), \quad \forall A, B \subseteq \Omega$$

Une mesure de possibilité quantifie le degré de possibilité (compris entre 0 et 1) de tout évènement sur  $\Omega$ . Une mesure de nécessité quantifie, de même, le degré de nécessité. Ces mesures sont liées par la relation :  $N(A)=1-\Pi(\bar{A})$ ,  $\forall A \subseteq \Omega$ . Par exemple, il est possible d'exprimer le fait que la température soit comprise entre 10 °C et 20 °C, avec un degré de possibilité de 0,8 et qu'il est nécessaire (certain) que celle-ci soit comprise dans cet intervalle avec un degré de nécessité de 0.

- **la théorie des fonctions de croyance** [Shafer 1976] : généralise toutes les théories précédentes. Une information sur une variable est représentée par une distribution de masses de croyance (voir Paragraphe 4.2.3). Il est possible de définir des croyances à tout sous-ensemble de  $\Omega$  et la somme de toutes ces croyances doit être égale à 1. Par exemple, pour exprimer le fait que la température est comprise entre 10 °C et 20 °C avec une certitude de 60 %, une masse de croyance de 0,6 est attribuée à l'ensemble  $[10;20]$  et le reste (0,4) est attribué à  $\Omega$ . Une masse de croyance de 1 sur  $\Omega$  représente une ignorance totale.

	Théorie des ensembles	Théorie des probabilités	Théorie des sous-ensembles flous	Théorie des possibilités	Théorie des fonctions de croyance
Incertitude probabiliste		X			X
Incertitude non probabiliste				X	X
Imprécision	X		X	X	X
Ambiguïté			X	X	X

Tableau 4.2 – Cadres formels pour le raisonnement à partir d'informations partielles

Étant donné la nature des informations à traiter, le cadre formel choisi est celui de la théorie des fonctions de croyance. Il permet en effet de représenter toutes les caractéristiques possibles de nos données.

#### 4.2.2 Représentation graphique de l'influence entre les variables du problème

Le système inférentiel doit déterminer les retours multimodaux pertinents en fonction de l'activité de l'utilisateur. Pour cela, des connaissances structurelles sont connues a priori et décrivent les influences entre les comportements de l'utilisateur et les retours pertinents associés. Pour

représenter et raisonner avec ces influences, on utilise généralement des représentations graphiques.

#### 4.2.2.1 Relations causales

Dans notre cas, les variables (données sur l'utilisateur et retours disponibles) ont des relations de causalité entre elles (telle information sur l'utilisateur implique la pertinence de tel retour), d'où l'utilisation d'un graphe orienté comme représentation graphique. Ces relations entre les variables sont également quantifiées afin de préciser le degré d'influence, on parle alors de réseau (ou graphe orienté valué). Dans notre cas, les graphes utilisés doivent être acycliques (sans boucle) afin que la propagation des connaissances dans le graphe ait une fin et aboutisse à une décision. De tels réseaux, utilisés dans le cas d'inférence probabiliste, s'appellent les réseaux bayésiens [Pearl 1988]. Ils ont été étendus par les diagrammes d'influence pour ajouter la prise de décision via un calcul d'utilité (utilité de faire telle action). Le lecteur intéressé par les diagrammes d'influence pourra consulter ces exemples traitant du choix de l'affichage d'informations : [Horvitz et Barry 1995 ; Mufti-Alchawafa 2008]. Avec la théorie des fonctions de croyance, l'équivalent du réseau bayésien est un réseau évidentiel avec fonctions de croyance conditionnelle (ENC : Evidential Network with Conditional belief functions) [Smets 1993 ; Xu et Smets 1994].

Un autre type de réseau, pouvant utiliser sur la théorie des fonctions de croyance, existe : les réseaux d'évaluation (VN : Valuation Networks) [Shenoy 1994] où les relations sont quantifiées par des fonctions de croyance jointe. Il s'agit d'hypergraphes non-orientés. Nous avons choisi de ne pas les utiliser et de représenter nos relations sous forme de réseaux causaux avec fonctions de croyance conditionnelle étant donné qu'il est plus naturel et facile d'exprimer des connaissances sous forme causale [Pearl 1988]. Par exemple, il semble plus intuitif de définir la croyance d'avoir un rhume sachant qu'on a le nez qui coule (forme causale) plutôt que de définir la croyance d'avoir un rhume et le nez qui coule (forme jointe).

#### 4.2.2.2 Relations binaires

Les ENC se limitent à représenter des relations binaires entre les variables. Ils ont été généralisés par les réseaux évidentiels directs avec fonctions de croyance conditionnelle (DEVN : Directed Evidential Network with conditional belief functions) afin de pouvoir représenter des relations n-aires [Ben Yaghlane et al. 2003]. Dans notre cas, nous avons fait le choix de n'utiliser que des relations binaires entre les variables étant donné qu'elles sont plus simples à exprimer [Smets 1993] et à mettre à jour. Ces avantages sont importants car ils permettent à notre système d'être facilement modifiable par des personnes non expertes dans ce domaine. Cela permet également d'initialiser le système sans avoir besoin d'un corpus d'exemples de bonnes décisions. En effet, certains systèmes inférentiels, comme les réseaux bayésiens, utilisent des relations n-aires entre les variables, ce qui impose généralement d'avoir des données expérimentales pour initialiser les probabilités conditionnelles (poids des influences entre les variables) [Hu et al. 2008 ; Kendira 2010] à cause de leur non-intuitivité. En effet, si A et B influencent C, il faut, dans le cas d'un réseau bayésien, spécifier la probabilité de C conditionnellement à A et B, alors que dans le cas d'un ENC, il faut spécifier la croyance de C conditionnellement à A et la croyance de C conditionnement à B (et ensuite appliquer une règle de combinaison pour fusionner les deux résultats). Quand le nombre de

variables augmente, les probabilités conditionnelles d’un réseau bayésien ne peuvent pas être spécifiées et mises à jour à la main.

Nous avons donc fait le choix d’utiliser un ENC pour représenter les connaissances structurales. Les relations entre les variables sont binaires et quantifiées avec des fonctions de croyance conditionnelle. Le Tableau 4.3 résume les propriétés des différents réseaux étudiés.

Type de réseau	Réseau bayésien	Réseau d’évaluation	Réseau évidentiel avec fonctions de croyance conditionnelle	Réseau évidentiel orienté avec fonctions de croyance conditionnelle
Utilisable avec la théorie des fonctions de croyance	Non (inférence Bayésienne uniquement)	Oui	Oui	Oui
Forme causale	Oui	Non	Oui	Oui
Relations uniquement binaires	Non	Possible	Oui	Possible

Tableau 4.3 – Comparaison de réseaux pour la représentation de connaissances

### 4.2.3 Théorie des fonctions de croyance : définitions et notations utilisées

Dans cette partie, quelques définitions et notations sont présentées afin de pouvoir propager des croyances dans un réseau évidentiel avec fonctions de croyance conditionnelle. Dans cette partie et dans le reste du mémoire, nous nous plaçons dans le cadre du Modèle des Croyances Transférables (TBM : Transferable Belief Model) [Smets et Kennes 1994] car celui-ci est particulièrement bien adapté à la modélisation des connaissances sur l’état d’un système, à la fusion des informations concernant ce système et à la prise de décision sur son état [Ramasso et al. 2007]. Par rapport à d’autres approches, le TBM est caractérisé par des mécanismes de raisonnement sur deux niveaux distincts [Ramasso et al. 2007] :

- **niveau crédal** : pour la représentation des connaissances (partie statique), les combinaisons et le raisonnement sur ces connaissances (partie dynamique) ;
- **niveau pignistique** : pour une prise de décision en prenant éventuellement en compte le risque et/ou le gain associé(s) à cette décision.

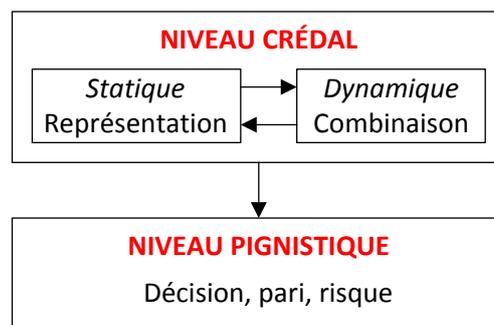


Figure 4.2 – Représentation abstraite des mécanismes dans le Modèle des Croyances Transférables [Ramasso et al. 2007]

### 4.2.3.1 Représentation des connaissances

**Définition 1.** Soit  $\Omega$  un ensemble fini appelé cadre de discernement.  $\Omega$  est le domaine relatif à la variable  $X$ . Une distribution de masses de croyance (bba : basic belief assignment)  $m^\Omega : 2^\Omega \rightarrow [0;1]$  est un ensemble de masses de croyance tel que :

$$\sum_{A \subseteq \Omega} m^\Omega(A) = 1 \quad (1)$$

La masse de croyance  $m_s^\Omega(A)$  représente la part de croyance de la source  $S$  en la proposition «  $\omega \in A$  », où  $\omega$  est l'état réel du système observé [Ramasso et al. 2007].

À partir d'une fonction de masses de croyance  $m^\Omega$ , d'autres fonctions en relation biunivoque, représentant la même information mais sous une forme différente, peuvent être déduites [Ramasso et al. 2007] : la fonction de croyance (ou de crédibilité), de plausibilité, d'implicabilité et de communalité.

### 4.2.3.2 Règles de combinaison

La fusion de données est généralement utilisée pour prendre des décisions à partir de plusieurs sources d'information. Des règles de combinaison sont utilisées pour combiner des données hétérogènes provenant de ces sources. Deux règles sont présentées dans les deux prochaines définitions.

**Définition 2.** Soient deux distributions distinctes de masses de croyances  $m_{s_1}^\Omega$  et  $m_{s_2}^\Omega$  définies sur le même cadre de discernement  $\Omega$ . Les sources  $S_1$  et  $S_2$  sont supposées fiables et distinctes [Smets 2007]. La règle de combinaison conjonctive du modèle des croyances transférables de  $m_{s_1}^\Omega$  et  $m_{s_2}^\Omega$  est définie par :

$$\forall A \subseteq \Omega, m_{s_1 \circ s_2}^\Omega(A) = (m_{s_1}^\Omega \odot m_{s_2}^\Omega)(A) = \sum_{B \cap C = A} m_{s_1}^\Omega(B) m_{s_2}^\Omega(C) \quad (2)$$

Avec la règle de combinaison conjonctive du modèle des croyances transférables, la distribution de masses de croyance résultante peut avoir une masse non nulle sur l'ensemble vide, ce qui représente le degré de conflit des sources de croyance. Si celles-ci sont distinctes et qu'au moins l'une d'entre elles est fiable (sans que l'on ne soit capable de quantifier cette fiabilité et de savoir laquelle de ces sources est fiable), la règle de combinaison disjonctive doit être utilisée [Smets 1993].

**Définition 3.** Soient deux distributions distinctes de masses de croyances  $m_{s_1}^\Omega$  et  $m_{s_2}^\Omega$  définies sur le même cadre de discernement  $\Omega$ . Les sources  $S_1$  et  $S_2$  sont supposées distinctes avec au moins l'une d'entre elles fiable. La règle de combinaison disjonctive de  $m_{s_1}^\Omega$  et  $m_{s_2}^\Omega$  est définie par :

$$\forall A \subseteq \Omega, m_{s_1 \cup s_2}^\Omega(A) = (m_{s_1}^\Omega \oplus m_{s_2}^\Omega)(A) = \sum_{B \cup C = A} m_{s_1}^\Omega(B) m_{s_2}^\Omega(C) \quad (3)$$

Dans le cas où les sources d'information ne sont pas distinctes, d'autres règles de combinaison doivent être utilisées [Denœux 2008] :

- si les sources sont fiables, la règle de combinaison conjonctive prudente doit être utilisée ;

- si au moins l'une des sources est fiable, la règle de combinaison disjonctive hardie doit être utilisée.

Le choix des règles de combinaison est résumé dans le Tableau 4.4.

Sources	Toutes fiables	Au moins une fiable
Distinctes	Règle de combinaison conjonctive	Règle de combinaison disjonctive
Non distinctes	Règle de combinaison conjonctive prudente	Règle de combinaison disjonctive hardie

Tableau 4.4 – Choix des règles de combinaison [Dencœur 2008]

#### 4.2.3.3 Affaiblissement

Appliquer la règle de combinaison disjonctive sur des distributions de masses de croyance, quand les sources ne sont pas fiables, produit des distributions de masses de croyance de moins en moins informatives [Ramasso et al. 2007]. Quand il est possible de quantifier la fiabilité d'une source  $S$ , la règle de combinaison conjonctive peut être utilisée après avoir appliqué un affaiblissement [Mercier et al. 2008 ; Hong et al. 2009] sur la distribution de masses de croyance provenant de  $S$ .

**Définition 4.** L'affaiblissement de Shafer d'une distribution de masses de croyance  $m_S^\Omega$  provenant d'une source  $S$  qui a une fiabilité de  $1 - \alpha$  est définie par [Shafer 1976] :

$$\begin{cases} {}^\alpha m_S^\Omega(A) = (1 - \alpha)m_S^\Omega(A), \forall A \subseteq \Omega \\ {}^\alpha m_S^\Omega(\Omega) = (1 - \alpha)m_S^\Omega(\Omega) + \alpha \end{cases} \quad (4)$$

#### 4.2.3.4 Conditionnement

Pour représenter des connaissances sur les influences entre des variables, les croyances conditionnelles sont utilisées.

**Définition 5.** Soit  $m^\Omega$  une distribution de masses de croyance définie dans le cadre de discernement  $\Omega$ . La distribution de masses de croyance sachant  $B \subseteq \Omega$  est définie par la règle de conditionnement suivante [Smets 1993] :

$$m^\Omega(A|B) = \begin{cases} \sum_{\{X \subseteq B\}} m^\Omega(A \cup X), & \text{si } A \subseteq B \subseteq \Omega \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (5)$$

Le prochain théorème est une propriété du théorème de Bayes généralisé [Smets 1993] pour calculer la croyance de  $A$  avec la connaissance de  $A$  sachant  $B$  et un a priori sur  $B$ .

**Théorème 1.** Si l'on suppose qu'il existe une croyance a priori  $m_0^\Theta$  distincte de la croyance induite par la distribution de masses de croyance conditionnelle  $m^\Omega(\cdot|\theta)$ ,  $\theta \subseteq \Theta$ , alors [Smets 1993] :

$$m^\Omega(\omega) = \sum_{\theta \subseteq \Theta} m_0^\Theta(\theta) m^\Omega(\omega|\theta), \forall \omega \subseteq \Omega \quad (6)$$

Étant donné qu'il est plus facile de déterminer une croyance sachant un singleton qu'une croyance sachant un ensemble [Smets 1993], la formule suivante, appliquant la règle disjonctive de

combinaison sur une distribution de masses de croyance conditionnelle, peut être utilisée dans la formule (6) :

$$m^\Omega(\omega|\theta) = \bigcup_{\theta_i \in \theta} m^\Omega(\omega|\theta_i), \forall \omega \subseteq \Omega, \forall \theta \subseteq \Theta \quad (7)$$

#### 4.2.3.5 Prise de décision avec les probabilités pignistiques

Dans le modèle des croyances transférables, les décisions sont prises à partir des probabilités pignistiques [Smets 2005] des distributions de masses de croyance.

**Définition 6.** La fonction de probabilité pignistique  $BetP\{m^\Omega\}(\omega)$  sur  $\Omega$  de la distribution de masses de croyance  $m^\Omega$  est définie par [Smets 2005] :

$$BetP\{m^\Omega\}(\omega) = \sum_{A \subseteq \Omega, \omega \in A} \frac{m^\Omega(A)}{|A|(1 - m^\Omega(\emptyset))}, \forall A \subseteq \Omega \quad (8)$$

La décision est généralement prise en choisissant l'élément  $\omega$  possédant la plus grande probabilité pignistique [Ramasso et al. 2007].

#### 4.2.3.6 Représentation des connaissances par un réseau évidentiel avec fonctions de croyance conditionnelle

Nous avons fait le choix de représenter les connaissances structurelles par un réseau évidentiel avec fonctions de croyance conditionnelle (Figure 4.3). Il s'agit d'un graphe orienté acyclique où [Smets 1993 ; Xu et Smets 1994 ; Ben Yaghlane et al. 2003 ; Ben Yaghlane et Mellouli 2008] :

- chaque variable  $X$  a un ensemble de valeurs possibles  $\Omega_x$  associé et une distribution de masses de croyance  $m^{\Omega_x}$  associée. Une variable est représentée par l'un de ces types de nœud :
  - **nœud de décision**, dessiné sous forme de rectangle : représente une décision à prendre qui dépendra de la distribution de masses de croyance associée ;
  - **nœud d'incertitude**, dessiné sous forme d'ovale : représente une variable incertaine.
- chaque arc entre deux variables  $X$  et  $Y$  représente l'influence d' $Y$  sur  $X$ , qui est quantifiée par une distribution de masses de croyance conditionnelle  $m^{\Omega_x}(X|Y)$  du nœud fils  $X$  sachant son nœud parent  $Y$ .

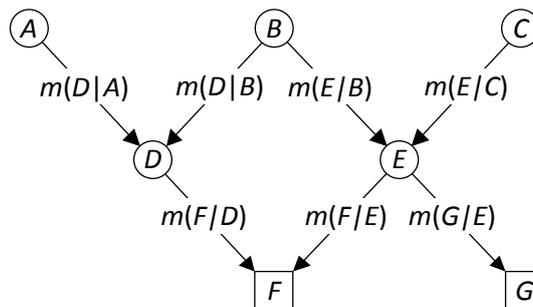


Figure 4.3 – Exemple de réseau évidentiel avec fonctions de croyance conditionnelle

Ce modèle de réseau évidentiel avec fonctions de croyance conditionnelle peut être vu comme une représentation de [Ben Yaghlane et al. 2003] :

- **une base de connaissance** (connaissances structurelles) : les nœuds et les arcs du réseau représentent qualitativement les influences entre les variables. Ces influences sont également quantitativement représentées par une distribution de masses de croyance conditionnelle associée à chaque arc. Cette base de connaissance est connue a priori.
- **une base de faits** (connaissances acquises) : les nœuds racines représentent une nouvelle observation du monde introduite dans le réseau. La croyance de ces variables est propagée dans le réseau.

#### 4.2.4 Calcul d'une inférence évidentielle

Pour mener à bien le calcul d'une inférence évidentielle pour déterminer la pertinence des retours multimodaux en fonction de l'activité de l'utilisateur, il faut, dans une étape préliminaire, construire le réseau évidentiel avec fonctions de croyance conditionnelle. Il s'agit de lister les nœuds d'incertitude, c'est-à-dire les variables représentant une information sur l'utilisateur, et les nœuds de décision, c'est-à-dire les variables représentant les retours multimodaux disponibles. Il est ensuite nécessaire de tracer les arcs entre ces différents nœuds afin de représenter les influences des informations sur l'utilisateur sur les retours multimodaux. À chaque arc il faut associer une distribution de masses de croyance conditionnelle afin de quantifier l'influence entre les deux nœuds de l'arc. Le réseau évidentiel obtenu doit être de la même forme que celui de la Figure 4.3 avec uniquement des nœuds d'incertitude en racine et uniquement des nœuds de décision en feuille. Les nœuds racines représentent les données directement observables sur l'utilisateur.

À chaque pas de temps donné, un calcul inférentiel est effectué à partir des données recueillies sur l'utilisateur. Ces données doivent être mises sous forme de distributions de masse de croyances et associées aux nœuds racines du réseau évidentiel. Dans le cas où des capteurs ayant une certaine fiabilité connue sont utilisés, il convient d'appliquer un affaiblissement sur la distribution de masses de croyance associée en utilisant la formule (4). Une fois que le réseau est ainsi initialisé, les croyances des nœuds racines doivent être propagées jusqu'aux nœuds de décision. La propagation des croyances d'un nœud vers un autre se calcule à partir de la distribution de masses de croyance associée au nœud parent et de la distribution de masses de croyance conditionnelle associée à l'arc reliant ces deux nœuds en utilisant la formule (6). Dans le cas où plusieurs nœuds influencent un même nœud, il convient de combiner toutes les distributions de masses de croyance apportées par chacun des nœuds parents sur ce nœud en utilisant une règle de combinaison appropriée (Tableau 4.4).

Une fois que toutes les croyances ont été propagées sur les nœuds de décision, les probabilités pignistiques de l'utilité du déclenchement de chaque retour doivent être calculées, en utilisant la formule (8). C'est ce critère qui permet d'évaluer la pertinence d'un retour en fonction des données récoltées sur l'utilisateur.

## 4.3 Satisfaction de contraintes

Choisir le meilleur ensemble de retours multimodaux revient à résoudre un problème de satisfaction de contraintes (Paragraphe 4.1). Dans la partie précédente, un calcul inférentiel dans un réseau évidentiel avec fonctions de croyance conditionnelle a permis d'évaluer la pertinence des retours vis-à-vis des données récoltées sur l'utilisateur. Choisir de tels retours est la principale contrainte à respecter. La prochaine étape consiste à trouver la solution (c'est-à-dire l'ensemble de retours multimodaux) respectant cette contrainte ainsi que d'autres que nous allons définir. Le calcul inférentiel à lui seul n'est en effet pas suffisant car il ne donne qu'un indicateur sur les retours pertinents en ne prenant en compte que les données récoltées sur l'utilisateur (actions et état physiologique). De plus les pertinences des retours sont calculées indépendamment les unes des autres. De ce fait, le calcul inférentiel pourrait par exemple très bien déclarer l'ensemble des retours comme très pertinents, or il n'est pas souhaitable de tous les afficher en même temps car cela aurait pour effet de surcharger l'utilisateur (surcharge des canaux sensoriels et surcharge cognitive). Nous proposons donc de superviser la solution préconisée par le calcul inférentiel en lui imposant des contraintes permettant de prendre en compte d'autres facteurs telle que la surcharge cognitive de l'utilisateur. Cette supervision se traduit par la résolution d'un problème de satisfaction de contraintes.

### 4.3.1 Méthode de calcul

Les contraintes du problème de satisfaction sont de deux types :

- **contraintes fortes** : contraintes qui doivent être obligatoirement respectées ;
- **contraintes faibles** : contraintes qui peuvent ne pas être respectées, mais la meilleure solution est celle qui en respecte un maximum.

Le respect des contraintes faibles est évalué par un score : chaque contrainte faible respectée apporte un certain nombre de points. La solution optimale est celle qui respecte toutes les contraintes fortes et qui a le score de respect de contraintes faibles le plus important. Ces contraintes peuvent être statiques, fixées a priori, ou dynamiques et varier en fonction de la situation.

La complexité temporelle de ce problème, dans le pire des cas, est en  $O(2^n)$ ,  $n$  étant le nombre de retours disponibles. En effet, il faut, pour chaque retour, déterminer s'il doit être activé ou non. La complexité du problème est donc exponentielle, or le temps de calcul disponible est limité, afin que l'utilisateur associe bien le retour proposé comme résultant de son action précédente. Nous avons choisi pour ce problème d'utiliser un algorithme génétique dont le nombre d'itérations est limité par un certain temps de calcul alloué. Avec l'utilisation d'un algorithme génétique, la solution obtenue n'est pas forcément optimale. Dans le cas où la combinatoire est faible (le nombre de possibilités d'ensembles de retours est faible), toutes les solutions sont énumérées, puis évaluées et la meilleure est sélectionnée. Nous avons dans ce cas une solution optimale. Afin de limiter la combinatoire et donc de limiter l'utilisation d'un algorithme génétique, des combinaisons de retours peuvent être facilement écartées au préalable en appliquant les contraintes fortes portant sur des singletons (ex : contrainte d'interdiction d'utiliser le retour n°4).

Dans le cadre des algorithmes génétiques, un individu désigne une solution. Dans notre cas, une solution désigne l'état de chaque retour (actif/inactif). Nous représentons chaque individu par un champ de bits (succession de 0 et de 1) où le  $i^{\text{ème}}$  0 signifie que le retour  $n^{\circ}i$  est inactif et le  $j^{\text{ème}}$  1 signifie que le retour  $n^{\circ}j$  est actif. Une population désigne un ensemble d'individus. L'algorithme de résolution de notre problème de satisfaction de contraintes est le suivant :

1. Initialiser la population :
  - a. Déterminer les retours dont l'état (actif/inactif) est modifiable : appliquer les contraintes fortes portant sur les singletons
  - b. Générer aléatoirement une population : les retours dont l'état n'est pas modifiable conserveront toujours leur valeur.
2. Répéter :
  - a. Évaluer la population :
    - i. Répéter pour chaque individu :
      1. Si les contraintes fortes ne sont pas respectées, ne pas attribuer de score à l'individu
      2. Sinon attribuer un score pour chaque contrainte faible respectée
    - ii. Retenir l'individu qui a le meilleur score toute génération (itération) confondue.
  - b. Si le temps imparti est écoulé ou que la population représente toutes les combinaisons possibles (cas où la combinatoire est faible), arrêter les itérations. La meilleure solution correspond à l'individu ayant le meilleur score toute génération confondue.
  - c. Sélectionner la population (sélection par roulette) : la moitié de la population est sélectionnée aléatoirement de manière pondérée par le score. Plus un individu a un score élevé et plus il aura de chance d'être sélectionné. La population non sélectionnée est détruite.
  - d. Croiser la population sélectionnée :
    - i. Choisir aléatoirement deux individus ainsi qu'un point de croisement (bit de césure dans le champ de bits représentant un individu).
    - ii. Créer deux enfants : l'un composé du début de l'individu 1 jusqu'au point de croisement et complété avec la fin de l'individu 2, et l'autre composé du début de l'individu 2 jusqu'au point de croisement et complété par la fin de l'individu 1.
  - e. Faire muter la population :
    - i. Choisir aléatoirement un faible nombre d'individus.
    - ii. Modifier aléatoirement un de leur bit.

L'algorithme présenté ci-dessus correspond à une utilisation assez standard d'un algorithme génétique. D'autres variantes auraient très bien pu être utilisées (ex : d'autres techniques de sélection de la population). Nos travaux ne se sont pas focalisés sur l'optimisation de cet algorithme génétique car ceci n'aurait que très peu impacté les résultats que nous avons obtenus et que nous détaillons dans le Paragraphe 6.2.3.

### 4.3.2 Contraintes génériques

Les contraintes que nous proposons dans cette partie sont adaptées à toute application nécessitant l’affichage de retours adaptés à l’utilisateur. Elles ont été déterminées de manière intuitive, puis validées par expérimentation (Chapitre 6). Si les solutions obtenues avec ces contraintes ne sont pas satisfaisantes, il faut ajouter d’autres contraintes spécifiques à l’application et/ou ajuster celles présentées ci-après (certaines comportent des seuils réglables).

#### 4.3.2.1 Contraintes fortes

Nous proposons les contraintes fortes suivantes :

- **contraintes d’obligation** : imposent de déclencher un retour désigné. Cette contrainte permet à l’utilisateur d’imposer un choix. Elle peut être utile dans le cas où l’utilisateur demande explicitement le retour désigné ou qu’une heuristique particulière l’impose.
- **contraintes d’interdiction** : imposent de ne pas déclencher un retour désigné.
- **contrainte de minimum de pertinence** : impose de ne pas déclencher les retours qui ont une probabilité pignistique en dessous d’un seuil fixé.
- **contraintes d’incompatibilité** : un retour peut être incompatible avec un autre et dans ce cas il n’est pas possible de choisir les deux en même temps (ex : un retour mettant en valeur un objet et un autre retour faisant disparaître cet objet).

#### 4.3.2.2 Contraintes faibles

Nous proposons les contraintes faibles suivantes :

- **contrainte de charge des canaux sensoriels** [Bouyer 2007] : chaque retour est associé à un canal (visuel, auditif, haptique, olfactif, ...) et possède un indice d’occupation de ce canal. Chaque canal possède une limite de retours qui peuvent être déclenchés en même temps. Par exemple, supposons qu’un message vocal est un retour qui occupe le canal auditif avec un indice d’occupation de 2 et que la limite du canal auditif est de 2 également. Dans ce cas, cela signifie que si le message vocal est choisi pour être déclenché, aucun autre retour sonore ne pourra l’être en même temps. Cette contrainte liée aux canaux sensoriels permet de s’assurer de la compréhension des retours par l’utilisateur. En effet, surcharger l’affichage de retours visuels empêchera la lisibilité de ceux-ci, de même que diffuser deux messages sonores en même temps ne sera pas compréhensible. Certains retours peuvent prendre différentes formes avec des niveaux d’occupation de canal différents (voir Paragraphe 2.1.2.2.1). Le niveau d’occupation le plus bas sera pris en compte pour ce type de retour pour le respect de la contrainte mais il pourra s’afficher par la suite avec un niveau d’occupation plus élevé s’il reste de la place sur le canal.
- **contrainte de charge cognitive de l’utilisateur** : à chaque retour est associé un indice de charge cognitive et une limite générale de somme d’indices de charge cognitive est imposée. Cela permet de s’assurer que l’utilisateur ne sera pas submergé de retours qui vont le distraire dans la réalisation de sa tâche.
- **contrainte de maximum de pertinence** : permet de privilégier les retours ayant la plus grande probabilité pignistique d’utilité de déclenchement.

- **contrainte de conservation des retours précédents** : permet de privilégier le choix des mêmes retours que ceux déclenchés précédemment. Il est en effet préférable de ne pas constamment changer les retours par d'autres équivalents.
- **contrainte de préférence utilisateur des retours** : permet de s'assurer que les retours choisis sont les plus efficaces pour l'utilisateur courant. L'idéal est d'avoir, associé à cette contrainte, un système permettant d'évaluer automatiquement l'efficacité des retours pour un utilisateur donné.
- **contrainte d'adaptation des retours à la catégorie de l'utilisateur** : à chaque utilisateur est attribué une catégorie le représentant et cette contrainte s'assure que les retours choisis correspondent au mieux à cette catégorie d'utilisateur. Par exemple, dans le cadre d'une application de formation, il s'agirait du niveau de formation de l'utilisateur (novice, intermédiaire, expérimenté).

Les deux dernières contraintes faibles imposent de créer un fichier d'informations pour chaque utilisateur du système afin de personnaliser au mieux les retours. Ce fichier pourra, dans l'idéal, être automatiquement mis à jour par le système en fonction de l'activité de l'utilisateur.

#### 4.4 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté notre modèle de système décisionnel GULLIVER qui a pour but de déterminer le meilleur ensemble de retours multimodaux à apporter à l'utilisateur en fonction de son activité, observée par le système, et de connaissances structurelles sur le monde connues a priori. Nous avons justifié les choix qui nous ont amené à concevoir ce modèle. Ils ont principalement été basés sur une étude du type de connaissances à disposition du système et à traiter. Nous avons interprété la solution de notre système comme étant la solution d'un problème de satisfaction de contraintes. La principale contrainte se base sur l'adéquation des retours par rapport à l'état et aux actions de l'utilisateur. Cette adéquation est déterminée par inférence dans un réseau évidentiel avec fonctions de croyance conditionnelle.

Le modèle que nous avons décrit a été pensé pour être le plus générique possible afin d'être utilisé dans n'importe quel cas d'interaction requérant des retours multimodaux du système à l'utilisateur. Cette généralité se traduit par la possibilité de traiter n'importe quel type d'information sur l'utilisateur grâce à l'utilisation de la théorie des fonctions de croyance. Nous avons par ailleurs proposé un ensemble de contraintes génériques pouvant s'appliquer à tout type d'application. Un autre aspect important qui a été pris en compte dans l'élaboration de notre système est l'intuitivité et la facilité de représentation et de mise à jour des connaissances structurelles connues a priori. La réification des connaissances des experts peut en effet constituer une difficulté majeure dans ce type de système. Nous avons alors choisi de représenter nos connaissances sous forme de relations causales, car cette forme est naturelle et facile à appréhender. De plus, ces relations sont binaires, ce qui permet d'ajouter, de modifier et de supprimer facilement des connaissances dans le réseau évidentiel. En effet, ces modifications n'impliquent que des changements très localisés sans qu'il n'y ait besoin de refaire des calculs dans le voisinage de ces modifications. Il est par ailleurs aisé de modifier le système de satisfaction de contraintes pour ajouter, modifier et supprimer des contraintes, car cela n'implique également que des changements très localisés.

Dans le chapitre suivant, nous allons présenter une utilisation de notre modèle pour le cas de la formation à la navigation fluviale en environnement virtuel informé (EVI). Le module décisionnel GULLIVER permet d'enrichir un EVI afin d'apporter une interaction informée entre l'utilisateur et le système. L'objectif va être, par cette interaction améliorée, de permettre une meilleure compréhension des principes de la navigation fluviale.

## Chapitre 5 Intégration de GULLIVER à un simulateur pour une formation adaptative au transport fluvial

---

Dans ce chapitre nous allons détailler l'application de notre modèle au cas de la formation à la navigation fluviale. Il s'agit de concevoir un système capable de choisir des assistances multimodales pertinentes par rapport aux informations récoltées sur l'apprenant (erreurs, état physiologique, ...).

Nous allons tout d'abord présenter SimNav, le simulateur de navigation maritime et fluviale, auquel nous avons ajouté notre module GULLIVER afin de lui permettre de proposer une formation adaptée à chaque apprenant. Le système résultant a été baptisé « système OSE<sup>23</sup> ». Son architecture et son fonctionnement seront détaillés dans ce chapitre.

### 5.1 SimNav : simulateur de navigation maritime et fluviale

SimNav est un simulateur de formation à la navigation maritime et fluviale développé, avant le début de nos travaux, au laboratoire Roberval de l'Université de Technologie de Compiègne et en collaboration avec le CETMEF<sup>24</sup> [Vayssade et Pourplanche 2003]. Il est actuellement utilisé dans le cadre de la formation professionnelle des futurs mariniers, dispensée par le CFANI<sup>25</sup>. Il permet à l'utilisateur de commander un bateau dans un environnement virtuel en utilisant des commandes réelles (Figure 5.1). Le système se découpe en quatre parties :

- **un système de visualisation immersif** : il s'agit d'une cabine composée de quatre écrans en rétroprojection monoscopique (deux à l'avant, un sur la gauche et un sur la droite. Une variante existe avec un écran à l'avant, un de chaque côté et un à l'arrière). Ces écrans permettent d'avoir une vision de l'environnement virtuel comme si l'utilisateur était positionné dans une cabine de pilotage d'un bateau.
- **un pupitre de commandes** : constitué des commandes d'un bateau réel (un gouvernail et les commandes de moteurs gauche et droit) et d'un tableau de bord (indiquant le régime des moteurs, la vitesse et le sens de l'hélice des moteurs, l'angle du gouvernail, le cap, la vitesse de rotation, ...).
- **un module de calcul du comportement du bateau**, Navmer [Hollocou et Lam 1991], qui permet de connaître la position et l'orientation du bateau en temps réel en fonction des commandes actionnées par l'utilisateur et des conditions environnementales (courant, vent, effet de berge, petit fond).
- **un système de supervision pour le formateur** lui permettant de choisir les paramètres de la simulation, de suivre la formation à l'aide d'une carte et d'intervenir sur son déroulement

---

<sup>23</sup> OSE : fOrmation au tranSport fluvial par Environnement virtuel informé

<sup>24</sup> CETMEF : Centre d'Études Techniques Maritimes Et Fluviales

<sup>25</sup> CFANI : Centre de Formation d'Apprentis pour la Navigation Intérieure

(arrêt, redémarrage, remplacement du bateau pour par exemple refaire un passage difficile ou passer les passages simples).



