



HAL
open science

Contribution à la navigation autonome en environnement dynamique et humain

Anne Spalanzani

► **To cite this version:**

Anne Spalanzani. Contribution à la navigation autonome en environnement dynamique et humain. Robotique [cs.RO]. MSTII, 2015. tel-01196699

HAL Id: tel-01196699

<https://inria.hal.science/tel-01196699>

Submitted on 14 Sep 2015

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

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

HABILITATION À DIRIGER DES RECHERCHES

Spécialité : **Robotique**

Présentée par : **Anne Spalanzani**

préparée au sein du **Laboratoire d'Informatique de Grenoble**
et de **MSTII**

Contribution à la navigation autonome en environnement dynamique et humain

Habilitation soutenue publiquement le **22 Juin 2015**,
devant le jury composé de :

Rachid Alami

Directeur de recherche au LAAS, Examinateur

Kai Arras

Maître de conférences à l'Université de Friburg, Rapporteur

Gaëlle Calvary

Professeur à l'Institut polytechnique de Grenoble, Ensimag, Examinateur

Mohamed Chetouani

Professeur à l'Université Pierre et Marie Curie, Rapporteur

James Crowley

Professeur à Grenoble INP, Examinateur

Christian Laugier

Directeur de recherche à Inria, Examinateur

Olivier Simonin

Professeur à l'INSA de Lyon, Rapporteur



Résumé

La navigation autonome en environnement dynamique et humain représente encore un défi important pour la recherche en robotique. Le point central du problème est de garantir la sécurité de tous les agents qui se déplacent dans l'espace. Contrairement aux environnements statiques ou contrôlés, où les techniques de planification globale peuvent être adoptées, les environnements dynamiques présentent des difficultés majeures : la détection et le suivi des obstacles mobiles, la prédiction de l'état futur du monde, la planification et la navigation en ligne. Si l'on rajoute les contraintes liées à la présence d'humains dans la scène, on se confronte alors à la problématique des conventions sociales, de la compréhension, de la modélisation et de la prédiction des intentions et des comportements humains.

Ce mémoire d'Habilitation à Diriger des Recherches présente mes principales activités de recherche menées depuis 2002, année de recrutement comme maître de conférences à l'Université Pierre-Mendès-France. Ce document fait la synthèse de mes contributions dans le domaine de la navigation des robots dans des environnements dynamiques et humains et s'organise autour de 3 thématiques, à savoir : 1. La modélisation d'environnements dynamiques et humains dans des grilles probabilistes. La contribution porte à la fois sur la détection et le tracking d'objets dynamiques et sur la compréhension de scènes sociales. 2. La navigation de robots mobiles en environnement dynamique et incertain. La contribution porte sur l'intégration d'une représentation probabiliste de l'environnement dans la navigation en abordant la notion de risque de collisions et de respect de conventions sociales. 3. La prise en compte des habitudes et des intentions de l'utilisateur passager d'un robot mobile (ici un fauteuil roulant) pour la navigation.

Table des matières

Table des matières	i
1 Travaux de recherche	1
1.1 Introduction	1
1.2 Perception et compréhension d’environnements dynamiques et peuplés d’humains	3
1.2.1 Introduction	3
1.2.2 Modélisation d’environnements dynamiques dans une grille prob- abiliste	5
1.2.3 Modélisation de scènes sociales dans une grille probabiliste	7
1.2.4 Modélisation d’interactions par fonctions implicites	11
1.2.5 Vers un modèle psycho-socialement plausible	12
1.3 Problématique de la navigation de robot en environnement dynamique et incertain	19
1.4 Navigation réactive en environnement dynamique et incertain	20
1.5 Planification en environnement dynamique et incertain	25
1.5.1 Planification de trajectoires en temps borné basée sur le risque . .	25
1.5.2 Principe de l’algorithme RiskRRT	26
1.5.3 Comportement d’évitement d’obstacles dynamiques	30
1.5.4 Navigation autonome vers un but mobile	30
1.6 Navigation en environnement humain	33
1.6.1 Navigation socialement acceptable	33
1.6.2 Navigation en milieu peuplé par suivi de leader	35
1.7 Estimation des intentions de l’utilisateur pour l’assistance à la mobilité .	43
1.8 Conclusions et perspectives	50
1.8.1 Vers des approches écologiques	51
1.8.2 Vers des approches cognitivistes	51

TABLE DES MATIÈRES

Liste des figures

53

Chapitre 1

Travaux de recherche

1.1 Introduction

Le déploiement de robots autonomes dans notre quotidien implique un certain nombre d'exigences auxquelles la robotique doit faire face. Il est nécessaire de garantir la sécurité de ces robots mais surtout celle des hommes qui l'entourent. Il est également important que ces robots nous apportent un confort et que les commander soit simple. Parmi de nombreux défis, celui de planifier leurs trajectoires dans des environnements dynamiques et humains en est un. Quand les robots partagent l'espace avec les hommes, ils doivent prendre en compte leur présence et se comporter de manière socialement acceptable. Leurs trajectoires doivent être non seulement sûres mais également lisibles et prévisibles. Leurs comportements doivent suivre des conventions sociales respectant les contraintes de proxémique, évitant les personnes qui interagissent, par exemple, ou rejoignant un groupe sans les déranger.

Contrairement aux environnements statiques et contrôlés où la planification d'une trajectoire globale est possible, la dynamique des environnements humains et l'incertitude liée à leur compréhension nécessite que l'on s'intéresse simultanément à trois domaines : la détection et le suivi des obstacles mobiles, la prédiction de leur comportement et la planification de trajectoires. Les données obtenues dans chacun de ces domaines sont bruitées, incertaines et incomplètes, et pour les manipuler nous avons choisi de raisonner sur la notion de risque.

La fonction de risque repose sur une garantie de sécurité mais aussi de comportement socialement acceptable. Une fois le risque de collision évité, le robot doit garantir le confort des humains l'entourant (ou l'utilisant). Ceci étend le problème de la navigation à celui de la navigation centrée humain (human-aware navigation).

1. TRAVAUX DE RECHERCHE

Lorsqu'ils interagissent (par exemple lorsqu'ils discutent (Ciolek & Kendon, 1980)), les hommes respectent un certain nombre de conventions sociales, notamment celles liées au respect des espaces sociaux. La littérature en psycho-sociologie comme en robotique se réfère souvent aux travaux de (Hall, 1966) qui font un lien entre le respect des espaces autour des êtres humains et leur sentiment de confort. Hall introduit la notion d'espace personnel, espace centré autour de chaque être humain dont les caractéristiques semblent varier selon le contexte.

La navigation d'un robot en société doit donc s'adapter à la manière d'interagir des hommes (Pacchierotti et al., 2007), à leur confort, leurs préférences et leurs besoins (Sisbot et al., 2010). Les comportements d'un robot en société ne doivent pas faire peur aux gens et doivent être prévisibles (Kruse et al., 2012). Lorsque qu'un robot social navigue, il doit être "conscient" de ce qui est permis et interdit et se comporter en conséquence (Lindner & Eschenbach, 2011) mais il doit également connaître la position de chacun des agents de la scène (humains, robots, véhicules...) (Jeffrey & Mark, 2003). Cela implique que ces robots soient capables de distinguer les obstacles des personnes et se comporter de manière appropriée (par exemple, en gardant une distance par rapport à une personne) (Topp & Christensen, 2005). De toute évidence, les robots qui sont en mesure de prédire le comportement des personnes peuvent naviguer de manière plus sociale (Kuderer et al., 2012) et leurs mouvements seront mieux compris et prédits. La confiance que les hommes auront en ces robots en sera grandie (Gockley et al., 2007).

Le travail présenté dans cette habilitation traite de la navigation de robots en environnement dynamique et humain avec connaissance partielle et incertaine de l'environnement. Dans ces travaux, j'ai proposé les contributions suivantes :

- Algorithmes de perception de l'environnement dynamique et humain.
- Algorithmes de navigation prenant en compte des données capteurs qui sont parfois peu précises ou limitées et donnent une connaissance imparfaite et locale de l'environnement.
- Intégration de modèles de comportements d'obstacles dynamiques dans la décision de navigation. Nous donnons alors au robot des capacités de prédiction (à court ou moyen terme) de l'état de l'environnement (position et vitesse des obstacles mobiles par exemple) en intégrant la notion de comportements typiques.
- Algorithme de navigation suivant des comportements socialement acceptables.

1. TRAVAUX DE RECHERCHE

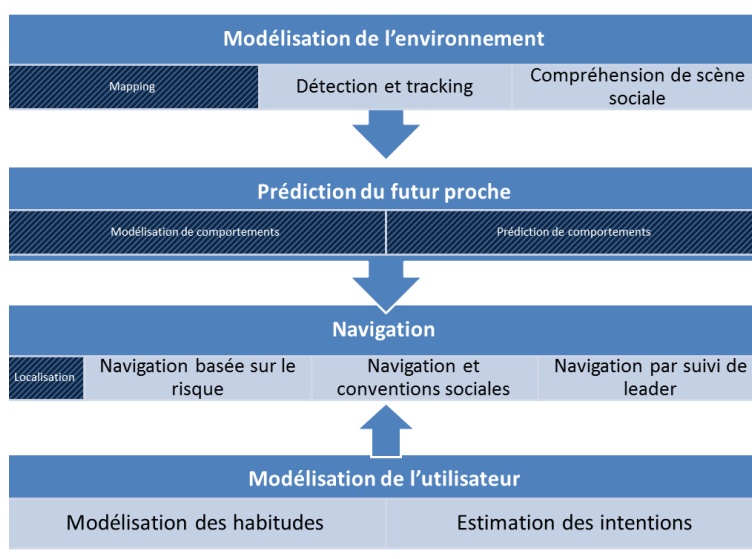


Figure 1.1: Principaux modules du système de navigation proposé dans cette habilitation. Les contributions apportées dans ce travail sont les modules en bleu clair.

- Intégration des intentions de l'utilisateur dans la décision de navigation.

Dans la suite de ce document, nous présenterons un résumé des contributions listées ci-dessus et dont les imbrications sont illustrées dans la figure 1.1.

La section 1.2 présente nos contributions sur la modélisation d'environnements dynamiques et humains dans des grille probabilistes. La contribution porte à la fois sur la détection et le tracking d'objets dynamiques et sur la compréhension de scènes sociales. La section 1.3 aborde la problématique de la navigation de robots mobiles en environnement dynamique et incertain puis les sections 1.4 et 1.5 présentent nos contributions consistant à intégrer cette représentation probabiliste de l'environnement dans la navigation en abordant la notion de risque de collisions et de respect de conventions sociales. Enfin, la section 1.7 détaille nos contributions sur la prise en compte des habitudes et des intentions de l'utilisateur passager d'un robot mobile (ici un fauteuil roulant) pour la navigation.

