

Raisonnement à partir de scénarios pour l'anticipation de situations dynamiques

Baptiste CABLÉ, Sophie LORIETTE, Jean-Marc NIGRO, Yann BARLOY

Institut Charles Delaunay
FRE 2848 – Université de Troyes, CNRS
12 rue Marie Curie, BP 2060, 10 010 Troyes Cedex, France.
nom.prenom@utt.fr

Résumé— Dans cet article, nous proposons une solution pour la reconnaissance et l'anticipation de situations dynamiques dans le cadre de l'assistance au déplacement des personnes lourdement handicapées. Elle a pour but de mémoriser, sous forme de scénarios, les trajets parcourus pour les reproduire afin de limiter le nombre de commandes à entrer par l'utilisateur. Notre application est adaptée à un fauteuil équipé de capteurs à ultrasons qui détectent l'aspect de l'environnement sous forme de distances entre le fauteuil et les obstacles. Les données en entrée de notre application sont donc de bas niveau. Cependant, l'algorithme d'apprentissage et de maintenance des scénarios que nous proposons travaille sur des données simples de haut niveau. De fait, notre solution inclut la création d'une base de connaissances contenant des OHN (Objets de Haut Niveau) correspondant à des événements précis, mais non uniques (porte, couloir sur la gauche, etc.). Ainsi, les scénarios peuvent être décrits par une succession d'OHN et d'actions associées, par exemple "<couloir / tout droit>, <porte à droite / tout droit>, <porte à droite / tourner à droite>, etc.". Cette structure simple permet une anticipation aisée et offre l'avantage d'être transposable à d'autres domaines d'application.

Mots-clés— Apprentissage symbolique, reconnaissance de scénarios, représentations de haut niveau, situations dynamiques

I. INTRODUCTION

Cet article présente une méthode d'anticipation à partir de scénarios dans le cadre du projet VAHM (Véhicule Autonome pour Handicapés Moteurs) [8]. L'objectif du projet est de doter un fauteuil roulant d'une capacité d'anticipation du déplacement souhaité par la personne handicapée, lui évitant ainsi de transmettre des commandes à des intervalles de temps très courts. Par exemple, le déplacement du fauteuil du salon vers la chambre ne nécessitera que 2 ou 3 commandes au lieu d'une dizaine habituellement.

Notre solution est basée sur la reconnaissance dynamique de scénarios et se veut transposable à d'autres domaines d'application. Nous avons donc choisi de construire un algorithme d'anticipation travaillant sur des scénarios dont la représentation est de haut niveau. L'interfaçage de notre algorithme avec les données issues du fauteuil roulant se fait donc par traduction des données numériques brutes en OHN (Objets de Haut Niveau), tels "une porte" ou "un début de couloir". Cette traduction peut être faite de différentes manières, chacune donnant une représentation d'OHN différente, mais sans impact sur la structure de notre algorithme d'anticipation.

Après avoir décrit le contexte et le domaine d'application dans la section 2, cet article détaille l'algorithme d'anticipation à partir de scénarios avec la section 3. La section 4 présente les différents principes de la reconnaissance et de la

maintenance de la base d'OHN ainsi que l'expérimentation de différentes approches.

II. CONTEXTE

A notre connaissance, à l'exception du projet VAHM, aucune publication ne présente des travaux proches des nôtres, à savoir l'apprentissage (symbolique) et l'anticipation de trajets en ligne, en environnement réel et sans cartographie.

A. La reconnaissance de scénario

Un scénario est généralement vu comme une succession d'états ordonnés dépendant d'un ensemble de variables. Il est caractérisé par un état initial et un état final. Les scénarios peuvent décrire tous types de situations dynamiques et notamment les trajets de notre fauteuil roulant.