Figure 5.1 – SimNav

Avec un tel simulateur, l'accompagnement de l'apprenant par un formateur est nécessaire quasiment en permanence. En effet, le système n'offre aucun retour à l'apprenant lui permettant de se rendre compte des erreurs qu'il commet. Cette tâche incombe au formateur. Nous avons donc proposé d'ajouter notre modèle GULLIVER au simulateur SimNav afin de soulager la charge du formateur et ainsi lui permettre par exemple de suivre plusieurs apprenants sur plusieurs simulateurs en parallèle. En effet, notre modèle devrait par exemple être capable de guider l'apprenant en affichant des aides visuelles et des messages sonores en fonction de ses erreurs.

## 5.2 Système OSE : enrichissement de SimNav par GULLIVER

À partir de SimNav et de notre modèle GULLIVER, nous avons conçu le système OSE (fOrmation au tranSport fluvial par Environnement virtuel informé). Pour ce faire, nous avons apporté quelques modifications à SimNav afin de lui permettre de dialoguer avec le module GULLIVER et ainsi d'ajouter une couche pédagogique adaptative. Par ailleurs, divers capteurs permettant d'analyser le comportement de l'apprenant ont été rajoutés au système.

### 5.2.1 Description du système OSE

#### 5.2.1.1 Organisation générale

Le système OSE est composé de quatre parties (Figure 5.2) :

- **simulation** : le module Navmer, intégré à SimNav, calcule en temps réel la position et l'orientation du bateau en fonction de l'état des manettes et des conditions environnementales réglées initialement via l'interface du formateur.

- **capture et interprétation** : les gestes de l'utilisateur, son état physiologique, ses actions et ses réactions vis-à-vis des retours sont capturés par le système et interprétés afin de permettre aux retours de s'adapter à l'apprenant. Cette partie sera détaillée dans le Paragraphe 5.2.2.1.
- **décision** : le module GULLIVER décide, à partir des résultats de l'observation de l'apprenant et des données de navigation, quelles assistances (visuelles et sonores) et quelles modifications des conditions de navigation (simplifiant ou complexifiant) doivent être déclenchées. Cette partie sera détaillée dans le Paragraphe 5.2.2.3.
- **interaction** : l'utilisateur interagit sur les commandes du bateau et en retour l'environnement virtuel (EV) retranscrit visuellement et auditivement l'effet produit sur le comportement du bateau. Les aides visuelles et sonores ainsi que les modifications des conditions de navigations possibles dans l'EV sont détaillées dans le Paragraphe 5.2.2.2.

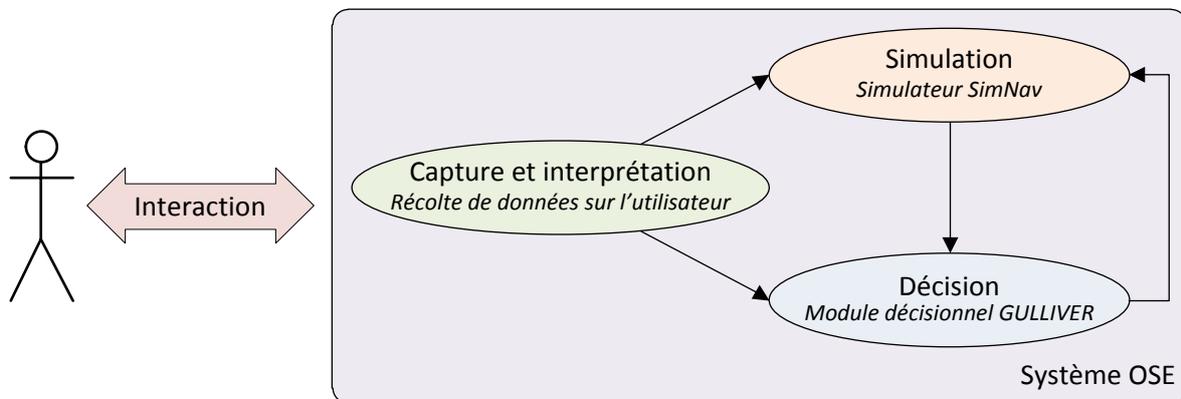


Figure 5.2 – Schéma conceptuel du système OSE

Un schéma plus détaillé du système OSE est présenté Figure 5.3. L'apprenant manipule les commandes de navigation dont l'état est pris en compte par le module de calcul de trajectoire Navmer. Celui-ci transmet à l'EV des données de navigation qui sont principalement la position et l'orientation du bateau.

L'EV met alors à jour le bateau dans l'environnement et transmet au module décisionnel GULLIVER les erreurs commises par l'apprenant. Ces erreurs sont déterminées à partir des connaissances ajoutées à l'environnement virtuel de base de SimNav ainsi que des informations de navigation. Les mouvements de la tête de l'apprenant sont capturés afin d'adapter l'affichage stéréoscopique en conséquence ainsi que de déterminer s'il a bien regardé des panneaux signalétiques importants. Le module décisionnel GULLIVER prend également en entrée des données physiologiques sur l'apprenant permettant par exemple de savoir s'il est attentif, stressé, en surcharge cognitive, etc. Le prototype réalisé prend en compte la fréquence cardiaque de l'apprenant pour déterminer son niveau de stress.

À partir des données physiologiques sur l'apprenant et de ses erreurs, le réseau évidentiel est utilisé pour déterminer quels sont les retours multimodaux pertinents. Ensuite, le meilleur ensemble de retours est déterminé par la résolution d'un problème de satisfaction de contraintes prenant en compte les retours jugés pertinents par l'inférence dans le réseau évidentiel et les informations disponibles sur l'apprenant (niveau de formation et préférences de retour). Le module décisionnel

GULLIVER communique alors à l'EV la liste de retours choisis. Dans notre cas applicatif, ces retours sont sous la forme d'assistances visuelles et sonores permettant de guider l'apprenant et de modifications des conditions de navigation pour complexifier la situation (ajout de dangers comme par exemple un brouillard dense ou des troncs d'arbre flottants à éviter) ou la simplifier (suppression de ponts).

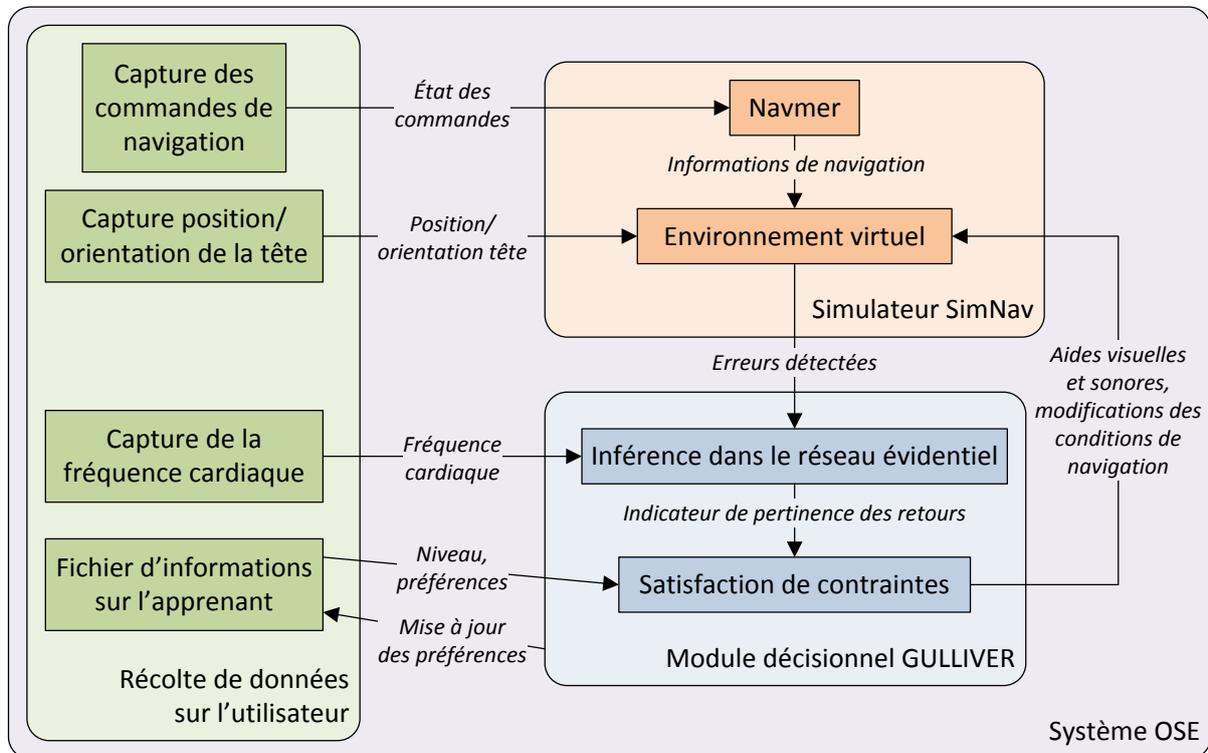


Figure 5.3 – Schéma détaillé du système OSE

### 5.2.1.2 Plateforme matérielle

La plateforme expérimentale est composée de deux postes : le poste du formateur et le poste de l'apprenant. Ce dernier est composé des éléments suivants (Figure 5.4) :

- **un écran rétroprojeté avec affichage en stéréoscopie active.** Par rapport au dispositif d'affichage original de SimNav, nous n'avons pu utiliser qu'un seul écran mais de grande taille. L'absence d'écrans latéraux et arrière a été prise en compte dans le choix des scénarios de test et n'est ainsi pas gênante pour les utilisateurs. Nous avons apporté la stéréoscopie afin de permettre une meilleure estimation des distances. L'affichage est modifié en fonction de la position et de l'orientation de la tête de l'utilisateur afin de permettre également de mieux estimer les distances. En pratique cela n'a que très peu d'impact étant donné que l'utilisateur est assis tout le temps et a de ce fait des mouvements de tête limités.
- **un pupitre de commandes** avec à gauche le gouvernail, à droite les commandes des moteurs gauche et droit et devant le tableau de bord affiché sur trois écrans. Ce poste de commande correspond à un certain type de bateau mais n'est pas universel : chaque bateau a son propre système de commandes avec par exemple un positionnement inversé du gouvernail et des commandes des moteurs.

- **un capteur de rythme cardiaque** (décrit en détail au Paragraphe 5.2.2.1.2), disposé sur le lobe de l'oreille de l'utilisateur, transmet des informations cardiaques au module décisionnel GULLIVER ;
- **une paire de lunettes en stéréoscopique active munie d'une constellation de boules réfléchissantes** permettant de connaître l'orientation et la position de la tête de l'apprenant à partir d'un système de capture infrarouge.

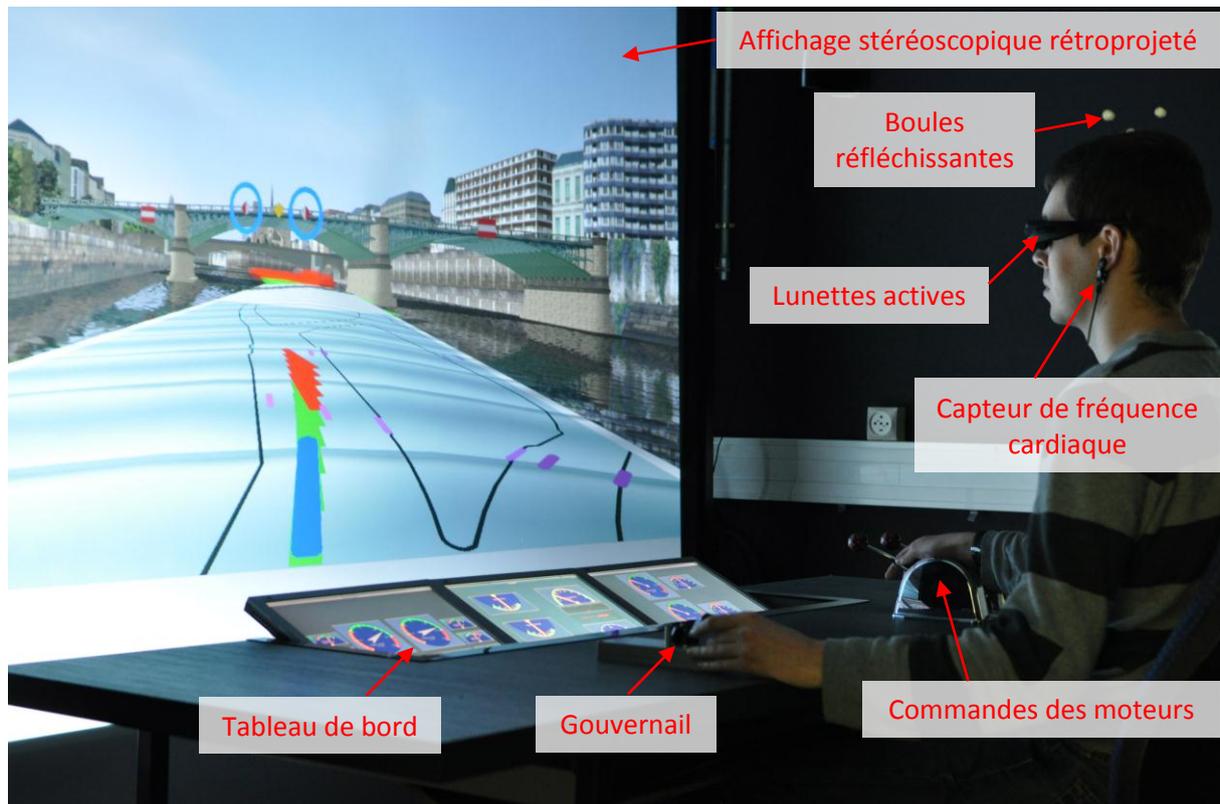


Figure 5.4 – Poste de l'apprenant

Il était prévu d'ajouter également un système de capture de la pupille afin de savoir précisément, en combinaison avec la position et l'orientation de la tête calculées par le système de capture infrarouge, ce que regarde l'utilisateur (Figure 5.5). Le dispositif de capture de la pupille se fixait aux lunettes et était composé d'une webcam équipé d'un filtre infrarouge et de LED infrarouges éclairant la pupille de l'utilisateur [Kowalik 2010]. Le logiciel ITU Gaze Tracker était utilisé pour le calcul de la direction du regard et la détection de clignotements de l'œil. Cependant, ce dispositif de capture de la pupille n'était pas suffisamment fiable pour être utilisé. Nous nous sommes donc finalement contentés uniquement de la position et de l'orientation de la tête comme informations pour connaître de manière plus grossière la zone où se porte le regard.

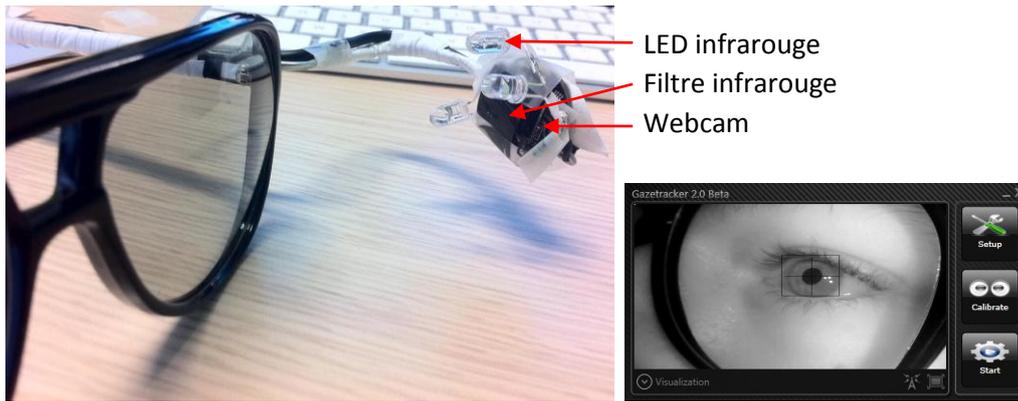


Figure 5.5 – Dispositif de capture de la pupille

Le poste du formateur, situé hors de vue de l'apprenant, est composé des éléments suivants :

- **l'interface de SimNav** (Figure 5.6) : permet de suivre la simulation et de spécifier des paramètres. Une carte en vue de dessus permet de suivre la trajectoire du bateau. Une partie du tableau de bord est affichée afin de contrôler la bonne utilisation du pupitre de commandes. Le formateur peut changer certains paramètres de la simulation (choix de l'environnement, du bateau et des conditions de navigation) et déclencher des alarmes pour simuler des pannes (cet aspect n'a pas été pris en compte dans notre prototype). Le formateur peut également prendre la main sur la simulation et repositionner le bateau. Il est également possible de rejouer une session de navigation.
- **l'interface de GULLIVER** (Figure 5.14) : permet de créer un fichier d'informations pour l'apprenant, de lancer/stopper le module et de visualiser l'activité de l'utilisateur avec le calcul du choix des retours. Cette interface permet également de paramétrer le calcul du choix des aides, de modifier le réseau évidentiel et de modifier les contraintes à respecter.
- **l'interface du capteur de rythme cardiaque** : permet de vérifier son bon fonctionnement et de spécifier la fréquence cardiaque au repos.

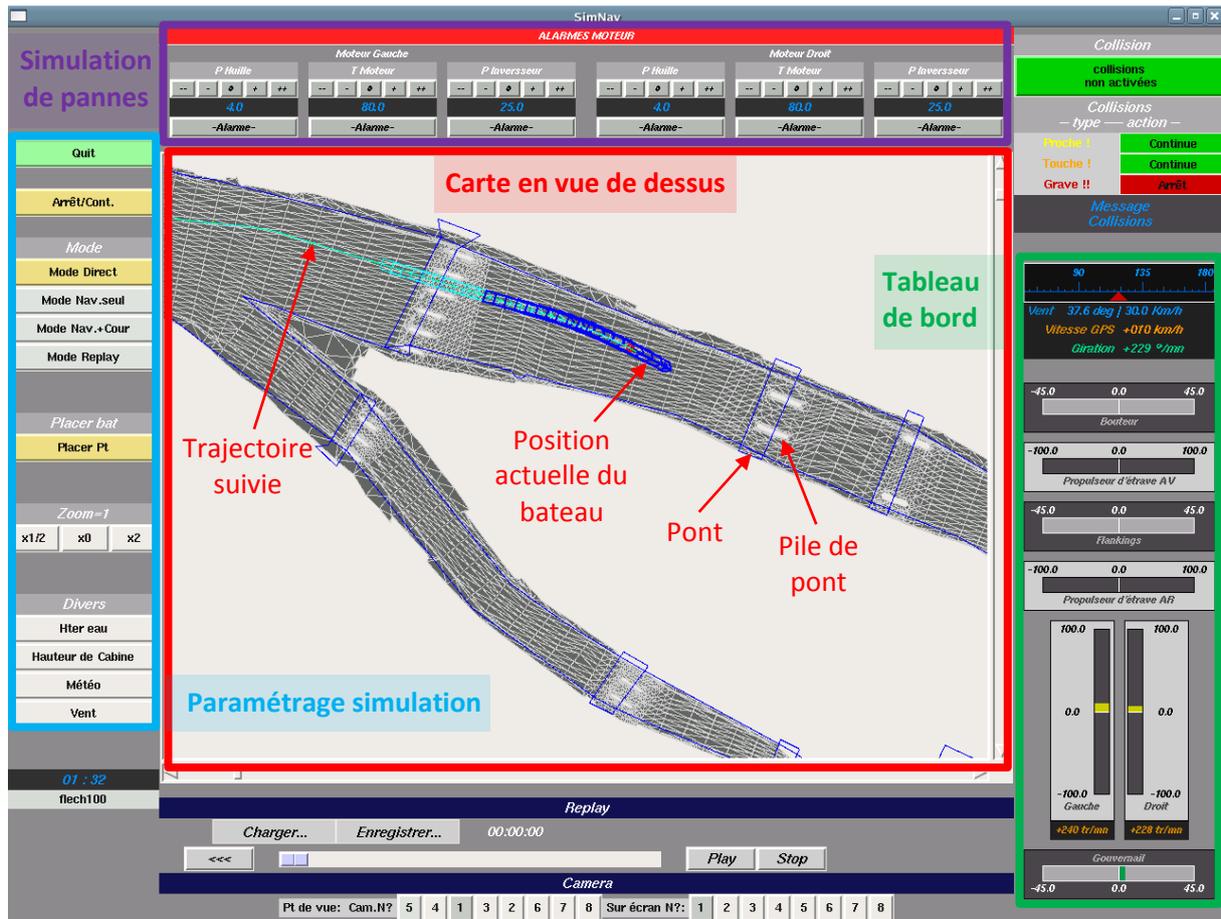


Figure 5.6 – Interface de SimNav

D'un point de vue matériel, le système OSE est réparti sur différentes machines en réseau afin de conserver la même modularité que le système SimNav original (Figure 5.7) :

- **commandes de navigation** : machine recueillant l'état des manettes et gérant l'affichage des cadrans du tableau de bord. L'état des manettes est envoyé à la machine de simulation qui calcule et lui envoie les données de navigation à afficher sur le tableau de bord.
- **simulation** : machine contrôlant le simulateur SimNav. Elle calcule la position et l'orientation du bateau en fonction de l'état des manettes reçus et des paramètres réglés par le formateur (ex : choix du type de bateau, de l'environnement, de la direction et de la vitesse du vent, ...). Elle envoie toutes les informations sur la simulation à la machine de visualisation (position, orientation, vitesse du bateau, état des commandes, ...) et celle-ci peut lui envoyer de nouveaux paramètres de simulation (ex : modification des conditions climatiques).
- **visualisation** : machine gérant l'environnement virtuel avec l'affichage des retours multimodaux. La plateforme de développement d'applications 3D temps réel Virtools est utilisée. Cette machine transmet à la machine de décision toutes les informations concernant l'activité de l'apprenant (actions sur les manettes, collision dans l'EV, panneau signalétique non vu, ...).
- **serveur VRPN** : un serveur VRPN transmet à la machine de visualisation la position et l'orientation de la tête de l'apprenant afin d'adapter l'affichage et de savoir dans quelle direction il regarde. La capture de la position/orientation de la tête est assurée par le système de capture infrarouge iotracker.

- **décision** : machine calculant avec GULLIVER les retours multimodaux appropriés en fonction des données reçues de la machine de visualisation. Elle transmet à cette dernière son choix de retours que celle-ci doit afficher.

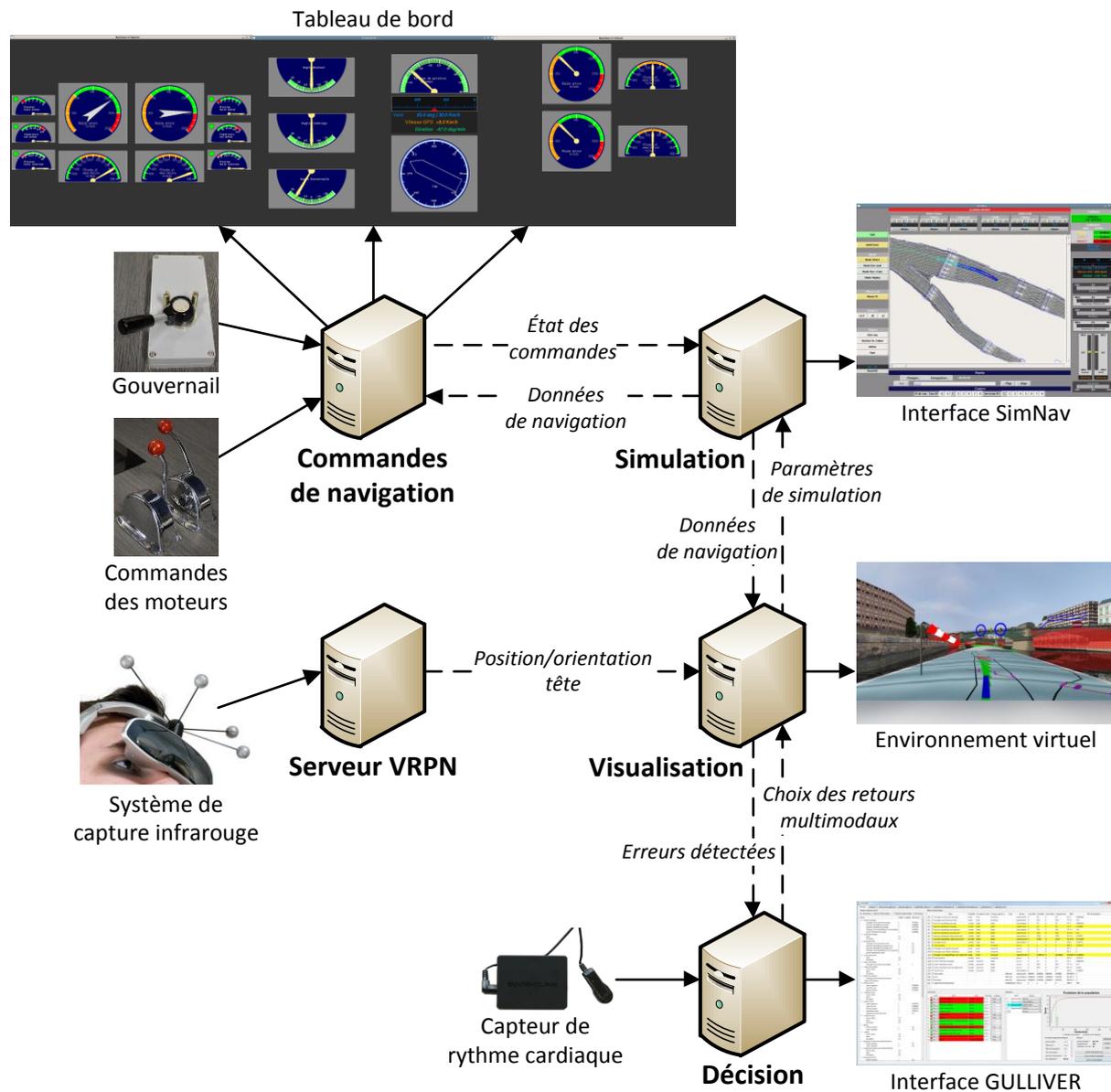


Figure 5.7 – Architecture du système OSE

## 5.2.2 Fonctionnement du système OSE

### 5.2.2.1 Collecte continue d'informations sur l'apprenant

L'adaptation de la formation n'est possible que si des informations sur l'apprenant sont collectées tout au long de son utilisation du système. Le système observe l'apprenant et en déduit ses erreurs, son état physiologique et ses préférences de retour. Toutes ces données sont ensuite prises en compte dans le choix des retours.

### 5.2.2.1.1 Capture de l'activité de l'apprenant : détection des erreurs

L'activité de l'apprenant (actions sur les commandes de bateau et objets virtuels regardés) est observée par le système qui en déduit les erreurs commises.

#### 5.2.2.1.1.1 Détection d'erreurs à partir de la future position du bateau

Il est important de noter que le système doit laisser une certaine latitude à l'apprenant : celui-ci n'est pas contraint de suivre une procédure stricte de navigation (qui en pratique n'existe pas). Il peut interagir librement sur le système et celui-ci ne doit réagir qu'en cas d'erreur avérée. Ceci est bien conforme au paradigme de l'énaction : l'apprenant est libre d'agir sur le système et de percevoir les réactions à ses erreurs. La détection d'erreurs ne se fait donc pas en comparant les actions de l'apprenant avec celles issues de bonnes procédures à suivre [Amokrane et al. 2008 ; Buche et al. 2010]. Elle se base sur la future position du bateau, déterminée à partir de l'extrapolation de la trajectoire actuelle en considérant que l'utilisateur ne modifiera pas l'état des commandes. Le calcul de cette future position permet au système d'aider l'apprenant à corriger ses erreurs avant qu'il ne soit trop tard. Toutefois, connaître la future position du bateau ne suffit pas à détecter les erreurs. L'environnement virtuel, issu du projet SimNav, a dû être informé afin de permettre la détection d'erreurs, mais également la colocalisation des retours dans l'environnement (ex : sur quel objet attirer le regard de l'apprenant ?). Des connaissances ont ainsi été attribuées aux objets d'intérêt, afin d'en faire des Smart Objects [Kallmann 2004]. Par exemple, les objets représentant des ponts ont été identifiés comme tels et portent des attributs indiquant quelles arches ont un accès autorisé et dans quel sens de circulation, quels panneaux signalétiques leur sont associés et leur signification, ... Cela permet par exemple de savoir, sachant de plus la future position du bateau, qu'il va emprunter une mauvaise arche et que telle signalétique l'indique.

La combinaison des informations contenues dans l'environnement virtuel informé (EVI), de la connaissance de la future position du bateau et de la connaissance de règles basiques de navigation permettent de déterminer les erreurs suivantes :

- emprunt d'un mauvais passage ;
- emprunt d'une mauvaise arche de pont ;
- collision avec le bord ;
- collision avec un pont ;
- mauvais alignement sous l'arche d'un pont : le passage de certaines arches de pont requiert que les bateaux passent sous un endroit bien précis, signalé par des panneaux.

Étant donné que la détection de ces erreurs est basée sur une hypothétique future position du bateau, elle comporte une certaine incertitude et celle-ci sera prise en compte par la suite par le module décisionnel GULLIVER. Cette incertitude est quantifiée à partir du délai avant que l'erreur ne soit avérée. Il est par exemple possible de savoir que, grâce à l'estimation de la future position, le bateau sera en collision avec un pont dans deux minutes. Plus le délai avant l'erreur avérée est court et plus la certitude que l'apprenant est dans l'erreur est importante.

#### 5.2.2.1.1.2 Détection d'erreurs à partir de la capture de la direction du regard

À partir des informations contenues dans l'EVI et de la position/orientation de la tête, il est possible de déterminer les erreurs suivantes :

- signalétique de choix de passage non vue ;
- signalétique de choix de l'arche non vue ;
- signalétique d'alignement sous arche non vue.

Ces erreurs sont également déterminées avec de l'incertitude, étant donné que l'on estime que la signalétique est vue uniquement en se basant sur la direction de la tête, or il est tout à fait possible de tourner la tête vers un objet sans vraiment y faire attention. Cependant, nous faisons l'hypothèse que plus la durée pendant laquelle la tête est tournée vers un objet est longue et plus la certitude que l'objet a été vu est importante. Cette incertitude associée à la visibilité de la signalétique est prise en compte par la suite par le module décisionnel GULLIVER. Étant donné que ces erreurs portent sur la vue de panneaux signalétiques, l'angle du champ visuel pris en compte correspond à celui permettant à un humain de reconnaître des symboles : 40 ° [Barton et Benatar 2003]. Nous avons ici considéré que ne pas avoir vu un panneau important est une erreur, or on peut très bien imaginer que quelqu'un qui parcourt souvent une voie navigable connaît par cœur sa signalétique. Cependant, comme il s'agit ici d'une formation et que de plus l'environnement virtuel peut avoir des différences avec l'environnement réel, il est demandé aux apprenants d'adopter une conduite prudente et « académique » (de respecter à la lettre les règles du code de navigation).

#### *5.2.2.1.3 Détection d'erreurs à partir des données de navigation*

D'autres erreurs sont détectées en se basant sur une analyse de l'état des commandes et des informations de navigation :

- vitesse trop élevée ;
- vitesse trop faible : en navigation fluviale, il est important de ne pas descendre sous une certaine limite de vitesse afin de garder le contrôle du bateau et de ne pas être emporté par le courant ;
- navigation en zigzag : il est demandé aux apprenants de naviguer de manière écologique, c'est-à-dire sans faire de détours et sans actionner inutilement les commandes de régime moteur et le gouvernail. Une navigation en zigzag est typique d'un apprenant novice qui anticipe mal la trajectoire du bateau et donc la corrige fréquemment avec le gouvernail ;
- angle de gouvernail anormalement élevé : pousser le gouvernail aux extrêmes entraîne une surconsommation ;
- freinage important anormal.

Pour les deux dernières erreurs, l'aspect « anormal » d'un freinage ou d'un angle de gouvernail élevé est déterminé à partir de la position du bateau par rapport à des zones de virage serré délimitée dans l'EVI. Si et seulement si le bateau se situe dans une de ces zones, un important freinage et des angles de gouvernail élevés sont tolérés.

#### *5.2.2.1.2 Capture de données physiologiques de l'apprenant*

L'état physiologique de l'apprenant est également pris en compte dans le choix des aides et des modifications des conditions de navigation à déclencher. Il est en effet possible de déterminer un niveau de charge cognitive, d'attention visuelle, de fatigue et de stress en temps réel à partir de mesures physiologiques [Koester et Sorensen 2003]. Par exemple, l'activité électrodermale (transpiration) ainsi que la variation du rythme cardiaque sont des indicateurs de stress. L'activité oculaire (fréquence de clignotement et mouvement des yeux) est utilisée pour évaluer la fatigue

(causée par une charge de travail et du stress) et l'attention visuelle. L'électro-encéphalographie (EEG) permet de mesurer la fatigue, la vigilance, l'activité cognitive et le niveau de stress. Pour l'élaboration de notre prototype, nous nous sommes restreints à utiliser des capteurs physiologiques abordables en terme de coût afin de déterminer dans un premier temps l'intérêt de prendre des données physiologiques en compte dans la décision du choix des assistances à afficher à l'apprenant.

Nous avons ainsi choisi d'utiliser un capteur de rythme cardiaque Symbioline (Figure 5.8) clipsé sur le lobe de l'oreille (Figure 5.4) pour déterminer le niveau de stress. Il a en effet été démontré que le stress peut provoquer une accélération du rythme cardiaque [Kok et al. 1995 ; Brünken et al. 2003]. Par exemple, il a été observé qu'un stresser psychologique, tel que la résolution d'un puzzle, provoque en moyenne une augmentation du rythme cardiaque de 20 bpm (battements par minute) [Kok et al. 1995]. Étant donné que chaque personne a une fréquence cardiaque au repos différente (en moyenne de 60 bpm), il est nécessaire de mesurer le rythme cardiaque au repos afin de calibrer le système d'estimation du stress. Il s'agit bien d'une estimation : nous associons à notre calcul de stress une incertitude. Plus le rythme cardiaque est élevé par rapport à celui mesuré au repos, et plus la certitude que l'apprenant est stressé est importante. D'autres facteurs que le stress peuvent affecter le rythme cardiaque, comme par exemple la chaleur, une activité physique, ... mais dans notre cas ces facteurs peuvent être négligés car ils ne varient pas ou très peu durant les sessions.