Les modules de la figure 1.1 représentés en bleu clair sont là où ont porté nos contributions. Les modules hachurés ont fait partie intégrante du système de navigation développé mais nous n'y avons pas apporté de contribution directe.

1.2 Perception et compréhension d’environnements dynamiques et peuplés d’humains

1.2.1 Introduction

La construction de modèles d’environnements dynamiques et peuplés d’humains à partir de capteurs tels que des caméras et ou des télémètres lasers est complexe : les scènes sont très dynamiques, les conditions d’éclairage variables, la variabilité d’apparence pour une classe d’objets est extrêmement élevée, les conditions peuvent être dégradées et les capteurs sont placés sur un système mobile qui altère leurs performances. De plus, dans la perspective d’utiliser ces modèles dans des applications robotiques, la complexité calculatoire doit être compatible avec un fonctionnement en temps réel et la robustesse doit être élevée malgré les limitations des capteurs utilisés. Une représentation possible de l’environnement est la représentation par grille probabiliste (Elfes, 1989). Elle est particulièrement bien adaptée pour la fusion de données capteurs et peut être classiquement combinée à un filtre de type Kalman pour une meilleure interprétation de la scène (Coue, 2003). Dans cette section, focalisée sur la représentation d’environnements dynamiques et humains dans des grilles probabilistes, nous présentons trois contributions, à savoir :

- La fusion de données capteurs de stéréovision dans une grille d’occupation probabiliste,
- La représentation d’interactions sociales dans une grille d’occupation probabiliste,
- La modélisation d’interactions sociales dynamiques.

1.2.2 Modélisation d’environnements dynamiques dans une grille probabiliste

Les grilles d’occupation sont la plupart du temps construites à partir de données télémétriques ou de données ultrasons (Thrun et al., 2005). Par contre, la construction de grilles par stéréovision a été moins étudiée et présente pourtant certains avantages : contrairement aux données télémétriques, les données de stéréovision permettent d’observer des régions partiellement occultées de la scène et permettent également de détecter la route. Parmi les méthodes existantes, la plupart génèrent une grille d’occupation binaire (occupé/libre) ou ternaire (occupé/libre/inconnu), et non une description probabiliste de la scène. D’autre part, l’utilisation de l’espace de disparité pour le calcul de la grille n’a été envisagée dans la littérature que pour estimer l’espace

1. TRAVAUX DE RECHERCHE

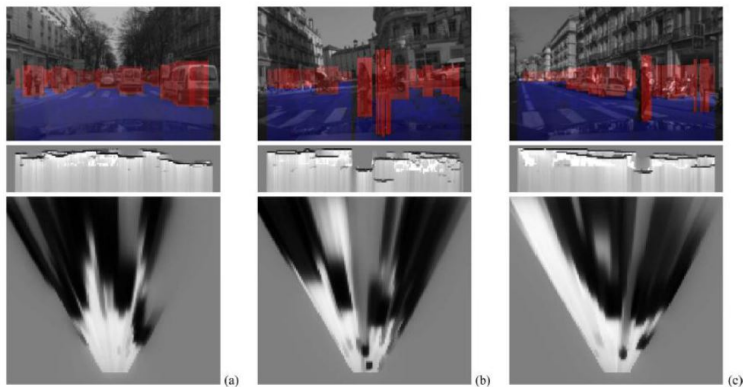


Figure 1.2: Exemples de grilles d'occupation construites par stéréovision. Pour chaque cas, en haut : l'image de gauche de la paire stéréo, avec les régions de forte probabilité d'occupation visualisées en rouge, le bleu correspond donc à l'espace navigable estimé. Au milieu : la grille d'occupation en u-disparité. En bas : la grille Cartésienne correspondante.

navigable (Badino et al., 2007) et pas pour remplir une grille d'occupation probabiliste. Dans l'approche que nous avons proposée en 2008 dans le cadre du Post-doc de M. Perrollaz, la grille obtenue contient des probabilités d'occupation, les régions semi-occultées sont prises en compte et la méthode est particulièrement adaptée aux nouvelles architectures de calcul parallèles. La méthode développée a été appliquée à la détection d'obstacles mobiles (des piétons notamment). Un exemple de grille d'occupation obtenue est illustré dans la figure 1.2.

Cette approche a par la suite été combinée à un filtre bayésien (Hybrid-Sampling Bayesian Occupancy Filter (HSBOF) (Nègre et al., 2014)) qui permet d'estimer la position et les distributions de vitesses pour les objets détectés.

Ces travaux ont donné lieu à plusieurs publications : (Perrollaz et al., 2010b), (Perrollaz et al., 2010a), (Perrollaz et al., 2012).

Limite de cette approche : Dans la méthode évoquée ci-dessus, l'environnement est considéré comme dynamique mais il n'y a pas de distinction entre les différents types d'obstacles mobiles (piétons, vélos, véhicules...). Dans la suite de cette partie, nous nous intéresserons aux scènes sociales incluant la modélisation d'humains en tant qu'obstacles.

1. TRAVAUX DE RECHERCHE



Figure 1.3: de gauche à droite : espace personnel, espace d'interaction, espace de calcul d'information, espace d'activité, espace d'affordance.

1.2.3 Modélisation de scènes sociales dans une grille probabiliste

La littérature en théorie proxémique décrit l'existence de plusieurs espaces physiques gérés par les humains. La gestion que nous faisons de ces espaces est une sorte de langage pour communiquer notamment sur nos intentions d'interagir. Le plus commun des espaces est l'espace dit "personnel" défini par (Hall, 1966). Les caractéristiques le décrivant varient selon les sociologues et les modèles robotiques associés sont aussi très variés (Rios-Martinez et al., 2014). Cependant, d'autres espaces entrent en jeu comme par exemple : les espaces d'activité (espaces entre une personne et l'objet avec lequel cette personne interagit), les espaces de calcul d'information (espaces dans lesquels tout objet est considéré comme un obstacle à éviter), les espaces d'affordance (espace d'activité potentielle) et les espaces d'interaction entre les personnes. La figure 1.3 illustre des situations où ces espaces ont une véritable influence sur le positionnement des personnes ou leurs déplacements à venir. Ainsi par exemple, les personnes se positionnent pour respecter les espaces personnels ou d'interaction et respecteront un espace d'activité lors de la planification de leur déplacement.

La littérature en robotique s'intéresse depuis 2007 à cette idée de robotique respectant les espaces sociaux. Dans (Gockley et al., 2007) et (Sisbot et al., 2007) les trajectoires suivies par le robot s'attachent à être prévisibles et à garantir le confort des personnes en maintenant par exemple le robot dans le champ de vision des personnes. Dans (Kirby et al., 2009) apparaît la notion de coût pour modéliser les conventions sociales (respect des espaces personnels, croisement des personnes par la droite).

Lors de la thèse de J. Rios soutenue en 2013 (Rios-Martinez, 2013), nous avons

1. TRAVAUX DE RECHERCHE

proposé d'intégrer ces différents espaces dans une carte sociale probabiliste et d'évaluer le risque de planifier des trajectoires ne respectant pas de conventions sociales. Cette méthode appelée "Filtre Social" inclut :

- Une estimation de dérangement dû à l'invasion de l'espace personnel,
- Une estimation de dérangement dû à l'invasion de l'espace d'interaction (o-space),
- Une estimation de dérangement dû à l'invasion de l'espace d'activité,
- Une prédiction de la position de futures conversations.

A l'aide de la connaissance de l'orientation des personnes détectées, de leurs positions ainsi que de la position des objets avec lesquels il est potentiellement possible d'interagir, un certain nombre d'espaces peuvent être identifiés, notamment les espaces personnels, d'activité et d'interaction. Nous avons modélisé ces espaces comme des coûts. Cette idée avait déjà été proposée par (Sisbot et al., 2007) mais la notion d'espace d'interaction que nous avons proposée est nouvelle.

Dans nos travaux, nous avons introduit la prise en compte d'espaces d'interaction tels qu'ils ont été définis par (Kendon, 2010) et (Ciolek & Kendon, 1980). Dans ces travaux, les auteurs suggèrent que les personnes qui interagissent en groupe se positionnent selon des schémas appelés F-formation (voir Figure 1.4) et partagent un espace appelé o-space (Figure 1.5). Un second espace appelé p-space encercle le premier. Il représente l'espace dans lequel une tierce personne peut s'intégrer sans déranger, si elle souhaite interagir.

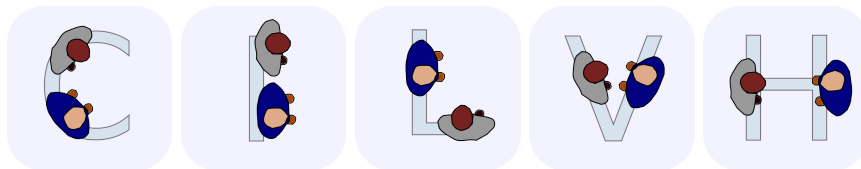


Figure 1.4: Dispositions typiques de 2 personnes en interaction selon (Ciolek & Kendon, 1980).

Dans le cadre de la thèse de Jorge Rios-Martinez, nous avons modélisé le coût probabiliste associé aux espaces personnels, d'activité et d'interaction (voir figure 1.6) selon les modèles suivants :

Modèle d'espace personnel.

Le coût relatif à l'espace personnel PS est modélisé sous la forme de deux demi-

1. TRAVAUX DE RECHERCHE

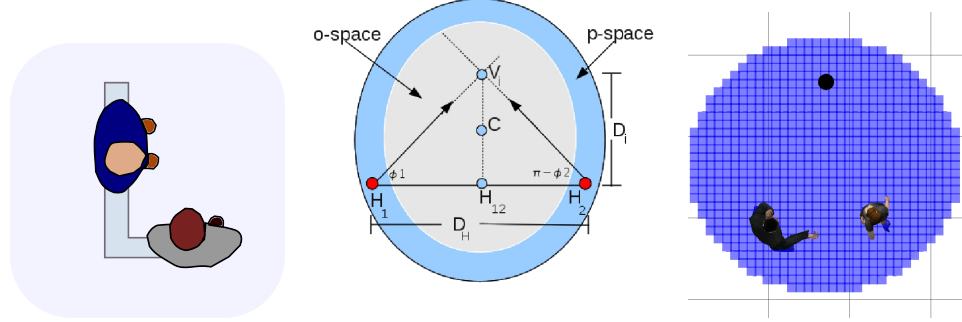


Figure 1.5: (gauche) Exemple de F-formation de deux personnes interagissant avec une configuration en L (gauche), (milieu) modélisation des espaces d'interaction (o-space et p-space), (droite) calcul de point de rencontre.

gaussiennes à la manière de (Kirby et al., 2009).