La reconnaissance de scénarios est en grande majorité utilisée pour la détection de pannes [9]. Les outils les plus courants pour la représentation de systèmes dynamiques sont les chaînes de Markov cachées [10] et les réseaux de Petri (et leurs nombreuses variantes) [2]. Cependant, aucun de ces outils n'est adapté à la fois à l'anticipation et à l'apprentissage, pour des scénarios linéaires (un seul ordre possible d'enchaînement des états). En effet, les réseaux de Pétri sont prévus pour modéliser des systèmes plus complexes et sont difficiles à mettre à jour. Ils ne sont donc pas vraiment adaptés à l'apprentissage en ligne [1]. Les chaînes de Markov cachées sont prévues pour étudier le déroulement de systèmes dont seules les observations sont connues. Elles n'ont pas spécialement vocation à anticiper des situations dynamiques.

B. Les représentations de haut niveau

Les représentations de haut niveau peuvent être définies comme des symboles décrivant des concepts évolués, par opposition aux données de bas niveau qui sont, généralement, des valeurs numériques (parfois en grande quantité) dénuées de sens intrinsèque. Les représentations de haut niveau ont du sens et sont généralement utilisées afin de faciliter le dialogue humain-machine. Par exemple, dans [7], une séquence de vidéosurveillance est analysée par un système qui la traduit en langage de haut niveau afin d'assister l'agent de surveillance dans sa tâche.

Dans notre application, nous utilisons ce type de connaissance pour éviter de manipuler un grand nombre d'informations dans les scénarios. En effet, toutes les informations sur une situation donnée du fauteuil sont résumées en un

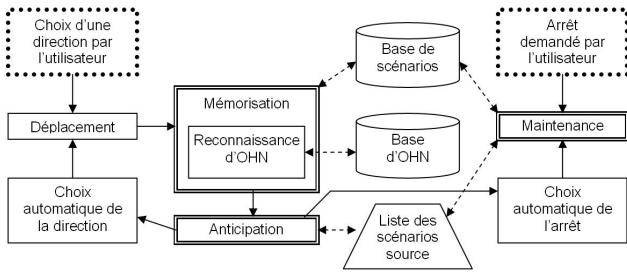


Fig. 2. Schéma de l'algorithme d'anticipation à partir de scénarios

train de se dérouler. Dans le même temps, à chaque étape du trajet, elle cherche tous les trajets précédemment appris qui pourraient correspondre à celui en cours, afin de prédire la suite du trajet. Comme ce raisonnement ressemble au raisonnement à partir de cas, nous utiliserons la même terminologie. Le trajet en train d'être parcouru sera appelé "scénario cible", car c'est celui auquel on essaie de faire correspondre les trajets déjà appris. Ces trajets qui lui correspondent seront appelés "scénarios source", car ils sont à l'origine des prédictions. Enfin, nous appellerons "scénario source courant" celui qui, parmi les scénarios source, est utilisé à un moment donné pour déterminer la suite du trajet. Pour élire le scénario source courant, la tâche d'anticipation choisit parmi les scénarios source celui qui s'est déjà déroulé le plus de fois. S'il y en a un, le fauteuil va se déplacer automatiquement selon les prédictions de ce scénario source. En fin de trajet, lors de la tâche de maintenance, lorsqu'un scénario source a été respecté jusqu'au bout, cela signifie qu'il a été reproduit une fois de plus. On augmente donc son score pour indiquer qu'il a plus de chances d'être à nouveau reproduit. Si aucun scénario source n'a été respecté jusqu'au bout, il s'agit d'un nouveau scénario qui est alors ajouté à la BS. C'est ainsi qu'elle se remplit. Le fonctionnement de l'algorithme est détaillé dans les parties qui suivent, tâche par tâche.

A. La mémorisation de trajets

Au fur et à mesure du parcours, le scénario cible doit être écrit et mémorisé. Ce que l'on entend par "écrit" est la traduction du trajet physique réel en un série de couples <OHN / direction>. La première étape indispensable consiste donc à chercher à faire coïncider la situation ponctuelle réelle avec un OHN de la base d'OHN. Lorsqu'un OHN est reconnu, on ajoute un couple au scénario cible en y spécifiant l'OHN reconnu et la direction à suivre.