Figure 5.8 – Capteur de pouls Symbioline

Il était prévu d'utiliser le système de capture de la pupille (Figure 5.5) pour estimer l'attention visuelle de l'apprenant et son niveau de charge cognitive. En effet, une augmentation de la charge cognitive entraîne une dilatation des pupilles et une augmentation de la fréquence de clignement des yeux [Paas et al. 2003 ; Palinko et al. 2010]. Toutefois, notre système de capture de la pupille s'est avéré trop peu fiable pour permettre de telles mesures.

#### 5.2.2.1.3 Enregistrement d'informations sur l'apprenant

Tout au long de l'utilisation du système, un fichier d'informations pour chaque apprenant est mis à jour. Il contient initialement son nom et son niveau (novice, intermédiaire, expérimenté) et s'enrichit par la suite d'un historique d'utilisation (scores obtenus aux différentes sessions) et des préférences de l'utilisateur vis-à-vis des retours. Actuellement le niveau de l'apprenant est fixe mais par la suite il pourrait évoluer automatiquement en fonction des scores obtenus aux dernières sessions. Cette information sur le niveau de l'apprenant doit être prise en compte par le système afin d'adapter le guidage aux capacités de perception et de compréhension de l'apprenant pour éviter une surcharge cognitive [Bottecchia 2010].

Les préférences de l'utilisateur, par rapport aux retours proposés, se calculent en fonction des erreurs. À chaque erreur est associé un ensemble d'aides permettant de la corriger (ces associations sont représentées dans le réseau évidentiel Figure 5.11). L'efficacité d'une aide pour la correction d'une erreur est estimée en fonction du temps que l'apprenant met à la corriger après l'apparition de l'aide. Nous faisons donc l'hypothèse que si une erreur est corrigée juste après l'apparition d'une aide, cela signifie que celle-ci a bien été interprétée par l'apprenant et lui a permis de se corriger. Au-delà d'une certaine durée où une aide est affichée et que l'erreur associée est toujours commise, l'efficacité de cette aide diminue progressivement. Si l'erreur a été corrigée avant le temps imparti, l'efficacité augmente. Ce calcul de l'efficacité est bien une estimation des préférences de l'utilisateur. On peut en effet imaginer le cas où l'utilisateur commet souvent une erreur à un endroit donné et sait ce qu'il doit faire pour la corriger si une aide s'affiche, sans vraiment avoir besoin de la comprendre.

Le module décisionnel GULLIVER prend en compte cette efficacité des aides dans le choix des retours. Pour cela, une efficacité globale est calculée pour chacune d'entre elles. Il s'agit de la somme des efficacités de l'aide associées aux erreurs commises actuellement par l'apprenant. Si plusieurs aides permettent de corriger une erreur, le système aura tendance à choisir la ou les plus efficaces. Étant donné que chaque efficacité est modifiée dynamiquement en fonction de la réaction de l'utilisateur face aux aides affichées, il est possible qu'une aide, jugée peu efficace par le système, se fasse remplacer par une autre ayant une meilleure efficacité. Au contraire, si une aide affichée est jugée efficace, le système aura tendance à la réutiliser plus souvent par la suite. Plus l'utilisateur utilise le système et plus les efficacités associées aux aides lui seront pertinentes.

### *5.2.2.2 Retours multimodaux pour la formation*

Le système propose deux types de retours : des aides (étayage de soutien) et des modifications des conditions de navigation (étayage intrinsèque). Ces dernières permettent de simplifier la navigation ou de la complexifier. Chaque retour possède des attributs permettant au système décisionnel de choisir les plus appropriés en fonction de différents critères.

#### *5.2.2.2.1 Aides*

Pour chaque aide, le système connaît (Tableau 5.1) :

- **le canal** utilisé par l'aide (visuel ou auditif dans notre cas) ;
- **l'occupation du canal** : permet au système d'évaluer s'il reste de la place ou non pour cette aide sur le canal. Dans cette application, il n'y a pas d'aides ayant une occupation dynamique du canal (voir Paragraphe 2.1.2.2.1).
- **la charge cognitive** induite par l'apparition de l'aide : permet d'évaluer si l'affichage de cette aide ne va pas surcharger l'apprenant ;
- **le niveau de formation** auquel cette aide s'adresse principalement : permet au système d'afficher en priorité les aides appropriées au niveau de l'apprenant. Par exemple, certaines aides donnent des indications assez vagues et s'adressent donc aux apprenants plutôt expérimentés.

Les valeurs de ces différents attributs, associés aux aides, ont été déterminées de manière intuitive, sans qu'une étude approfondie n'ait été faite. Nos travaux ne se sont pas centrés sur la conception

de ces retours multimodaux, leur efficacité ou la justesse de leurs attributs mais sur le module décisionnel GULLIVER permettant de choisir les retours adéquats.

#### 5.2.2.2.1.1 Aides visuelles

##### 5.2.2.2.1.1.1 Mise en valeur d'éléments de l'environnement virtuel

Afin d'attirer l'attention de l'apprenant sur certains éléments de l'environnement virtuel ayant de l'importance, le module décisionnel peut décider d'afficher des métaphores visuelles. Celles-ci s'attachent tout particulièrement à la mise en valeur de la signalétique à prendre en compte pour la navigation.

Les aides suivantes ont été implémentées (Figure 5.9) :

- **entourer la signalétique du passage** : le ou les panneaux signalétiques à prendre en compte pour choisir le bon passage à prendre sont entourés.
- **agrandir la signalétique du passage** : le ou les panneaux signalétiques à prendre en compte pour choisir le bon passage à prendre sont animés. Ils sont progressivement agrandis, puis rétrécis, puis agrandis, ... Cette aide étant assez discrète, elle se destine à des apprenants plutôt expérimentés.
- **entourer la signalétique de passage du pont** : idem que l'aide « entourer signalétique passage » sauf que cette fois-ci il s'agit de la signalétique indiquant la (ou les) bonne(s) arche(s) de pont à emprunter ;
- **agrandir la signalétique de passage du pont** : idem que l'aide « agrandir signalétique passage » sauf que cette fois-ci il s'agit de la signalétique indiquant la (ou les) bonne(s) arche(s) de pont à emprunter ;
- **entourer la signalétique d'alignement de pont** : idem que l'aide « entourer signalétique passage » sauf que cette fois-ci il s'agit de la signalétique indiquant où s'aligner sous l'arche du pont ;
- **agrandir la signalétique d'alignement de pont** : idem que l'aide « agrandir signalétique passage » sauf que cette fois-ci il s'agit de la signalétique indiquant où s'aligner sous l'arche du pont.

##### 5.2.2.2.1.1.2 Ajout de guides virtuels pour la navigation

Pour guider au mieux un apprenant en difficulté, le module décisionnel peut déclencher l'apparition de nouveaux objets virtuels. Ceux-ci ont pour but de guider l'apprenant au niveau de la trajectoire à adopter.

Les guides virtuels suivants ont été implémentés (Figure 5.9) :

- **carte** : carte schématique du monde en vue de dessus où figurent le bateau (en bleu), les bords de la voie navigable (en noir), les piles de pont et divers obstacles (en violet). Cette carte permet de visualiser facilement les prochains obstacles. Elle est positionnée sur le bateau, colocalisée dans l'environnement et non au premier plan, afin d'éviter à l'apprenant de devoir changer de focalisation.
- **future position** : la position du bateau, 90 s dans le futur, est matérialisée dans l'environnement virtuel informé par un bateau « fantôme », identique à celui piloté et affiché en transparence. Ce bateau est en vert transparent s'il ne se trouve pas en collision et

en rouge transparent dans le cas contraire. De plus, la future trajectoire du bateau, jusqu'à atteindre ce fantôme, est matérialisée sur l'eau. Cette trace est verte s'il n'y a pas de collision dans le futur et devient rouge sinon. Cette aide peut être affichée en combinaison avec la carte et dans ce cas la trace de la future trajectoire du bateau s'affiche sur la carte. Cette aide permet à l'apprenant d'appréhender plus facilement la trajectoire de son bateau.

- **portes interdisant les passages** : des plans rouges transparents sont rajoutés dans l'environnement virtuel informé pour boucher les passages interdits. Ces plans sont également matérialisés sur la carte.
- **portes interdisant les arches** : idem que l'aide précédente mais pour les arches des ponts ;
- **portes interdisant un mauvais alignement** : plans rouges transparents disposés aux bords de l'arche d'un pont. L'apprenant est censé passer entre ces plans et ainsi s'aligner au milieu de l'arche.

#### 5.2.2.2.1.1.3 Ajout d'instruments virtuels

Il est possible pour le module décisionnel de choisir d'ajouter des instruments virtuels dans l'environnement. Cela permet de communiquer des informations utiles à l'apprenant sur sa situation actuelle.

Les instruments virtuels suivants ont été implémentés (Figure 5.9) :

- **annotation de pont** : annotation s'affichant au-dessus du prochain pont et indiquant son nom (utile pour se repérer) et la distance entre le pont et l'extrémité du bateau (donnée pouvant être obtenue par un télémètre pour permettre de mieux appréhender les distances) ;
- **manche à air** : objet rajouté dans l'environnement virtuel permettant de rappeler à l'apprenant la direction et la force du vent (qui est déjà indiqué sur un des cadrans du tableau de bord).

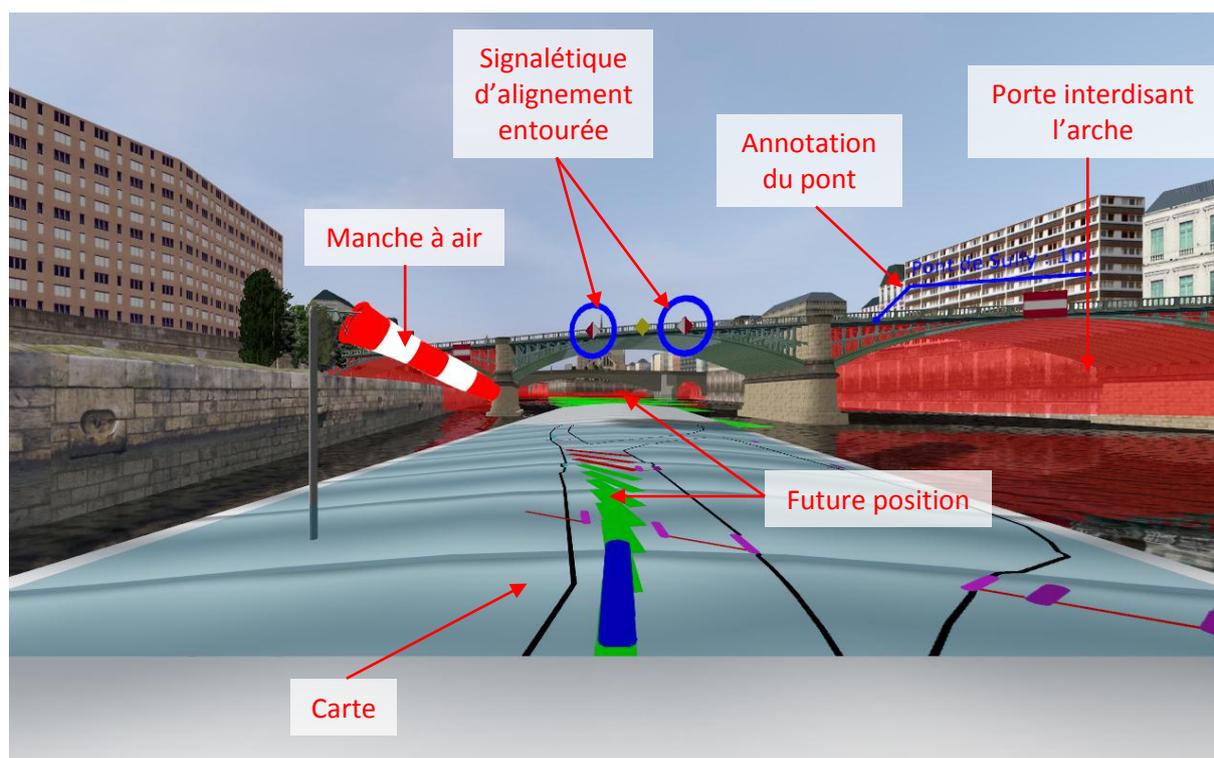


Figure 5.9 – Aides visuelles

#### 5.2.2.1.2 Aides sonores : synthèse de messages vocaux

Un dispositif de synthèse vocale est utilisé pour donner des conseils à l'apprenant, de la même manière qu'un système de navigation GPS de voiture. Cela permet de guider l'apprenant sans surcharger l'affichage.

Les messages vocaux suivants peuvent être choisis par le module décisionnel :

- **message vocal « mauvais passage »** : un système de synthèse vocale énonce les paroles suivantes « Attention. Orientez-vous vers la bonne direction. ». Ce message étant assez vague (la bonne direction n'est pas indiquée), il est plutôt destiné aux apprenants expérimentés. Les messages vocaux de manière générale occupent fortement le canal auditif et le système doit s'assurer que plusieurs messages vocaux ne sont pas diffusés en même temps.
- **message vocal « mauvaise arche »** : le message « Attention. Orientez-vous vers la bonne arche du prochain pont. » est diffusé ;
- **message vocal « vitesse trop faible »** : le message « Attention. Augmentez votre vitesse. » est diffusé.
- **message vocal « vitesse trop élevée »** : le message « Attention. Réduisez votre vitesse. » est diffusé.
- **message vocal « signalétique non respectée »** : le message « Attention. Respectez bien les panneaux signalétiques. » est diffusé.

Le Tableau 5.1 récapitule les aides pouvant être choisies par le module décisionnel et indique les valeurs de leurs attributs.

Désignation	Canal	Occupation canal	Charge Cognitive	Niveau
Message vocal « mauvais passage »	Audio	Forte	Moyenne	Expérimenté
Entourer signalétique passage	Visuelle	Faible	Faible	Intermédiaire
Agrandir signalétique passage	Visuelle	Faible	Faible	Expérimenté
Message vocal « mauvaise arche »	Audio	Forte	Moyenne	Expérimenté
Entourer signalétique passage pont	Visuelle	Faible	Faible	Intermédiaire
Agrandir signalétique passage pont	Visuelle	Faible	Faible	Expérimenté
Entourer signalétique alignement pont	Visuelle	Faible	Faible	Intermédiaire
Agrandir signalétique alignement pont	Visuelle	Faible	Faible	Expérimenté
Annotation pont	Visuelle	Forte	Forte	Intermédiaire
Carte	Visuelle	Faible	Moyenne	Novice
Future position	Visuelle	Forte	Moyenne	Novice
Message vocal « vitesse trop faible »	Audio	Forte	Moyenne	Novice
Message vocal « vitesse trop élevée »	Audio	Forte	Moyenne	Novice
Message vocal « signalétique non respectée »	Audio	Forte	Moyenne	Expérimenté
Portes interdisant passages	Visuelle	Moyenne	Faible	Novice
Portes interdisant arches	Visuelle	Moyenne	Faible	Novice
Portes interdisant mauvais alignement	Visuelle	Moyenne	Faible	Novice
Manche à air	Visuelle	Moyenne	Faible	Intermédiaire

Tableau 5.1 – Aides disponibles

#### 5.2.2.2.2 Modifications des conditions de navigation

De même que pour les aides, les modifications possibles des conditions de navigation ont des attributs associés (Tableau 5.2). Elles ont un type associé indiquant si elles simplifient ou complexifient la situation et un niveau de formation associé.

##### 5.2.2.2.2.1 Simplification des conditions de navigation

Les conditions de navigation peuvent être modifiées dans le but de rendre la situation de navigation actuelle plus accessible à l'apprenant. Il est ainsi possible de supprimer le prochain pont. Toutefois, dans le cadre de l'expérimentation menée sur le système, cette modification n'était pas disponible étant donné que le temps de formation était court et que supprimer les ponts simplifie très nettement le scénario de formation.

Il était également prévu d'autoriser le module décisionnel à supprimer les distractions pour que l'apprenant puisse se concentrer sur la navigation. Cependant le temps a manqué pour inclure de telles distractions (voitures qui passent sur les ponts, piétons, oiseaux, ...).

##### 5.2.2.2.2.2 Complexification des conditions de navigation

Dans le cas où le système détecte que l'apprenant est très à l'aise pour naviguer, il est possible de modifier les conditions de navigation afin d'en augmenter la difficulté.

Les complexifications suivantes ont ainsi été implémentées (Figure 5.10) :

- troncs d'arbre : des troncs d'arbre, à éviter pour ne pas endommager la coque et surtout les hélices des moteurs, sont rajoutés dans l'environnement. Cette modification des conditions

de navigation n’était pas disponible lors de l’expérimentation car elle augmentait très significativement la difficulté.

- pluie : au lieu d’être ensoleillé, le temps est nuageux et il pleut. Cela augmente la difficulté en diminuant la visibilité.
- brouillard : la visibilité est fortement réduite par un épais brouillard.

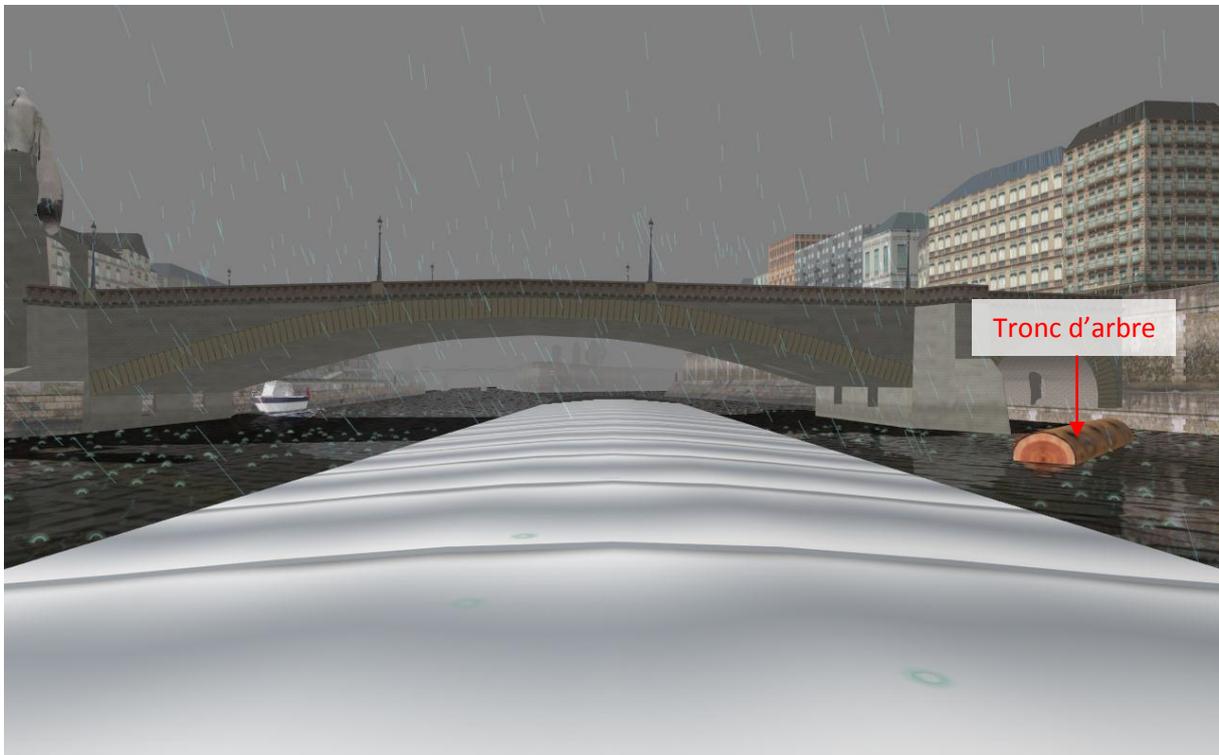


Figure 5.10 – Complexification de la navigation

Le Tableau 5.2 récapitule les modifications des conditions de navigation pouvant être choisies par le module décisionnel et indique les valeurs de leurs attributs.

Description	Type	Niveau
Suppression prochain pont	Simplification	Novice
Troncs d’arbre	Difficulté	Expérimenté
Pluie	Difficulté	Novice
Brouillard	Difficulté	Expérimenté

Tableau 5.2 – Modifications des conditions de navigation disponibles

### 5.2.2.3 GULLIVER : implémentation dans le système OSE

Dans cette partie, nous allons détailler l’implémentation de notre modèle GULLIVER pour le choix de retours à apporter à un apprenant.

#### 5.2.2.3.1 Construction du réseau évidentiel avec fonctions de croyance conditionnelle

Un réseau évidentiel a été construit (Figure 5.11) à partir de la liste des informations que le système peut recueillir sur l’utilisateur (nœuds d’incertitude) et la liste des aides et des modifications des conditions de navigation disponibles (nœuds de décision). Les influencent entre ces variables ont

été déterminées de manière intuitive en se posant les questions suivantes : quels retours pourraient permettre de corriger telle erreur ou tel état physiologique négatif ? Quelles complexifications des conditions de navigation pourraient permettre de provoquer telle erreur ou tel état physiologique négatif ?

Les couleurs des éléments du réseau sur la Figure 5.11 n'ont aucune signification particulière et ne servent qu'à améliorer la lisibilité. Le réseau proposé n'a qu'un seul niveau de nœuds d'incertitude et un seul niveau de nœuds de décision mais dans d'autres applications il pourrait très bien comporter plusieurs niveaux. Par exemple, si plusieurs capteurs sont utilisés pour estimer le stress, alors chaque capteur doit être représenté par un nœud d'incertitude qui sera parent au nœud « stress ».

Une information indiquant que l'apprenant a fait une erreur a une influence sur le déclenchement des retours associés permettant de la corriger (ex : si la vitesse de l'apprenant est trop faible, alors le message vocal l'indiquant est utile à déclencher) et une influence sur le déclenchement des modifications des conditions de navigation qui pourraient l'aggraver (ex : si la vitesse de l'apprenant est trop faible, alors l'ajout de troncs d'arbre sur la voie navigable n'est pas souhaitable). Au contraire, une information indiquant que l'apprenant n'a pas commis une erreur a une influence sur l'utilité de déclencher des modifications des conditions de navigation provoquant cette erreur (ex : si la vitesse de l'apprenant n'est pas trop faible, alors l'ajout de troncs d'arbre sur la voie navigable peut être envisagé). Cette influence est toutefois très légère afin que les modifications complexifiant la situation ne se déclenchent que dans le cas où aucune erreur ou très peu sont commises.

Les informations sur l'état physiologique de l'apprenant sont également intégrées dans ce réseau et influencent le choix des retours à afficher. Par exemple, si l'apprenant est stressé, alors le déclenchement de modifications des conditions de navigation ajoutant de la difficulté n'est pas pertinent, au contraire des modifications simplifiant la situation.

Les informations sur l'apprenant (niveau de formation et préférences d'aide) ne sont pas intégrées dans le réseau étant donné qu'elles ne permettent pas de juger de la pertinence du déclenchement d'une aide ou d'une modification des conditions de navigation, mais plutôt de juger la pertinence du choix d'un retour par rapport à un autre. Autrement dit, ces informations permettent d'évaluer le choix d'un ensemble de retours par rapport à un autre, ce qui correspond à l'étape de résolution du problème de satisfaction de contraintes qui sera détaillé au Paragraphe 5.2.2.3.5.

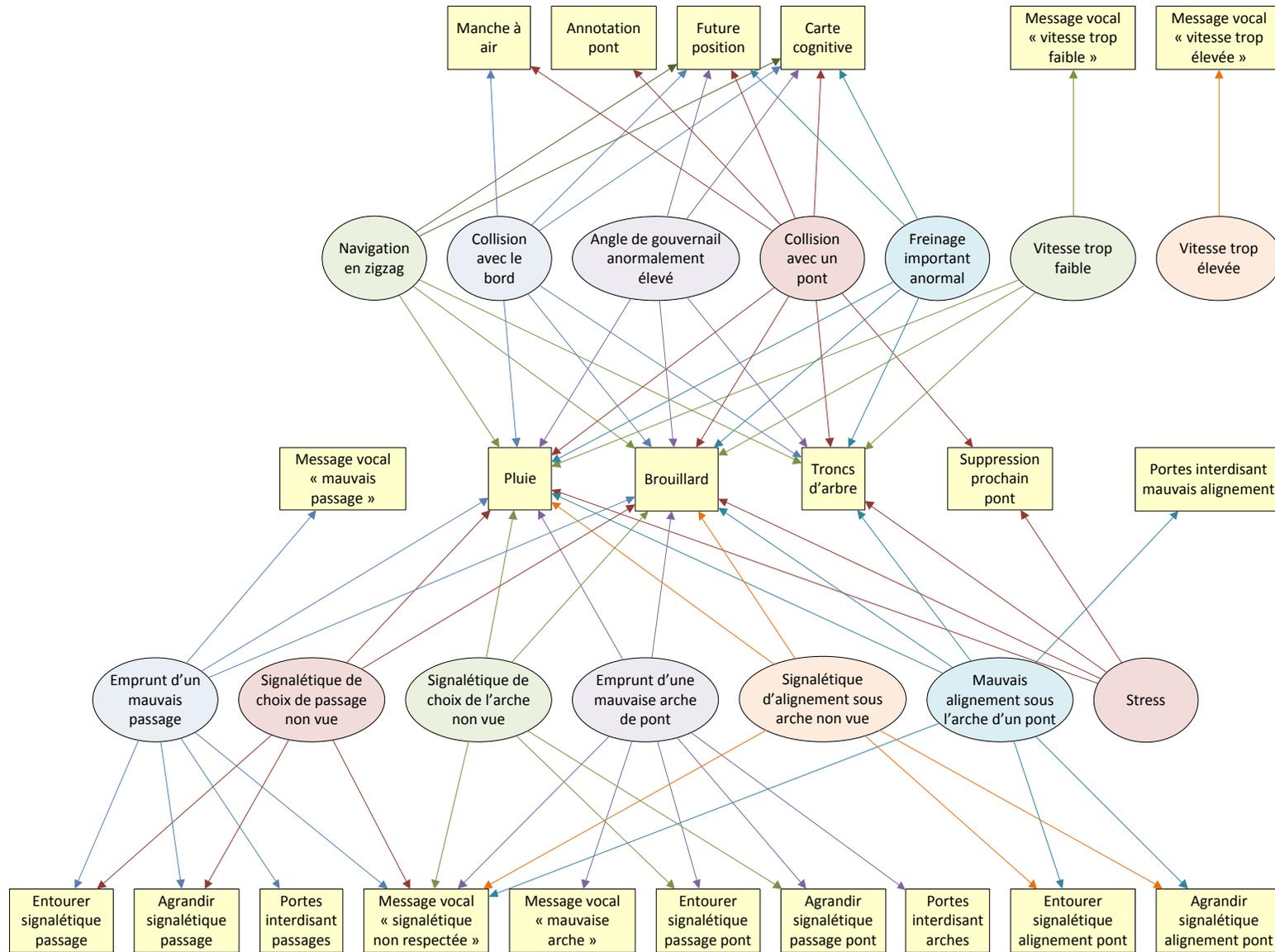


Figure 5.11 – Réseau évidentiel avec fonctions de croyance conditionnelle

### 5.2.2.3.2 Initialisation du réseau évidentiel : nouvelles croyances apportées par la capture de l'activité et de l'état de l'apprenant

Le réseau évidentiel est initialisé avec les informations collectées sur l'apprenant concernant son activité et son état physiologique (nœuds racines du réseau). Ces informations doivent être exprimées sous forme de distributions de masses de croyance.

Par exemple, la croyance sur la variable *stress* est déterminée à partir des valeurs retournées par le capteur de rythme cardiaque. En fonction du rythme cardiaque mesuré (en bpm : battements par minute), la distribution de masses de croyance est calculée pour la variable *stress*, qui prend ses valeurs dans l'ensemble  $\Omega_{stress} = \{oui; non\}$ , comme indiqué sur la Figure 5.12. Le calcul de la distribution de masses de *stress* a été déterminé de manière empirique, en fonction du rythme cardiaque mesuré au repos (qui est à 60 bpm sur la Figure 5.12). Plus le rythme cardiaque s'accélère, au-delà de la valeur mesurée au repos, et plus la croyance dans le fait que l'apprenant n'est pas stressé diminue. Sur la Figure 5.12,  $m^{\Omega_{stress}}(\Omega_{stress}) = 1$  à 90 bpm, ce qui signifie qu'il y a une ignorance totale sur la valeur de *stress* (ni oui, ni non). Cette valeur est également appliquée dans le cas où le capteur de rythme cardiaque ne retourne aucune valeur (à cause d'une défaillance).

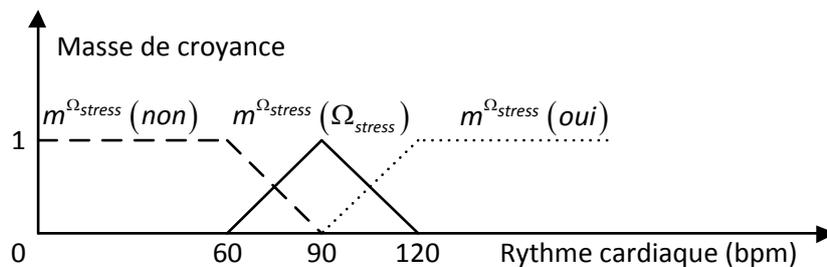


Figure 5.12 – Distribution de masses de croyance de *stress* en fonction du rythme cardiaque

Si par exemple le rythme cardiaque mesuré est de 105 bpm, alors la distribution de masses associée à la variable *stress*, déterminée à partir de la Figure 5.12, est la suivante :

$$\begin{cases} m^{\Omega_{stress}}(oui) = 0,5 \\ m^{\Omega_{stress}}(non) = 0 \\ m^{\Omega_{stress}}(\Omega_{stress}) = 0,5 \end{cases}$$

Supposons que le capteur de rythme cardiaque a une fiabilité connue (donnée par le fabricant) de 80 %, un affaiblissement doit alors être appliqué sur la distribution de masses de croyance. En utilisant la formule (4), on obtient alors :

$$\begin{cases} m^{\Omega_{stress}}(oui) = 0,4 \\ m^{\Omega_{stress}}(non) = 0 \\ m^{\Omega_{stress}}(\Omega_{stress}) = 0,6 \end{cases}$$

De manière similaire, on pourrait calculer la distribution de masses de croyance associée à l'état de surcharge cognitive de l'apprenant en fonction de la fréquence de clignotement des yeux.

Les distributions de masses de croyance associées aux erreurs basées sur la future position du bateau (collision avec le bord ou un pont, emprunt d'un mauvais passage ou d'une mauvaise arche de pont et mauvais alignement sous l'arche d'un pont) sont calculées en fonction du temps

avant que l'erreur ne soit effective. Par exemple, plus la collision avec un pont est dans un futur proche et plus la certitude que l'apprenant est dans l'erreur est importante (la collision devient de plus en plus inévitable). Le calcul de la distribution de masses de croyance associée à la variable *collision\_pont* en fonction du temps avant collision a ainsi été déterminé de manière empirique (Figure 5.13). Cette variable, ainsi que toutes les autres représentant des erreurs, prend ses valeurs dans un ensemble de type  $\Omega_{erreur} = \{oui; non\}$ . La future position du bateau est déterminée jusqu'à 90 s dans le futur. S'il n'y a pas de collision détectée,  $m^{\Omega_{collision\_pont}}(non) = 1$ .

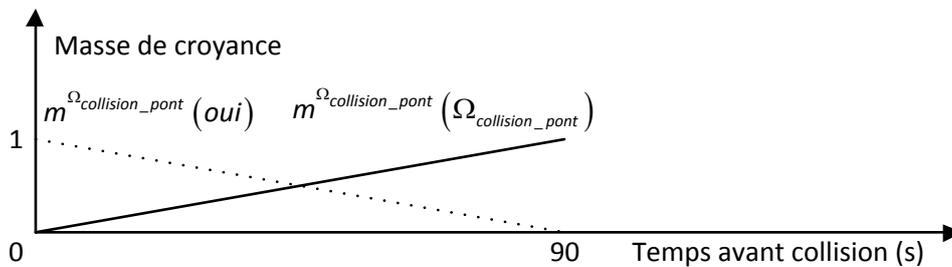


Figure 5.13 – Distribution de masses de croyance de *collision\_pont* en fonction du temps avant collision

Si par exemple il est détecté que le bateau va rentrer en collision avec un pont dans 18 s, alors la distribution de masses associée à la variable *collision\_pont* est la suivante :

$$\begin{cases} m^{\Omega_{collision\_pont}}(oui) = 0,8 \\ m^{\Omega_{collision\_pont}}(non) = 0 \\ m^{\Omega_{collision\_pont}}(\Omega_{collision\_pont}) = 0,2 \end{cases}$$

Dans le cas du calcul de la distribution de masses de croyance de la variable *collision\_pont*, il n'y a pas d'affaiblissement à appliquer, comme pour la variable *stress*, étant donné que le moteur physique est capable de calculer de manière fiable la future position du bateau. Les distributions de masses associées aux autres erreurs basées sur la future position du bateau se calculent de manière similaire.

Les distributions de masses de croyance associées aux erreurs de signalétique non vue (signalétiques de choix de passage, de choix de l'arche ou d'alignement sous arche non vues) sont calculées en fonction de la distance par rapport à la signalétique et de la durée pendant laquelle la signalétique est dans le champ de vision de l'apprenant. Tant qu'il n'y a pas de signalétique à voir ou que celle-ci est à une distance importante (> 250 m), il est certain que l'apprenant ne fait pas d'erreur ( $m(non) = 1$ ). Si l'apprenant n'a pas regardé le panneau qui doit être vu, alors plus le bateau se rapproche et plus la certitude que l'erreur est commise augmente. À partir du moment où ce panneau se retrouve dans le champ de vision de l'apprenant, plus il le regarde longtemps et plus la certitude qu'il fait une erreur diminue jusqu'à ce qu'il soit certain qu'il ne fait pas d'erreur.