Il est centré sur l'individu (positionné en (x_0, y_0)) et possède trois paramètres libres : un écart-type avant sh , un écart-type arrière sr et un écart-type latéral ss . L'espace ainsi formé possède deux matrices de covariance qui se définissent de la façon suivante :

$$E_h = \begin{pmatrix} sh & 0 \\ 0 & ss \end{pmatrix} \quad (1.1)$$

$$E_r = \begin{pmatrix} sr & 0 \\ 0 & ss \end{pmatrix} \quad (1.2)$$

Par conséquent, l'espace personnel d'une personne en position (x_0, y_0) est représenté par :

$$PS(x_0, y_0) \propto \begin{cases} N(x, y; [x_0, y_0], E_h) & \text{si } x_0 \geq 0. \\ N(x, y; [x_0, y_0], E_r) & \text{sinon.} \end{cases} \quad (1.3)$$

Modèle d'espace d'interaction.

Le coût de l'espace d'interaction IS entre deux personnes centré sur (x_c, y_c) est quant à lui calculé pour chaque point (x, y) selon le modèle suivant :

$$E_i = \begin{pmatrix} si & 0 \\ 0 & ss \end{pmatrix} \quad (1.4)$$

1. TRAVAUX DE RECHERCHE

$$IS(x_c, y_c) \propto N(x, y; [x_c, y_c], E_i) \quad (1.5)$$

Modèle d'espace d'activité.

Le coût relatif à l'espace d'activité est calculé de la même manière que celui de l'espace d'interaction à la différence que le centre de l'interaction est calculé en fonction de la position de la personne interagissant avec l'objet (un écran par exemple) et la position de l'objet.

$$E_i = \begin{pmatrix} si & 0 \\ 0 & ss \end{pmatrix} \quad (1.6)$$

$$AS(x_c, y_c) \propto N(x, y; [x_c, y_c], E_i) \quad (1.7)$$

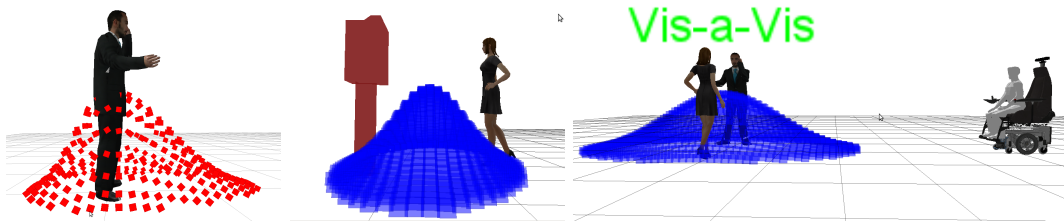


Figure 1.6: Exemples de coûts calculés pour modéliser différents espaces sociaux (gauche) espace personnel, (centre) espace d'activité, (droite) espace d'interaction.

Nos travaux présentés ci-dessus (combinés à de la planification) ont mené à plusieurs publications : (Rios-Martinez et al., 2011), (Rios-Martinez et al., 2012a), (Spalanzani et al., 2012), (Rios-Martinez et al., 2012b), (Rios-Martinez et al., 2014).

Limite de cette approche : Dans ces travaux, les paramètres des espaces modélisés sont fixes et donc ni leur forme ni leur taille ne varient en fonction du contexte. Or, la littérature en psychologie a montré notamment que la taille des espaces personnels varie en fonction de l'espace occupé dans l'environnement. Par exemple, la façon de gérer les espaces personnels est différente dans une foule de celle dans un espace peu peuplé. Elle varie également selon l'affinité des personnes, leur dynamique, mais aussi leur culture (la taille des espaces personnels n'est pas la même au Japon qu'aux États-Unis). La section suivante présente nos travaux explorant la modélisation d'espaces sociaux dynamiques.

1. TRAVAUX DE RECHERCHE

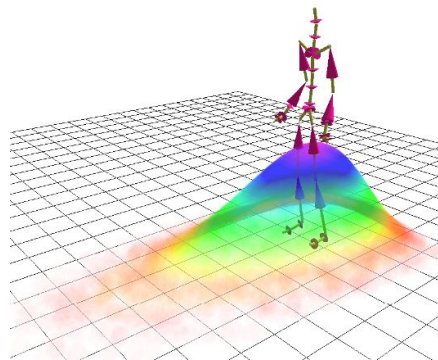


Figure 1.7: Espace personnel d’une personne modélisée par une gaussienne 2D qui s’étire proportionnellement à la vitesse de la personne.

1.2.4 Modélisation d’interactions par fonctions implicites

Dans le cadre du Post-Doc de P. Papadakis en 2013, nous avons proposé une nouvelle modélisation d’interactions humaines à l’aide de fonctions implicites (Papadakis et al., 2013). Implicites car elles sont déduites d’une analyse de l’évolution des espaces personnels des personnes, mais également implicites de par l’utilisation de fonctions mathématiques appelées ”implicites”. L’idée principale consiste à quantifier la façon dont un individu réagit physiquement au placement et déplacement d’autres individus proches de lui. Dans ces travaux, nous avons proposé un modèle d’espace personnel dont la forme varie avec la vitesse de la personne concernée (1.7).

Lorsque plusieurs personnes sont présentes dans la scène, les interactions sociales peuvent être capturées pour un groupe de plusieurs personnes en étudiant l’évolution des espaces personnels. Les modèles d’interaction résultants décrivent des espaces dynamiques et sont utilisables dans des situations réelles. La modélisation s’opère en deux étapes. Tout d’abord, des points sont choisis aléatoirement dans l’ensemble des espaces personnels des personnes étudiées. Puis, comme illustré Figure 1.8, on effectue une étude statistique de corrélation des points extraits basée sur une méthode d’analyse en composantes principales à noyau et de fonctions implicites (courbes de niveau).

Nous avons publié ces travaux dans : (Papadakis et al., 2013) et (Papadakis et al., 2014).

Limite de cette approche : Dans ces travaux, les espaces sociaux sont variables et dépendent du contexte. Par contre, il n’y a pas de ”vérité terrain” qui validerait les

1. TRAVAUX DE RECHERCHE

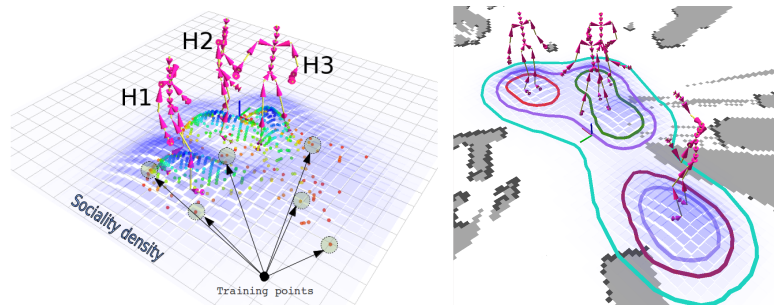


Figure 1.8: Espaces personnels et points extraits pour la déduction d'interactions (gauche). Carte sociale par fonctions implicites (droite).

modèles qui ont émergé de cette méthode. La section suivante décrit des travaux que nous avons menés dans ce sens.

1.2.5 Vers un modèle psycho-socialement plausible

Les espaces sociaux sont nombreux et variés dans la littérature, tant en sociologie qu'en robotique. Ainsi, en plus des espaces personnels et d'interaction, on peut citer les espaces d'activité, d'affordance, de calcul d'information et de visibilité. Une question centrale sur la modélisation des espaces sociaux porte sur la forme de ces espaces et la manière dont les hommes les utilisent pour naviguer. Est-ce que la taille et la forme des espaces sociaux changent en fonction du contexte ? Y-a-t-il une priorité de respect lorsque le contexte ne permet pas de respecter l'ensemble des espaces énoncés ?

Nous avons commencé à travailler sur ces questions en 2014 en collaboration avec M-L Barnaud (alors étudiante en Master Recherche Sciences Cognitives), J. Diard, R. Palluel et N. Morgado du Laboratoire de Psychologie et Neurocognition de Grenoble. Partant du modèle mathématique de représentation d'un espace personnel (combinaison de deux gaussiennes centrées sur la personne), en utilisant l'outil de simulation robotique ROS, nous avons reproduit les scénarios décrits dans (Efran & Cheyne, 1973). Puis, en faisant varier la taille des espaces personnels, nous avons cherché les valeurs optimales pour les paramètres des espaces personnels permettant au robot de suivre le même comportement que les personnes testées dans l'expérience de psychologie.

Expérience d'Efran et Cheyne : Deux complices en interaction sont placés dans un couloir assez étroit (trois couloirs sont testés dont la largeur varie de 2,28m à 2,49m). Le complice A est situé contre le mur, le complice B à une distance *dist* du premier

1. TRAVAUX DE RECHERCHE

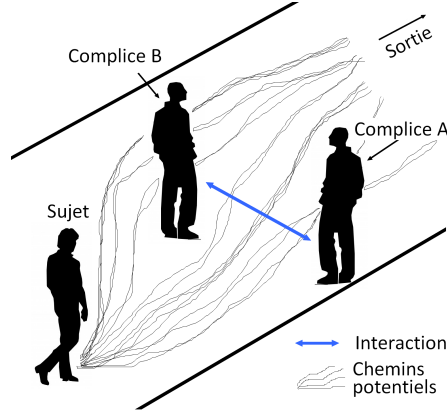


Figure 1.9: Scénario expérimenté par (Efran & Cheyne, 1973). Il s’agit de compter les personnes passant entre les deux personnes qui interagissent dans le couloir et celles qui passent derrière ces personnes pour ne pas rompre l’interaction.

complice variant entre 0,61m et 1,37m. Durant l’expérience, des personnes non averties qu’elles sont sujets d’une étude traversent le couloir et choisissent soit de passer entre les deux complices, soit de passer derrière le complice B (Figure 1.9). A chaque passage, les complices notent où passe l’individu. En fin d’expérience, ils possèdent le nombre de personnes étant passés entre eux ou les ayant évités (selon les couloirs, de 130 à 901 personnes ont été observées). Ce nombre permet alors de calculer la probabilité de passage d’un côté ou de l’autre (Figure 1.10) du complice B. Les observations indiquent évidemment que la probabilité de passer entre les complices augmente avec la distance les séparant. Ces données expérimentales quantifient précisément comment cette probabilité varie en fonction de la distance et nous avons donc proposé une réplique mathématique de ces données.