Il existe un autre cas où un couple est ajouté à la suite du scénario cible même si aucun OHN n'a été reconnu : lors d'un changement de direction. En effet, ce moment du scénario est indispensable à une description correcte du trajet à suivre. Dans ce cas, on oblige le système à apprendre un nouvel OHN, correspondant à la situation, et on ajoute le couple au scénario cible. Cette opération est la seule à l'origine de l'ajout d'OHN dans la base d'OHN, qui est initialement vide. L'ajout du scénario cible à la BS ne peut être validé qu'au cours de la tâche de maintenance.

B. L'anticipation

La tâche d'anticipation a pour but, à partir de la BS et du début du scénario cible, de proposer les directions à

Scénario 4 :

OHN	Départ	Porte	Couloir	Porte	Arrivée
Direction	Avant	Gauche	Gauche	Droite	Stop

Scénario cible, scénario 28 :

OHN	Départ	DCD	Porte	Couloir	Porte	DCD	Arrivée
Direction	Avant	Avant	Gauche	Gauche	Droite	Avant	Stop

Fig. 3. Exemple de scénarios différents correspondant au même trajet réel

venir.

Au départ d'un nouveau scénario, tous les scénarios de la BS sont potentiellement des scénarios source du trajet qui sera suivi. Ils sont donc tous ajoutés à la liste des scénarios source potentiels. Tout au long du trajet, à chaque fois qu'un couple <OHN / direction> est ajouté au scénario cible, il est comparé avec ceux des scénarios source potentiels afin d'éliminer de la liste ceux qui en diffèrent. Parmi les scénarios source potentiels qui restent, celui qui a le meilleur score (cf. III-C) est élu comme scénario source courant et sa description servira à l'anticipation jusqu'à ce qu'il soit contredit par une intervention de l'utilisateur. A ce moment là, le scénario source est exclu de la liste des scénarios source potentiels puisque la direction suivie au dernier OHN diffère. La boucle est reprise dès la reconnaissance de l'OHN suivant, et ainsi jusqu'à l'épuisement de la liste des scénarios source potentiels ou jusqu'à la fin du trajet.

En réalité, l'étape d'anticipation est un peu plus complexe que cela car de nouveaux OHN peuvent être appris entre le moment où les scénarios qui servent de scénarios source potentiels sont appris et le moment où ils servent à l'anticipation. Par exemple, le trajet de la figure 1) est parcouru : on part (tout droit) d'un point de départ, on passe devant un début de couloir se trouvant sur la droite, on tourne à gauche en arrivant en face d'une porte, lorsqu'on arrive à un couloir, on tourne à gauche, puis on tourne à droite devant une porte, on passe à nouveau devant un début de couloir à droite (DCD), et au point d'arrivée, on s'arrête. La première fois que ce trajet est parcouru, aucun OHN n'est connu par le système, et seuls ceux qui correspondent à des changements de direction sont appris (points plus marqués sur la fig. 1). Cela donne le scénario 4 (fig. 3).

Quelques temps plus tard, le même trajet est reproduit, mais un nouvel OHN a été appris entretemps : le DCD. Le trajet est alors mémorisé sous la forme du scénario 28, pourtant, c'était le même que le 4. Dans la description s'insèrent de nouveaux couples où il n'y a pas de changement de direction, mais qui devraient normalement être reconnus pour que le scénario 4 ne soit pas exclu de la liste des scénarios source potentiels. Pour prendre cela en compte et permettre la suite de l'anticipation et la mise à jour des scénarios, un décalage de quelques couples est toléré entre les scénarios source potentiels et le scénario cible. Le décalage entre un scénario source et un scénario cible est le nombre de couples <OHN / direction> à insérer dans le scénario source pour qu'il soit strictement identique au scénario cible. Dans notre exemple, le scénario 4 reste un scénario source, mais avec un décalage de 2, car deux insertions sont nécessaires pour faire correspondre ce scénario au scénario cible. Lors de la phase d'élection du scénario