Les distributions de masses de croyance associées aux erreurs basées sur une analyse de l'état des commandes et des informations de navigation (vitesse trop faible ou trop élevée, navigation en zigzag, angle de gouvernail anormalement élevé ou freinage important anormal) sont calculées de manière intuitive. Si la vitesse dépasse la limite, alors l'erreur est certaine, sinon

l'absence d'erreur est certaine. Le même raisonnement est appliqué pour le freinage et l'angle de gouvernail anormaux, ainsi que pour la navigation en zigzag.

La dimension temporelle des actions de l'utilisateur est prise en compte dans cette étape d'initialisation du réseau évidentiel. Par exemple, si l'utilisateur manœuvre pendant plusieurs secondes pour prendre un virage, le système va détecter les erreurs (ex : future collision avec le bord) mais avec une faible certitude au début (la collision se produira dans longtemps). De ce fait, les retours lui permettant de corriger sa trajectoire ne seront pas affichés du fait de cette faible certitude. Si après plusieurs secondes l'utilisateur continue de mal manœuvrer et que la collision devient de plus en plus imminente, la certitude qu'il fait une erreur va augmenter et provoquer le déclenchement du ou des retour(s) approprié(s).

### 5.2.2.3.3 Propagation des croyances dans le réseau évidentiel

Après l'initialisation du réseau évidentiel, les croyances des nœuds racines, représentant les erreurs et l'état physiologique, doivent être propagées jusqu'aux nœuds feuilles, c'est-à-dire les nœuds représentant la décision de l'affichage des retours. Dans notre cadre applicatif, le réseau évidentiel a une hauteur de 1. La propagation des croyances se fait donc directement entre les nœuds racines et les nœuds feuilles, sans nœuds d'incertitude intermédiaires.

L'influence entre deux nœuds reliés par un arc est quantifiée par une distribution de masses de croyance conditionnelle. Ces influences sont obtenues par traduction de règles simples, afin de permettre aux formateurs à la navigation fluviale d'ajouter, modifier et supprimer facilement des influences.

Par exemple, l'influence entre *stress* et *suppression\_prochain\_pont* est issue des deux règles suivantes :

- Si l'apprenant est stressé, alors les modifications des conditions de navigation simplifiant la situation sont utiles à 50 %.
- Si l'apprenant n'est pas stressé, alors les modifications des conditions de navigation simplifiant la situation sont inutiles à 50 %.

Les valeurs « 50 % » correspondent au degré de pertinence des règles. Ces valeurs sont déterminées de manière empirique. Elles permettent de pondérer l'impact du stress sur l'utilité de déclencher des modifications simplificatrices des conditions de navigation. Les deux règles ci-dessus sont génériques dans le sens où elles s'appliquent sur une catégorie de retours, sans en désigner un en particulier. Ceci permet d'éviter d'avoir de très nombreuses règles à spécifier. La variable *suppression\_prochain\_pont*, comme toutes les variables représentant un retour, prend ses valeurs dans un ensemble du type  $\Omega_{\text{retour}} = \{\text{utile}; \text{inutile}\}$ . Les précédentes règles sont traduites par la table de distribution de masses de croyance conditionnelle suivante :

	<i>stress</i>		
<i>suppression_prochain_pont</i>	Oui	Non	$\Omega_{\text{stress}}$
Utile	0,5	0	0
Inutile	0	0,5	0
$\Omega_{\text{suppression_prochain_pont}}$	0,5	0,5	1

Tableau 5.3 – Distribution de masses de croyance conditionnelle de *suppression\_prochain\_pont* sachant *stress*

À partir du Tableau 5.3 et de la distribution de masses de croyance de *stress* calculée dans le paragraphe précédent après affaiblissement, la distribution de masses de croyance de *suppression\_prochain\_pont* peut être calculée en utilisant la formule (6). On obtient alors :

$$\begin{cases} m_{stress}^{\Omega_{suppression\_prochain\_pont}}(utile) = 0,2 \\ m_{stress}^{\Omega_{suppression\_prochain\_pont}}(inutile) = 0 \\ m_{stress}^{\Omega_{suppression\_prochain\_pont}}(\Omega_{suppression\_prochain\_pont}) = 0,8 \end{cases}$$

L'influence entre *stress* et les modifications des conditions de navigation ajoutant de la difficulté (apparition de pluie, de brouillard et de troncs d'arbre) est issue des deux règles suivantes :

- Si l'apprenant est stressé, alors les modifications des conditions de navigation apportant de la difficulté sont inutiles à 100 %.
- Si l'apprenant n'est pas stressé, alors les modifications des conditions de navigation apportant de la difficulté sont utiles à 25 %.

La première règle permet d'exprimer que l'on est sûr qu'il ne faut pas déclencher de difficultés si l'apprenant est stressé. La deuxième règle suggère, dans une moindre mesure, de déclencher des difficultés si l'apprenant n'est pas stressé.

Concernant les règles d'influence entre les informations issues de l'activité de l'apprenant (erreurs commises) et les retours, elles sont toutes du type :

- Si l'erreur est commise, alors les retours permettant de la corriger sont utiles à 100 % et les modifications des conditions de navigation pouvant l'aggraver sont inutiles à 50 %.
- Si l'erreur n'est pas commise, alors les modifications des conditions de navigation permettant de la provoquer sont utiles à 10 %.

Par exemple, l'influence entre *collision\_pont* et *suppression\_prochain\_pont* est représentée par la table de distribution de masses de croyance suivante :

<i>collision_pont</i> \ <i>suppression_prochain_pont</i>	Oui	Non	$\Omega_{collision\_pont}$
Utile	1	0	0
Inutile	0	0	0
$\Omega_{suppression\_prochain\_pont}$	0	1	1

Tableau 5.4 – Distribution de masses de croyance conditionnelle de *suppression\_prochain\_pont* sachant *collision\_pont*

La colonne « Non » du Tableau 5.4 représente le fait que s'il n'y a pas de collision avec le pont, alors on ne peut pas conclure quant à l'utilité ou l'inutilité de la suppression du prochain pont :  $m(\Omega_{suppression\_prochain\_pont} | collision\_pont = non) = 1$ , car peut-être que l'apprenant a commis d'autres erreurs nécessitant cette aide. Connaissant le Tableau 5.4 et la distribution de masses de croyance de *collision\_pont* calculée dans le paragraphe précédent, on obtient la distribution de masses de croyance suivante pour *suppression\_prochain\_pont* :

$$\begin{cases} m_{collision\_pont}^{\Omega_{suppression\_prochain\_pont}}(utile) = 0,8 \\ m_{collision\_pont}^{\Omega_{suppression\_prochain\_pont}}(inutile) = 0 \\ m_{collision\_pont}^{\Omega_{suppression\_prochain\_pont}}(\Omega_{suppression\_prochain\_pont}) = 0,2 \end{cases}$$

Après avoir propagé les croyances des nœuds racines aux nœuds feuilles et dans le cas où le nœud feuille a plusieurs nœuds racines parents, il est nécessaire de combiner les distributions de masses de croyance apportées par chacun des nœuds parents sur ce nœud en utilisant la règle de combinaison conjonctive (formule (2)). Le choix de cette règle se justifie par le fait que nous faisons l’hypothèse que nos sources de croyance sont distinctes, c’est-à-dire que la même information n’est pas utilisée plusieurs fois dans l’étape d’initialisation du réseau évidentiel. De plus, nous faisons l’hypothèse que nos sources de croyance sont fiables et que dans le cas contraire (ex : capteur de rythme cardiaque) cette non-fiabilité est quantifiable et prise en compte (application d’un affaiblissement sur les distributions de masse de croyance concernées).

Par exemple, supposons que *suppression\_prochain\_pont* est influencé uniquement par *stress* et *collision\_pont*, alors la distribution de masses de croyance finale associée à *suppression\_prochain\_pont* est obtenue en combinant les distributions de masses de croyance de *suppression\_prochain\_pont* apportées par *stress* et *collision\_pont* en utilisant la règle de combinaison conjonctive. On obtient :

$$\begin{cases} m^{\Omega_{suppression\_prochain\_pont}}(utile) = 0,84 \\ m^{\Omega_{suppression\_prochain\_pont}}(inutile) = 0 \\ m^{\Omega_{suppression\_prochain\_pont}}(\Omega_{suppression\_prochain\_pont}) = 0,16 \end{cases}$$

#### 5.2.2.3.4 Évaluation de la pertinence des retours vis-à-vis des informations collectées sur l’apprenant

Après avoir calculé les distributions de masses de croyance finales pour chaque retour, une dernière étape est nécessaire afin de déterminer quels retours doivent être considérés comme pertinents par rapport aux informations collectées sur l’apprenant. Il s’agit de calculer les probabilités pignistiques de l’utilité de l’affichage de chaque retour. Cet indice sera par la suite utilisé afin de déclencher uniquement les retours ayant une probabilité pignistique supérieure à un certain seuil et de rendre prioritaires ceux ayant les plus grandes valeurs.

Par exemple, la probabilité pignistique de l’utilité de *suppression\_prochain\_pont*, d’après sa distribution de masses de croyance finale calculée au paragraphe précédent, est de (après application de la formule (8)) :

$$BetP\{m^{\Omega_{suppression\_prochain\_pont}}\}(utile) = 92 \%$$

Cette valeur est très élevée, ce qui signifie que ce retour est particulièrement pertinent d’après les informations dont le système dispose.

#### 5.2.2.3.5 Résolution du problème de satisfaction de contraintes

La méthode de résolution du problème de satisfaction de contraintes utilisée est celle décrite au Paragraphe 4.3.1. En pratique, l’algorithme génétique n’est utilisé que très rarement, car le nombre de combinaisons de retours est suffisamment bas (généralement  $\leq 8192$ ) pour qu’elles soient toutes calculées dans le temps imparti. Le pas de temps fixé entre chaque calcul de retours est de 1 s. Autrement dit, le système réagit au plus tard 1 s après qu’une erreur soit détectée. Cela permet au système d’être en pratique suffisamment réactif tout en lui donnant le temps de récolter

les données sur l'apprenant et de calculer le meilleur ensemble de retours. Ce calcul se fait à partir des toutes dernières données reçues afin de permettre au système de corriger les erreurs qui viennent de se produire et également de ne pas corriger les erreurs qui viennent de disparaître. Les données liées aux capteurs physiologiques sont toutefois lissées afin que des valeurs erronées ne soient pas prises en compte (ex : le rythme cardiaque pris en compte est une moyenne mobile sur une fenêtre de 60 s). Certains systèmes appliquent un affaiblissement sur les données en fonction du temps écoulé entre leur réception et leur prise en compte, afin d'ajouter de l'incertitude à une donnée reçue il y a longtemps et qui n'est peut-être plus valide [Pietropaoli et al. 2012]. Dans notre cas, les données sont envoyées à une cadence de 60 Hz (sauf pour le capteur de rythme cardiaque qui envoie de nouvelles données à chaque battement) et donc un tel affaiblissement n'est pas nécessaire.

Les contraintes à satisfaire sont les contraintes génériques listées au Paragraphe 4.3.2, complétées par quelques autres qui sont spécifiques à notre application. Les contraintes génériques fortes suivantes sont utilisées :

- **contraintes d'obligation** : permet au formateur d'obliger le système à déclencher certains retours. Cette contrainte est également utilisée par le système pour s'obliger à conserver une aide pendant au moins 10 s (la contrainte est appliquée automatiquement pendant 10 s puis retirée) et une modification des conditions de navigation pendant au moins 90 s. Ceci permet de s'assurer que le système ne va pas activer/désactiver des retours à chaque pas de temps de calcul (qui est d'une seconde). Il serait sinon possible, par exemple, que la pluie commence à tomber et s'arrête au bout d'une seconde.
- **contraintes d'interdiction** : permet au formateur d'interdire au système de déclencher certains retours. Dans le cadre de l'expérimentation, cette contrainte a permis d'interdire les modifications des conditions de navigation « troncs d'arbre » et « suppression prochain pont », car elles impactaient trop la formation. Cette contrainte est également utilisée par le système pour s'interdire de re-déclencher des messages audio (un délai minimum de 60 s est imposé entre deux mêmes messages audio pour ne pas agacer les utilisateurs) et des modifications des conditions de navigation (délai minimum de 90 s) à chaque pas de temps de calcul.
- **contrainte de minimum de pertinence** : le seuil minimum de pertinence, c'est-à-dire la valeur minimale de probabilité pignistique de l'utilité du déclenchement des retours est de 75 %. Cette valeur a été déterminée empiriquement lors d'une phase de test (Paragraphe 6.1).
- **contraintes d'incompatibilité** : les assistances visuelles (mise en valeur de la signalétique, annotation du prochain pont, carte, future position et portes interdisant accès) sont incompatibles avec la modification des conditions de navigation « brouillard », étant donné que le but de celle-ci est justement de perturber la visibilité. Les assistances de type « entourer signalétique » sont incompatibles avec leur homologue « agrandir signalétique » pour cause de redondance.

À ces contraintes génériques fortes s'ajoute la **contrainte de correction des erreurs critiques**. Il s'agit d'une contrainte forte spécifique à notre application permettant de s'assurer qu'au moins un retour sera déclenché pour corriger chaque erreur critique. Une erreur est dite critique quand elle demande une correction dans les plus brefs délais (collision imminente avec le bord ou un pont, emprunt

imminent d'un mauvais passage ou d'une mauvaise arche, mauvais alignement sous une arche imminent, vitesse très faible ou très élevée). Une erreur critique est une erreur qui a été détectée avec une certitude très élevée. Cette contrainte est une sécurité permettant de s'assurer que le système va proposer au moins un retour pour corriger chaque erreur critique, plutôt que de proposer des retours pour des erreurs qui ne sont pas dangereuses (ex : conduite en zigzag).

Les contraintes génériques faibles suivantes sont utilisées :

- **contrainte de charge des canaux sensoriels** : une limitation a été déterminée de manière empirique pour le canal visuel et une autre pour le canal audio. L'occupation des canaux de chaque retour est définie dans le Tableau 5.1.
- **contrainte de charge cognitive de l'utilisateur** : de même que pour la contrainte précédente, une limite globale de charge cognitive a été déterminée de manière empirique et la charge cognitive individuelle de chaque retour est définie dans le Tableau 5.1. Il a été envisagé de rendre dynamique cette limite globale en fonction de la charge cognitive mesurée de l'utilisateur. Cependant le dispositif de mesure (basé sur la fréquence de clignotement des yeux) n'a pas pu être suffisamment fiable pour être utilisé.
- **contrainte de maximum de pertinence** : permet de privilégier les retours ayant la plus grande probabilité pignistique d'utilité de déclenchement ;
- **contrainte de conservation des retours précédents** : permet de privilégier le choix des mêmes retours que ceux déclenchés précédemment (il est en effet préférable de ne pas constamment changer les retours par d'autres équivalents) ;
- **contrainte de préférence utilisateur des retours** : permet de privilégier le choix des retours préférés des apprenants. Leurs préférences sont enregistrées dans leur fichier d'informations (voir Paragraphe 5.2.2.1.3) ;
- **contrainte d'adaptation des retours à la catégorie de l'utilisateur** : permet de privilégier le choix des retours correspondant au niveau de formation des apprenants. Celui-ci est enregistré dans leur fichier d'informations.

À ces contraintes génériques faibles s'ajoute la **contrainte de correction de toutes les erreurs**. Cette contrainte faible, spécifique à notre application, favorise un ensemble de retours qui répond à chaque erreur (détectées de manière suffisamment certaine). Cela permet d'éviter que de nombreux retours soient déclenchés pour ne permettre la correction que d'une seule erreur au dépend des autres.

#### 5.2.2.3.6 Implémentation logicielle de GULLIVER

Un prototype du système GULLIVER a été développé en C++ (à noter qu'une Toolbox Matlab permet également de calculer des inférences dans un réseau évidentiel [Trabelsi et Ben Yaghlane 2008] pour des cas plus généraux que notre application). L'interface (Figure 5.14) permet pour l'instant au formateur de visualiser les croyances relatives aux informations récoltées sur l'apprenant ainsi que les retours choisis par le système (surlignés en jaune). Il est également possible d'ajouter de nouveaux utilisateurs et de préciser leur niveau de formation. Cette interface sert également à déboguer en testant divers paramètres et indique plusieurs résultats de calculs intermédiaires amenant au choix des retours. La liste des retours disponibles, des informations collectables sur l'utilisateur, des contraintes ainsi que les influences entre les retours et les informations collectées (permettant de construire le réseau évidentiel) sont pour l'instant enregistrées dans des fichiers

texte qui sont lus au lancement de l'application. Une version plus finalisée de l'application GULLIVER devra proposer une interface permettant au formateur d'éditer facilement toutes ces données. Il est également envisagé de permettre au formateur de choisir une stratégie pédagogique parmi plusieurs (ex : formation avec beaucoup d'assistances, avec très peu d'assistances, ...). Le choix d'une stratégie appliquera différents paramètres au système (ex : ajout de contraintes d'obligation/interdiction sur certains retours, modification des poids des fonctions de croyance conditionnelle, favoritisation de certains retours par rapport aux autres, ...).

GULLIVER

Exécution config.ini Arbre erreurs\_aides.xml Base de règles.txt Classification aides.txt Classification événements.txt Classification informations.txt Contraintes.txt Utilisateurs.xml **Fichiers de configuration**

Reseau evidentiel oriente

Informations -> Éléments déclençables Éléments déclençables -> Informations

Nom	Utilité	Inutilité	Efficacité
4 mauvais passage			
message vocal mauvais passage	1		0.120511
entourer signalétique passage	1		0.168595
agrandir signalétique passage	1		0.421789
message vocal signalétique non respectée	1		0.120511
portes interdisant passages	1		0.168595
4 ~mauvais passage			
pluie	0.1		
brouillard	0.1		
4 mauvaise arche			
message vocal mauvaise arche	1		0.2
entourer signalétique passage pont	1		0.2
agrandir signalétique passage pont	1		0.2
message vocal signalétique non respectée	1		0.2
portes interdisant arches	1		0.2
4 ~mauvaise arche			
pluie	0.1		
brouillard	0.1		
4 vitesse trop faible			
message vocal vitesse trop faible	1	1	
4 ~vitesse trop faible			
troncs arbre	0.1		
pluie	0.1		
brouillard	0.1		
4 vitesse trop élevée			
message vocal vitesse trop élevée	1	1	
~vitesse trop élevée			
4 collision bord			
carte cognitive	1		0.355825
manche à air	1		0.288351
future position	1		0.355825
4 ~collision bord			
troncs arbre	0.1		
pluie	0.1		
brouillard	0.1		
4 collision pont			
carte cognitive	1		0.203774
manche à air	1		0.188679
future position	1		0.203774
annotation point	1		0.203774
suppression prochain pont	1		0.2
4 ~collision pont			
troncs arbre	0.1		
pluie	0.1		
brouillard	0.1		
4 zigzag			
future position	1		0.5
carte cognitive	1		0.5
4 ~zigzag			
troncs arbre	0.1		
pluie	0.1		
brouillard	0.1		
4 angle gouvernail anormalement élevé			
future position	1		0.5
carte cognitive	1		0.5
4 ~angle gouvernail anormalement élevé			
troncs arbre	0.1		
pluie	0.1		
brouillard	0.1		
4 freinage anormal			
future position	1		0.5

Éléments déclençables

	Nom	Modalité	Occupation canal	Charge cognitive	Type	Niveau	m(conflict)	m(utilité)	m(inutilité)	m(ignorance)	BetP	Efficacité globale
A0	message vocal mauvais passage	audio	forte	moyenne		expérimenté	0	0.5	0	0.5	75 %	0.0602554
A1	message vocal mauvais arche	audio	forte	moyenne		expérimenté	0	0.55	0	0.45	77.5 %	0.11
A2	entourer signalétique passage	visuelle	faible	faible		intermédiaire	0	0.5	0	0.5	75 %	0.0842974
A3	agrandir signalétique passage	visuelle	faible	faible		expérimenté	0	0.5	0	0.5	75 %	0.210894
A4	entourer signalétique passage pont	visuelle	faible	faible		intermédiaire	0	0.55	0	0.45	77.5 %	0.11
A5	agrandir signalétique passage pont	visuelle	faible	faible		expérimenté	0	0.55	0	0.45	77.5 %	0.11
A6	entourer signalétique alignement pont	visuelle	faible	faible		intermédiaire	0	0.943	0	0.057	97.15 %	0.419167
A7	agrandir signalétique alignement pont	visuelle	faible	faible		expérimenté	0	0.943	0	0.057	97.15 %	0.419167
A8	annotation pont	visuelle	forte	forte		intermédiaire	0	1	0	0	100 %	0.203774
A9	carte cognitive	visuelle	faible	moyenne		novice	0	1	0	0	100 %	0.703774
A10	message vocal vitesse trop faible	audio	forte	moyenne		novice	0	0	0	1	50 %	0
A11	message vocal vitesse trop élevée	audio	forte	moyenne		novice	0	0	0	1	50 %	0
A12	message vocal signalétique non respectée	audio	forte	moyenne		expérimenté	0	0.987175	0	0.012825	99.3587 %	0.589422
A13	future position	visuelle	forte	moyenne		novice	0	1	0	0	100 %	0.703774
A14	portes interdisant passages	visuelle	moyenne	faible		novice	0	0.5	0	0.5	75 %	0.0842974
A15	portes interdisant arches	visuelle	moyenne	faible		novice	0	0.55	0	0.45	77.5 %	0.11
A16	portes interdisant mauvais alignement	visuelle	moyenne	faible		novice	0	0.85	0	0.15	92.5 %	0.2125
A17	manche à air	visuelle	moyenne	faible		intermédiaire	0	1	0	0	100 %	0.188679
E18	troncs-arbre				difficulté	expérimenté	0.044702	0.299193	0.085293	0.570807	61.1955 %	0
E19	pluie				difficulté	intermédiaire	0.0609127	0.407646	0.0690873	0.462354	68.026 %	0
E20	brouillard				difficulté	expérimenté	0.0609127	0.407646	0.0690873	0.462354	68.026 %	0
E21	suppression-prochain-pont				simplification	novice	0	1	0	0	100 %	0.33

Retours disponibles avec les détails de calcul

Informations

	O/N	Nom	Type	Certitude	Critique
0	oui	mauvais passage	erreur	50 %	non
1	oui	mauvaise arche	erreur	55 %	non
2	non	vitesse trop faible	erreur	100 %	non
3	non	vitesse trop élevée	erreur	100 %	non
4	non	collision bord	erreur	100 %	non
5	oui	collision pont	erreur	100 %	non
6	oui	zigzag	erreur	100 %	non
7	non	angle gouvernail anormalement élevé	erreur	100 %	non
8	non	freinage anormal	erreur	100 %	non
9	oui	mauvais alignement arche	erreur	85 %	oui
10	non	signalétique passage non vue	erreur	100 %	non
11	non	signalétique arche non vue	erreur	100 %	non
12	oui	signalétique alignement pont non vue	erreur	62 %	non
13	oui	stress	état physiologique	13 %	non

Informations récoltées sur l'apprenant

Utilisateurs

	Nom	Niveau
0	Apprenant001	novice
1	Apprenant002	intermédiaire
2	Apprenant003	expérimenté
3	Apprenant004	novice
4		novice

Liste des utilisateurs

Évolution de la population

Résultats et paramétrage de l'algorithme génétique

Paramètres algorithme génétique

Seuil min BetP : 75 %  
 Temps max : 500 ms  
 Taille max population : 1024  
 Taux de mutation : 1 %  
 Seuil max combinatoires : 8192  
 Nb combinatoires : 65536

Résultat

Solution optimale ? **pas sûr**  
 Nb générations : 249  
 Génération 1er max : 20

Activer mode SimNav seul  
 Activer mode non adaptatif  
 Activer mode adaptatif

Figure 5.14 – Interface du prototype de GULLIVER

### 5.3 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons détaillé la mise en œuvre de notre modèle décisionnel dans le cadre de la formation à la navigation fluviale. Nous avons conçu le système OSE, composé d'un simulateur de navigation fluvial et de notre module GULLIVER afin d'apporter une interaction informée. Celle-ci permet d'obtenir une formation personnalisée à chaque apprenant. À partir des informations collectées sur celui-ci (activité, état physiologique, préférences et niveau de formation), notre système est capable de choisir le meilleur ensemble de retours multimodaux à apporter. Étant donné qu'il s'agit d'une formation, ces retours vont se matérialiser sous la forme d'assistances mais également sous la forme de difficultés venant renforcer le challenge de la situation de formation. Un tel système est donc apte à former des apprenants de tout niveau, aussi bien novices en navigation que confirmés. Dans ce dernier cas il peut s'agir de navigants devant s'exercer à la conduite sur une voie navigable qui leur est inconnue. Dans tous les cas, avec l'utilisation de notre système, le formateur n'est plus astreint à devoir guider à tout moment chaque apprenant. Il est ainsi envisageable de former plusieurs apprenants en même temps sur différents simulateurs avec un seul formateur les encadrant.

Même si notre système peut être catégorisé comme un système d'auto-formation [Burkhardt et al. 2006] dans le sens où la présence permanente d'un formateur n'est pas nécessaire, il faut bien noter que celui-ci reste indispensable pour une formation complète à la navigation. Notre système est capable de guider un apprenant, mais pas de lui apprendre les bases de la navigation. Nous avons fait le choix d'afficher des retours multimodaux localisés dans l'environnement virtuel informé plutôt que d'afficher des notes de cours à lire afin de ne pas être obligé d'arrêter la simulation le temps de la lecture, ce qui aurait pour effet de briser le sentiment de présence dans la situation simulée. Notre système est destiné à être utilisé conjointement à une formation théorique dite classique pour une meilleure efficacité [Bowman et al. 1999]. On peut en effet distinguer deux types d'apprentissage : l'apprentissage conceptuel (abstrait) et l'apprentissage perceptuel (concret). Le sentiment de présence apporté par la réalité virtuelle permet de favoriser l'apprentissage perceptuel mais au détriment de l'apprentissage conceptuel [Waterworth et Waterworth 1999], d'où la nécessité de maintenir les cours théoriques pour l'apprentissage conceptuel.

Dans le chapitre suivant, nous allons présenter l'expérimentation qui a été menée sur le système OSE pour valider l'apport de notre approche pour la formation à la navigation fluviale.



## Chapitre 6 Validation de l'interaction informée pour la formation au transport fluvial

---

Ce chapitre a pour but de décrire les tests qui ont été réalisés sur notre système ainsi que les résultats obtenus. L'objectif final est de démontrer l'avantage de notre approche de formation avec retours adaptatifs par rapport aux formations plus classiques. Nous souhaitons ainsi montrer l'intérêt de notre modèle d'interaction informée à travers une évaluation du système OSE.

Dans un premier temps, nous allons présenter la phase de tests préliminaires qui a été réalisée sur le module décisionnel GULLIVER. Celle-ci a été réalisée avant la conception du système complet afin de déterminer, à partir de données simulées, si notre module décisionnel répondait bien à nos attentes (pertinence des décisions). Dans un second temps, après qu'un prototype complet et fonctionnel du système OSE ait été élaboré, une expérimentation complète avec des utilisateurs humains a été réalisée et est présentée dans une seconde partie. Il s'agit cette fois d'évaluer l'efficacité d'une formation adaptative avec notre module décisionnel GULLIVER.

### 6.1 Validation du module décisionnel GULLIVER

Le module décisionnel GULLIVER a été testé avant l'implémentation complète du système OSE, afin de valider dans un premier temps la pertinence des retours multimodaux qu'il choisit. Ces tests ont également permis de régler au mieux le seuil minimal de probabilité pignistique de l'utilité du déclenchement des retours, qui est une contrainte forte (« contrainte de minimum de pertinence », voir Paragraphe 5.2.2.3.5). Les données d'entrée du module décisionnel ont été générées pour simuler des données issues de l'observation d'un vrai apprenant. Les sorties de GULLIVER, à savoir le choix des retours multimodaux, ont été enregistrées dans un fichier, sans que cela n'aboutisse à l'affichage réel de retours dans l'environnement virtuel.

Les données d'entrée ont été calculées de la manière suivante. Tout d'abord, la première valeur de chaque entrée est déterminée de manière aléatoire. Cette valeur est sous la forme d'un entier compris entre -100 et 100. Par exemple une valeur de -100 pour l'erreur « collision pont » indique qu'il est sûr à 100 % qu'il n'y aura pas de collision avec un pont dans un futur proche. Inversement, une valeur de 100 indique que la collision est sûre à 100 %. Une valeur de 50 indique qu'elle est sûre à 50 %. Une valeur de 0 indique une ignorance totale sur le fait que l'erreur soit commise ou non. Ensuite, ces valeurs évoluent au fil du temps de manière aléatoire (augmentent ou diminuent) mais avec une plus forte probabilité d'évoluer de manière monotone (elles ont tendance à continuer à augmenter ou diminuer) (Figure 6.1). Cela permet d'obtenir des données qui ne varient pas brusquement et correspondent mieux à celles qu'on obtiendrait en situation réelle. De telles valeurs ont été générées 500 fois pour chacune des entrées, afin de simuler une session de 500 s (une valeur par seconde). En tout, 20 ensembles de valeurs d'entrée ont été générés.

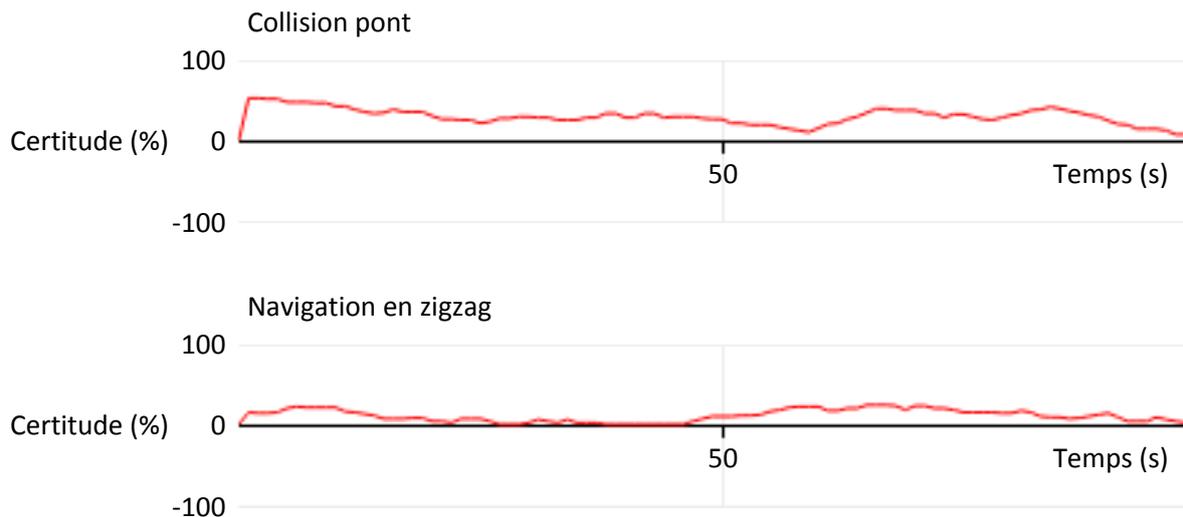


Figure 6.1 – Exemple de données d'entrée générées

Le module décisionnel a traité ces données d'entrée en considérant qu'elles provenaient d'un apprenant novice puis d'un apprenant expérimenté, afin de vérifier que le niveau de formation impacte bien le choix des retours. Par ailleurs le seuil minimum de probabilité pignistique de l'utilité du déclenchement des retours a également varié afin de déterminer la valeur adéquate. Les résultats obtenus en sortie du module décisionnel indiquent pour chaque retour s'il est actif ou pas (Figure 6.2).

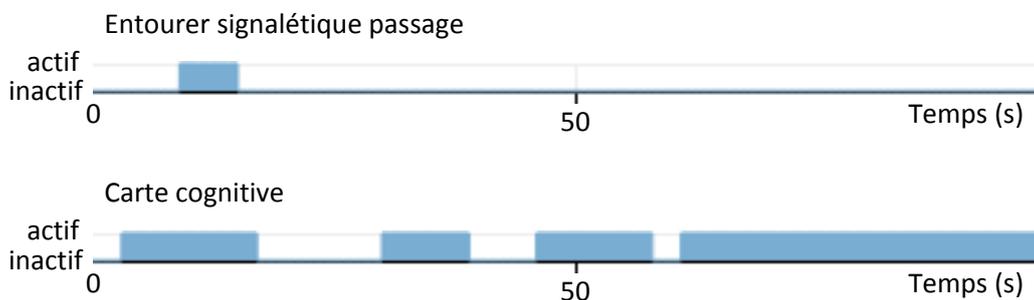


Figure 6.2 – Exemple de résultats obtenus

Les résultats obtenus ont permis de déterminer que le seuil minimum idéal de probabilité pignistique de l'utilité du déclenchement des retours est de 75 %. Avec cette valeur, le déclenchement des retours est satisfaisant dans le sens où il se rapproche de ce qu'aurait décidé un formateur. Les résultats de ces premiers tests ont donc été concluants et ont permis de valider notre approche. Un prototype complet a donc été conçu puis testé avec cette fois-ci des données issues de l'observation de vrais apprenants.

## 6.2 Validation du système OSE

L'évaluation précédente concernait uniquement le module décisionnel GULLIVER. Dans cette partie nous allons nous intéresser à l'évaluation de tout l'environnement de formation OSE.

### 6.2.1 Objectifs

L'objectif global de cette expérimentation est de valider l'apport de l'adaptativité du déclenchement des retours multimodaux par notre module décisionnel GULLIVER. Le système OSE sera comparé à d'autres systèmes, à savoir un système de formation sans retours multimodaux (système témoin) et un système de formation avec des retours prédéfinis (non-adaptatifs).

Cette expérimentation devrait permettre de vérifier les trois hypothèses suivantes :

**Hypothèse 1.** Le système OSE permet d'apprendre à mieux naviguer dans un temps de formation imparti qu'une formation sans retours ou avec retours non-adaptatifs. La qualité de la navigation est évaluée suivant plusieurs critères tels que les dégâts matériels, l'efficacité de la conduite et le respect du code de navigation. Nous faisons l'hypothèse que l'adaptativité des retours, autrement dit la personnalisation de la formation, permettra aux apprenants de se former plus efficacement. Par exemple, un apprenant débutant sera fortement aidé au départ et le sera ensuite de moins en moins au fur et à mesure de ses progrès. Un apprenant expérimenté n'aura que peu ou pas d'aides et pourra être confronté à des nouvelles difficultés pour une formation plus poussée.

**Hypothèse 2.** Le système OSE offre un retour personnalisé à l'apprenant lui permettant de se faire une idée sur ses points forts et ses faiblesses. Nous faisons l'hypothèse, qu'étant donné que les retours sont adaptés aux erreurs de l'apprenant, celui-ci pourra se rendre compte de ses erreurs en fonction de la quantité d'aides fournies par le système ainsi que la quantité de modifications des conditions de navigation ajoutant de la difficulté déclenchées. Une aide qui s'affiche est censée faire comprendre à l'apprenant que sa conduite n'est pas optimale.