En reproduisant cette expérience de psychologie dans une application robotique simulée, nous avons étudié quelles sont les formes des espaces sociaux (espace personnel, espace d’interaction) les plus plausibles et tenté de répondre à la question de savoir s’il existe un espace d’interaction ou si la superposition des espaces personnels est suffisante pour indiquer qu’il y a une interaction en cours.

La ligne formée par les deux complices a été discrétisée tous les 2cm et un coût y a été calculé en chacun de ces points selon la formule suivante :

$$cost(\sigma_i, \sigma_r, \sigma_h, dist) = 1 - (P_{noColl} \cdot P_{noHind}(\sigma_i, \sigma_r, \sigma_h, dist)) \quad (1.8)$$

où P_{noColl} est la probabilité de n’être en collision avec aucun des complices ou mur, et

1. TRAVAUX DE RECHERCHE

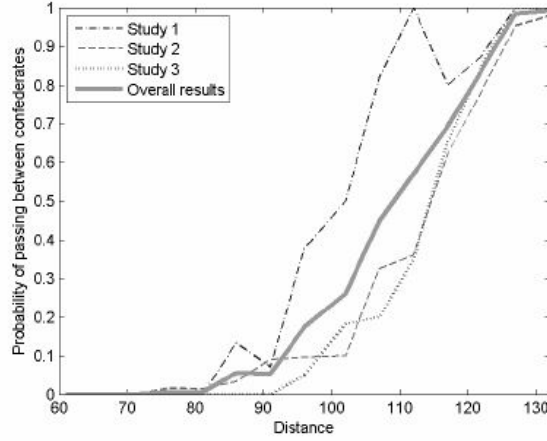


Figure 1.10: Probabilité de passer entre les complices en fonction de la distance les séparant estimée selon les résultats de l’expérience de psychologie.

$P_{noHind}(\sigma_i, \sigma_r, \sigma_h, dist)$ la probabilité de ne gêner aucune des personnes de la scène.

En cumulant les coûts des points situés entre les complices, on peut alors calculer une probabilité P_{sim} de passer entre les complices, et comparer cette probabilité à P_{obs} observée dans l’expérience d’Efran et Cheyne.

Nous avons testé différentes hypothèses en combinant les espaces personnels avec les espaces d’interaction. Nous avons fait varier les différents écarts-types de gaussiennes modélisant ces espaces.

Chaque hypothèse a été évaluée selon l’équation suivante :

$$ModelFit(\sigma_i, \sigma_r, \sigma_h) = \sum_{dist} |P_{sim} - P_{obs}| \quad (1.9)$$

La Figure 1.13 montre que les configurations d’espace personnel minimisant l’équation 1.9 permettent de reproduire les données observées par Efran et Cheyne.

La figure 1.14 montre différentes géométries d’espaces personnels qui ont été générées et montre également leur capacité à reproduire les données obtenues dans l’expérience d’Efran et Cheyne. On observe une vallée dans l’espace des paramètres qui correspond à l’ensemble des configurations les meilleures (l’erreur de reproduction des données est très faible). On peut alors en déduire que l’hypothèse d’un espace personnel non concentrique mais allongé vers l’avant permet de mieux reproduire les données observées dans l’expérience de psychologie.

Cependant, comme l’illustre la figure 1.15, il n’est pas possible de conclure sur la

1. TRAVAUX DE RECHERCHE

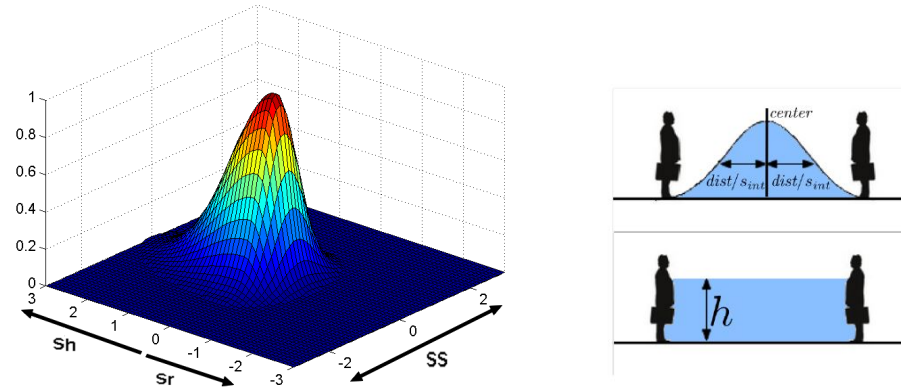


Figure 1.11: Espaces que nous avons modélisés pour reproduire en simulation l'étude de psychologie d'Efran et Cheyne.

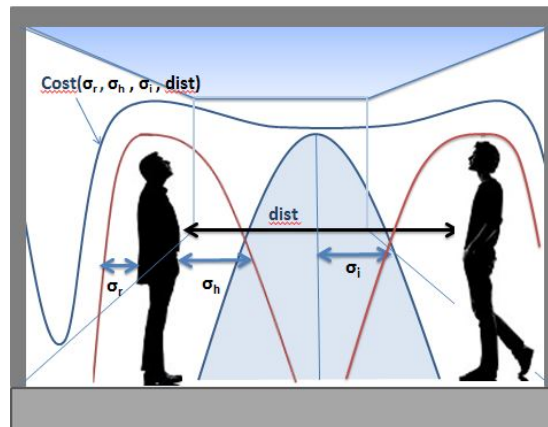


Figure 1.12: Illustration du calcul du coût dépendant des paramètres des espaces personnels, d'interaction, et de la distance interpersonnelle.

1. TRAVAUX DE RECHERCHE

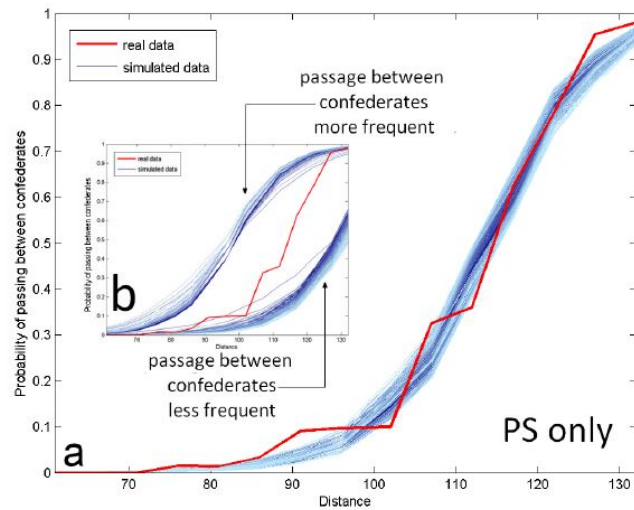


Figure 1.13: Exemple de reproduction des données observées par Efran et Cheyne. La courbe en rouge représente la probabilité de passer entre 2 personnes en fonction de leur distance. Les courbes bleues sont les probabilités que nous avons obtenues.

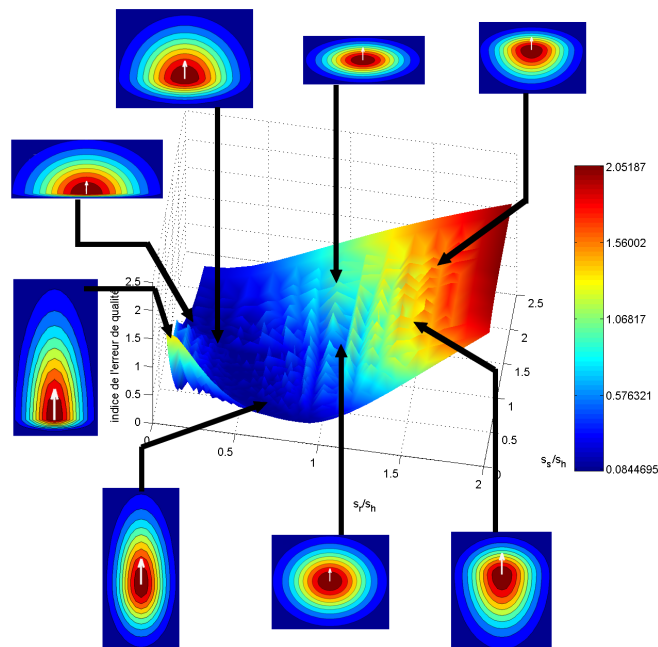


Figure 1.14: Forme des espaces personnels en fonction de l'adéquation du modèle aux données observées.

1. TRAVAUX DE RECHERCHE

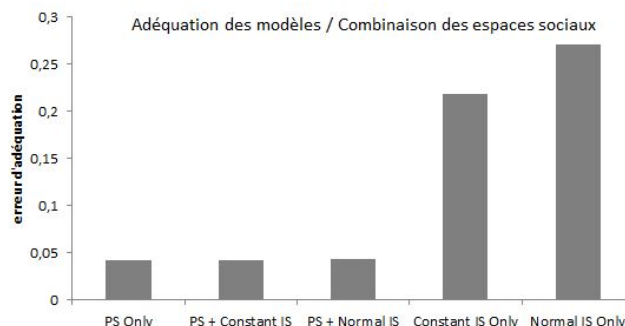


Figure 1.15: Influence des espaces personnels et d’interaction (ainsi que leurs combinaisons) dans la bonne réplcation des données obtenues dans Efran et Cheyne.

nécessité d’un espace d’interaction. En effet, si l’on compare les meilleurs modèles trouvés par notre méthode, trois configurations donnent des résultats équivalents : espace personnel seul, espace personnel combiné à un espace d’interaction constant, espace personnel combiné à un espace d’interaction gaussien. La suite de ce travail devrait consister à proposer aux psycho-sociologues des expériences permettant de répondre à cette question mais également à étudier la validité des modèles trouvés dans d’autres environnements.

Ce travail a mené à une publication dans un workshop à IROS 2014 (Barnaud et al., 2014) et un article est en cours de rédaction pour une revue de sciences cognitives.

1.3 Problématique de la navigation de robot en environnement dynamique et incertain

Les stratégies de navigation robotique dans des environnements dynamiques en présence d'humains doivent prendre en compte une connaissance partielle et incertaine de l'environnement du fait de la dynamique de celui-ci ainsi qu'à une imprécision des données fournies par les capteurs. Elles doivent néanmoins proposer des trajectoires sûres, prévisibles et confortables pour les personnes transportées et environnantes. Contrairement aux problèmes de planification en environnement connu, dès lors que l'on souhaite intégrer une part de réalisme dans les cas étudiés, on se confronte d'une part au problème de raisonner avec des connaissances incertaines sur l'environnement et d'autre part à la contrainte de temps réel. Dans ce but, nous avons proposé une méthode de planification partielle qui intègre une prédiction du futur afin notamment d'anticiper l'évitement d'obstacles mobiles.