Scénario source courant (en fin de trajet), scénario 4 :

OHN	Départ	Porte	Couloir	Porte	Arrivée
Direction	Avant	Gauche	Gauche	Droite	Stop
Compteur n°0	23				
Compteur n°1	2				
Compteur n°2	80				

Le scénario a surtout été reproduit avec un décalage de 2

Scénario cible, scénario 28 :

OHN	Départ	DCD	Porte	Couloir	Porte	DCD	Arrivée
Direction	Avant	Avant	Gauche	Gauche	Droite	Avant	Stop

Fig. 4. Exemple de scénario cible et d'un scénario source associé, avec ses compteurs.

source courant, le premier critère est le décalage. L'élé sera parmi ceux qui ont le plus faible. Le deuxième critère est le score. De fait, dans notre exemple, le scénario 4 n'est plus prioritaire par rapport à d'autres scénarios source potentiels qui eux, contiennent le couple <DCD / Avant>, même si leur score est inférieur.

Si le décalage dépasse le maximum autorisé, le scénario est exclu de la liste des scénarios source potentiels. Remarquons que, bien qu'un scénario source ait un fort décalage et soit moins prioritaire, il peut tout de même se révéler être le bon scénario, comme dans notre exemple. Ainsi, une fois que ceux qui étaient prioritaires se sont fait exclure car ils ne correspondaient pas, le scénario source à fort décalage devient le scénario source courant.

C. Maintenance de la base de scénarios

La tâche de maintenance s'exécute à la fin de chaque trajet. Son rôle est de donner la meilleure cohérence possible à la BS en fonction des scénarios qui se déroulent. Elle assure donc l'apprentissage des nouveaux scénarios, tient à jour les compteurs de chaque scénario, spécialise les scénarios et supprime ceux qui deviennent inutiles.

En fin de trajet, deux cas de figure peuvent se présenter quant au trajet qui vient d'être parcouru : soit il s'agit d'un nouveau scénario, qui est alors ajouté à la BS, soit il s'agit d'une reproduction d'un scénario source, auquel cas ce dernier est encore dans la liste des scénarios source à la fin du trajet. Dans ce dernier cas, ce scénario source s'est donc déroulé une fois de plus. Pour en tenir compte, son score est augmenté, indiquant sa plus forte probabilité qu'auparavant d'être reproduit. Le score est, en réalité, une somme de plusieurs compteurs que possède chaque scénario. Ils en possèdent autant qu'il y a de décalages possibles (zéro inclus). Le compteur n° y d'un scénario correspond au nombre de fois qu'il a été reproduit avec un décalage de y . Ainsi, lorsqu'un scénario est scénario source courant (avec un certain décalage) à la fin d'un trajet, on augmente son compteur correspondant au décalage. Cela permet de distinguer les scénarios qui sont reproduits fidèlement (décalage nul) de ceux qui sont reproduits, mais avec des étapes en plus. Dans l'exemple (fig. 4), en fin de trajet, le compteur n° 2 du scénario source est augmenté car le scénario source a été intégralement reproduit, mais avec 2 couples en plus qui n'étaient pas reconnus auparavant.

Lors des premières reproductions avec décalage, on se contente d'augmenter le compteur correspondant. Mais lorsqu'un compteur associé à un décalage devient trop important, cela signifie que le scénario source a besoin d'être précisé, car de nombreuses fois il a été scénario source courant mais des étapes ont manqué. Dans ce cas, on ajoute le

scénario cible à la BS, ce qui correspond à une spécialisation du scénario qui servait de scénario source courant. Si on reprend notre exemple, cela voudrait dire que des scénarios similaires au 28 se sont produits souvent, donc le compteur n° 2 du scénario 4 a dépassé un certain seuil (fixé par nous). Une spécialisation du scénario 4 devient alors nécessaire. On enregistre donc le scénario 28 dans la BS en lui transférant comme compteur n° 0 le compteur n° 2 du scénario 4.