**Hypothèse 3.** La plateforme expérimentale (décrite au Paragraphe 5.2.1.2) offre une sensation de présence et une crédibilité suffisamment importante pour permettre son utilisation pour la formation à des situations de navigation réelles. Nous faisons l'hypothèse que la plateforme offre une expérience de navigation suffisamment similaire à une situation réelle pour que l'expérience acquise en environnement réel se retrouve sur le simulateur (les apprenants conservent sur le simulateur leur niveau d'expérimentation) et vice-versa (l'expérience acquise sur le simulateur est conservée en situation de navigation réelle).

### 6.2.2 Méthode

Pour mesurer l'efficacité d'un système de formation, la méthode généralement employée est de le comparer avec d'autres systèmes. Par exemple, Bowman a comparé l'efficacité d'un cours seul par rapport à un cours accompagné d'une session en environnement virtuel richement informé (IRVE) au moyen d'une expérimentation où les étudiants étaient répartis en trois groupes [Bowman et al. 1999] : un qui assistait uniquement au cours, un qui assistait au cours et utilisait l'IRVE et un dernier qui assistait au cours et à l'IRVE mais non informé (afin de vérifier si l'utilisation de l'IRVE est bénéfique uniquement parce que c'est une nouveauté). Les étudiants ont ensuite été évalués à l'aide d'un questionnaire. Les meilleurs résultats ont été obtenus par les étudiants ayant assisté au cours et à l'IRVE, ce qui met en évidence son efficacité par rapport aux autres systèmes comparés.

De manière similaire, l'apport des assistances d'un système d'aide à la navigation a été évalué par comparaison de sessions de navigation sur un même parcours avec et sans ce système [Benton et Walker 2004]. L'évaluation des sessions de navigation a été faite à partir de la déviation mesurée (erreur de trajectoire). De même, Foyle a comparé différents types d'affichage d'informations pour l'aéronautique en mesurant le respect du chemin à suivre suivant le type d'affichage utilisé [Foyle et al. 1995].

Dans notre cas, nous comparons le système OSE avec d'autres systèmes de formation : un système de formation sans retours multimodaux (système témoin) et un système de formation avec des retours prédéfinis (non-adaptatifs). Étant donné que nous souhaitons comparer les systèmes de formation et non la bonne compréhension des retours, ceux-ci sont expliqués avant expérimentation afin de ne pas fausser les résultats. Contrairement à l'expérimentation de Bowman décrite précédemment, certains participants évalués pourront avoir des connaissances sur la navigation avant de commencer l'expérimentation. De ce fait, les systèmes de formation ne seront pas comparés suivant une note finale attribuée à la fin des sessions mais suivant une progression entre les compétences avant la formation et après [Koester 2003]. Il convient donc de tester les participants avant puis après les sessions de formation.

#### **6.2.2.1 Systèmes de formation comparés**

Trois systèmes de formation sont comparés dans cette expérimentation (Figure 6.3) :

- **un système sans retours** (système témoin) : aucune aide et aucune modification des conditions de navigation ne sont déclenchées. Ainsi, sur la Figure 6.3.A, l'apprenant peut passer sous une arche de pont interdite sans que rien ne l'en informe.
- **un système avec des retours non-adaptatifs** : une sélection d'aides est déclenchée au début et conservée jusqu'à la fin de la session. Il s'agit des aides suivantes : « entourer signalétique passage », « carte », « future position », « portes interdisant arches », « portes interdisant mauvais alignement » et « annotation pont ». Celles-ci ont été choisies de sorte à aider les apprenants dans un maximum de situations tout en n'occultant pas excessivement l'affichage. Sur la Figure 6.3.B, on peut voir que les retours sont statiques car ils sont tous affichés même si l'apprenant ne fait pas d'erreurs.
- **le système OSE** (retours adaptatifs) : des aides et des modifications des conditions de navigation sont déclenchées automatiquement, sans intervention du formateur (même si celui-ci peut en temps normal intervenir sur le système). Toutes les aides présentées au Paragraphe 5.2.2.2.1 peuvent être déclenchées ainsi que les modifications des conditions de navigation présentées au Paragraphe 5.2.2.2.2, sauf « suppression prochain pont » et « troncs d'arbre » (car elles impactent trop les conditions de navigation, ce qui risque de pénaliser les apprenants étant donné la durée restreinte de formation allouée pendant l'expérimentation). Sur la Figure 6.3.C, l'apprenant ne s'aligne pas correctement au milieu de l'arche du pont comme l'impose la signalétique, le système OSE réagit alors en affichant les assistances associées à cette erreur. Aucune autre erreur n'est commise, donc aucune autre assistance n'est affichée.

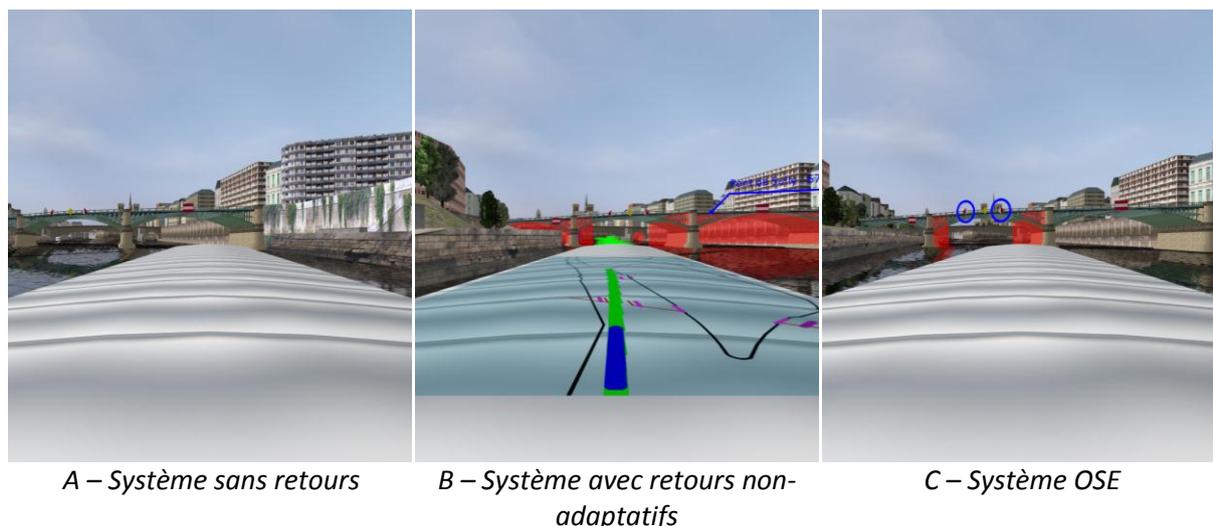


Figure 6.3 – Systèmes de formation comparés

### 6.2.2.2 Population testée

La population testée est divisée en trois catégories :

- **apprenants expérimentés** : étudiants en 2<sup>ème</sup> et 3<sup>ème</sup> année au CFANI<sup>26</sup>. Certains étudiants de 1<sup>ère</sup> année ont été placés dans cette catégorie au vue de leur expérience en navigation acquise en-dehors de leur formation au CFANI. L'âge moyen des apprenants de cette catégorie est de 18,9 ans avec un écart type de 2,5.
- **apprenants de niveau intermédiaire** : étudiants en 1<sup>ère</sup> année au CFANI avec une moyenne d'âge de 17,5 ans (écart type de 2,7) ;
- **apprenants novices** : étudiants et membres du personnel de l'Université de Technologie de Compiègne avec une moyenne d'âge de 31,1 ans (écart type de 7,8).

La répartition de la population dans une de ces trois catégories se fait au tout début de l'expérimentation en fonction des réponses au questionnaire initial (Annexe 1). 27 apprenants ont participé, 9 dans chaque catégorie.

### 6.2.2.3 Déroulement

L'expérimentation se déroule sur la plateforme décrite au Paragraphe 5.2.1.2. Le poste du formateur est hors de vue de l'apprenant. Le rôle du formateur se résume à lancer l'expérimentation. Il n'intervient pas sur les paramètres du système pendant l'expérimentation et ne conseille pas l'apprenant, contrairement à une situation normale. Cela permet de s'assurer que chaque apprenant aura les mêmes conditions d'expérimentation.

Chaque apprenant réalise quatre sessions d'environ 15 min chacune sur le simulateur. Chaque session consiste à effectuer le même parcours sur la Seine à Paris. La première session est une session d'évaluation initiale servant de référence. Aucun retour n'est déclenché. Les deux sessions suivantes sont des sessions de formation identiques. Trois types de formation sont possibles (Paragraphe 6.2.2.1) : sans retours, avec retours non-adaptatifs ou avec retours adaptatifs (système

<sup>26</sup> CFANI : Centre de Formation d'Apprentis de la Navigation Intérieure

OSE). La quatrième et dernière session est la session d’évaluation finale, identique à l’évaluation initiale, donc sans retours. Celle-ci permet de mesurer les progrès de l’apprenant par rapport à la première session. Le Tableau 6.1 récapitule les différents enchaînements de sessions possibles.

Sessions	Déroulement 1	Déroulement 2	Déroulement 3
Évaluation initiale	Sans retours	Sans retours	Sans retours
Formation 1	Sans retours	Avec retours non-adaptatifs	Avec retours adaptatifs
Formation 2	Sans retours	Avec retours non-adaptatifs	Avec retours adaptatifs
Évaluation finale	Sans retours	Sans retours	Sans retours

Tableau 6.1 – Les trois déroulements de sessions possibles

La population de 27 apprenants a été répartie équitablement dans chaque type de formation : 9 apprenants ont fait la formation sans retours, 9 avec retours non-adaptatifs et 9 avec retours adaptatifs. Parmi les 9 apprenants de chaque type de formation, 3 sont novices, 3 sont intermédiaires et 3 sont experts.

Chaque expérimentation s’est déroulée comme suit :

1. L’apprenant remplit un questionnaire initial (Annexe 1) permettant, entre autres, de déterminer son niveau en navigation fluviale (novice, intermédiaire ou expérimenté).
2. L’expérimentateur explique le fonctionnement du pupitre de commandes (actions des manettes et signification des cadrans). Une feuille de route (Annexe 2), la signification des panneaux signalétiques qui seront rencontrés (Annexe 3) et des consignes de navigation (Annexe 4) sont communiquées à l’apprenant.
3. L’apprenant s’installe au poste de commandes. Le capteur de fréquence cardiaque est calibré pour cet apprenant particulier.
4. L’apprenant effectue la session d’évaluation initiale. Lors de cette session, aucun retour n’est déclenché.
5. L’apprenant passe à la première session de formation, choisie de manière aléatoire parmi les trois types de formation (sans retours, avec retours non-adaptatifs ou avec retours adaptatifs). Dans le cas où la session de formation comporte des retours, ceux-ci sont expliqués un par un à l’apprenant avant la session. En effet, l’expérimentation n’évalue pas la qualité des retours (leur intuitivité). L’explication de la signification des retours avant la session permet de s’assurer que les résultats ne seront pas biaisés à cause de l’incompréhension possible de certains retours par les apprenants.
6. L’apprenant remplit un questionnaire d’auto-évaluation (Annexe 5).
7. L’apprenant passe à la deuxième session de formation, identique à la première.
8. L’apprenant remplit de nouveau un questionnaire d’auto-évaluation, identique à celui de la première session d’évaluation.
9. L’apprenant effectue la session d’évaluation finale dans les mêmes conditions que l’évaluation initiale (sans retours).
10. L’apprenant remplit le questionnaire d’évaluation de la formation (Annexe 6). Celui-ci est un questionnaire qui fait le bilan des deux sessions de formation. Il est à remplir à la fin de l’expérimentation pour que l’apprenant puisse se rendre compte de l’intérêt de la formation après avoir réalisé la session finale sans retours.

11. L'apprenant remplit le questionnaire d'évaluation de la sensation de présence (Annexe 7). Il s'agit d'un questionnaire issu de questionnaires standards [Witmer et Singer 1998 ; Bouvier 2009] et adaptés à cette expérimentation.

Cette procédure d'expérimentation a été appliquée sur 27 apprenants pendant un peu plus de deux semaines. Les résultats obtenus sont présentés dans la partie suivante.

### 6.2.3 Résultats

Au cours de l'expérimentation, le module GULLIVER a collecté toutes les données informatiques nécessaires à la réalisation d'une étude statistique sur les interactions entre les apprenants et le système. Par ailleurs, en plus de ces données objectives, des informations subjectives ont été collectées au moyen de questionnaires remplis par les apprenants (Annexe 1, Annexe 5, Annexe 6 et Annexe 7). Les résultats de l'exploitation de ces données sont détaillés dans les paragraphes suivants afin de répondre aux hypothèses posées. Étant donné que les apprenants novices, intermédiaires et expérimentés n'ont pas les mêmes attentes et peuvent percevoir différemment le simulateur, les résultats sont présentés en distinguant les différents niveaux de formation des apprenants [Bajka et al. 2008].

#### 6.2.3.1 Hypothèse 1 : une meilleure formation grâce à l'adaptativité des retours ?

##### 6.2.3.1.1 Comparaison des progressions suivant le système de formation

Afin de pouvoir évaluer les apprenants et noter leur progression, un score global sur 20 points est calculé pour chaque session. Il se décompose comme suit :

- **Dégâts matériels** (sur 10 points) : calculé suivant le nombre de collisions (Tableau 6.2) ;
- **Efficacité** (sur 3 points) :
  - Durée du trajet (sur 1 point)
  - Conduite avec peu d'utilisation du gouvernail : prend en compte la conduite en zigzag et les angles de gouvernail extrêmes (sur 1 point)
  - Nombre de variations du régime des moteurs (sur 1 point)
- **Infraction au code de navigation** (sur 7 points) :
  - Durée vitesse trop faible (sur 1,25 point)
  - Durée vitesse trop élevée (sur 1,25 point)
  - Nombre de mauvais passages empruntés (sur 2 points)
  - Nombre de mauvaises arches de pont traversées (sur 1,25 point)
  - Nombre d'arches de pont passées en-dehors des limites d'alignement indiquées (sur 1,25 point)

Nombre de collisions	Score de dégâts matériels
0	10
1	7
2	5
3	4
4	3
5	2
6	1
≥ 7	0

Tableau 6.2 – Score de dégâts matériels en fonction du nombre de collisions

Les critères utilisés pour le calcul du score ont été communiqués aux apprenants avant l’expérimentation via la fiche de consignes de navigation (Annexe 4). Ce calcul du score ne correspond pas à un standard couramment utilisé et a été déterminé de manière empirique (un tel standard d’évaluation n’existe pas, même pour le passage du permis). Globalement le nombre de points retirés dépend de la gravité des erreurs.

L’hypothèse 1, concernant l’efficacité supérieure du système OSE, peut être vérifiée de manière objective par comparaison des scores entre l’évaluation initiale et l’évaluation finale [Koester 2003]. Le résultat de cette comparaison apparaît sur la Figure 6.4. On observe une meilleure progression pour les apprenants novices et intermédiaires avec le système OSE. Toutefois, le test de Kruskal-Wallis<sup>27</sup> montre qu’il n’y a pas de différence significative entre les trois systèmes de formation ( $p=0,159$ ). La Figure 6.5 montre en effet une variance importante des résultats. Les critères utilisés dans le score pris séparément ne permettent pas non plus de montrer une meilleure progression significative pour la formation avec le système OSE. Cette absence de différences significatives dans les résultats pourrait s’expliquer par une difficulté trop importante. En effet le scénario choisi portait sur le passage le plus difficile sur la Seine dans Paris et ce avec une longueur maximale de barges (un pousseur avec deux barges pour un total de 110 m). La difficulté importante a provoqué trop de variabilité dans les résultats à cause du facteur « chance » qui jouait beaucoup dans les sessions. Par exemple, plusieurs apprenants ont, d’une session à l’autre, eu un nombre de collisions très variable, dans le bon sens comme dans le mauvais sens. Ceci peut également expliquer les progressions négatives qui peuvent être relevées sur la Figure 6.4. La forte variabilité observée dans la progression des apprenants pourrait aussi résulter de la durée totale de l’expérimentation. Une heure (quatre sessions de 15 min) n’est peut-être pas suffisant pour pouvoir observer le réel apport d’une formation avec retours adaptatifs par rapport à une formation sans retours ou avec retours non-adaptatifs.

Sur la Figure 6.4, on peut noter que la formation avec retours non-adaptatifs n’a pas permis aux apprenants de progresser, quel que soit leur niveau. Cela pourrait s’expliquer par le fait que les retours assistaient trop la conduite et avaient tendance à déstabiliser lors de la phase d’évaluation finale où elles disparaissaient. Certains apprenants ont en effet commenté qu’ils ne conduisaient qu’en utilisant la carte avec l’affichage de la future position du bateau, sans vraiment prêter

<sup>27</sup> Ce test, correspondant à une ANOVA non paramétrique, a été utilisé à la place d’une ANOVA classique car le faible nombre d’apprenants ne permet pas de vérifier la normalité des distributions et l’homoscédasticité (homogénéité des variances) nécessaires.

attention au reste. On remarque également que la formation avec le système OSE n'a pas permis aux apprenants expérimentés de progresser. Ceci peut être normal étant donné qu'ils n'ont que peu à apprendre par rapport aux apprenants novices et intermédiaires. Toutefois on note une progression positive avec la formation sans retours pour les apprenants expérimentés. On peut donc supposer que l'adaptation des retours pour les apprenants expérimentés n'était pas optimale, les aidait trop et les distrayait de la même manière que le système avec retours non-adaptatifs. Ce point pourrait sûrement être réglé en ajustant les paramètres du module décisionnel GULLIVER.

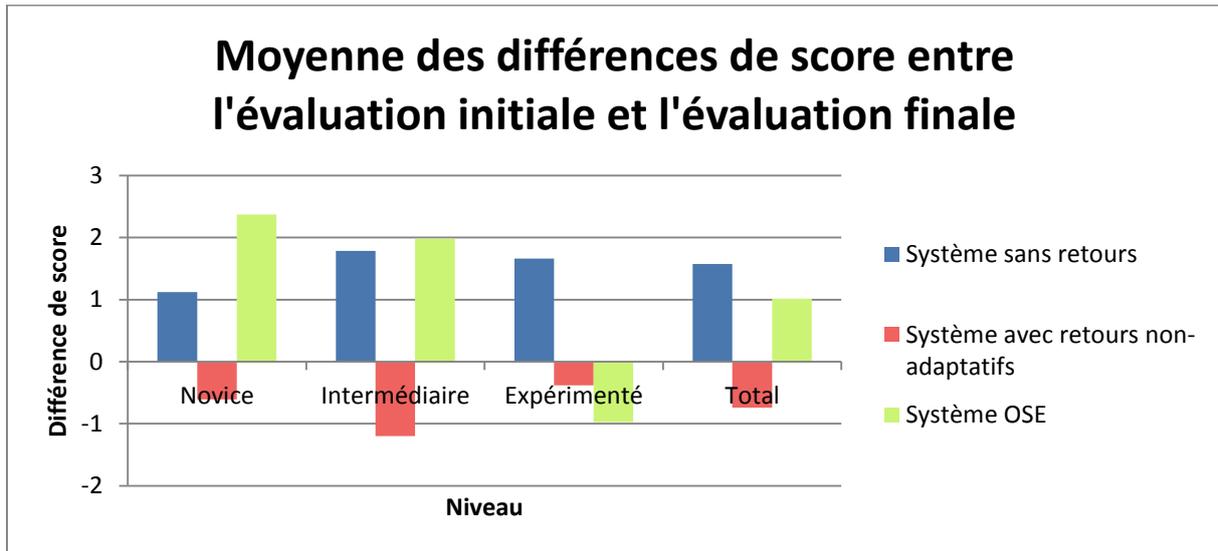


Figure 6.4 – Progression moyenne entre l'évaluation initiale et l'évaluation finale

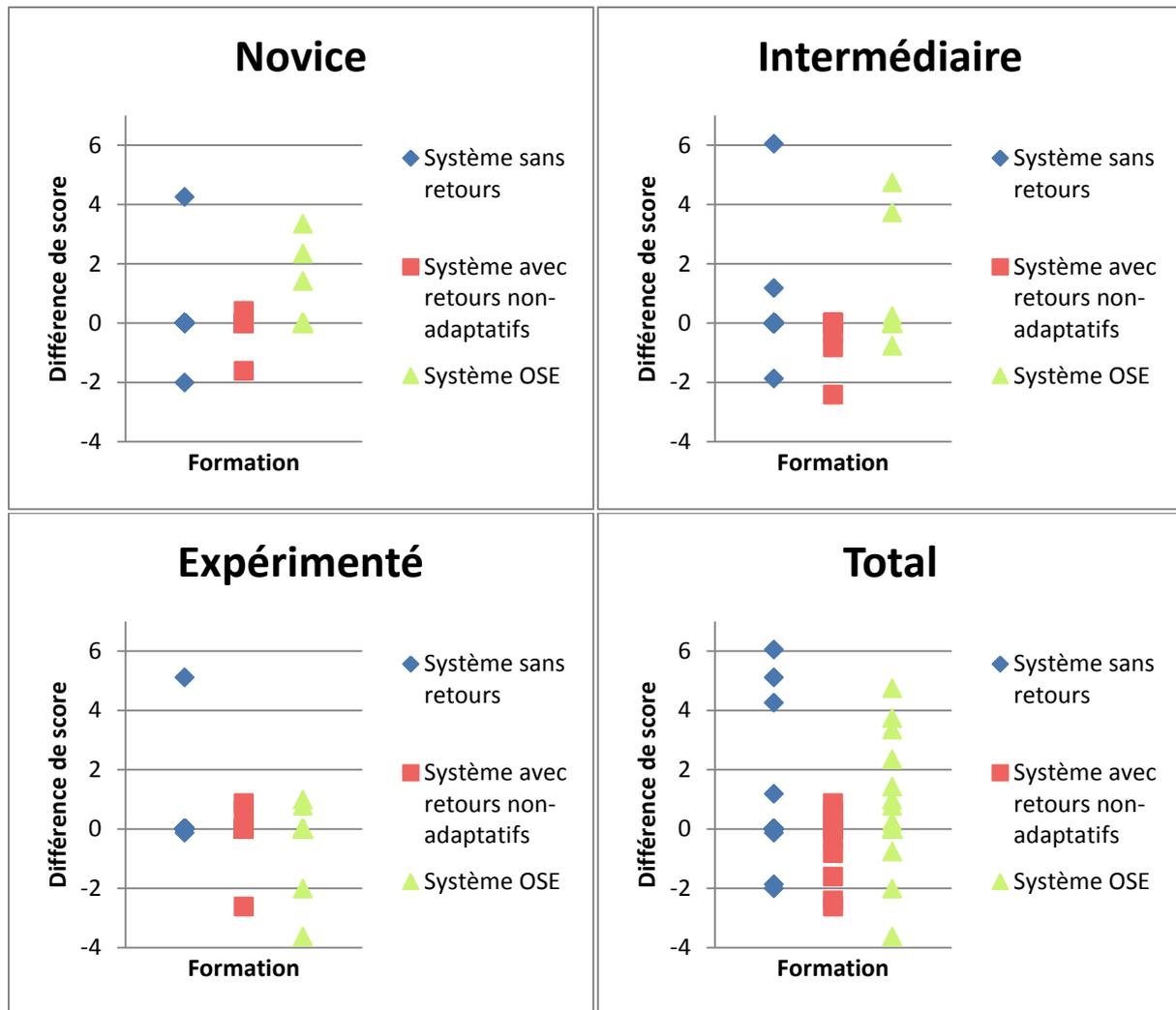


Figure 6.5 – Progression de chaque apprenant entre l'évaluation initiale et l'évaluation finale

### 6.2.3.1.2 Évaluation subjective des systèmes de formation

Les systèmes de formation ont été évalués de manière subjective par un questionnaire rempli à la fin de l'expérimentation (Annexe 6). Les réponses aux questions n°1 à 7, destinées à tous les apprenants qui ont participé à l'expérimentation, ne présentent pas de différences significatives entre les systèmes de formation (le test de Kruskal-Wallis donne  $p > 0,05$ ) pour pouvoir conclure sur l'avantage d'un système sur les autres. Les réponses aux questions sont sous la forme d'échelles de Likert graduées de 1 à 5. Le Tableau 6.3 indique les moyennes des réponses aux questions suivant le niveau de formation.

N°	Question	Novice	Intermédiaire	Expérimenté	Total
1	Les sessions de formation sont utiles pour préparer à naviguer en situation réelle.	4,2	4,1	3,1	3,77
2	Tous les débutants devraient passer sur ce système avant de naviguer en situation réelle.	4,6	4,0	3,9	4,13
3	Ce système devrait être recommandé aux navigants afin de leur permettre de s'améliorer.	4,1	3,8	2,4	3,37
4	Des sessions sur ce système devraient être intégrées dans la formation des navigants.	4,1	4,3	3,8	4,07
5	Des développements supplémentaires sont nécessaires pour pouvoir utiliser le système.	3,8	4,0	4,0	3,93
6	Cette formation m'a paru utile.	4,3	4,4	3,4	4
7	Cette formation m'a permis de m'améliorer.	3,7	3,8	2,9	3,43

Tableau 6.3 – Moyennes des réponses aux questions n°1 à 7 du questionnaire d'évaluation des systèmes de formation

Les réponses aux questions 2 et 4 montrent bien l'intérêt d'un simulateur pour la formation. Le score plus faible de la question 1 est dû aux apprenants expérimentés qui sont plus exigeants au niveau de la crédibilité de la navigation virtuelle vis-à-vis de ce qu'ils ont déjà expérimenté en situation réelle. Cela se retrouve également dans leurs réponses au questionnaire d'évaluation de la sensation de présence (Paragraphe 6.2.3.3.3). De même, les apprenants expérimentés ont moins bien noté les questions 3, 6 et 7 car d'après leurs commentaires ils savaient déjà bien naviguer et ils ont jugé qu'un tel simulateur leur apportait peu, ce qui est compréhensible. La réponse à la question 5 indique que tout n'est pas encore parfait sur le prototype et que certains éléments mériteraient d'être améliorés. Par exemple, plusieurs apprenants ont relevé le manque de certaines commandes de pilotage.

Les questions 8, 9 et 10 portaient uniquement sur notre système OSE. Les résultats sont rapportés sur la Figure 6.6. Les réponses sont dans l'ensemble plutôt positives. Cependant les réponses à la question 9 montrent que des ajustements sont encore nécessaires au niveau du choix des retours selon le niveau de l'apprenant (les novices n'étaient apparemment pas suffisamment aidés alors que les expérimentés l'étaient trop). À noter que ces questions 8, 9 et 10 ont été répondues uniquement par les apprenants ayant eu une formation sur le système OSE. Il aurait été plus judicieux de proposer ces questions à tous les apprenants et en aveugle (sans leur dire s'ils avaient effectivement eu un système avec des retours adaptatifs). Cela aurait permis d'éviter un éventuel effet placebo (les apprenants pourraient penser que les retours étaient adaptatifs uniquement parce que cela leur a été dit) et également cela aurait permis d'estimer une éventuelle part de réponses données dans le but de nous faire plaisir (ex : certains apprenants ayant eu le système avec retours non-adaptatifs pourraient répondre que le système s'adaptait bien à leur comportement dans le seul but de nous récompenser pour le système de formation).

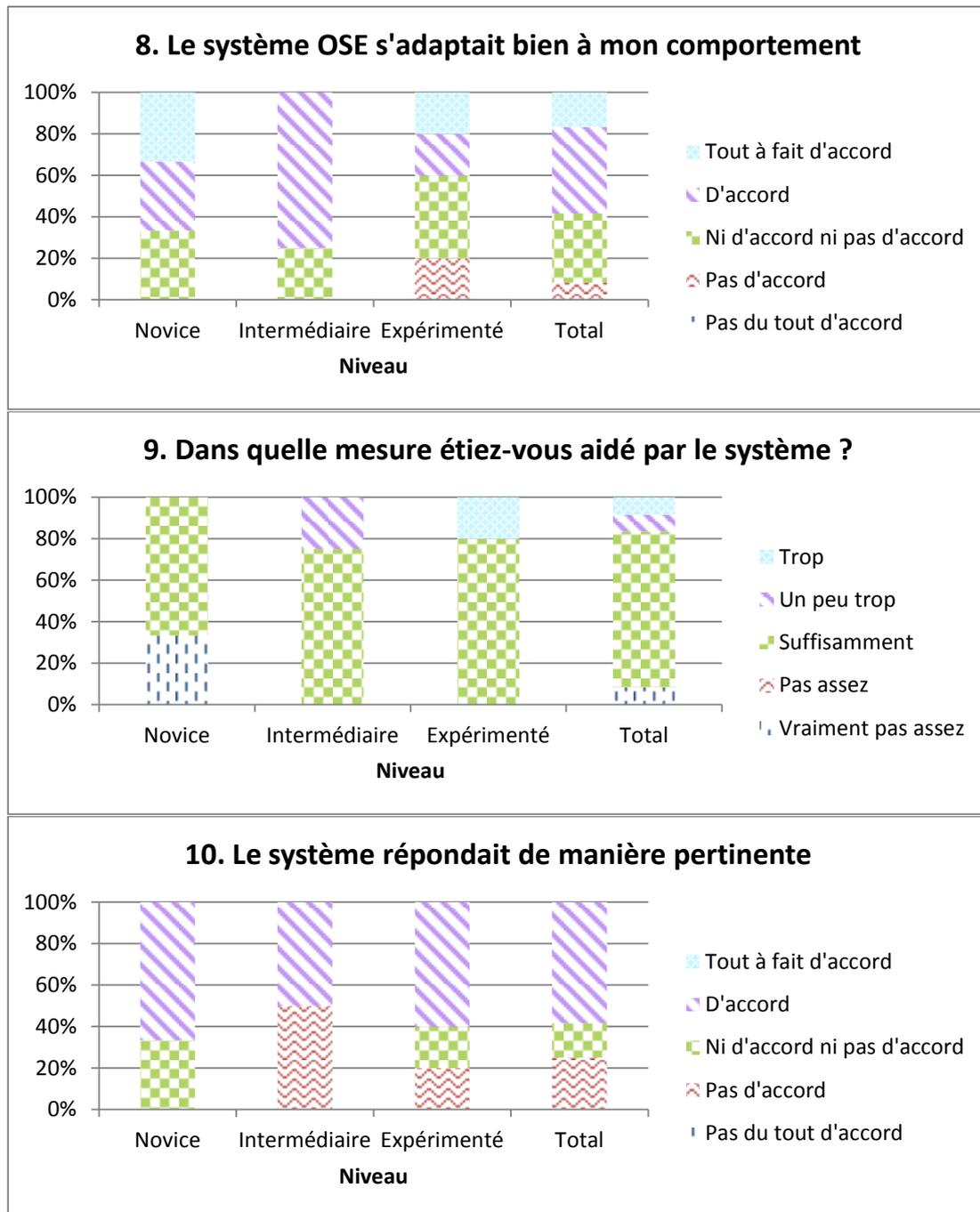


Figure 6.6 – Moyennes des réponses aux questions n°8 à 10 du questionnaire d'évaluation des systèmes de formation

### 6.2.3.2 Hypothèse 2 : meilleure prise de conscience des erreurs commises ?

L'hypothèse 2 peut être vérifiée par la mise en correspondance des réponses au questionnaire d'auto-évaluation (Annexe 5) et des erreurs commises pendant la phase de formation. Cependant les données sont inexploitable car beaucoup trop variables et parfois incohérentes (certains apprenants ont pensé avoir commis de graves erreurs alors que ce n'était pas le cas). Il n'est pas donc possible de faire ressortir un système de formation au-dessus des autres, sauf pour la question 17 portant sur le score global : « Sur une échelle de 0 à 10, quelle note globale vous mettriez-vous ? ». On observe en effet pour cette question que les apprenants se sous-estiment plus avec la formation sur système OSE qu'avec les autres (Figure 6.7) et ce résultat est assez significatif

(une ANOVA donne  $p=0,07$ ). Cela semble indiquer que les apprenants sont mieux conscients d'avoir fait des erreurs.

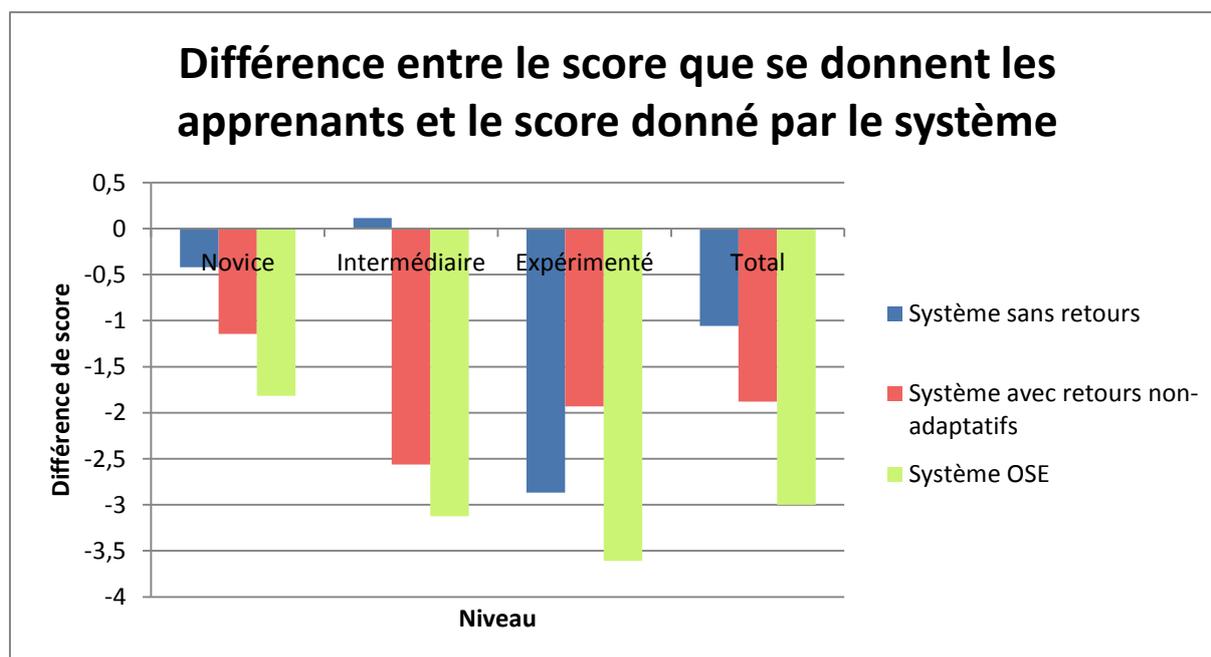


Figure 6.7 – Différence entre le score que se donnent les apprenants et le score donné par le système

### 6.2.3.3 Hypothèse 3 : expérience de navigation virtuelle suffisamment similaire à une expérience de navigation réelle ?