Le travail présenté ici aborde trois problématiques :

1. Planifier avec les données des capteurs embarqués sur le robot, donc avec une connaissance partielle de l'environnement.
2. Intégrer dans le raisonnement les incertitudes inhérentes à la perception.
3. Planifier de manière pro-active en anticipant les comportements des obstacles mobiles non connus *a priori*.

Dans la thèse de C. Fulgenzi soutenue en 2009 (Fulgenzi, 2009), nous avons développé des techniques permettant au robot de se déplacer de manière autonome et sûre dans des environnements qui ne sont pas parfaitement connus et dans lesquels il cohabite avec des obstacles statiques et dynamiques. Le but est de donner au robot la possibilité d'exploiter le fait que les obstacles mobiles (humains, véhicules ...) ne se déplacent pas de manière aléatoire et qu'il est possible de prévoir leur comportement, au moins à moyen terme.

Nous avons proposé d'abord une méthode réactive pour l'évitement d'obstacles dynamiques en environnement incertain puis une méthode de planification probabiliste en temps borné avec prise en compte d'un modèle probabiliste de prédiction de l'état futur de l'environnement. Nos contributions se sont basées sur deux méthodes "classiques" de la planification en environnement dynamique : les Velocity Obstacles (Fiorini & Shiller, 1998), l'algorithme Rapidly Random Tree (RRT) (LaValle & Sharma, 1997).

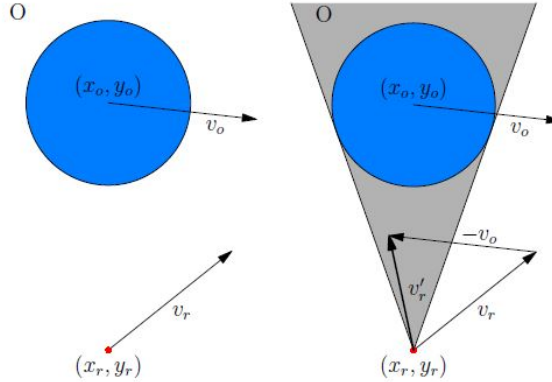


Figure 1.16: Principe des Velocity Obstacles : Cône de collision pour un robot ponctuel et un obstacle circulaire ayant une vitesse linéaire v_o . La vitesse du robot v_r est une vitesse qui mène à une collision.

1.4 Navigation réactive en environnement dynamique et incertain

Pour naviguer de manière sûre dans un environnement dynamique partiellement connu, un robot mobile doit se baser sur une représentation du monde dans le présent ou le futur proche, construite à partir de ses capteurs. Cette représentation est constamment mise à jour en fonction de l'arrivée de nouvelles observations. Cette représentation est par essence également partielle, de par la limitation de la portée des capteurs ou les obstructions.

Les "Velocity Obstacles" (VO) sont définis comme des ensembles de vitesses linéaires qui mènent à une collision avec un ou plusieurs obstacles mobiles dans un horizon de temps donné (Figure 1.16). Si le robot choisit une vitesse parmi cet ensemble et que l'on considère que l'obstacle conserve sa vitesse, ils entreraient en collision. Si le robot choisit une vitesse hors de cet ensemble, son déplacement sera considéré comme sûr.

La première version proposée dans la littérature était purement géométrique, avec l'hypothèse que les obstacles bougent à une vitesse linéaire constante (Fiorini & Shiller, 1998). (Large, 2003) a introduit la possibilité de prendre en compte des vitesses non linéaires, (Kluge & Prassler, 2004) a proposé une version probabiliste de ce modèle appelé "Probabilistic Velocity Obstacles" (PVO) pour gérer l'incertitude liée à la vitesse des obstacles.

Dans la thèse de C. Fulgenzi, nous avons proposé une version des PVO qui prend en

1. TRAVAUX DE RECHERCHE

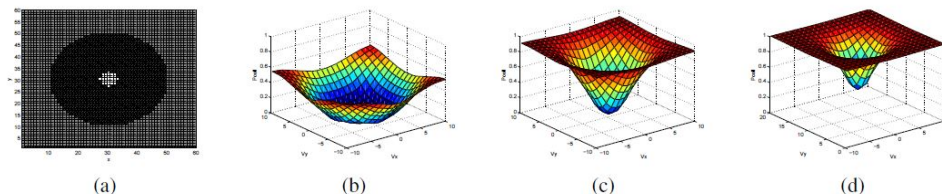


Figure 1.17: (a) Grille d'occupation simulée : le robot est au centre, perçoit son environnement avec une portée limitée (en noir l'espace libre, en gris l'espace non perçu). (b)(c)(d) probabilités de collision pour des vitesses dans l'intervalle $[-10;10]$ Km/h à trois horizons de temps différents (2, 4 et 5 pas de temps)

compte cette connaissance partielle et incertaine de l'environnement. Nous avons pris en compte l'incertitude de la position de l'obstacle, de sa forme et de sa vitesse, mais aussi les occlusions et la portée limitée des capteurs. La méthode proposée calcule l'évolution de la probabilité de collision dans le temps et effectue un évitement d'obstacle en environnement dynamique et incertain. La nouveauté de l'approche réside dans le fait que l'incertitude de la perception est prise en considération dans la décision de navigation. L'algorithme calcule ainsi une probabilité de collision dans le temps en travaillant dans l'espace des vitesses. Les contraintes dynamiques et cinématiques du robot sont prises en compte et les trajectoires générées dans l'espace des vitesses atteignables. Le robot adapte donc naturellement son comportement à la qualité de sa perception.

L'environnement est représenté dans une grille d'occupation probabiliste. Le Filtre d'Occupation Bayésien (Coue, 2003) rajoute une information sur les vitesses estimées associées à chaque cellule. Nous avons alors proposé une approche combinant les PVO et le Filtre d'Occupation Bayésien pour naviguer en environnement dynamique à l'aide de données capteurs.

Dans un premier temps, nous avons modélisé la probabilité de collision du robot avec son environnement en fonction de la portée de ses capteurs et de sa vitesse. La figure 1.17 montre l'évolution de cette probabilité en fonction de l'horizon de temps étudié.

Dans un second temps, nous avons proposé de déterminer la vitesse v du robot la plus adéquate, c'est-à-dire celle maximisant la valeur d'utilité $U(v)$ qui le rapproche du but à atteindre tout en vérifiant que le temps avant collision est supérieur au temps de

1. TRAVAUX DE RECHERCHE

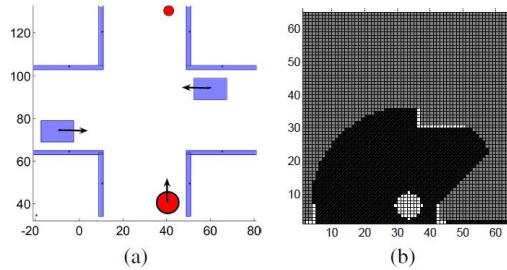


Figure 1.18: (a) Exemple de scénario de type intersection. (b) Grille d'occupation probabiliste de l'environnement perçu par le robot (cercle). Ses capacités de perception sont limitées et il ne perçoit qu'un obstacle, celui de droite.

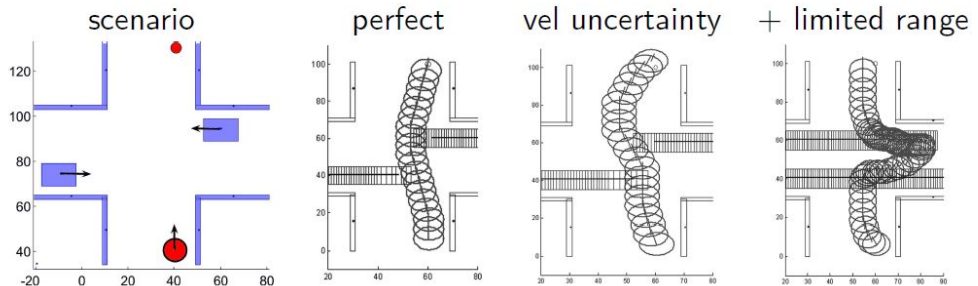


Figure 1.19: Scénario et 3 comportements différents liés aux capacités de perception du robot. (perfect) estimation précise des vitesses des obstacles (cas idéal), (vel uncertainty) incertitude sur la vitesse des obstacles, (+limited range) incertitude sur les obstacles et portée des capteurs limitée

sécurité (temps de freinage par exemple). On définit :

$$U(v) = 1/(dist(Robot, Goal, v)) \quad (1.10)$$

où $dist(...)$ est une distance Euclidienne entre la future position du robot et la position du but $Goal$.

Nous avons testé cette méthode sur un scénario classique de carrefour urbain comme illustré dans la figure 1.18. Nous avons obtenu des trajectoires très différentes qui étaient adaptées à la capacité de perception du robot (Figure 1.19). En effet, la trajectoire est optimisée lorsque le robot a une connaissance parfaite de l'environnement et une trajectoire moins rectiligne lorsque la perception est plus limitée.

Ce travail a été publié à ICRA en 2007 (Fulgenzi et al., 2007).

1. TRAVAUX DE RECHERCHE

Limite de l'approche : Dans cette approche, le robot était considéré comme holonome et les vitesses des obstacles étaient linéaires. Une perspective évidente est d'étendre le modèle pour qu'il s'adapte aux vitesses non linéaires et aux contraintes de la dynamique du robot. Une étude sur la fonction d'utilité (ici réduite à une distance euclidienne entre le but à atteindre et la position future du robot) pourra être proposée dans des travaux futurs pour éviter les minimums locaux.

Dans la suite de nos travaux, présentés ci-après, nous nous sommes focalisés sur le problème de la prise en compte de vitesses non linéaires des obstacles.

1.5 Planification en environnement dynamique et incertain

1.5.1 Planification de trajectoires en temps borné basée sur le risque

La décision sur le mouvement doit dépendre de la perception de l'environnement faite en ligne et prendre en compte toutes les sources d'incertitude. Au cours des dernières années, le problème de l'incomplétude et l'incertitude des connaissances sur l'environnement, ainsi que le caractère dynamique et changeant de ces connaissances, a commencé à susciter beaucoup d'intérêt dans la communauté robotique, plus particulièrement dans le domaine de la planification de trajectoires.

En effet, lors du commencement de nos travaux sur la thématique (en 2007), la littérature sur la navigation en environnement dynamique et incertain était assez pauvre.