Régulièrement, le compteur (non nul) de plus faible décalage possible de chaque scénario est légèrement diminué afin que seuls les scénarios régulièrement utilisés aient des compteurs élevés. Quand tous les compteurs d'un scénario deviennent nuls, celui-ci est effacé de la BS. Cela reprend l'idée du fonctionnement du cerveau qui oublie les éléments qui ne sont pas régulièrement activés.

Ce processus de maintenance permet de donner à chaque scénario un score correspondant à sa fréquence d'utilisation, de spécialiser les scénarios au fur et à mesure que de nouveaux OHN sont appris, mais aussi de supprimer ceux qui sont inutilisés.

D. Premier bilan

L'algorithme a réellement été testé sur le simulateur VAHM avec une gestion simulée des OHN. Les premiers trajets, correspondant au début de l'apprentissage, nécessitent davantage d'actions de la part de l'utilisateur, mais une fois expérimenté, le système donne de très bons résultats : sur des trajets nécessitant en moyenne 7 changements de direction, l'utilisateur n'a plus qu'à entrer la première direction et en moyenne à intervenir une fois pour contredire le système. Ces résultats ne sont qu'un ordre de grandeur car ils dépendent bien entendu de nombreux paramètres, et notamment de l'usage qu'il est fait du fauteuil (trajets souvent reproduits ou non, etc.).

Certaines situations problématiques sont apparues lors de ces expérimentations mais elles sont très bien gérées par le système. On trouve par exemple le cas où le trajet suivant est suivi pour la première fois, avec aucun des OHN initialement connus : <départ / avant>, <porte à droite / avant>, <porte à droite / droite>, <arrivée / stop>. Une première porte sur la droite est dépassée, mais ignorée car on ne change pas de direction. Ainsi, l'OHN n'est pas appris. Il n'est appris que pour la deuxième porte à droite, puisque l'on change de direction pour traverser celle-ci. De ce fait, le scénario retenu par l'application est <départ / avant>, <porte à droite / droite>, <arrivée / stop>, et son compteur est initialisé. Lorsque le même début de trajet est reconnu par la suite, le fauteuil va donc automatiquement tourner à droite à la première porte à droite, car il sait désormais reconnaître l'OHN, mais cette anticipation est fautive. L'utilisateur va donc annuler cette décision et reprendre le pilotage lui-même, pour indiquer qu'il faut aller tout droit. Le scénario retenu sera cette fois-ci le bon, avec un compteur légèrement plus élevé que celui du "mauvais scénario" puisque le compteur de ce dernier aura diminué avec le temps. De fait, dès le prochain déroulement de ce scénario, l'anticipation proposée sera la bonne. L'autre scénario, inutilisé, sera supprimé au bout d'un certain temps.

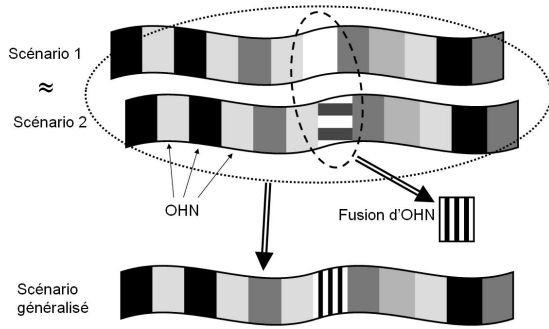


Fig. 5. Vision simplifiée de la fusion de deux OHN et donc de deux scénarios proches

IV. LES OBJETS DE HAUT NIVEAU

Comme expliqué précédemment, l'application a besoin d'apprendre et de reconnaître des OHN pour décrire ses scénarios. Dans tous les exemples donnés auparavant, les OHN sont des objets ou situations tels que nous les nommons en tant qu'humains ("porte", "couloir"), mais en réalité, le système va apprendre les OHN qui auront du sens pour lui. Ils n'ont pas de raison, a priori, d'être identifiables à nos représentations de haut niveau.