#### 6.2.3.3.1 Conservation de l'expérience acquise en environnement réel sur le simulateur

Au niveau du dosage de la difficulté du scénario de formation, l'objectif était de proposer un parcours suffisamment difficile pour pouvoir différencier les apprenants novices, intermédiaires et expérimentés. Une simplification a cependant été mise en place afin d'éviter des situations de blocage au niveau des apprenants débutants : après chaque collision, le bateau est automatiquement repositionné au milieu du canal et avec une vitesse de 9 km/h. Cette téléportation n'est pas réaliste mais permet de gagner du temps et d'enlever le côté pénible du réel (les manœuvres pour se sortir d'une collision peuvent être complexes) sans que cela ait un impact au niveau de l'expérimentation étant donné que l'objectif est de former à éviter les collisions et non à s'en dépêtrer. Toutefois il apparaît que la difficulté a peut-être été tout de même trop importante et a eu un impact sur la variabilité des progressions des apprenants (voir Paragraphe 6.2.3.1.1).

Afin de mettre en évidence la conservation de l'expérience acquise en environnement réel lorsque les apprenants sont sur le simulateur, nous proposons de comparer les scores obtenus aux sessions d'évaluation initiale et finale en fonction du niveau des apprenants. Ceci est illustré sur la Figure 6.8. On remarque les apprenants expérimentés et intermédiaires obtiennent des scores nettement supérieurs aux apprenants novices. Le test de Kruskal-Wallis révèle qu'au moins un niveau de formation diffère significativement des autres ( $p=0,004$  pour la session d'évaluation initiale et

$p=0,006$  pour la session d'évaluation finale). Le test de Mann-Whitney<sup>28</sup> montre une différence significative entre les scores des apprenants novices et des autres apprenants (intermédiaires et expérimentés) avec  $p \leq 0,005$ . La différence entre les apprenants intermédiaires et expérimentés n'est par contre pas significative ( $p > 0,6$ ).

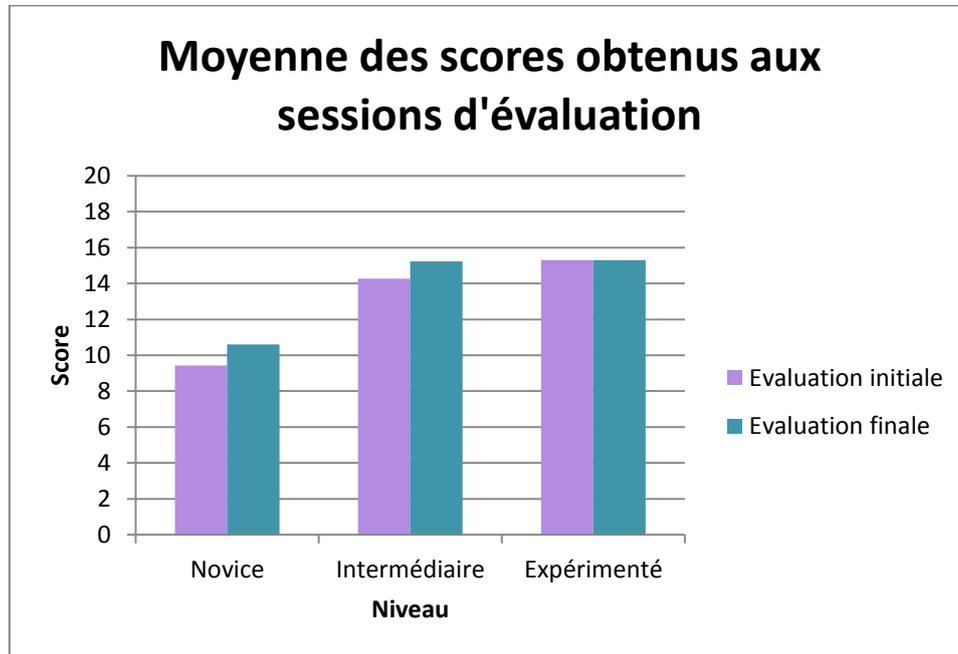


Figure 6.8 – Moyenne des scores obtenus aux sessions d'évaluation

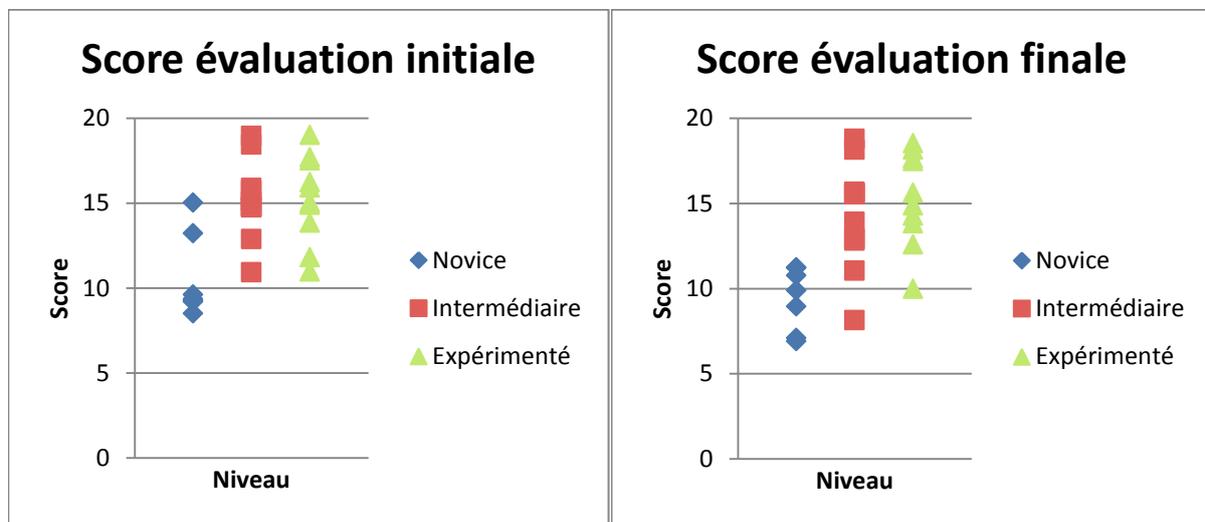


Figure 6.9 – Scores obtenus aux sessions d'évaluation pour chaque apprenant

On peut donc conclure que l'hypothèse 3 est en partie vérifiée : la plateforme expérimentale est suffisamment crédible pour que la différence entre des apprenants novices et non-novices soit conservée. Toutefois, la différence entre les apprenants intermédiaires et expérimentés n'est pas suffisamment significative. Il faudrait les évaluer également en situation réelle afin de vérifier si dans

<sup>28</sup> Test équivalent au test de Kruskal-Wallis mais pour deux échantillons. Kruskal-Wallis s'utilise avec trois échantillons ou plus.

ce cas une différence est bien notable avec nos critères d'évaluation. Si ce n'est pas le cas, cela signifie qu'une évaluation pratique ne permet pas de distinguer un apprenant intermédiaire d'un expérimenté. Une telle évaluation en situation réelle n'a malheureusement pas pu être possible. Il faudrait également tester d'autres scénarios de navigation en environnement virtuel, car la difficulté importante de celui que nous avons choisi pourrait être la cause de cette absence de différence.

La conservation de l'expérience acquise en environnement réel sur le simulateur peut être validée objectivement par comparaison des scores obtenus aux sessions d'évaluations suivant le niveau de formation des apprenants mais également de manière subjective à partir des résultats du questionnaire d'évaluation de la sensation de présence qui sont présentés au Paragraphe 6.2.3.3.3.

#### 6.2.3.3.2 Conservation de l'expérience acquise sur le simulateur en environnement réel

L'hypothèse 3 a été en partie vérifiée au Paragraphe 6.2.3.3.1 en ce qui concerne la conservation de l'expérience acquise en réel sur le simulateur. Pour déterminer s'il y a un transfert des compétences acquises sur le simulateur vers la navigation en environnement réel, l'idéal serait d'évaluer les apprenants en environnement réel avant et après passage sur simulateur pour noter une éventuelle progression. Dans le cadre de cette expérimentation, il n'a pas été possible de mettre en place une telle vérification. On ne peut donc pas se prononcer de manière stricte sur un possible transfert d'expérience du simulateur vers le monde réel, néanmoins on peut l'estimer subjectivement à partir du questionnaire d'évaluation de la sensation de présence (Annexe 7) dont les résultats sont analysés dans le paragraphe suivant.

#### 6.2.3.3.3 Évaluation subjective de la sensation de présence

La présence est définie comme « le sentiment authentique d'exister dans un monde autre que le monde physique où notre corps se trouve » [Bouvier 2009]. Elle se définit suivant quatre dimensions :

- **présence sociale** : acceptation des autres acteurs de l'environnement (vivants ou artificiels) comme des acteurs réels ;
- **présence environnementale** : acceptation de l'environnement virtuel comme un environnement physique réel ;
- **présence de soi** : perception du soi virtuel comme le soi réel ;
- **présence d'action** : conscience de ses actes et de leur portée.

Il est important que les apprenants se sentent présents dans le monde virtuel dans lequel ils naviguent afin qu'ils adoptent une attitude similaire à celle qu'ils auraient dans le monde réel. Il faut que l'expérience de navigation virtuelle soit suffisamment crédible pour que les compétences acquises en environnement virtuel puissent être appliquées directement en environnement réel.

La sensation de présence a été évaluée de manière subjective par l'analyse des réponses au questionnaire sur la sensation de présence (Annexe 7). Ce questionnaire a été adapté de celui proposé par Bouvier [Bouvier 2009] pour correspondre à notre application. Les résultats obtenus sont résumés dans le Tableau 6.4. Les réponses aux questions sont sous forme d'échelles de Likert à 5 graduations. Les jugements concernant les dimensions de la présence et la présence globale sont évalués sous la forme de pourcentage de réponses positives, c'est-à-dire supérieures ou égales à 4 sur l'échelle de Likert (car une personne est soit présente dans l'environnement virtuel, soit présente

dans l'environnement réel, mais pas entre les deux [Bouvier 2009]). La dimension de présence sociale n'est pas représentée ici car il n'y a aucune autre entité (vivante ou artificielle) dans l'environnement virtuel.

Jugement mesuré	Moyenne	Réponses positives	Questions concernées
Qualité de l'immersion	3,44		1 ; 13 ; 15 ; 21 ; 23 ; 26 ; 33
Émotions ressenties	2,98		7 ; 10 ; 28
Crédibilité de l'environnement virtuel	3,58		5 ; 11
Réalisme de l'expérience	3,55		2 ; 17
Crédibilité de l'expérience	3,36		24 ; 29 ; 36
Conscience de la virtualité de la situation	3,07		7
Implication	2,93		3 ; 4 ; 12 ; 31
Présence environnementale	3,13	46,67 %	8 ; 9 ; 14
Présence de soi	3,63	63,33 %	6
Présence d'action	3,27	50 %	32
Présence globale	3,28	63,33 %	10 ; 16 ; 18 ; 20 ; 27 ; 28
Effets négatifs	2,08		19 ; 22 ; 25 ; 30 ; 34 ; 35

Tableau 6.4 – Résultats du questionnaire d'évaluation de la sensation de présence

Les résultats sont globalement satisfaisants. Ils sont similaires à ceux obtenus pour d'autres applications ([Bouvier 2009]). Les moyennes les plus importantes ont été observées pour l'évaluation de la crédibilité et du réalisme de l'environnement virtuel ainsi que de la présence de soi, ce qui montre que le simulateur est capable de retranscrire la situation réelle. La moyenne la plus élevée (3,77) a été relevée sur la question 20 « je me suis comporté dans l'environnement comme si la situation était réelle », ce qui montre bien que le simulateur offre une sensation globale de présence suffisamment importante pour permettre son utilisation pour la formation à des situations de navigation réelles. Toutefois, il apparaît que ceci est moins vrai pour les apprenants expérimentés. Par exemple, au niveau de la crédibilité de l'expérience, la moyenne des apprenants expérimentés est de 3 alors qu'elle est de 3,67 pour les apprenants novices et intermédiaires (la différence est significative avec  $p=0,052$  au test de Mann-Whitney). Cela peut s'expliquer par le fait que les apprenants expérimentés avaient pratiqué la navigation fluviale à de nombreuses reprises et du coup ils étaient plus exigeants quant à la qualité de retranscription des conditions réelles par le simulateur. Par exemple, plusieurs d'entre eux ont trouvé que la manœuvrabilité n'était pas très réaliste car plus difficile que la normale. Par ailleurs, certains dispositifs normalement disponibles en environnement réel n'étaient pas présents sur le simulateur, comme par exemple le bouteur (moteur à l'avant facilitant les manœuvres), le mât signalant l'extrémité du bateau et la commande d'élévation de la timonerie<sup>29</sup> (la monter améliore la visibilité).

Les effets négatifs qui ont été ressentis lors de l'expérimentation sont principalement de la fatigue oculaire (moyenne de 2,7), certainement due à l'utilisation de la stéréoscopie active pendant une heure.

<sup>29</sup> Poste de pilotage généralement mobile en hauteur.

Il est également possible d'évaluer la sensation de présence par l'observation des réponses physiologiques. Le principe est que si l'utilisateur ressent la présence, ses réactions physiologiques dans l'environnement virtuel seront les mêmes que dans l'environnement réel [Bouvier 2009]. Des études ont notamment montré que la variation du rythme cardiaque est un indicateur valide de la présence [Meehan et al. 2002 ; Wiederhold et al. 2003], mais bien évidemment à la condition que l'expérience dans l'environnement virtuel soit suffisamment porteuse d'émotion pour provoquer une telle réponse physiologique. Ce point va être vérifié dans le prochain paragraphe.

#### 6.2.3.3.4 Impact de l'expérimentation sur le rythme cardiaque : une réponse physiologique similaire à une expérience dans le monde réel ?

Avant l'expérimentation, il n'était pas certain que le rythme cardiaque varierait de manière significative au cours d'une session. D'après les relevés de la population testée, il apparaît que pour certaines personnes (43,3 %) une modification assez nette du rythme cardiaque peut être notée. Par exemple, la Figure 6.10 montre une augmentation de 20 bpm d'un apprenant intermédiaire pendant la session d'évaluation initiale (sans retours) quand il navigue au niveau du passage le plus difficile (entre 300 s et 450 s). Il n'y a pas de différence nette de variation de rythme cardiaque entre les apprenants expérimentés et les novices, mais on peut noter que le rythme cardiaque devient généralement plus lent et plus régulier au fur et à mesure des sessions pour les personnes où des modifications cardiaques sont notables. La variation du rythme cardiaque mesurée est donc cohérente car liée à la difficulté de la navigation (augmentation du rythme cardiaque, et donc du stress sur les passages difficiles) et à un effet de « nouveauté » (rythme cardiaque plus élevé sur les premières sessions). Les sessions étant toutes sur un parcours identique et avec un même bateau, il était attendu que les apprenants soient de moins en moins stressés au fil des sessions étant donné qu'ils connaissent de mieux en mieux les difficultés et s'habituent au gabarit et au comportement du bateau. Cette cohérence observée dans la mesure de la variation du rythme cardiaque laisse donc penser que la sensation de présence était suffisamment importante pour que cette réponse physiologique soit similaire à celle qui pourrait être mesurée en situation réelle. Cette conclusion doit cependant être modérée par le fait qu'une variation nette du rythme cardiaque n'a été observée que pour 43,3 % des apprenants.

Il serait intéressant de mesurer le rythme cardiaque des apprenants en situation de navigation réelle sur le même parcours et avec le même bateau afin de comparer ces variations de rythme cardiaque avec celles mesurées en situation de navigation sur le simulateur. Cela permettrait de constater que certains apprenants ont des variations de rythme cardiaque uniquement en situation réelle ou au contraire qu'ils n'en ont dans aucun des deux cas. Il pourrait également être observé des variations plus importantes en situation réelle qu'en virtuel, signe de réponse émotionnelle plus importante en situation réelle. Cette comparaison entre le stress ressenti sur simulateur et en situation réelle permettrait également d'évaluer le phénomène de désinhibition, c'est-à-dire le fait que les apprenants ne prennent pas autant de risques en environnement virtuel qu'en environnement réel parce qu'ils ne ressentent pas le même niveau de stress [Baudu 2010].

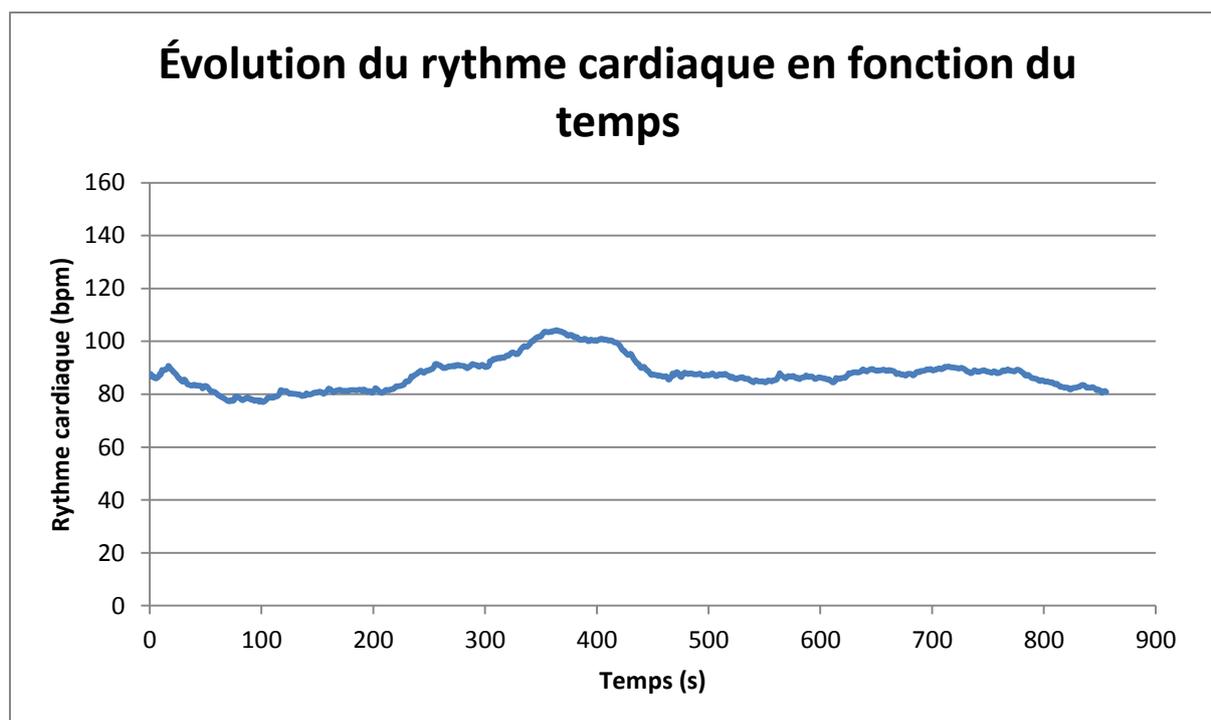
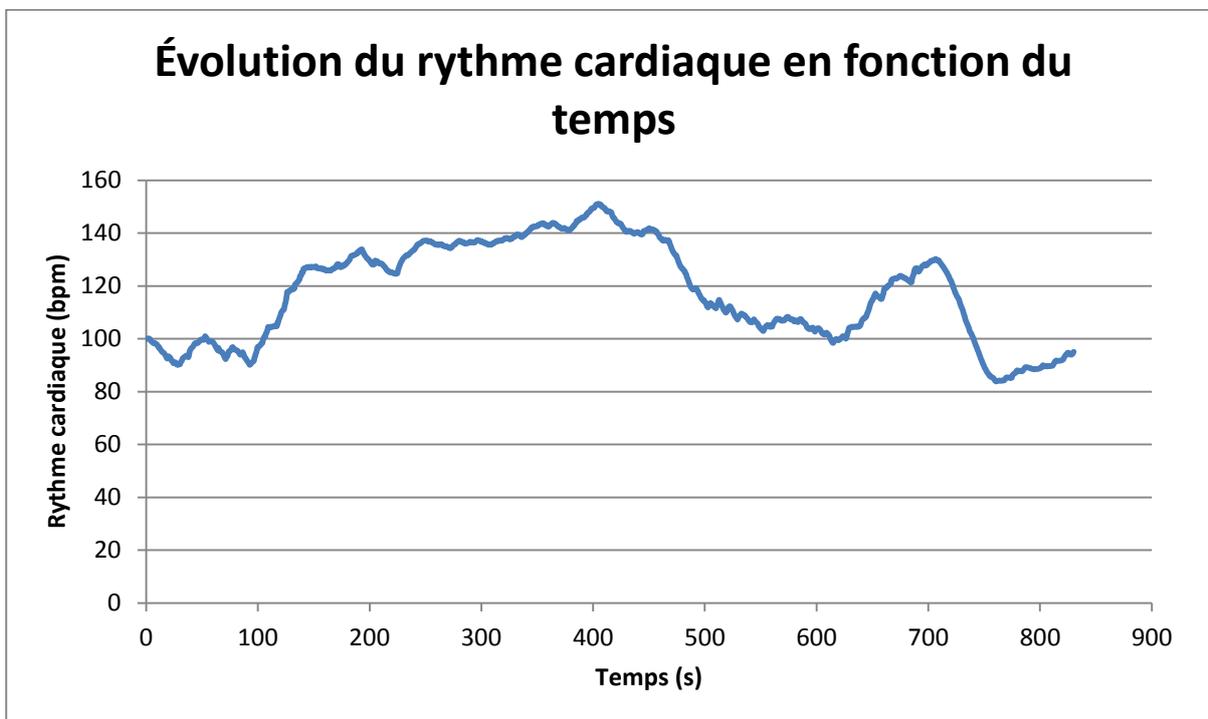


Figure 6.10 – Évolution du rythme cardiaque en fonction du temps pour la session d'évaluation initiale d'un apprenant intermédiaire

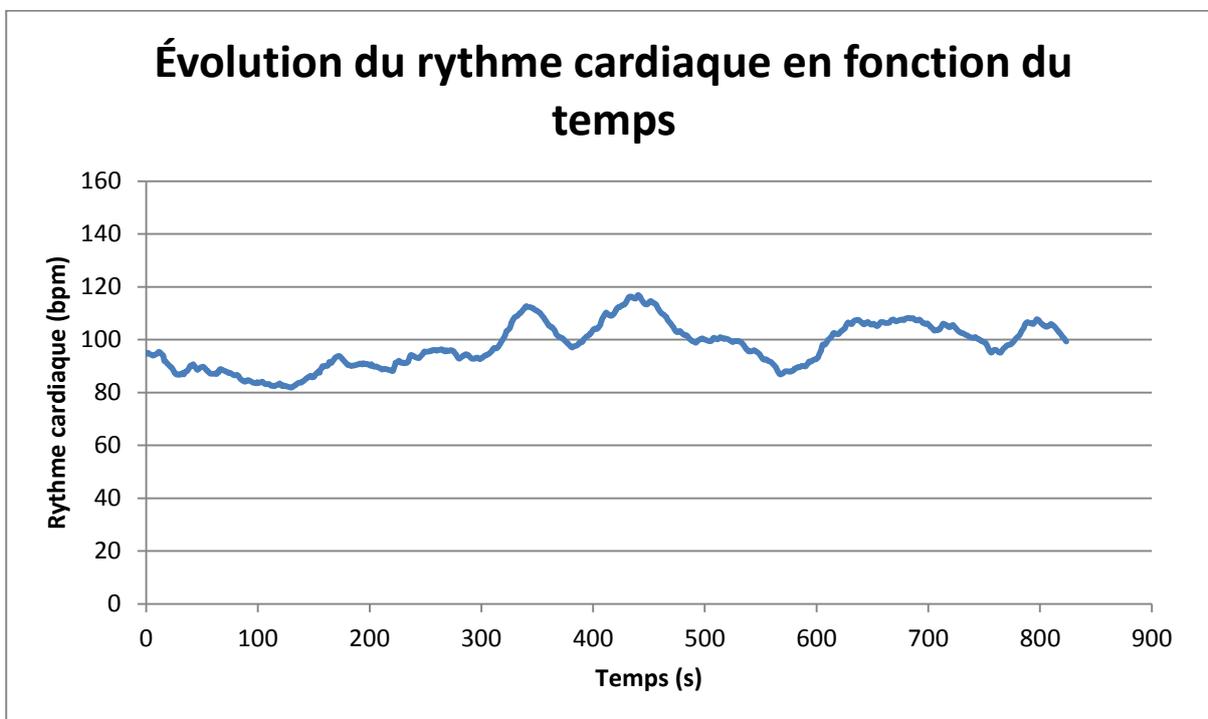
Si l'on croise les réponses du questionnaire d'évaluation de la sensation de présence avec les variations observées du rythme cardiaque, on s'aperçoit que certains apprenants qui ont évalué plutôt négativement la sensation de présence via le questionnaire ont cependant eu des variations importantes de leur rythme cardiaque au cours de l'expérimentation. L'inverse peut également être constaté. Cela nous conforte donc dans l'idée que pour certains apprenants l'absence de variation nette de leur rythme cardiaque ne signifie pas forcément qu'ils ne ressentaient pas de la présence et inversement certains apprenants qui ont noté négativement leur sensation de présence ont en fait bien ressenti de la présence qui s'est manifesté par une hausse incontrôlée de leur rythme cardiaque.

Avant l'expérimentation, les apprentis du CFANI (apprenants intermédiaires et expérimentés) avaient été prévenus qu'il s'agissait d'une expérience scientifique et non d'un examen et donc que les résultats ne seraient pas pris en compte dans leur cursus. Il aurait cependant peut-être mieux fallu leur faire croire, dans le cadre de l'expérimentation, qu'il s'agissait d'un véritable examen afin d'observer des variations de rythme cardiaque plus importantes et d'éviter que les apprenants ne se comportent comme s'il s'agissait d'un jeu vidéo. En effet, parmi tous les apprentis du CFANI, un seul a cru qu'il s'agissait d'un examen et cela s'est significativement ressenti dans les variations de son rythme cardiaque, malgré le fait qu'il s'agissait d'un apprenant expérimenté. La Figure 6.11 montre l'évolution de son rythme cardiaque lors de la première session d'évaluation initiale (sans retours) où il croyait qu'il s'agissait d'un examen et l'évolution lors de la seconde session (formation sur système OSE) où il savait que les résultats ne seraient pas pris en compte dans son dossier scolaire. Le fait que la deuxième session comportait des retours adaptatifs a peut être également influencé la baisse du rythme cardiaque mais pas dans des proportions aussi marquantes si l'on se base sur le cas des autres apprenants. L'augmentation brusque du rythme cardiaque qui peut être observée sur la

première session de cet apprenant aux alentours de 700 s (et qui n’apparaît pas pour l’apprenant de la Figure 6.10) correspond au passage du pont Neuf qui est particulièrement étroit et constitue un passage très difficile.



*Avant de savoir qu’il ne s’agissait pas d’un examen (session d’évaluation initiale)*



*Après avoir su qu’il ne s’agissait pas d’un examen (session de formation sur système OSE)*

**Figure 6.11 – Comparaison du rythme cardiaque avant et après avoir su qu’il ne s’agissait pas d’un examen**

Au vu de la variation du rythme cardiaque parfois importante qui peut être relevée et de sa corrélation avec la difficulté de la situation, on peut conclure qu’il s’agit d’un facteur intéressant à

prendre en compte dans le choix de la décision des retours à apporter à l'apprenant, même s'il est vrai que de telles variations n'ont pas été observées pour tous les apprenants.

Suivant le système de formation utilisé, il n'y a pas eu de différences significatives au niveau de la variation du rythme cardiaque. Cela pourrait signifier que les apprenants n'ont pas été en surcharge cognitive avec les systèmes de formation apportant des retours. Il est en effet reconnu que la mesure du rythme cardiaque est une mesure objective indirecte de la charge cognitive car un niveau important de charge cognitive peut provoquer une augmentation du niveau de stress qui peut provoquer à son tour une augmentation du rythme cardiaque [Brünken et al. 2003].

## 6.2.4 Discussions

### 6.2.4.1 Hypothèse 1 : une meilleure formation grâce à l'adaptativité des retours ?

Notre première hypothèse était que le système OSE, grâce à l'adaptativité des retours, permet d'apprendre à mieux naviguer dans un temps de formation imparti qu'une formation sans retours ou avec retours non-adaptatifs.

L'évaluation de la progression des apprenants n'a pas montré de différences significatives entre les systèmes de formation à cause d'une importante variabilité des résultats. La difficulté du scénario de formation a été mise en avant comme cause possible de cette forte variabilité, ainsi que la durée assez réduite de l'expérimentation. Quand bien même, il a pu être noté que les apprenants novices, et intermédiaires dans une moindre mesure, ont eu une progression moyenne plus élevée avec notre système OSE. Les résultats obtenus avec le système avec retours non-adaptatifs sont nettement moins bons que ceux obtenus avec notre système. Nous expliquons cela par le fait que les retours semblaient trop assister la conduite et de ce fait avaient tendance à déstabiliser les apprenants quand ils en étaient privés lors de la session d'évaluation finale.

L'hypothèse 1 devait par ailleurs être vérifiée grâce aux résultats du questionnaire portant sur l'évaluation des systèmes de formation. Cependant, les réponses n'ont pas montré de différences significatives entre les systèmes. Celles qui ne concernaient que le système OSE ont toutefois donné un retour positif, même s'il a été pointé que l'adaptation des retours n'était pas encore parfaite : les apprenants novices ne se sont pas sentis suffisamment aidés et les apprenants expérimentés se sont au contraire sentis trop assistés. Cette assistance un peu trop forte des apprenants expérimentés pourraient expliquer le fait que le système OSE ne leur a pas permis de progresser autant que le système sans retours d'après les résultats observés.

En conclusion, l'hypothèse 1 n'a pas été fermement vérifiée mais les résultats laissent penser que notre système est le plus efficace pour les apprenants novices et intermédiaires, et pourraient le devenir pour les apprenants expérimentés après ajustement des paramètres de choix des retours.

### 6.2.4.2 Hypothèse 2 : meilleure prise de conscience des erreurs commises ?

Notre deuxième hypothèse était que l'adaptation des retours, proposée par notre système OSE, permettrait aux apprenants de mieux prendre conscience de leurs erreurs, par rapport aux autres systèmes de formation plus classiques.

On peut dire que cette hypothèse semble être exacte. En effet, l'auto-évaluation des apprenants a permis de mettre en évidence une tendance significative à se sous-évaluer lors de l'utilisation de notre système, quel que soit leur niveau de formation. Le fait que les apprenants soient plus sévères avec eux-mêmes signifie peut-être qu'ils sont mieux conscients d'avoir fait des erreurs. L'utilisation de notre système OSE par des apprenants pourrait donc se traduire par une amélioration de la sécurité du transport fluvial. Cela concerne également les navigants plus expérimentés qui souhaitent vérifier leurs compétences en utilisant notre système.

#### ***6.2.4.3 Hypothèse 3 : expérience de navigation virtuelle suffisamment similaire à une expérience de navigation réelle ?***

Notre troisième hypothèse, contrairement aux deux premières, ne portait pas sur les avantages de notre système de formation par rapport aux autres mais sur la validité du simulateur. L'hypothèse était que notre plateforme expérimentale offrait une sensation de présence et une crédibilité suffisamment importante pour permettre son utilisation pour la formation à des situations de navigation réelles. Cette hypothèse permet donc de s'assurer que notre expérimentation s'est bien déroulée sur un simulateur « valide », à même de simuler une situation de navigation réelle. Vérifier cette hypothèse permet donc de vérifier que les résultats obtenus n'ont pas été faussés par l'utilisation d'un simulateur n'offrant pas une sensation de présence, une crédibilité suffisamment importante. Le problème qui pourrait se poser est qu'au lieu de mesurer une progression des apprenants en navigation fluviale, nous mesurons une progression des apprenants dans la maîtrise du simulateur en tant que dispositif technique.

La validité du simulateur a été estimée en deux parties. La première partie consistait à déterminer si le niveau estimé des apprenants se retrouvait bien dans les résultats obtenus lors de l'utilisation du simulateur. Autrement dit, il s'agissait de vérifier si l'expérience acquise par les apprenants par leur pratique de la navigation réelle était conservée lors de leur utilisation du simulateur, ce qui suppose que celui-ci offre une expérience de navigation suffisamment crédible, proche de la réalité. Les scores obtenus par les apprenants ont montré une différence significative entre les novices et les autres, mais pas entre les apprenants intermédiaires et les expérimentés. Cette absence de différence n'est pas forcément un point négatif. Pour le savoir il faudrait vérifier s'il y a bien une différence observable en situation de navigation réelle ou bien avec d'autres scénarios de navigation en environnement virtuel.

La deuxième partie de la vérification de cette troisième hypothèse concerne l'effet inverse : est-ce que l'expérience acquise sur le simulateur est conservée lors d'une situation de navigation réelle ? La réponse à cette question dépasse la portée de cette expérimentation car il aurait fallu comparer la progression des apprenants en situation de navigation réelle avant et après formation sur simulateur.

Toutefois, la réponse à cette question a été estimée par l'évaluation de la sensation de présence, qui permet de répondre également à la première partie de l'hypothèse 3. Il apparaît, au vu des résultats subjectifs obtenus par l'analyse des réponses au questionnaire d'évaluation de la sensation de présence, que le simulateur offrait une sensation de présence, une crédibilité suffisamment importante pour que l'on puisse s'attendre à ce que l'expérience de navigation

virtuelle soit vécue de manière similaire à une expérience en situation de navigation réelle. Ceci doit tout de même être tempéré par le fait que les apprenants expérimentés ont eu tendance à porter moins de crédibilité à l'expérience vécue en environnement virtuel. Du fait de leur expérience importante de la navigation réelle, ils ont été plus exigeants quant à la qualité de retranscription du simulateur. Certains détails, concernant des commandes de navigation ou des outils disponibles dans la réalité, manquent à notre simulateur et cela les a quelque peu perturbés.

En plus du questionnaire, la sensation de présence a été évaluée, cette fois-ci de manière objective, par l'observation d'une réponse physiologique : la variation du rythme cardiaque. Il en ressort qu'une partie non négligeable des apprenants ont eu des augmentations de leur rythme cardiaque en correspondance avec les passages difficiles du scénario de navigation. Cette réponse physiologique non contrôlée est similaire à ce qui pourrait être observée en situation de navigation réelle et indique donc que certains apprenants se sont bien sentis présents. Cela conforte également l'idée que la prise en compte du rythme cardiaque par le module décisionnel GULLIVER pour le choix des retours est pertinente.