En 1997, (LaValle & Sharma, 1997) propose de distinguer 4 sources d'incertitudes :

- "Configuration Sensing (CS)" uncertainty : l'état du robot n'est pas parfaitement observable. Cette incertitude, liée aux limites des capteurs et actionneurs, oblige le robot à déduire sa configuration actuelle de sa configuration initiale, de l'historique de ses actions et de sa localisation.
- "Configuration Predictability (CP)" uncertainty : l'état futur du robot n'est pas parfaitement prévisible. Cette incertitude est liée aux erreurs des actionneurs et aux mauvaises hypothèses sur l'environnement.
- "Environment Sensing (ES)" uncertainty : l'environnement n'est pas parfaitement connu. Cette incertitude est liée aux limites des capteurs (portée, bruit, erreur) et le robot doit gérer les occlusions, l'incertitude des détections d'obstacles.
- "Environment Predictability (EP)" uncertainty : l'environnement n'est pas parfaitement prévisible. Cette incertitude est liée au fait que des obstacles peu-

1. TRAVAUX DE RECHERCHE

vent apparaître dans l’environnement et la configuration de l’environnement peut changer.

(LaValle & Sharma, 1997) s’intéressent à cette dernière source d’incertitude et propose de modéliser les changements de configuration d’un environnement dynamique avec des Chaînes de Markov et de diviser l’espace en régions ”abritées” où il n’y a aucun risque de collision et en régions ”dangereuses” où des obstacles mobiles peuvent apparaître. Il n’y a pas encore de modèles de trajectoires des obstacles mobiles. En 2003 et 2005 (Bennewitz & Burgard, 2003), (Bennewitz et al., 2005) proposent de modéliser les trajectoires des obstacles mobiles à l’aide là encore de Chaînes de Markov. La notion de trajectoire typique apparaît et les auteurs l’utilisent pour prédire les positions futures d’un obstacle mobile. Ils intègrent cette prédiction dans l’algorithme A* (Hart & Raphael, 1968) et montrent comment le robot est capable d’adapter son comportement de manière adéquate.

Notre contribution a porté sur la prise en compte des sources d’incertitude liées à la perception et la prédiction de l’état de l’environnement perçu (ES, EP). Nous avons proposé un algorithme de planification incrémental appelé RiskRRT.

1.5.2 Principe de l’algorithme RiskRRT

Le RiskRRT est une méthode de planification partielle développée initialement dans la thèse de C. Fulgenzi (Fulgenzi, 2009) que j’ai encadrée. C’est une méthode de navigation autonome conçue pour fonctionner en environnement dynamique et incertain. Cette extension de l’algorithme RRT développé par (LaValle & Sharma, 1997) génère des trajectoires partielles orientées vers le but et évaluées par une probabilité de succès (probabilité de parcourir l’arbre d’une configuration q_0 à une configuration q_N sans collision). L’algorithme permet de planifier une trajectoire dans des environnements partiellement connus, incertains, dynamiques et humains (Figure 1.22). La suite de ce document présente les briques essentielles de l’algorithme.

Planification en environnement partiellement connu.

L’algorithme RiskRRT gère le fait que le robot ne connaît de son environnement que ce qu’il obtient de ses capteurs : une partie de l’environnement peut être occultée et le robot n’a aucune connaissance de ces zones. Dans ce cas, l’algorithme génère des trajectoires dans les zones ”visibles”. Dans le cas de l’illustration de la figure 1.20, deux faisceaux de trajectoires sont générés. La trajectoire la plus pertinente (les critères seront définis dans la suite du document) est sélectionnée (en rouge dans la

1. TRAVAUX DE RECHERCHE

figure (a)). Le robot commence à suivre cette trajectoire et le RiskRRT étend l'arbre des trajectoires en fonction des nouvelles zones perçues par les capteurs du robot. La figure 1.20(b) montre l'arbre après quelques pas d'exécution. La branche allant vers la droite est supprimée car elle n'est plus atteignable et l'arbre des trajectoires est étendu vers la direction la plus prometteuse. La figure 1.20(c) montrent l'évolution de l'arbre lorsque des zones de l'environnement deviennent alors visibles.

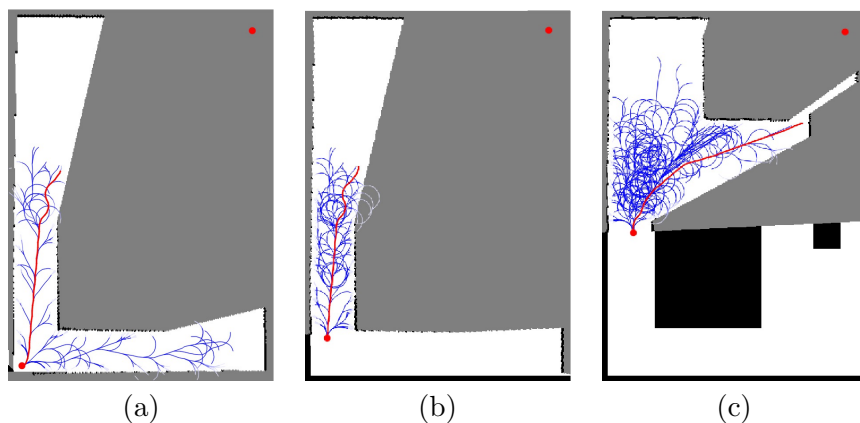


Figure 1.20: L'arbre des trajectoires du RiskRRT évoluant dans le temps.

Planification parmi des obstacles dynamiques.

Le RiskRRT suppose que les obstacles dynamiques ne se déplacent pas de manière aléatoire mais suivent des trajectoires typiques. Ces modèles de trajectoires peuvent être appris et utilisés pour prévoir les déplacements futurs des obstacles dynamiques, même s'ils ne sont pas linéaires. Les méthodes de prédiction de la position des obstacles mobiles dans un futur proche sont variées. Cela dépend de la connaissance que le robot a sur son environnement. Si le robot n'a aucune connaissance, donc aucun modèle de comportement, il peut utiliser une prédiction linéaire à court terme (Fulgenzi et al., 2009). Si le robot possède un modèle du futur, il peut anticiper le comportement des obstacles à plus long terme. (Tay & Laugier, 2007) et (Vasquez Govea, 2007) proposent donc des modèles de prédiction de comportement que nous avons utilisés. Ces modèles sont appris off-line par observation de l'environnement dans lequel évoluera le robot.

Dans la figure 1.21, on peut observer un exemple de planification de trajectoires partielles avec le RiskRRT dans le cas où un piéton entre dans la scène. Au début, le robot (rectangle vert) génère un arbre de trajectoires (en bleu) et choisit la trajectoire la plus adaptée (selon des critères de risque et de distance au but (croix noire)). Quelques

1. TRAVAUX DE RECHERCHE

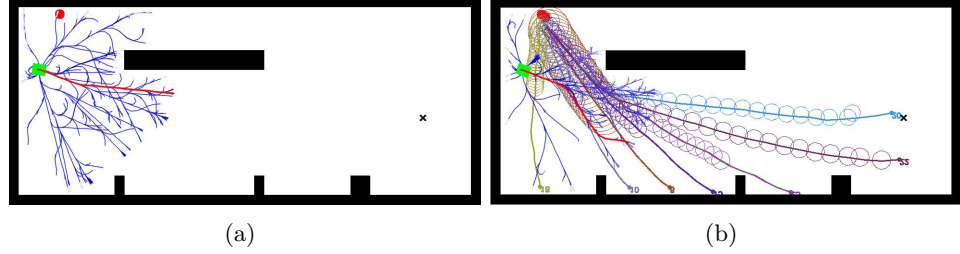


Figure 1.21: Exemples d'exécution de l'algorithme RiskRRT. a) L'algorithme a créé un arbre de solutions possibles et choisit la trajectoire en rouge. (b) Le robot a adapté sa trajectoire pour éviter une collision probable avec la personne identifiée par un point rouge.

instants après, un piéton est détecté (point rouge en haut à gauche). Les lignes de couleur représentent les trajectoires typiques les plus probables : ici la méthode des processus gaussiens développée dans l'équipe par (Tay & Laugier, 2007) est utilisée mais nous avons également utilisé les GHMM développés dans l'équipe par (Vasquez Govea, 2007). Les prédictions les plus vraisemblables indiquent au robot qu'il risque de rentrer en collision avec ce piéton, le robot adapte alors sa trajectoire pour limiter les risques de collision.

Calcul du risque de collision.

Lors de la recherche d'une trajectoire, chaque nœud est évalué par un risque de collision. Soient P_s la probabilité $P(C_s = 1)$ que le robot entre en collision avec un obstacle statique, P_d^m la probabilité $P(C_d^m = 1)$ que le robot entre en collision avec un obstacle dynamique m . Soit P_c la probabilité $P(C = 1)$ que le robot entre en collision avec un obstacle statique ou dynamique. P_c est défini par :

$$P_c = 1 - (1 - P_s) \cdot (1 - P_d) \quad (1.11)$$

$$P_d = 1 - \prod_{m=1}^M (1 - P_d^m) \quad (1.12)$$

Calcul du coût d'un nœud.

Chaque nœud est représenté par ses coordonnées (x, y, θ) et les vitesses associées $(\dot{x}, \dot{y}, \dot{\theta})$. Ainsi, le coût associé à chaque nœud est :

$$cost = \frac{dist(noeud, but) + \alpha * \Delta\theta(noeud, but)}{dist(racine, but) + \alpha * \Delta\theta(racine, but)} + P_c \quad (1.13)$$

1. TRAVAUX DE RECHERCHE

Il dépend de la distance $dist(noeud, but)$ qui le rapproche d'un but et de son orientation $\Delta\theta(noeud, but)$ par rapport à l'orientation attendue au but et de sa probabilité de collision. Un facteur α permet de moduler l'importance de l'orientation par rapport à la distance. Les trajectoires les meilleures sont celles qui minimisent le coût des nœuds qui les composent.

1.5.3 Comportement d'évitement d'obstacles dynamiques

La Figure 1.23 montre comment les trajectoires générées par le RiskRRT diffèrent des trajectoires proposées par un algorithme de planification classique. Ici le planificateur opte pour une trajectoire plus large qui prend en compte la trajectoire des personnes détectées. Cette trajectoire s'adapte aux conditions dynamiques de l'environnement et évalue un risque à chaque nœud, risque représenté par la grosseur des nœuds. Dans ces simulations, la vitesse des personnes ainsi que la vitesse maximum du robot ont été fixées à 1 m/s.

La figure 1.24 compare les chemins obtenus sans et avec prédiction des trajectoires des personnes (respectivement colonnes de gauche et de droite). Le robot doit traverser un couloir en évitant un piéton allant dans le sens opposé. Dans cette figure, il est possible de voir comment la prédiction permet d'anticiper la collision avec la personne et de planifier à temps une trajectoire qui ne tombe pas dans un minimum local.