Afin d'assurer le bon déroulement de toutes les opérations concernant les OHN, notre application contient, parallèlement à l'algorithme d'anticipation à partir de scénario, un système de gestion des OHN (SGOHN).

A. Principes

Avant toute définition de structure précise pour les OHN, il est nécessaire d'étudier comment ils sont utilisés dans le SGOHN afin de prévoir une représentation adaptée. Quatre types d'opération sont possibles sur les OHN : l'apprentissage, la reconnaissance, la comparaison et la généralisation. L'apprentissage consiste à construire un OHN qui décrit la situation ponctuelle dans laquelle se trouve le fauteuil. La reconnaissance d'OHN doit, quand cela est possible, donner l'OHN correspondant le mieux à la situation ponctuelle. La comparaison est utilisée, lors de la maintenance, pour déterminer la distance entre deux OHN, c'est-à-dire s'ils sont plutôt ressemblants ou différents. S'ils sont proches, le système cherchera parfois à les fusionner, c'est à dire créer un OHN caractérisé par les points communs des deux OHN précédents.

Tout comme la BS, la base d'OHN nécessite une phase de maintenance afin de garantir sa cohérence et les performances du système. En effet, l'algorithme d'anticipation à partir de scénario est totalement dépendant des performances du SGOHN. Ainsi, à chaque fin de trajet, ce dernier va chercher les généralisations possibles à partir des OHN du scénario qui vient de se dérouler. L'objectif final de ce processus est de réduire la taille de la BS, afin de n'avoir qu'un seul scénario source par trajet régulièrement parcouru. On veut, par exemple, éviter d'avoir deux scénarios qui ne diffèrent que par un OHN alors qu'ils sont en réalité identiques. Pour illustrer, ces deux OHN à l'origine de la divergence pourraient être "porte sur la gauche avec un mur à droite à 30 cm" et "porte sur la gauche avec un mur à droite à 10 cm". Si l'on est dans ce cas, le rôle du système va donc être de remplacer ces deux OHN par un, plus général,

qui serait "porte sur la gauche avec un mur à droite à moins de 35 cm", par exemple. La condition nécessaire pour chercher à fusionner deux OHN est leur appartenance à deux scénarios ne différant que par quelques OHN. Si c'est le cas, le SGOHN calcule la distance entre les OHN et tente de les fusionner (fig. 5), dans la mesure du possible. En effet, si la distance est trop élevée, il s'agit peut-être de deux OHN réellement différents (car deux scénarios différents). Le fait de chercher à les généraliser en se basant sur la BS ne garantit pas qu'ils soient équivalents. Cependant, à l'inverse, le fait de ne généraliser que si cela semble correct au vu de la BS garanti une diminution du nombre de généralisations, et donc de généralisations abusives. En cela, on peut considérer que cette méthode de maintenance est sémantique, car on étudie le rôle des OHN dans les scénarios pour déterminer s'ils ont un sens équivalent avant de généraliser.

Outre l'utilisation qui en sera faite, d'autres éléments sont à prendre en compte pour le choix de la structure des OHN. Il faut par exemple éviter des structures trop simplistes qui donneraient lieu à des OHN trop généraux. Ces derniers seraient reconnus dans des situations ponctuelles trop différentes et des trajets différents risqueraient d'être décrits par le même scénario. Du coup, les anticipations ne seraient pas fiables. D'autre part, il faut éviter à l'inverse les structures très complexes et trop précises car il y aurait peu de chances que les OHN soient reconnus, même si la situation ponctuelle est plutôt bien reproduite. De plus, la généralisation serait également inutilement complexe.

B. Expérimentations et résultats

Afin de vérifier ces idées, nous avons proposé trois premières méthodes de représentation des OHN pour le projet VAHM. La première, la plus évidente, consiste à décrire un OHN par les valeurs des 16 capteurs ultra-son. La deuxième est un quadruplet de réels calculé à partir des 16 valeurs. La troisième, volontairement exagérée, cherche à décrire les OHN par le moins de valeurs possibles.