La combinaison de tous ces résultats (comparaison des scores en fonction du niveau des apprenants, réponses au questionnaire de présence et variations observées du rythme cardiaque) laisse donc supposer que l'hypothèse 3 a été globalement plutôt vérifiée.

#### **6.2.4.4 Récapitulatif des résultats du point de vue des systèmes de formation**

Si l'on reprend les résultats du point de vue des systèmes de formation, il apparaît que le système OSE semble permettre une meilleure progression des apprenants novices et intermédiaires. Vient ensuite le système sans retours, qui contrairement au système OSE, apporte une progression aux apprenants expérimentés. Cela pourrait s'expliquer par une tendance du système OSE à trop aider les apprenants expérimentés. Le système avec retours non-adaptatifs semble ne pas permettre aux apprenants de progresser, quel que soit leur niveau, à cause de l'assistance trop importante qu'il leur apporte. On pourrait penser que la quantité importante d'assistances a entraîné une surcharge cognitive des apprenants justifiant cette absence de progression, mais d'après les variations observées du rythme cardiaque, indicateur indirect de surcharge cognitive, il n'en est rien. Après des réglages plus approfondis du module décisionnel, il est attendu que le système OSE permette une meilleure progression des apprenants, quel que soit leur niveau. Les réponses aux questions d'évaluation de notre système ainsi que les commentaires des apprenants mais également des formateurs du CFANI ont été très positifs et ont montré un réel intérêt pour que notre système soit intégré aux centres de formation.

Au niveau de la prise de conscience des erreurs, notre système OSE semble apparaître comme étant le système de formation permettant la plus importante prise de conscience, quel que soit le niveau de formation. De manière globale, le système avec retours non-adaptatifs apparaît en deuxième et celui sans retours est dernier. La présence de retours non-adaptatifs semble permettre aux apprenants de quand même prendre conscience de certaines de leurs erreurs, mais il apparaît que les retours adaptatifs ont semble-t-il amélioré cette prise de conscience.

## Chapitre 7 Bilan et perspectives

---

### 7.1 Bilan des travaux

Dans l'optique d'améliorer l'interaction en environnement virtuel en offrant à chaque utilisateur une expérience d'interaction personnalisée, nous nous sommes orientés vers l'élaboration d'un système décisionnel permettant l'affichage de retours multimodaux adaptés. Ce système s'intègre dans un environnement virtuel informé et utilise les connaissances qui y sont intégrées, en combinaison avec d'autres issues de l'observation de l'utilisateur, pour choisir un ensemble de retours multimodaux pertinents à afficher.

Nos travaux ont été illustrés par un exemple d'implémentation associé à un simulateur de formation au transport fluvial. L'utilisation de la réalité virtuelle pour ce type d'application est particulièrement pertinente car elle permet notamment de réduire les coûts et délais de formation grâce à la flexibilité qu'elle apporte dans la variation des scénarios d'apprentissage (changements de lieux, de conditions météorologiques, ...), tout en permettant une formation sans risques. La principale difficulté de la navigation fluviale est l'anticipation des manœuvres, à cause de l'inertie importante des convois fluviaux et de la variabilité des conditions de navigation (météo, type de bateau et de chargement, ...). L'utilisation de la réalité virtuelle, et en particulier du simulateur de formation à la navigation fluviale SimNav, permet donc d'aider l'apprenant à anticiper en lui proposant de nombreux scénarios d'entraînement. Nous souhaitons aller plus loin sur cet aspect formation en proposant un système capable d'assister les apprenants de manière dynamique en fonction de leur prestation. La finalité est d'offrir aux apprenants une formation personnalisée, adaptée au rythme de chacun, leur permettant d'améliorer leur efficacité (conduite écologique) et de prendre conscience de leurs erreurs.

Un état de l'art a permis de passer en revue les différentes possibilités de guidage d'apprenants par des métaphores de visualisation. Leur affichage dans l'environnement virtuel nous a amené à nous pencher sur l'intégration de connaissances en environnement virtuel et plus précisément sur les environnements virtuels informés avec des Smart Objects. Pour être capable de proposer des retours adaptés aux apprenants, il s'est de plus avéré nécessaire d'intégrer à l'environnement virtuel informé un module intelligent décidant du choix des retours en fonction de la prestation de l'apprenant.

Nous nous sommes intéressés à cette question du choix des retours multimodaux à afficher à l'apprenant en fonction de son état et de ses actions sur le système. Nous avons proposé un nouveau concept d'interaction informée reposant sur le paradigme de l'énaction. Une interaction 3D est obtenue à travers un couplage action/perception entre l'utilisateur et l'environnement virtuel. Nous avons introduit, pour renforcer ce couplage, un module décisionnel GULLIVER. Celui-ci est capable, à partir de connaissances a priori et acquises en temps réel (capture et interprétation de données sur l'utilisateur), de choisir un ensemble de retours multimodaux adaptés à la situation. Ce choix correspond à la solution d'un problème de satisfaction de contraintes permettant de s'assurer de l'adéquation de la solution par rapport au système et à l'utilisateur (niveau de formation, actions, état physiologique, ...). La principale contrainte porte sur l'adéquation des retours vis-à-vis de l'état

et des actions de l'utilisateur, qui est estimée par inférence dans un réseau évidentiel avec fonctions de croyance conditionnelle. La théorie des fonctions de croyance est utilisée pour représenter des données hétérogènes décrivant l'utilisateur (état physiologique, actions) avec leur incertitude. Un réseau évidentiel est utilisé pour propager et fusionner ces données en fonction de leur influence vis-à-vis de l'utilité de l'affichage des retours multimodaux. Le module décisionnel que nous proposons a été pensé pour être le plus générique possible afin de traiter n'importe quel type de données décrivant un état ou une action de l'utilisateur. Il a également été pensé pour permettre d'être facilement mis à jour, avec un accent mis sur l'aisance de la réification des connaissances d'experts en navigation.

Notre modèle d'interaction informée a été appliqué au cas de la formation à la navigation fluviale en environnement virtuel, afin de renforcer le couplage utilisateur/monde virtuel et de proposer une formation adaptative, qui soit individuelle et flexible. Nous avons conçu le système OSE, composé du simulateur de navigation SimNav et de notre module décisionnel GULLIVER qui apporte une interaction informée. Ce système permet d'offrir aux apprenants une formation personnalisée par l'affichage de retours multimodaux selon les informations recueillies sur l'apprenant (actions, état physiologiques, préférences, niveau de formation). Ces retours peuvent être sous la forme d'assistances visuelles et sonores et de simplifications des conditions de navigation (cas où l'apprenant est en difficulté) ou sous la forme de complexifications des conditions de navigation (cas où l'apprenant est à l'aise). Le système a été pensé pour pouvoir s'adapter à la fois à des apprenants novices et à des navigateurs confirmés (pour maintenir leur niveau ou s'entraîner sur des voies navigables non connues).

Du point de vue du formateur, ce système apporte de l'autonomie à l'apprenant face au simulateur et permet donc à un seul formateur de former plusieurs apprenants en même temps sur différents simulateurs. Le formateur a néanmoins la possibilité d'intervenir pour modifier les conditions de navigation ou imposer l'affichage de certains retours ou au contraire en interdire certains. Notre système se positionne comme étant un moyen de mettre en pratique des connaissances théoriques acquises au cours d'une formation. Notre système seul n'est pas suffisant pour apprendre la navigation fluviale. En effet, les assistances proposées à l'apprenant permettent de le guider, mais pas de lui apprendre les bases de la navigation. L'idée est de ne pas interrompre la simulation pour afficher des explications détaillées car cela aurait pour effet de briser le sentiment de présence et de mettre à mal l'apprentissage perceptuel, éactif, que nous souhaitons proposer.

L'originalité de notre approche concerne l'utilisation de la théorie des fonctions de croyance pour permettre de choisir des retours adaptés en fonction de données incertaines récoltées en temps réel sur l'utilisateur, décrivant ses actions et également son état physiologique. De précédents travaux réalisés au laboratoire concernaient également la formation par la réalité virtuelle mais pour l'apprentissage de tâches procédurales [Amokrane 2010]. La navigation fluviale ne rentre pas dans cette catégorie (il existe une infinité de possibilités pour naviguer d'un point à un autre sans faire d'erreurs). Il ne s'agit pas d'apprendre une procédure (qui en pratique n'existe pas) mais plutôt d'acquérir des compétences qui ne sont accessibles que par la pratique. Nous nous positionnons dans le courant de l'éactivisme, où le couplage action/perception entre l'utilisateur et l'environnement virtuel est à l'origine de la connaissance. Ceci amène une difficulté au niveau de la

détection des erreurs, étant donné que, contrairement aux cas de l'apprentissage procédural, il n'est pas possible de les détecter en mesurant l'écart entre ce que fait l'apprenant et la procédure qu'il doit suivre. Nous nous basons pour cela sur un modèle prédictif, capable de calculer la future position du bateau et de détecter s'il se trouve dans un état erroné (ex : en collision avec un mur). L'inconvénient de cette approche est que la détection d'erreurs est incertaine car basée sur une prédiction qui suppose que l'apprenant ne modifiera pas les commandes de navigation dans un futur proche. C'est cette incertitude, ainsi que celle apportée par l'interprétation de l'état physiologique de l'apprenant à partir de capteurs, qui justifie en partie l'utilisation de la théorie des fonctions de croyance. Par rapport à d'autres travaux du laboratoire utilisant un système décisionnel, pour cette fois-ci de l'interaction humain/humain via un dispositif informatique [Kendira 2010], nous ne disposons pas de données expérimentales permettant d'initialiser un réseau bayésien pour la prise de décision. Nous avons à la place proposé d'utiliser un réseau évidentiel avec fonctions de croyance conditionnelle qui présente l'intérêt de pouvoir être mis en place sans posséder de telles données.

La pertinence des réponses de notre module décisionnel GULLIVER a été évaluée dans un premier temps à partir de données simulées, censées correspondre à des données récoltées sur un utilisateur, puis dans un second temps à travers l'évaluation du système OSE complet. L'objectif de cette dernière expérimentation était de valider l'apport de l'adaptativité de l'affichage des retours multimodaux par GULLIVER pour la formation au transport fluvial. Pour tester cette adaptativité, des apprenants de niveaux différents (novices, intermédiaires et expérimentés) ont participé à l'expérimentation. Cette population a été divisée en trois groupes contenant des apprenants de tout niveau et chaque groupe a testé un système de formation différent : un système sans retours, un avec des retours non-adaptatifs et le système OSE (retours adaptatifs).

Notre première hypothèse était que le système OSE apporterait une meilleure formation par rapport aux systèmes comparés, permettrait aux apprenants de mieux progresser, grâce à l'adaptativité des retours. Une métrique a été mise au point afin d'évaluer les apprenants et un questionnaire d'évaluation des systèmes de formation a été rempli par chacun. Les résultats montrent qu'il n'y a pas de différences significatives entre les systèmes. Cela s'explique par le fait que le scénario de formation s'est avéré trop difficile ce qui a entraîné une réussite assez aléatoire des apprenants. La moyenne des résultats des apprenants novices et intermédiaires est néanmoins plus élevée avec notre système OSE. Quel que soit le niveau de l'apprenant, le système avec retours non-adaptatifs a obtenu les plus mauvais résultats, car il semblait aider trop les apprenants. Cela montre donc bien l'intérêt de retours adaptatifs plutôt que non-adaptatifs. Les apprenants expérimentés ont mieux progressé avec le système sans aides, cela peut s'expliquer par le fait que le système OSE n'était peut-être pas suffisamment bien calibré et avait tendance à trop aider et à distraire les apprenants expérimentés.

Notre deuxième hypothèse était que notre système, grâce à l'adaptativité des retours, permettrait aux apprenants de mieux prendre conscience de leurs erreurs. Les résultats du questionnaire d'auto-évaluation ont montré que cette hypothèse semble vraie : les apprenants, quel que soit leur niveau, se sont tous sous-estimés avec notre système, ce qui montre qu'ils étaient peut-être plus conscients d'avoir fait des erreurs.

Notre troisième hypothèse était que le simulateur offrait une expérience de navigation virtuelle suffisamment proche d'une expérience de navigation réelle, et donc que notre expérimentation était « valide », que nous avons bien mesuré des progrès en navigation fluviale et non des progrès dans la maîtrise technique du simulateur. Cette hypothèse est vérifiée s'il y a bien un transfert des compétences acquises en virtuel vers le réel et vice-versa. Pour le transfert réel vers virtuel, les résultats ont montré que les scores des novices étaient significativement différents de ceux des autres. Par contre la différence entre les intermédiaires et les expérimentées étaient trop faible (mais on ne sait pas si une différence est observée en situation réelle dans des conditions similaires). Pour le transfert virtuel vers réel, l'idéal aurait été de faire une expérimentation en situation réelle, mais cela n'a pas été possible. Toutefois les réponses au questionnaire de présence ainsi que les réponses physiologiques des apprenants tendent à montrer que ce transfert devrait être possible, car les apprenants ressentaient une importante sensation de présence, portaient une forte crédibilité à l'expérience de navigation virtuelle, même si cela est moins vrai pour les apprenants expérimentés qui sont plus exigeants en terme de fidélité du virtuel par rapport au réel.

En conclusion, il ressort de l'expérimentation que notre système OSE, comparativement aux autres testés, semble apporter une meilleure formation aux apprenants novices et intermédiaires. Après un ajustement des paramètres, nous espérons qu'il le deviendra également pour les apprenants expérimentés. Notre système OSE semble apparaître, quel que soit le niveau des apprenants, comme étant le système de formation le plus à même d'apporter une amélioration de la sécurité du transport fluvial grâce à une meilleure prise de conscience de leurs erreurs par les apprenants. De manière générale, nos résultats montrent donc un réel impact de notre nouveau concept d'interaction informée pour la formation à la navigation fluviale. Les réponses aux questions d'évaluation de notre système ainsi que les commentaires des apprenants mais également des formateurs du CFANI<sup>30</sup> ont été très positifs et ont montré un réel intérêt pour que notre système soit intégré aux centres de formation.

## 7.2 Limites et perspectives

Au niveau de notre application à la formation au transport fluvial en environnement virtuel, une perspective serait de renforcer la motivation des apprenants en intégrant des éléments de serious games. Par exemple, un score pourrait être affiché et mis à jour en temps réel en fonction des erreurs et des points positifs (conduite écologique, alignement correct sous une arche de pont, ...). L'objectif serait de jouer sur l'esprit de compétition des apprenants, déjà assez présent lors de l'expérimentation, pour les pousser à s'entraîner plus souvent sur le simulateur pour améliorer leur score.

Une autre perspective liée à notre application serait d'intégrer d'autres bateaux virtuels dans l'environnement, ce qui permettrait de former à des manœuvres de croisement et de dépassement. Ces bateaux virtuels pourraient être pilotés par d'autres apprenants sur d'autres postes de simulation ou ils pourraient être autonomes. L'intégration de connaissances dans l'environnement

---

<sup>30</sup> CFANI : Centre de Formation d'Apprentis de la Navigation Intérieure

virtuel autorise en effet à des entités autonomes de le percevoir et ainsi de décider de leur comportement à adopter [Donikian 2004].

Il pourrait également être intéressant d'ajouter d'autres interfaces permettant de renseigner le système sur l'apprenant et ainsi lui permettre de choisir plus pertinemment les retours appropriés. Par exemple il serait intéressant de finaliser l'intégration de la capture de la pupille pour renseigner précisément le système sur ce qui est vu par l'apprenant mais également sur son état de fatigue, d'attention et de charge cognitive. Il serait également pertinent d'intégrer la reconnaissance des émotions de l'utilisateur comme nouvelle donnée à prendre en compte par le système [Maaoui et Pruski 2010]. Au niveau de l'analyse du comportement du bateau dans l'environnement virtuel, une perspective serait de détecter et de prendre en compte les risques que prend l'apprenant dans ses manœuvres. Avec le système actuel, aucun retour n'est proposé si l'apprenant a une conduite dangereuse (ex : le système réagit si le bateau va entrer en collision avec un mur mais il ne réagit pas si la collision sera évitée de justesse alors qu'il était possible d'avoir une marge de sécurité importante). Toutes les solutions qui viennent d'être proposées permettent de renforcer l'adaptativité du système. Il pourrait également être possible de renforcer l'adaptabilité (la paramétrabilité) de celui-ci en permettant par exemple au formateur de spécifier dynamiquement des contraintes sur la solution (ex : obligation ou interdiction d'afficher certains retours) et de manière plus globale des stratégies pédagogiques (ex : formation avec très peu d'assistances).

Au niveau des retours proposés par le système, il est possible d'aller plus loin au niveau de la multimodalité en utilisant des retours autres que visuels et sonores (haptiques, olfactifs, ...) pour transmettre des informations à l'apprenant. La combinaison de ces modalités et la suppléance d'une modalité par une autre sont également des points qui pourraient être approfondis.

Par rapport à notre module décisionnel GULLIVER, indépendamment de toute application, il pourrait être intéressant d'essayer de résoudre le problème de satisfaction de contraintes en utilisant des outils dédiés de programmation par contraintes plutôt qu'un algorithme génétique. Cela permettrait de calculer la meilleure solution au lieu d'une « bonne » solution. Toutefois il reste à vérifier que le calcul avec de tels outils se termine bien en un temps « raisonnable », proche de la seconde, comme le permet un algorithme génétique.

Au niveau de l'expérimentation, une perspective serait de faire passer plus d'apprenants sur le système afin d'obtenir des résultats statistiquement significatifs. Cependant, le nombre d'apprentis en formation à la navigation fluviale étant très limité, une augmentation du nombre de participants n'est possible que pour la catégorie « novice » (sans expérience préalable de navigation). Plutôt que de comparer notre système avec d'autres, il pourrait être intéressant d'évaluer l'apport des différentes parties de notre système en les activant/désactivant afin par exemple de répondre aux questions suivantes : est-ce que la prise en compte de l'état physiologique de l'utilisateur améliore la pertinence du choix des retours ? Est-ce que telle contrainte sur les solutions a un impact positif ? Etc.

Notre module décisionnel GULLIVER ayant été pensé pour être générique, il constitue une première brique sur l'interaction informée et est amené à être réutilisé dans de futurs projets de recherche. Par exemple, il pourrait être envisagé de l'utiliser non pas sur simulateur mais sur un

bateau réel. Il s'agirait d'assister les navigants dans leur conduite en leur affichant des métaphores visuelles mettant par exemple en valeur des dangers. L'affichage se ferait en surimpression du réel (réalité augmentée) sur le parebrise ou un dispositif d'affichage déporté. Avec une telle application, la difficulté se situerait au niveau du passage d'un environnement virtuel informé à un environnement réel informé. C'est-à-dire qu'il va être nécessaire d'ajouter de la sémantique à l'environnement réel afin de pouvoir détecter les risques encourus par le navigant et de permettre de caler sur le parebrise ou sur un flux vidéo les retours visuels adéquats. Bien évidemment, les applications de notre modèle d'interaction informée ne se limitent pas aux situations de guidage pour la navigation fluviale et pourraient s'appliquer à n'importe quel autre type de transport (automobile, ferroviaire, ...). De manière plus générale, ce modèle d'interaction informée est utilisable pour n'importe quelle application où il est nécessaire de fournir des retours multimodaux adaptés à l'utilisateur. Il pourrait par exemple très bien être utilisé pour renforcer l'interaction homme/robot ou pour de l'assistance à la réalisation de tâches de maintenance.

En conclusion, nous avons exploré avec les travaux qui viennent d'être présentés le concept d'interaction informée par un système décisionnel pour l'affichage de retours multimodaux en environnement virtuel. Nous avons proposé un modèle novateur d'environnement virtuel informé intégrant un système décisionnel pour apporter une interaction personnalisée. Une plateforme expérimentale intégrant nos travaux a été conçue et permet de proposer à des apprenants une formation adaptative au transport fluvial. Un travail d'évaluation a été réalisé sur cette plateforme et a permis de démontrer l'intérêt de notre approche.

## Annexe 1      Questionnaire initial

---

**Nom :** \_\_\_\_\_

**Prénom :** \_\_\_\_\_

**Âge :** \_\_\_\_\_

**Profession :** \_\_\_\_\_

**Sexe :** H / F

**Nombre d'années d'études au CFANI :** \_\_\_\_\_

**Permis de conduire :** voiture / moto / bateau / autres : \_\_\_\_\_

**Modes de locomotion :** voiture / moto / bateau / vélo / autres : \_\_\_\_\_

**Avez-vous déjà eu des expériences en réalité virtuelle ?** Oui / Non

**Avez-vous déjà utilisé le simulateur de navigation SimNav ?** Oui / Non

**Si oui, combien de fois ?** \_\_\_\_\_

**Avez-vous déjà eu des expériences de vision stéréoscopique ?** Oui / Non

**À quelle fréquence jouez-vous aux jeux vidéo ?**

Tous les jours / Plusieurs fois par semaine / Plusieurs fois par mois / Moins

**Considérez-vous l'outil informatique comme familier ?**

Très familier / Moyennement familier / Pas du tout familier

**Avez-vous déjà piloté un ensemble pousseur + barge ?** Oui / Non

**Si oui, combien d'années d'expérience avez-vous ?** \_\_\_\_\_

**Avez-vous déjà navigué sur la Seine dans Paris ?** Oui / Non

**Si oui, avez-vous déjà piloté sur la Seine de Paris ?** Oui / Non

**Combien d'années de navigation avez-vous ?** \_\_\_\_\_

**Combien d'années de pilotage de bateau avez-vous ?** \_\_\_\_\_



## Annexe 2 Feuille de route

### Conditions de navigation

Type de bateau : 110 m en flèche, chargé

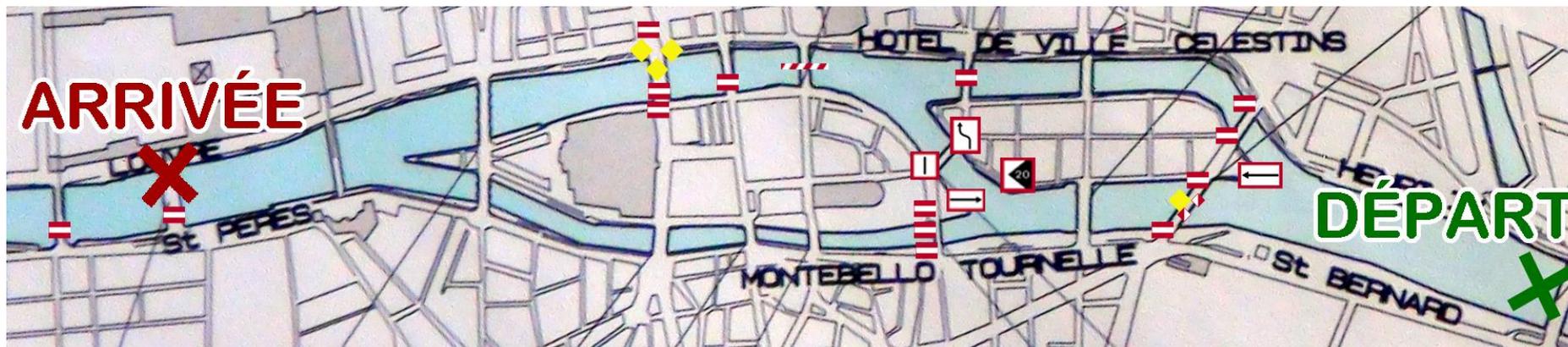
Conditions de navigation : h15

### Règlementation locale

Vitesse minimale : 8 km/h

Vitesse maximale : 12 km/h

### Plan de route





## Annexe 3 Signification des panneaux signalétiques rencontrés

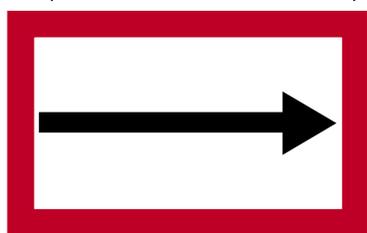


A. 1. Interdiction de passer (signal général)(voir art. 6.08,6.22,6.25, 6.27 et 6.28).

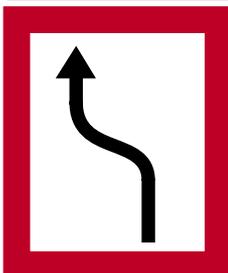
Soit panneaux (rouge, blanc, rouge).



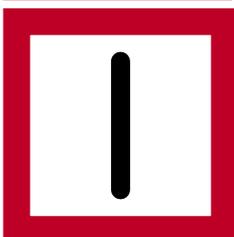
A. 10. Interdiction de passer en dehors de l'espace indiqué (voir art. 6.24).



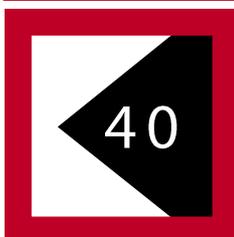
B. 1. Obligation de prendre la direction indiquée par la flèche.



B. 2. a. Obligation de se diriger vers le côté du chenal se trouvant à bâbord (voir art. 6.12).



B. 8. Obligation d'observer une vigilance particulière (voir art. 6.08).



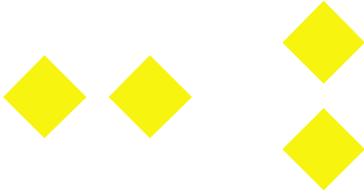
C. 5. Le chenal est éloigné de la rive droite (ou gauche) ; le nombre porté sur le signal indique, en mètres, la distance de la rive à laquelle les bâtiments doivent se tenir.

D. 1. Passe recommandée :

a. Dans les deux sens (voir art. 6.25).



b. Dans le seul sens indiqué, le passage en sens inverse étant interdit (voir art. 6.25).



*Panneaux tirés de [Navigation intérieure – Règlement général de police 2003].*

La marque ci-dessous est présente au milieu d'une arche de pont de faible hauteur afin d'aider les navigants à bien situer le milieu :



## Annexe 4      Consignes de navigation

---

- Évitez au maximum les collisions entre le bateau et l'environnement.
- Respectez le code de navigation :
  - emprunter les bons passages ;
  - passez sous les bonnes arches de pont ;
  - alignez le bateau au milieu du pont quand cela est nécessaire ;
  - naviguez en respectant les limites de vitesse (au minimum 8 km/h et au maximum 12 km/h).
- Atteignez l'arrivée le plus vite possible. Pour cela, évitez de freiner inutilement, de zigzaguer et de pousser le gouvernail aux extrêmes.



## Annexe 5 Questionnaire d’auto-évaluation

1. Pensez-vous que le bateau est entré en collision avec le bord ou tout autre obstacle ?

oui                       non

Si oui combien de fois ? \_\_\_\_\_

2. Pensez-vous être passé sous une arche de pont interdite ?

oui                       non

Si oui combien de fois ? \_\_\_\_\_

3. Pensez-vous avoir emprunté un passage interdit entre les îles ?

oui                       non

Si oui combien de fois ? \_\_\_\_\_

4. Pensez-vous avoir raté un alignement du bateau au milieu du pont quand la signalétique l’indiquait ?

oui                       non

Si oui combien de fois ? \_\_\_\_\_

**Répondez aux questions suivantes en entourant la réponse choisie (sauf pour la question 17).**

5. Pensez-vous avoir dépassé la vitesse maximale autorisée (12 km/h) ?

Très souvent	Souvent	Parfois	Rarement	Jamais
--------------	---------	---------	----------	--------

6. Pensez-vous avoir navigué en-dessous de la vitesse minimale autorisée (8 km/h) ?

Très souvent	Souvent	Parfois	Rarement	Jamais
--------------	---------	---------	----------	--------

7. Pensez-vous avoir freiné inutilement ?

Très souvent	Souvent	Parfois	Rarement	Jamais
--------------	---------	---------	----------	--------

8. Pensez-vous avoir zigzagué ?

Très souvent	Souvent	Parfois	Rarement	Jamais
--------------	---------	---------	----------	--------

9. Pensez-vous avoir poussé le gouvernail aux extrêmes ?

Très souvent	Souvent	Parfois	Rarement	Jamais
--------------	---------	---------	----------	--------

10. Étiez-vous stressé pendant la session ?

Très souvent	Souvent	Parfois	Rarement	Jamais
--------------	---------	---------	----------	--------

11. Étiez-vous en surcharge cognitive pendant la session ?

Très souvent	Souvent	Parfois	Rarement	Jamais
--------------	---------	---------	----------	--------

12. Dans quelle mesure étiez-vous capable d’anticiper les manœuvres à effectuer ?

Très difficilement	Difficilement	Moyennement	Facilement	Très facilement
--------------------	---------------	-------------	------------	-----------------

13. J’ai atteint l’arrivée le plus vite possible (sans freiner inutilement, zigzaguer ou pousser le gouvernail aux extrêmes).

Pas du tout d’accord	Pas d’accord	Ni d’accord ni pas d’accord	D’accord	Tout à fait d’accord
----------------------	--------------	-----------------------------	----------	----------------------

14. Pensez-vous avoir bien interprété les panneaux signalétiques ?

Jamais	Rarement	Parfois	Souvent	Toujours
--------	----------	---------	---------	----------

15. J’étais maître de mon bateau.

Pas du tout d’accord	Pas d’accord	Ni d’accord ni pas d’accord	D’accord	Tout à fait d’accord
----------------------	--------------	-----------------------------	----------	----------------------

16. Ma conduite était dangereuse.

Pas du tout d’accord	Pas d’accord	Ni d’accord ni pas d’accord	D’accord	Tout à fait d’accord
----------------------	--------------	-----------------------------	----------	----------------------

17. Sur une échelle de 0 à 10, quelle note globale vous mettriez-vous ? \_\_\_\_\_

18. Le système m’a permis de me faire une idée sur mon niveau.

Pas du tout d’accord	Pas d’accord	Ni d’accord ni pas d’accord	D’accord	Tout à fait d’accord
----------------------	--------------	-----------------------------	----------	----------------------

19. Cette session m’a permis de m’améliorer.

Pas du tout d’accord	Pas d’accord	Ni d’accord ni pas d’accord	D’accord	Tout à fait d’accord
----------------------	--------------	-----------------------------	----------	----------------------

**Répondez à la question suivante si vous avez eu des aides visuelles et/ou sonores pendant la session.**

20. Dans quelle mesure les aides vous ont-elles aidé ?

Toujours	Souvent	Parfois	Rarement	Jamais
----------	---------	---------	----------	--------



## Annexe 6 Questionnaire d'évaluation de la formation

Répondez aux questions suivantes en entourant la réponse choisie. Les questions portent sur les deux sessions de formation que vous avez reçues.

1. Les sessions de formation sont utiles pour préparer à naviguer en situation réelle.

Pas du tout d'accord	Pas d'accord	Ni d'accord ni pas d'accord	D'accord	Tout à fait d'accord
----------------------	--------------	-----------------------------	----------	----------------------

2. Tous les débutants devraient passer sur ce système avant de naviguer en situation réelle.

Pas du tout d'accord	Pas d'accord	Ni d'accord ni pas d'accord	D'accord	Tout à fait d'accord
----------------------	--------------	-----------------------------	----------	----------------------

3. Ce système devrait être recommandé aux navigants afin de leur permettre de s'améliorer.

Pas du tout d'accord	Pas d'accord	Ni d'accord ni pas d'accord	D'accord	Tout à fait d'accord
----------------------	--------------	-----------------------------	----------	----------------------

4. Des sessions sur ce système devraient être intégrées dans la formation des navigants.

Pas du tout d'accord	Pas d'accord	Ni d'accord ni pas d'accord	D'accord	Tout à fait d'accord
----------------------	--------------	-----------------------------	----------	----------------------

5. Des développements supplémentaires sont nécessaires pour pouvoir utiliser le système.

Pas du tout d'accord	Pas d'accord	Ni d'accord ni pas d'accord	D'accord	Tout à fait d'accord
----------------------	--------------	-----------------------------	----------	----------------------

6. Cette formation m'a paru utile.

Pas du tout d'accord	Pas d'accord	Ni d'accord ni pas d'accord	D'accord	Tout à fait d'accord
----------------------	--------------	-----------------------------	----------	----------------------

7. Cette formation m'a permis de m'améliorer.

Pas du tout d'accord	Pas d'accord	Ni d'accord ni pas d'accord	D'accord	Tout à fait d'accord
----------------------	--------------	-----------------------------	----------	----------------------

**Répondez aux questions suivantes si vous avez eu une formation avec le système OSE (guidage automatique de l'apprenant).**

8. Le système OSE s'adaptait bien à mon comportement.

Pas du tout d'accord	Pas d'accord	Ni d'accord ni pas d'accord	D'accord	Tout à fait d'accord
----------------------	--------------	-----------------------------	----------	----------------------

9. Dans quelle mesure étiez-vous aidé par le système ?

Vraiment pas assez	Pas assez	Suffisamment	Un peu trop	Trop
--------------------	-----------	--------------	-------------	------

10. Le système répondait de manière pertinente.

Pas du tout d'accord	Pas d'accord	Ni d'accord ni pas d'accord	D'accord	Tout à fait d'accord
----------------------	--------------	-----------------------------	----------	----------------------

## Annexe 7 Questionnaire d'évaluation de la sensation de présence

Répondez aux questions suivantes en entourant la réponse choisie. Les questions portent sur la dernière session d'évaluation (sans assistances).

1. L'impression de profondeur m'a tout de suite sauté aux yeux.

Pas du tout d'accord	Pas d'accord	Ni d'accord ni pas d'accord	D'accord	Tout à fait d'accord
----------------------	--------------	-----------------------------	----------	----------------------

2. J'ai trouvé cette expérience virtuelle très réaliste.

Pas du tout d'accord	Pas d'accord	Ni d'accord ni pas d'accord	D'accord	Tout à fait d'accord
----------------------	--------------	-----------------------------	----------	----------------------

3. Vous avez utilisé le simulateur pendant X minutes (demandez le temps aux encadrants), l'expérience vous a-t-elle semblé durer :

Beaucoup plus longtemps	Plus longtemps	Pareil	Moins longtemps	Beaucoup moins longtemps
-------------------------	----------------	--------	-----------------	--------------------------

4. J'étais conscient du monde réel environnant alors que j'étais en train de naviguer (par exemple : bruits, présence d'autres personnes, ...).