Nous avons publié ces travaux dans plusieurs conférences : (Fulgenzi et al., 2008), (Fulgenzi et al., 2009), (Fulgenzi et al., 2007) et (Vasquez et al., 2012).

1.5.4 Navigation autonome vers un but mobile

Dans cette partie, les buts à atteindre ne sont pas fixes mais peuvent bouger pendant que le robot tente de les rejoindre.

Ce problème de détection, de suivi et d'interception de cible mobile, a généralement été abordé par des méthodes d'asservissement visuel, de champs potentiels ou de logique floue. Ces méthodes sont réactives et n'utilisent pas de planification de trajectoire pour atteindre leur but. Durant sa thèse, effectuée en grande partie à Madrid (Centro De Automática y Robótica), Mario Garzon a passé 2 séjours de 3 mois pour travailler avec moi sur l'utilisation du RiskRRT pour répondre à ce nouvel objectif. Dans ce travail, la prédiction de la position future de l'agent à intercepter est faite par un filtre de Kalman étendu. Dans l'implémentation originale du RiskRRT, l'objectif est d'atteindre une configuration q_N de manière sécurisée. Le coût de la trajectoire générée dépend de deux composants : l'évitement de collisions et l'atteinte du but. Dans le cas

1. TRAVAUX DE RECHERCHE

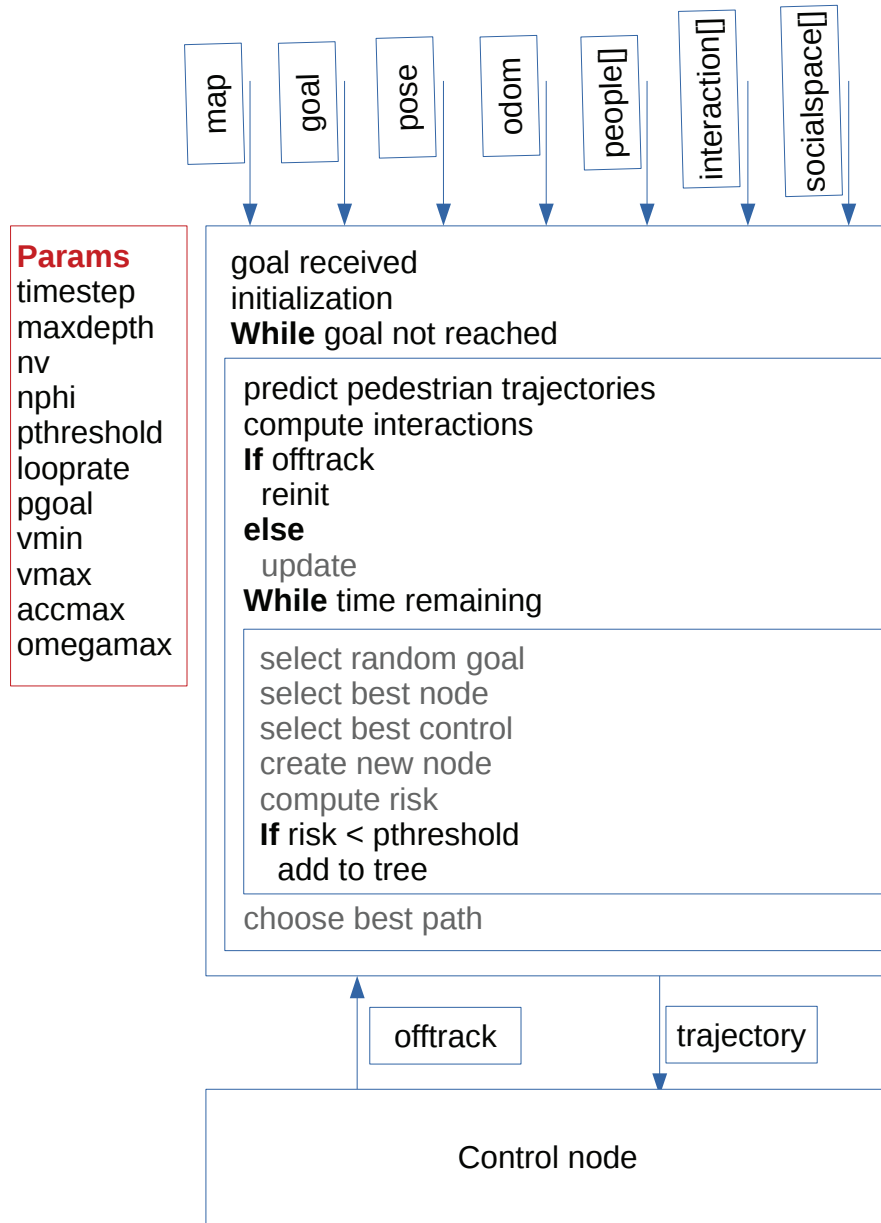


Figure 1.22: L'algorithme du RiskRRT

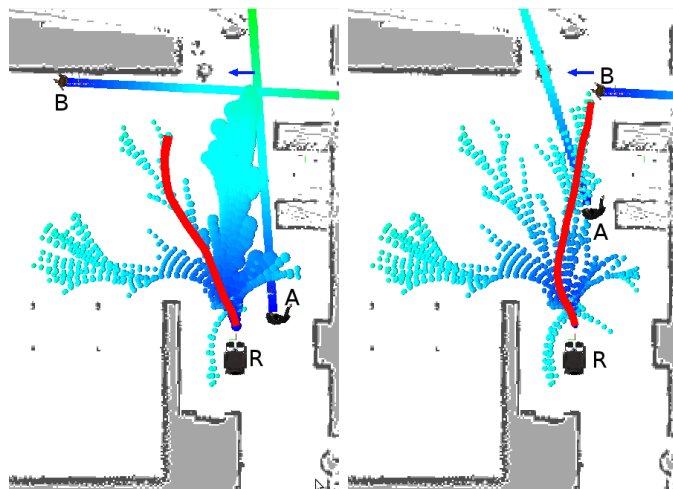


Figure 1.23: Exemple de navigation avec prédiction des trajectoires des personnes. Le RiskRRT planifie une trajectoire pour le robot (ligne rouge) vers le but (flèche bleue). (Gauche) au temps t , le robot anticipe la trajectoire de la personne A et sa trajectoire n'est pas rectiligne. (Droite) au temps $t+n$, les personnes ont avancé et la planification génère une trajectoire plus rectiligne.

de l'interception, le risque de collision avec l'obstacle dynamique doit être maximisé.

Dans ce cas, le but temporaire choisi est celui du point extrême de la trajectoire prédite. La figure 1.25 montre un exemple d'exécution de l'algorithme RiskRRT lors de l'interception d'une cible mobile T par le robot P .

Ce travail a donné lieu à une publication commune (Garzón et al., 2014).

Limite de l'approche : Le RiskRRT présenté ici ne prend pas en compte le fait que les obstacles mobiles s'adaptent au comportement du robot. C'est une limitation que nous n'avons pas encore abordée dans nos travaux. De plus, le RiskRRT dans la version présentée ci-dessus ne prend pas en compte le fait que les obstacles mobiles sont généralement des êtres humains et qu'ils suivent donc un certain nombre de règles sociales. Dans la suite de ce document, nous présenterons comment nous avons intégré des conventions sociales dans la planification des trajectoires du robot.

1.6 Navigation en environnement humain

Les robots entrent de plus en plus dans notre quotidien et nous devons donc commencer à partager notre espace commun. Les robots mobiles doivent s'intégrer dans

1. TRAVAUX DE RECHERCHE

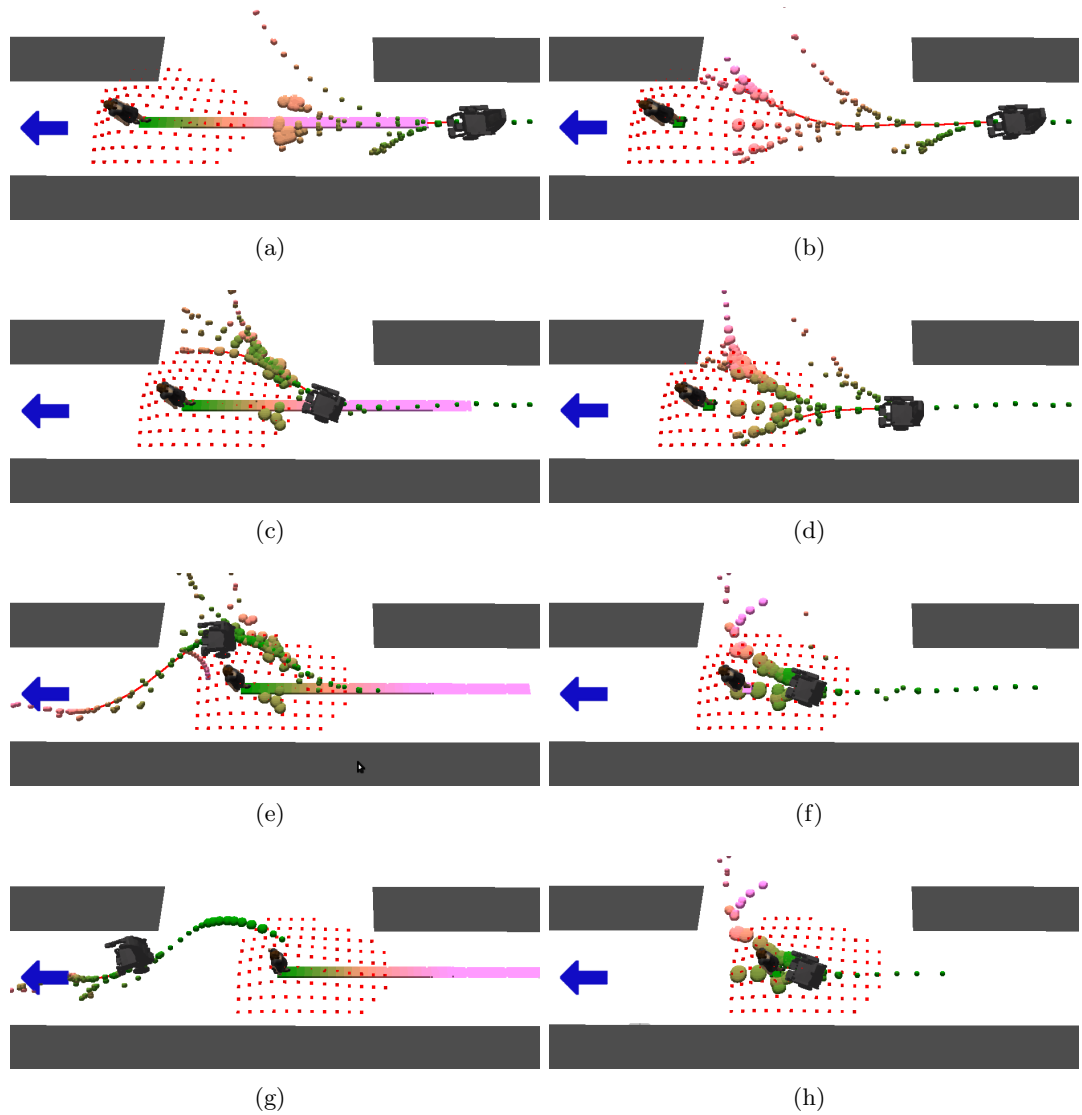


Figure 1.24: Comparaison qualitative de la navigation avec (colonne de gauche) et sans prédiction (colonne de droite). La prédiction aide à trouver les futurs états à haut risque (a) et permet d'anticiper l'évitement d'obstacle pour atteindre son but (g). Sans prédiction, la procédure d'évitement d'obstacle réactive est générée plus tard (f) et l'évitement est déjà impossible (h). Les couleurs représentent le temps.