Dans notre première expérimentation, les OHN sont un tableau contenant les valeurs minimales et maximales pour les 16 capteurs. D'un point de vue création et reconnaissance d'OHN, cette solution est assez efficace et le déplacement automatique du fauteuil, dans un premier temps, est satisfaisant. Cependant, le calcul de distance entre deux OHN de ce type est problématique. En effet, quelle distance choisir pour comparer deux objets de dimension 16? Nous avons opté pour la distance de Tchebychev (∞ -distance) qui donne de moins mauvais résultats que la distance euclidienne (2-distance), mais aucune distance n'est réellement préconisée pour comparer deux séries de 16 intervalles.

Pour parer à cela, nous avons choisi de représenter nos OHN sous la forme d'objets de dimension 4, pour que les calculs de distances soient plus réalistes. Un OHN est donc décrit par 4 intervalles : ils correspondent aux surfaces libres devant, derrière, à droite et à gauche. Sur l'exemple de la figure 6, ce sont les 4 zones grisées. Comme pour l'exemple précédent, chaque surface a une valeur maximale et une valeur minimale. Lors de la reconnaissance, si chacune des aires calculées appartient à l'intervalle correspondant, alors l'OHN est reconnu. Le problème de dis-

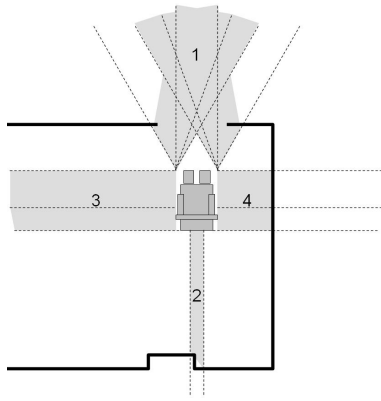


Fig. 6. OHN deuxième version

tance entre OHN pour la généralisation est le même que précédemment, mais en seulement 4 dimensions. A nouveau, la distance de Tchebychev a été choisie, mais elle donne cette fois-ci des résultats plus proches de la réalité. La fusion d'OHN correspond là aussi à l'élargissement de certains des intervalles, dans la mesure du raisonnable. Cette représentation des OHN donne des résultats identiques aux précédents en matière de reconnaissance mais la maintenance est beaucoup plus cohérente. Les résultats sur le long terme sont donc meilleurs.

La troisième expérimentation a consisté à étudier le fonctionnement de notre système avec des OHN exagérément simples, ce qui était contraire à la supposition de bon sens faite en IV-A : éviter les structures trop simplistes. En effet, le système n'anticipe plus jamais car les scénarios deviennent extrêmement longs : pour un trajet simple avec 5 changements de direction, 3 types d'OHN sont reconnus plus de 10 fois chacun ! Il est donc presque impossible que cette série soit reproduite exactement dans le même ordre. Le nombre minimal de paramètres nécessaires pour décrire un OHN de manière assez efficace semble être deux. En effet, pour des doublets bien pensés et des environnements bien choisis, le système peut fonctionner. Les décrire par des triplets semble tout de même être un meilleur compromis entre simplicité et efficacité.

Pour le moment, peu d'expérimentations sur les OHN ont été menées et toutes cherchaient à les décrire par un ensemble de valeurs numériques. Aucune solution n'a donné de résultats largement supérieurs aux autres. On en tire une remarque intéressante : le système peut fonctionner avec des représentations très diverses d'OHN.

V. CONCLUSION ET PERSPECTIVES

Nous proposons dans cet article un outil de reconnaissance et d'anticipation de situations dynamiques appliqué à l'assistance au déplacement de personne lourdement handicapée. Le système est capable, d'une part, d'apprendre les trajets parcourus par le fauteuil roulant et, d'autre part, de reconnaître les débuts de trajets afin de piloter automatiquement le fauteuil en anticipant la suite. Notre solution travaille sur des scénarios dont la représentation est une succession de couples $\langle \text{OHN} / \text{direction} \rangle$. Les objets de haut niveau, tout comme les scénarios, sont automatiquement appris dans la mesure du minimum nécessaire afin de conférer au système les meilleures performances possibles.