Pas du tout d'accord	Pas d'accord	Ni d'accord ni pas d'accord	D'accord	Tout à fait d'accord
----------------------	--------------	-----------------------------	----------	----------------------

5. Comment le monde virtuel vous a-t-il semblé ?

Pas du tout crédible	Pas vraiment crédible	Plus ou moins crédible	Assez crédible	Complètement crédible
----------------------	-----------------------	------------------------	----------------	-----------------------

6. Au cours de l'expérience, dans quelle mesure avez-vous eu le sentiment de commander une péniche ?

À aucun moment	Rarement	Parfois	Souvent	Presque tout le temps
----------------	----------	---------	---------	-----------------------

7. Bien que je savais que la situation était virtuelle, je me suis surpris au cours de l'expérience à être stressé.

Pas du tout d'accord	Pas d'accord	Ni d'accord ni pas d'accord	D'accord	Tout à fait d'accord
----------------------	--------------	-----------------------------	----------	----------------------

8. Quand vous repensez à l'expérience, est-ce que vous repensez à la Seine plus comme des images que vous avez vues ou plus comme un endroit que vous avez traversé ? La Seine semblait être plus :

Des images que j'ai vues	Plutôt des images que j'ai vues	À mi-chemin	Plutôt un endroit que j'ai visité	Un endroit que j'ai visité
--------------------------	---------------------------------	-------------	-----------------------------------	----------------------------

9. Il y a des moments au cours de l'expérience où le monde virtuel était la réalité pour moi :

Jamais	Rarement	Parfois	Souvent	Quasiment tout le temps
--------	----------	---------	---------	-------------------------

10. Ma réponse émotionnelle était la même que si la situation avait été réelle.

Pas du tout d'accord	Pas d'accord	Ni d'accord ni pas d'accord	D'accord	Tout à fait d'accord
----------------------	--------------	-----------------------------	----------	----------------------

11. J'ai trouvé visuellement très crédible le monde affiché.

Pas du tout d'accord	Pas d'accord	Ni d'accord ni pas d'accord	D'accord	Tout à fait d'accord
----------------------	--------------	-----------------------------	----------	----------------------

12. Mon attention se portait plus sur le monde virtuel que sur mes pensées (préoccupations personnelles, rêveries, ...).

Pas du tout d'accord	Pas d'accord	Ni d'accord ni pas d'accord	D'accord	Tout à fait d'accord
----------------------	--------------	-----------------------------	----------	----------------------

13. Si je me remémore mes sensations juste avant l'interruption de l'expérience, j'étais toujours aussi impressionné par l'impression de profondeur

Pas du tout d'accord	Pas d'accord	Ni d'accord ni pas d'accord	D'accord	Tout à fait d'accord
----------------------	--------------	-----------------------------	----------	----------------------

14. Au cours de l'expérience, quel sentiment était le plus fort, votre sentiment d'être dans la salle de cours ou d'être sur la Seine ? J'avais un fort sentiment d'être :

Dans la salle de cours	Plutôt dans la salle de cours	À mi-chemin	Plutôt sur la Seine	Sur la Seine
------------------------	-------------------------------	-------------	---------------------	--------------

15. Si dans le futur je reviens sur la Seine, je ne serai pas perdu.

Pas du tout d'accord	Pas d'accord	Ni d'accord ni pas d'accord	D'accord	Tout à fait d'accord
----------------------	--------------	-----------------------------	----------	----------------------

16. Bien que je savais que la situation était virtuelle je me suis surpris au cours de l'expérience à me comporter comme si cela avait été réel.

Pas du tout d'accord	Pas d'accord	Ni d'accord ni pas d'accord	D'accord	Tout à fait d'accord
----------------------	--------------	-----------------------------	----------	----------------------

17. La navigation en elle-même me semblait réaliste.

Pas du tout d'accord	Pas d'accord	Ni d'accord ni pas d'accord	D'accord	Tout à fait d'accord
----------------------	--------------	-----------------------------	----------	----------------------

18. J'ai eu le sentiment d'exister dans l'environnement :

À aucun moment	Rarement	Parfois	Souvent	Presque tout le temps
----------------	----------	---------	---------	-----------------------

19. À la fin de l'expérience je me sentais désorienté.

Pas du tout d'accord	Pas d'accord	Ni d'accord ni pas d'accord	D'accord	Tout à fait d'accord
----------------------	--------------	-----------------------------	----------	----------------------

20. Je me suis comporté dans l'environnement comme si la situation était réelle.

Pas du tout d'accord	Pas d'accord	Ni d'accord ni pas d'accord	D'accord	Tout à fait d'accord
----------------------	--------------	-----------------------------	----------	----------------------

21. Si quelqu'un d'autre avait réellement navigué sur la Seine, il aurait vu la même chose que moi.

Pas du tout d'accord	Pas d'accord	Ni d'accord ni pas d'accord	D'accord	Tout à fait d'accord
----------------------	--------------	-----------------------------	----------	----------------------

22. À l'issue de l'expérience j'avais les yeux fatigués.

Pas du tout d'accord	Pas d'accord	Ni d'accord ni pas d'accord	D'accord	Tout à fait d'accord
----------------------	--------------	-----------------------------	----------	----------------------

23. Comment le monde virtuel vous a-t-il semblé ?

Pas du tout réel	Pas réel	Entre les deux	Réel	Complètement réel
------------------	----------	----------------	------	-------------------

24. La navigation en elle-même me semblait crédible.

Pas du tout d'accord	Pas d'accord	Ni d'accord ni pas d'accord	D'accord	Tout à fait d'accord
----------------------	--------------	-----------------------------	----------	----------------------

25. À l'issue de l'expérience j'avais mal à la tête.

Pas du tout d'accord	Pas d'accord	Ni d'accord ni pas d'accord	D'accord	Tout à fait d'accord
----------------------	--------------	-----------------------------	----------	----------------------

26. Je pouvais me repérer facilement dans l'environnement.

Pas du tout d'accord	Pas d'accord	Ni d'accord ni pas d'accord	D'accord	Tout à fait d'accord
----------------------	--------------	-----------------------------	----------	----------------------

27. Estimez votre sentiment d'exister dans ce monde virtuel sur une échelle de 1 à 5 où 5 représente votre sensation habituelle d'être quelque part.

1	2	3	4	5
---	---	---	---	---

28. Les émotions que j'ai ressenties étaient quasiment aussi fortes que si la situation était réelle.

Pas du tout d'accord	Pas d'accord	Ni d'accord ni pas d'accord	D'accord	Tout à fait d'accord
----------------------	--------------	-----------------------------	----------	----------------------

29. J'ai trouvé cette expérience virtuelle très crédible.

Pas du tout d'accord	Pas d'accord	Ni d'accord ni pas d'accord	D'accord	Tout à fait d'accord
----------------------	--------------	-----------------------------	----------	----------------------

30. À l'issue de l'expérience j'avais une sensation de vertige.

Pas du tout d'accord	Pas d'accord	Ni d'accord ni pas d'accord	D'accord	Tout à fait d'accord
----------------------	--------------	-----------------------------	----------	----------------------

31. Au cours de l'expérience je me rappelais que j'étais en réalité dans une salle de cours.

La plupart du temps	Souvent	Parfois	Rarement	Jamais
---------------------	---------	---------	----------	--------

32. J'ai eu la sensation d'agir dans l'espace virtuel plutôt que d'agir sur un quelconque mécanisme à l'extérieur de celui-ci.

Pas du tout d'accord	Pas d'accord	Ni d'accord ni pas d'accord	D'accord	Tout à fait d'accord
----------------------	--------------	-----------------------------	----------	----------------------

33. J'ai trouvé visuellement très réaliste le monde affiché.

Pas du tout d'accord	Pas d'accord	Ni d'accord ni pas d'accord	D'accord	Tout à fait d'accord
----------------------	--------------	-----------------------------	----------	----------------------

34. À l'issue de l'expérience je me sentais fatigué.

Pas du tout d'accord	Pas d'accord	Ni d'accord ni pas d'accord	D'accord	Tout à fait d'accord
----------------------	--------------	-----------------------------	----------	----------------------

35. À l'issue de l'expérience je me sentais nauséeux.

Pas du tout d'accord	Pas d'accord	Ni d'accord ni pas d'accord	D'accord	Tout à fait d'accord
----------------------	--------------	-----------------------------	----------	----------------------

36. La conduite en environnement virtuel est suffisamment proche de ce que j'ai déjà expérimenté en environnement réel. (Ne répondez que si vous avez déjà navigué en environnement réel.)

Pas du tout d'accord	Pas d'accord	Ni d'accord ni pas d'accord	D'accord	Tout à fait d'accord
----------------------	--------------	-----------------------------	----------	----------------------



## Bibliographie

---

- [Amokrane et al. 2008] K. Amokrane, D. Lourdeaux et J. M. Burkhardt (2008). HERA: Learner Tracking in a Virtual Environment. *International Journal of Virtual Reality*, vol. 7(3), p. 23-30.
- [Amokrane et Lourdeaux 2009] K. Amokrane et D. Lourdeaux (2009). Virtual Reality Contribution to Training and Risk Prevention. *International Conference on Artificial Intelligence*, Las Vegas, Nevada, USA.
- [Amokrane 2010] K. Amokrane (2010). Suivi de l'apprenant en environnement virtuel pour la formation à la prévention des risques sur des sites Seveso. Thèse de doctorat, Université de Technologie de Compiègne.
- [Aylett et Luck 2000] R. Aylett et M. Luck (2000). Applying Artificial Intelligence To Virtual Reality: Intelligent Virtual Environments. *Applied Artificial Intelligence*, vol. 14, p. 3-32.
- [Bajka et al. 2008] M. Bajka, S. Tuchschnid, M. Streich, D. Fink, G. Székely et M. Harders (2008). Evaluation of a new virtual-reality training simulator for hysteroscopy. *Surgical Endoscopy*, vol. 23(9), p. 2026-2033.
- [Barton et Benatar 2003] J. J. S. Barton et M. Benatar (2003). Field of Vision: A Manual and Atlas of Perimetry, Humana Press.
- [Baudu 2010] H. Baudu (2010). La formation maritime sur simulateur. *Apprentissages & Transports - Jeux sérieux et Réalité virtuelle & augmentée*, Paris, France.
- [Ben Yaghlane et al. 2003] B. Ben Yaghlane, P. Smets et K. Mellouli (2003). Directed Evidential Networks with Conditional Belief Functions. *Symbolic and Quantitative Approaches to Reasoning with Uncertainty*.
- [Ben Yaghlane et Mellouli 2008] B. Ben Yaghlane et K. Mellouli (2008). Inference in directed evidential networks based on the transferable belief model. *International Journal of Approximate Reasoning*, vol. 48(2), p. 399-418.
- [Benton et Walker 2004] C. Benton et R. Walker (2004). Augmented Reality for Maritime Navigation: The Next Generation of Electronic Navigational Aids. *Marine Transportation System Research and Technology Coordination Conference*, Washington, USA.
- [Bjorneseth 2003] O. Bjorneseth (2003). HOTS (Highway On The Sea), a new approach to low-visibility navigation. *Marine Simulation and Ship Maneuvrability*, Japan.
- [Bottecchia 2010] S. Bottecchia (2010). Système T.A.C. : Télé-Assistance Collaborative. Réalité augmentée et NTIC au service des experts et des opérateurs dans le cadre d'une tâche de maintenance industrielle supervisée. Thèse de doctorat, Université de Toulouse III.
- [Bouvier 2009] P. Bouvier (2009). La présence en réalité virtuelle, une approche centrée utilisateur. Thèse de doctorat, Université Paris-Est.

- [Bouyer 2007] G. Bouyer (2007). Rendu multimodal en Réalité Virtuelle : Supervision des interactions au service de la tâche. Thèse de doctorat, Université Paris XI.
- [Bowman et al. 1998] D. A. Bowman, L. F. Hodges et J. Bolter (1998). The Virtual Venue: User-Computer Interaction in Information-Rich Virtual Environments. *Presence: Teleoperators and Virtual Environments*, vol. 7(5), p. 478-493.
- [Bowman et al. 1999] D. A. Bowman, L. F. Hodges, D. Allison et J. Wineman (1999). The Educational Value of an Information-Rich Virtual Environment. *Presence: Teleoperators and Virtual Environments*, vol. 8(3), p. 317-331.
- [Bowman et al. 2003] D. A. Bowman, C. North, J. Chen, N. F. Polys, P. S. Pyla et U. Yilmaz (2003). Information-rich virtual environments: theory, tools, and research agenda. *Virtual Reality Software and Technology*, Osaka, Japan.
- [Brünken et al. 2003] R. Brünken, J. Plass et D. Leutner (2003). Direct Measurement of Cognitive Load in Multimedia Learning. *Educational Psychologist*, vol. 38(1), p. 53-61.
- [Buche et al. 2006] C. Buche, C. Septseault et P. D. Loor (2006). Les systèmes de classeurs : une présentation générale. *Revue des Sciences et Technologies de l'Information, série Technique et Science Informatiques*, vol. 25(8/9), p. 963-990.
- [Buche et al. 2010] C. Buche, C. Bossard, R. Querrec et P. Chevaillier (2010). PEGASE: A Generic and Adaptable Intelligent System for Virtual Reality Learning Environments. *International Journal of Virtual Reality*, vol. 9(2), p. 73-85.
- [Burkhardt et al. 2006] J.-M. Burkhardt, D. Lourdeaux et D. Mellet-d'Huart (2006). La réalité virtuelle pour l'apprentissage humain. *Le traité de la réalité virtuelle*, p. 43-99.
- [Burkhardt 2010] J.-M. Burkhardt (2010). Conception, utilisation et formation : trois perspectives sur l'apprentissage en ergonomie des technologies émergentes. Mémoire d'habilitation à diriger des recherches, Université de Provence.
- [Cavazza 2000] M. Cavazza (2000). High-Level Interpretation in Dynamic Virtual Environments. *Applied Artificial Intelligence*, vol. 14(1), p. 125-144.
- [Chevaillier et al. 2009] P. Chevaillier, C. Septseault et R. Querrec (2009). VEHA, un méta-modèle d'environnement virtuel structuré et informé. *Revue des Sciences et Technologies de l'Information, série Technique et Science Informatiques*, vol. 28(6-7), p. 715-740.
- [Chevaldonné et al. 2006] M. Chevaldonné, F. Mérienne, M. Neveu, N. Chevassus et F. Guillaume (2006). Étude de l'Interaction dans une Interface de type Cockpit. *Journées de l'Association Française de Réalité Virtuelle, Agumentée, Mixte et d'Interaction 3D*, Rocquencourt, France.
- [De Loor et al. 2008] P. De Loor, K. Manac'h, A. Fronville et J. Tisseau (2008). Requirement for an enactive machine: Ontogenesis, interaction and human in the loop. *International Conference on Enactive Interfaces*, Italie.

- [De Loor et al. 2009] P. De Loor, K. Manac'h et J. Tisseau (2009). Enaction-Based Artificial Intelligence: Toward Co-evolution with Humans in the Loop. *Minds and Machines*, vol. 19(3), p. 319-343.
- [Denœux 2008] T. Denœux (2008). Conjunctive and disjunctive combination of belief functions induced by nondistinct bodies of evidence. *Artificial Intelligence*, vol. 172(2-3), p. 234-264.
- [Donikian 2004] S. Donikian (2004). Modélisation, contrôle et animation d'agents virtuels autonomes évoluant dans des environnements informés et structurés. Mémoire d'habilitation à diriger des recherches.
- [Doyle 2004] P. O. Doyle (2004). Annotated worlds for animate characters. Thèse de doctorat, Stanford University.
- [Dubois et Prade 1988] D. Dubois et H. Prade (1988). Possibility Theory: An Approach to Computerized Processing of Uncertainty. New York, Plenum Press.
- [Edward et al. 2010] L. Edward, K. Amokrane, D. Lourdeaux et J.-P. Barthès (2010). An Ontology for Managing a Virtual Environment for Risk Prevention. *International Conference on Agents and Artificial Intelligence*, Valencia, Spain.
- [El-Kechaï 2007] N. El-Kechaï (2007). Suivi et assistance des apprenants dans les environnements virtuels de formation. Thèse de doctorat, Université du Maine.
- [Ferrero et al. 2005] B. Ferrero, M. Martín, A. Alvarez, M. Urretavizcaya et I. Fernández-Castro (2005). Authoring and Diagnosis of Learning Activities with the KADDET Environment. *Journal of Universal Computer Science*, vol. 11(9), p. 1530-1542.
- [Foyle et al. 1995] D. C. Foyle, R. S. McCann et S. G. Sheldon (1995). Attentional issues with superimposed symbology: formats for scene-linked displays. *International Symposium on Aviation Psychology*, Columbus: Ohio State University.
- [Freides 1974] D. Freides (1974). Human information processing and sensory modality: Cross-modal functions, information complexity, memory, and deficit. *Psychological Bulletin*, vol. 81(5), p. 284-310.
- [Fricoteaux et al. 2010] L. Fricoteaux, I. Mouttapa Thouvenin, D. Lourdeaux, A. Pourplanche et F. Hissel (2010). Guidage Auto-Adaptatif par des Métaphores de Visualisation pour l'Apprentissage à la Navigation Fluviale en Environnement Virtuel Informé. *5èmes journées de l'AFRV*, Orsay, France.
- [Fricoteaux et al. 2011a] L. Fricoteaux, I. Mouttapa Thouvenin et J. Olive (2011a). Heterogeneous Data Fusion for an Adaptive Training in Informed Virtual Environment. *IEEE International Conference on Virtual Environments, Human-Computer Interfaces and Measurement Systems*, Ottawa, Canada.
- [Fricoteaux et al. 2011b] L. Fricoteaux, I. Mouttapa Thouvenin et J. Olive (2011b). Adaptive Guiding for Fluvial Navigation Training in Informed Virtual Environment. *Joint Virtual Reality Conference*, Nottingham, UK.

- [Fricoteaux et al. 2012] L. Fricoteaux, I. Thouvenin, J. Olive et P. George (2012). Evidential Network with Conditional Belief Functions for an Adaptive Training in Informed Virtual Environment. *2nd International Conference on Belief Functions*, Compiègne, France.
- [Fröhlich et al. 1999] B. Fröhlich, S. Barrass, B. Zehner, J. Plate et M. Göbel (1999). Exploring geoscientific data in virtual environments. *Visualization*, San Francisco, California, United States.
- [Fuchs et al. 2006] P. Fuchs, A. Berthoz et J.-L. Vercher (2006). Introduction à la réalité virtuelle. Le traité de la réalité virtuelle, Mines Paris, vol. 1, p. 3-21.
- [George 2011] P. George (2011). Projet RAMIAC. Rapport de stage master, Université de Technologie de Compiègne, Compiègne.
- [Gerbaud et al. 2008] S. Gerbaud, N. Mollet, F. Ganier, B. Arnaldi et J. Tisseau (2008). GVT: a platform to create virtual environments for procedural training. *IEEE Virtual Reality*, Reno, NV, USA.
- [Gutiérrez et al. 2005] M. Gutiérrez, F. Vexo et D. Thalmann (2005). Semantics-based representation of virtual environments. *International Journal of Computer Applications in Technology*, vol. 23(2-4), p. 229-238.
- [Guyet et al. 2006] T. Guyet, C. Garbay et M. Dojat (2006). Computer/human structural coupling for data interpretation. *International Conference on Enactive Interfaces*.
- [Holland 1975] J. H. Holland (1975). Adaptation in natural and artificial systems. Ann Harbor, University of Michigan Press.
- [Hollocou et Lam 1991] Y. Hollocou et S. H. Lam (1991). Simulation de la manoeuvrabilité des navires. Présentation du modèle NAVMER. *Colloque de l'Institut Français de Navigation (simulation aérienne et maritime)*.
- [Hong et al. 2009] X. Hong, C. Nugent, M. Mulvenna, S. McClean, B. Scotney et S. Devlin (2009). Evidential fusion of sensor data for activity recognition in smart homes. *Pervasive and Mobile Computing*, vol. 5(3), p. 236-252.
- [Horvitz et Barry 1995] E. Horvitz et M. Barry (1995). Display of information for time-critical decision making. *Uncertainty in Artificial Intelligence*, Montréal, Québec, Canada.
- [Hu et al. 2008] S. Hu, X. Li, Q. Fang et Z. Yang (2008). Use of Bayesian Method for Assessing Vessel Traffic Risks at Sea. *International Journal of Information Technology & Decision Making*, vol. 7(4), p. 627-638.
- [Hugues et al. 2009] O. Hugues, J.-M. Cieutat et P. Guitton (2009). Plateforme Expérimentale de Réalité Augmentée Pour l'Aide à la Navigation Maritime. *Journées de l'Association Française de Réalité Virtuelle, Augmentée, Mixte et d'Interaction 3D*, Lyon, France.
- [Jackson et al. 1998] S. L. Jackson, J. Krajcik et E. Soloway (1998). The design of guided learner-adaptable scaffolding in interactive learning environments. *Human factors in computing systems*, Los Angeles, California, United States.

- [Kallmann 2004] M. Kallmann (2004). Handbook of Virtual Humans. Handbook of Virtual Humans, N. M.-T. a. D. Thalmann, John Wiley & Sons, p. 303-322.
- [Kalogerakis et al. 2006] E. Kalogerakis, S. Christodoulakis et N. Moutoutzis (2006). Coupling Ontologies with Graphics Content for Knowledge Driven Visualization. *IEEE Virtual Reality*.
- [Kendira 2010] A. Kendira (2010). L'animation comportementale d'avatars comme support à la communication dans les environnements virtuels informés. Thèse de doctorat, Université de Technologie de Compiègne.
- [Kobayashi 2003] H. Kobayashi (2003). Simulator application. *Marine Simulation and Ship Maneuvrability*, Japan.
- [Koester 2003] T. Koester (2003). Situation Awareness and Situation Dependent Behaviour Adjustment in the Maritime Work Domain. *Human Computer Interaction*, Crete, Greece.
- [Koester et Sorensen 2003] T. Koester et P. I. Sorensen (2003). Human factors assessment. *Marine Simulation and Ship Maneuvrability*, Japan.
- [Kok et al. 1995] F. W. Kok, H. G. M. Westenberg, J. H. H. Thijssen et J. M. van Reec (1995). Endocrine and cardiovascular responses to a series of graded physical and psychological stress stimuli in healthy volunteers. *European Neuropsychopharmacology*, vol. 5(4), p. 515-522.
- [Kowalik 2010] M. Kowalik (2010). How to build low cost eye tracking glasses for head mounted system. The West Pomeranian University of Technology, Szczecin, Poland. Rapport Interne.
- [Latoschik et al. 2005] M. E. Latoschik, P. Biermann et I. Wachsmuth (2005). High-Level Semantics Representation for Intelligent Simulative Environments. *IEEE Virtual Reality*, Bonn, Germany.
- [Latoschik et Fröhlich 2007] M. E. Latoschik et C. Fröhlich (2007). Towards intelligent VR - multi-layered semantic reflection for intelligent virtual environments. *Computer Graphics Theory and Applications*, Barcelona, Spain.
- [Lécuyer et al. 2001] A. Lécuyer, J.-M. Burkhardt, S. Coquillart et P. Coiffet (2001). "Boundary of Illusion: " An Experiment of Sensory Integration with a Pseudo-Haptic System. *IEEE Virtual Reality*.
- [Lenay 1999] C. Lenay (1999). Technology and perception : the contribution of sensory substitution systems. *Cognition, Biology, Technology. The Science and Philosophy of Embodied Meaning*, Instituto Gubelkian de Ciencia, Portugal.
- [Lopez-Garate et al. 2008a] M. Lopez-Garate, A. Lozano-Rodero et L. Matey (2008a). An adaptive and customizable feedback system for VR-based training simulators. *Autonomous agents and multiagent systems*, Estoril, Portugal.

- [Lopez-Garate et al. 2008b] M. Lopez-Garate, A. Lozano-Rodero et L. Matey (2008b). An Adaptive and Customizable Feedback System for Intelligent Interactive Learning Systems. *Intelligent Tutoring Systems*, Montreal, Canada.
- [Lourdeaux 2001] D. Lourdeaux (2001). Réalité Virtuelle et formation : Conception d'Environnements Virtuels Pédagogiques. Thèse de doctorat, École des Mines de Paris.
- [Maaoui et Pruski 2010] C. Maaoui et A. Pruski (2010). Emotion Recognition through Physiological Signals for Human-Machine Communication. *Cutting Edge Robotics, InTech*, p. 317-332.
- [Magerko et Laird 2002] B. Magerko et J. Laird (2002). Towards Building an Interactive, Scenario-based Training Simulator. *Computer Generated Forces And Behavioral Representation*, Orlando, Florida, USA.
- [McCulloch et Pitts 1988] W. S. McCulloch et W. Pitts (1988). A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. *Neurocomputing: foundations of research*, MIT Press, p. 15-27.
- [Meehan et al. 2002] M. Meehan, B. Insko, M. Whitton et F. P. J. Brooks (2002). Physiological measures of presence in stressful virtual environments. *ACM Transactions on Graphics*, vol. 21(3), p. 645-652.
- [Mellet d'Huart 2004] D. Mellet d'Huart (2004). De l'intention à l'attention. Contributions à une démarche de conception d'environnements virtuels pour apprendre à partir d'un modèle de l'(én)action. Thèse de doctorat, Université du Mans.
- [Mercier et al. 2008] D. Mercier, B. Quost et T. Denoeux (2008). Refined modeling of sensor reliability in the belief function framework using contextual discounting. *Information Fusion*, vol. 9(2), p. 246-258.
- [Moreau 2006] G. Moreau (2006). Niveaux de détails. *Le traité de la réalité virtuelle*, Mines Paris, vol. 3, p. 454.
- [Mori 1970] M. Mori (1970). Bukimi no tani (The Uncanny Valley). *Energy*, vol. 7(4), p. 33-35.
- [Mufti-Alchawafa 2008] D. Mufti-Alchawafa (2008). Modélisation et représentation de la connaissance pour la conception d'un système décisionnel dans un environnement informatique d'apprentissage en chirurgie. Thèse de doctorat, Université Joseph Fourier – Grenoble I.
- [Navigation intérieure – Règlement général de police 2003] *Navigation intérieure – Règlement général de police (2003)*.
- [Nowicki et Kobyliński 2003] J. Nowicki et L. Kobyliński (2003). Time scale effect in training in ship handling using manned models. *Marine Simulation and Ship Maneuverability*, Japan.
- [Olive et al. 2006] J. Olive, I. Thouvenin, G. Lemasson et M. Sbaoui (2006). Tire Manufacturing supported by virtual environment. *Virtual Reality International Conference*, Laval France.

- [Olive et al. 2007] J. Olive, I. Thouvenin, D. Lourdeaux et M. Sbaouni (2007). Formation aux techniques industrielles à l'aide des environnements virtuels. *Colloque National AIP-PRIMECA : "Les Innovations en Conception des Produits et des Systèmes de Production"*, La Plagne, France.
- [Otto 2005] K. A. Otto (2005). The Semantics of Multi-user Virtual Environments. *Workshop towards Semantic Virtual Environments*.
- [Paas et al. 2003] F. Paas, J. E. Tuovinen, H. Tabbers et P. W. M. Van Gerven (2003). Cognitive Load Measurement as a Means to Advance Cognitive Load Theory. *Educational Psychologist*, vol. 38(1), p. 63-71.
- [Palinko et al. 2010] O. Palinko, A. L. Kun, A. Shyrovkov et P. Heeman (2010). Estimating cognitive load using remote eye tracking in a driving simulator. *Symposium on Eye-Tracking Research ; Applications*, Austin, Texas.
- [Pearl 1988] J. Pearl (1988). Probabilistic Reasoning in Intelligent Systems: Networks of Plausible Inference. San Francisco, CA, USA, Morgan Kaufmann.
- [Pietropaoli et al. 2012] B. Pietropaoli, M. Dominici et F. Weis (2012). Belief Inference with Timed Evidence: Methodology and Application Using Sensors in a Smart Home. *Belief Functions*, Compiègne, France.
- [Prinzel III et al. 2005] L. J. Prinzel III, L. J. Kramer, R. E. Bailey, J. J. Arthur, S. P. Williams et J. McNabb (2005). Augmentation of Cognition and Perception Through Advanced Synthetic Vision Technology. *International Conference on Augmented Cognition*, Las Vegas, NV, USA.
- [Rabjerg et al. 2003] C. T. Rabjerg, R. Smyth et J. U. Römeling (2003). A unique concept for simulator based cadet training. *Marine Simulation and Ship Maneuverability*, Japan.
- [Ramasso et al. 2007] E. Ramasso, M. Rombaut et D. Pellerin (2007). Modèle des Croyances Transférables : Représentation des connaissances, Fusion d'informations, Décision. GIPSA-lab, Grenoble, France. Rapport Interne.
- [Reason 1990] J. Reason (1990). Human Error, Cambridge University Press.
- [Robertson et al. 1993] G. G. Robertson, S. K. Card et J. D. Mackinlay (1993). Information visualization using 3D interactive animation. *Communications of the ACM - Special issue on graphical user interfaces*, vol. 36(4), p. 57-71.
- [Schank 1982] R. Schank (1982). Dynamic Memory: A Theory of Learning in Computers and People. New York, Cambridge University Press.
- [Septseault 2007] C. Septseault (2007). Représentation d'environnements virtuels informés et de leur dynamique par un personnage autonome en vue d'une crédibilité comportementale. Thèse de doctorat, Université de Brest.

- [Sestokas et al. 2009] J. M. Sestokas, C. A. Burns et T. F. Worth (2009). An adaptive learning architecture for next generation simulation training systems. *Interservice/Industry Training, Simulation, and Education Conference*, Orlando, USA.
- [Shafer 1976] G. Shafer (1976). *A Mathematical Theory of Evidence*, Princeton University Press.
- [Shenoy 1994] P. P. Shenoy (1994). Using Dempster-Shafer's belief-function theory in expert systems. *Advances in the Dempster-Shafer theory of evidence*, John Wiley & Sons, Inc., p. 395-414.
- [Smets 1993] P. Smets (1993). Belief functions: The disjunctive rule of combination and the generalized Bayesian theorem. *International Journal of Approximate Reasoning*, vol. 9(1), p. 1-35.
- [Smets et Kennes 1994] P. Smets et R. Kennes (1994). The transferable belief model. *Artificial Intelligence*, vol. 66(2), p. 191-234.
- [Smets 2005] P. Smets (2005). Decision making in the TBM: the necessity of the pignistic transformation. *International Journal of Approximate Reasoning*, vol. 38(2), p. 133-147.
- [Smets 2007] P. Smets (2007). Analyzing the combination of conflicting belief functions. *Information Fusion*, vol. 8(4), p. 387-412.
- [Staden 2003] M. Staden (2003). How to simulate the gap between reality and human perception of 'reality' in navigation and ship handling environment. *Marine Simulation and Ship Maneuvrability*, Japan.
- [Stephanidis et Savidis 2001] C. Stephanidis et A. Savidis (2001). Universal Access in the Information Society: Methods, Tools, and Interaction Technologies. *Universal Access in the Information Society*, vol. 1(1), p. 40-55.
- [Thouvenin 2009] I. Thouvenin (2009). Interaction et connaissance : construction d'une expérience dans le monde virtuel. Mémoire d'habilitation à diriger des recherches, Université de Technologie de Compiègne.
- [Tönnis et Klinker 2006] M. Tönnis et G. Klinker (2006). Effective control of a car driver's attention for visual and acoustic guidance towards the direction of imminent dangers. *International Symposium on Mixed and Augmented Reality*.
- [Trabelsi et Ben Yaghlane 2008] W. Trabelsi et B. Ben Yaghlane (2008). BeliefNet Tool: An Evidential Network Toolbox for Matlab, Torremolinos, Spain.
- [Varela 1979] F. J. Varela (1979). *Principles of biological autonomy*. New York, North Holland.
- [Varela et al. 1993] F. J. Varela, E. Thompson et E. Rosch (1993). L'inscription corporelle de l'esprit.
- [Vayssade et Pourplanche 2003] M. Vayssade et A. Pourplanche (2003). A piloting SIMulator for maritime and fluvial NAVigation: SimNav. *Virtual Concept*, Biarritz, France.

- [Vayssade 2006] M. Vayssade (2006). Un exemple d'application de la recherche en NTICE à la formation professionnelle : SimNav un simulateur de pilotage de bateaux. *Colloque International "Université à l'ère du Numérique"*, Paris.
- [Wang 2004] W. Wang (2004). Human Navigation Performance Using 6 Degree of Freedom Dynamic Viewpoint Tethering in Virtual Environments. Thèse de doctorat, University of Toronto.
- [Waterworth et Waterworth 1999] J. A. Waterworth et E. L. Waterworth (1999). Education as Exploration: being, going and changing the world. *Panhellenic Conference on Didactics of Mathematics and Informatics in Education*, University of Crete, Greece.
- [Weevers et al. 2003] I. Weevers, J. Kuipers, J. Zwiers, B. Dijk van et A. Nijholt (2003). The virtual driving instructor: a multi-based system for driving instruction. Centre for Telematics and Information Technology, University of Twente, Netherlands. Rapport Interne.
- [Wiederhold et al. 2003] B. K. Wiederhold, D. P. Jang, M. Kaneda, I. Cabral, Y. Lurie, T. May, I. Y. Kim, M. D. Wiederhold et S. I. Kim (2003). An Investigation into Physiological Responses in Virtual Environments: An Objective Measurement of Presence. *Towards cyberpsychology : Mind, cognition, and society in the internet age*, G. R. C. Galimberti, Amsterdam, IOS Press, p. 175-184.
- [Witmer et Singer 1998] B. G. Witmer et M. J. Singer (1998). Measuring Presence in Virtual Environments: A Presence Questionnaire. *Presence: Teleoperators and Virtual Environments*, vol. 7(3), p. 225-240.
- [Xie et al. 2004] C. Xie, Y. Jin, X. Liu et Y. Yin (2004). Web-Based Collaborative Learning System Design for Navigation Education and Training. *Lecture Notes in Computer Science*, S. B. Heidelberg, p. 271-276.
- [Xie et al. 2005] C. Xie, X. Liu et Y. Jin (2005). A prototype of the Web-based marine training environment. *International Conference on Web-based Learning*, Hong Kong, China.
- [Xu et Smets 1994] H. Xu et P. Smets (1994). Evidential Reasoning with Conditional Belief Functions. *Uncertainty in Artificial Intelligence*, San Francisco, CA.
- [Yin et al. 2003] Y. Yin, Y. Jin, X. Zhang, H. Ren, Z. Li et B. Zhang (2003). The development and application of distributed marine simulator. *International conference on virtual reality and its application in industry*, Hangzhou, China.
- [Zadeh 1965] L. A. Zadeh (1965). Fuzzy Sets. *Information and Control*, vol. 8, p. 338-353.
- [Zadeh 1978] L. A. Zadeh (1978). Fuzzy sets as a basis for a theory of possibility. *Fuzzy Sets and Systems*, vol. 1, p. 3-28.