Ainsi, partant de bases de connaissances vides, l'application apprend, par expérience, les trajets régulièrement parcourus ainsi que les OHN permettant de les décrire. Elle entretient automatiquement ses bases de connaissances afin de gagner en performance et en cohérence. Comme nous l'avons vérifié lors des expérimentations, le système peut fonctionner avec différentes méthodes de représentation des OHN. La solution semble ainsi adaptable à d'autres domaines d'application où les décisions sont prises ou supervisées par un humain, où les scénarios sont des successions de couples $\langle \text{situation} / \text{décision} \rangle$, et où les mêmes scénarios reviennent régulièrement. Citons comme exemple la conduite automobile.

Bien qu'il soit déjà très efficace, l'algorithme d'anticipation à partir de scénario semble pouvoir encore être amélioré. Lors d'une spécialisation, les compteurs sont transférés au nouveau scénario, mais rien ne garantit qu'il soit seul à avoir provoqué la spécialisation par dépassement du compteur. Peut-être un autre trajet a-t-il également fait augmenter le compteur en question mais n'a pas eu la "chance" de provoquer la spécialisation. Plutôt qu'un transfert du compteur, une autre méthode, comme un partage ou une duplication du compteur, serait peut-être plus performante. Cependant, la solution actuelle offre l'avantage d'être efficace et ne donne pas des résultats absurdes car avec la décroissance régulière des compteurs, l'erreur est compensée avec le temps. La décroissance des compteurs pourrait d'ailleurs elle-aussi être modifiée car la décroissance linéaire n'est pas forcément la meilleure solution.

Par ailleurs, de nombreuses expérimentations en situation réelle devront être menées, entre autre pour étudier le comportement du système lors de l'évitement d'obstacles imprévisibles.

RÉFÉRENCES

- [1] A. Aich, Reconnaissance et prédiction de situations dynamiques : application à l'assistance des personnes handicapées. *PhD Thesis*, Troyes, 2007.
- [2] F. Cassez et O. Roux, Traduction structurelle des réseaux de Pétri temporels en automates temporisés. *4ieme Colloque Francophone sur la Modélisation des Systèmes Réactifs, (MSR'03)*, Metz, France, octobre 2003
- [3] H.V. Christensen et J.C. Garcia, Infrared Non-Contact Head Sensor, for Control of Wheelchair Movements. *Assistive Technology : From Virtuality to Reality*, A. Pruski and H. Knops (Eds) IOS Press. 336-340.
- [4] U. Frese et al., A Multilevel Relaxation Algorithm for Simultaneous Localization and Mapping. *IEEE Transactions on Robotics*, 21 (2), pp. 1-12. 2005.
- [5] M. Mazo et al., Experiences in assisted mobility : the SIAMO project. *IEEE International Conference on Control Applications*, September 18-20, 2002. Glasgow, U.K.
- [6] J-M. Nigro et B. Boukabeche, Métaconnaissances et assistance à la conduite en fauteuil roulant. *HANDICAP 2004*, Paris, 17-18 Juin 2004.
- [7] N.T. Nguyen et al., Recognising and monitoring highlevel behaviours in complex spatial environments. *CVPR-03*, Madison, 2003.
- [8] A. Pruski et O. Habert, Obstacle avoidance module for the vahm-2 wheelchair. *AAATE 1999*, Düsseldorf, Germany, novembre 1999.
- [9] N.Sadou et H. Demmou, Minimality of critical scenarios in Petri net models. *IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics*, Taipei (Taiwan), 8-11 Octobre 2006, pp.3422-3429, 2006.
- [10] M. Fox et al., Robot introspection through learned hidden Markov models. *Artif. Intell.*, vol. 170, no. 2, pp. 59-113, 2006.