1. TRAVAUX DE RECHERCHE

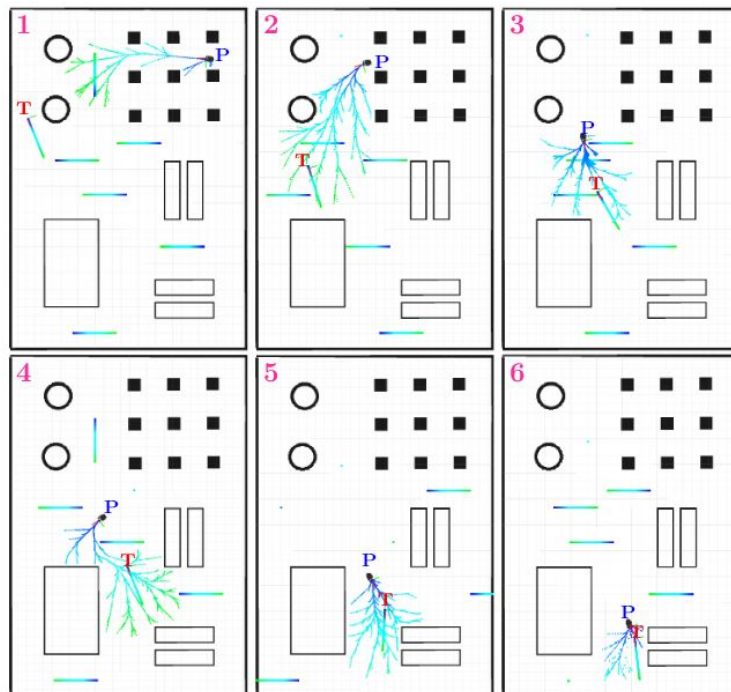


Figure 1.25: Exemple d'exécution de l'algorithme pour l'interception d'une cible (T) et l'évitement d'obstacles mobiles.

1. TRAVAUX DE RECHERCHE

nos environnements et montrer des comportements que l'homme pourra juger socialement acceptables. Dans le cadre de nos travaux, nous nous sommes focalisés sur la génération de trajectoires socialement acceptables. Ces trajectoires, en plus de garantir une certaine sécurité, doivent respecter des distances physiques qui sont naturellement établies entre les personnes interagissant (proxémique).

1.6.1 Navigation socialement acceptable

Nous avons abordé cette notion d'espace sociaux dans la partie 1.2.3 lorsque nous avons décrit nos modèles de "coût sociaux" relatifs aux espaces personnels, d'interaction et d'activité. Dans cette section, nous décrivons comment nous avons adapté le RiskRRT pour qu'il génère des trajectoires socialement acceptables.

Intégration d'un filtre social dans le RiskRRT.

Pour intégrer le respect de conventions sociales, nous avons proposé de rajouter la notion de risque de rompre ces conventions en se concentrant sur le respect des espaces personnels et des espaces d'interaction. Ainsi, nous avons intégré dans la représentation de l'environnement un "filtre social" incluant :

1. une liste de Q espaces personnels, un par personne détectée dans la scène,
2. une liste de R interactions détectées dans l'environnement où chaque interaction est liée à un modèle de type "O-Space". Ces interactions sont de type homme-homme ou homme-objet.

Soient P_d^m la probabilité de rentrer en collision avec un objet dynamique m , P_d^i la probabilité de gêner l'interaction i et P_d^h la probabilité de gêner l'espace personnel h , le risque P_d associé à chaque nœud devient alors une combinaison de risques de collision et de risques de rupture de convention sociale. Il s'exprime alors par :

$$P_d = 1 - \prod_{m=1}^M (1 - P_d^m) \prod_{i=1}^R (1 - P_d^i) \prod_{h=1}^Q (1 - P_d^h) \quad (1.14)$$

La probabilité de succès d'une trajectoire prend alors en compte le risque de collision, le respect des espaces personnels et d'interaction.

Comportement de suivi de conventions sociales.

La Figure 1.26 montre le comportement du robot lorsqu'il évite de rompre une interaction sociale. Le RiskRRT génère des trajectoires en dehors de l'interaction quand

1. TRAVAUX DE RECHERCHE

elle a lieu mais choisit des trajectoires plus optimales lorsqu'il n'y a pas d'interaction. La figure 1.27 montre plusieurs trajectoires générées par le RiskRRT dans un environnement de type aéroport où les espaces personnels, d'interaction et d'activités sont conjointement pris en compte.

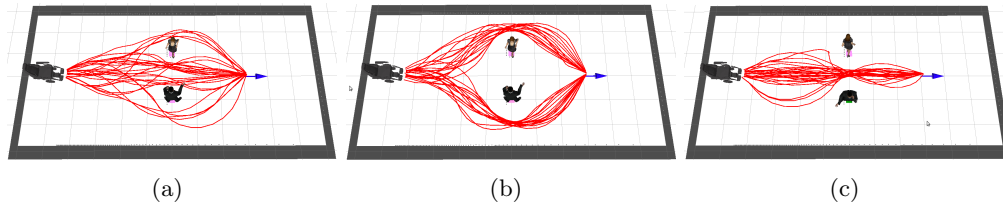


Figure 1.26: Respect des espaces d'interaction dans la navigation par RiskRRT. Chaque figure montre 30 trajectoires générées par le RiskRRT a) sans filtre social, b) et c) avec un filtre social. Dans c) les personnes se tournent le dos et il n'y a donc pas de zone d'interaction à respecter, seulement leurs espaces personnels.

Nous avons publié ces travaux dans (Rios-Martinez et al., 2011), (Rios-Martinez et al., 2012a), (Spalanzani et al., 2012) et (Rios-Martinez et al., 2014).

Limite de cette approche : Dans ce qui vient d'être présenté, les paramètres des espaces sociaux modélisés sont fixes. Le problème est que, si l'environnement est trop peuplé, le RiskRRT peut ne pas trouver de solution pour que le robot atteigne son but. Il faut alors lever des contraintes, soit en réduisant la taille des espaces sociaux, soit en réduisant leur poids dans la décision de suivre une des trajectoires générées. Nous avons commencé à travailler dans ce sens dans le cadre du Master2 de Grégoire Vignon où nous avons proposé de rompre le respect des espaces sociaux lors de sit-

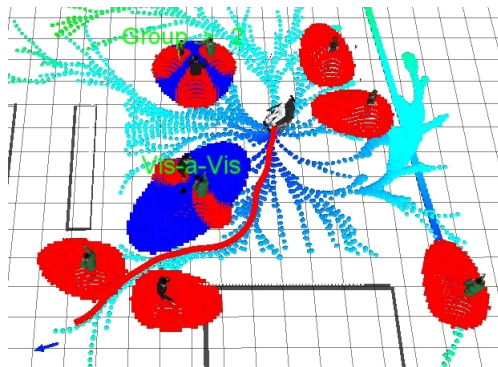


Figure 1.27: Illustration du RiskRRT combiné à un filtre social dans une scène de type aéroport.

1. TRAVAUX DE RECHERCHE

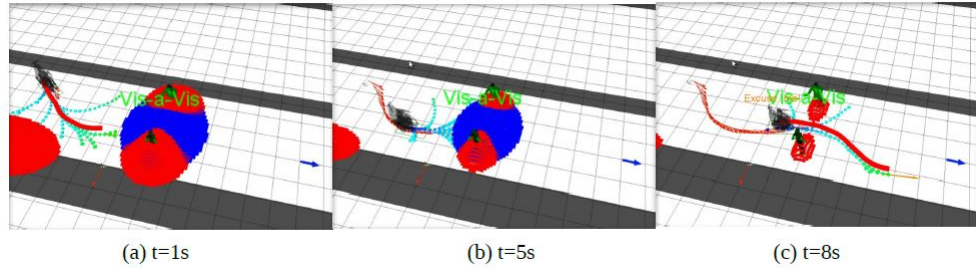


Figure 1.28: Planification avec modification des espaces personnels et d'interaction dans une situation où le filtre social mène à une situation de blocage. Le robot indique qu'il rompt une convention en envoyant le message "excuse me!".

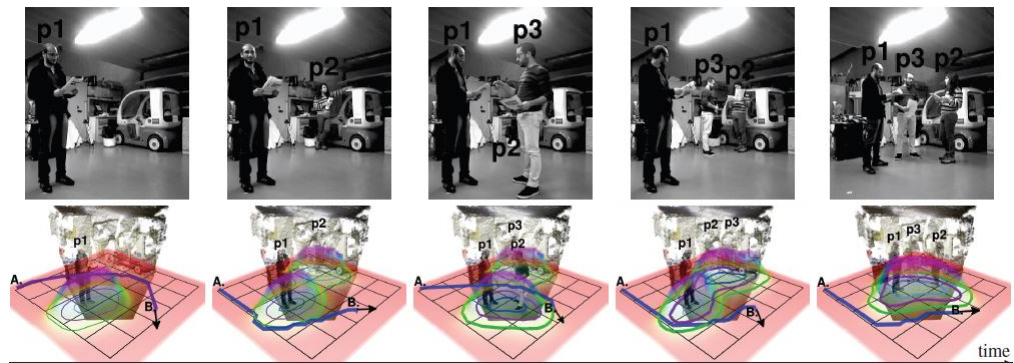


Figure 1.29: Evolution de la carte sociale au cours du temps et du déplacement des personnes et planification pour aller du point A au point B.

uations de blocage. Pour garder un certain comportement socialement acceptable, le robot envoie un message d'excuse avant de rompre l'interaction (Figure 1.28 pour une illustration). Nous avons également proposé dans le cadre du PostDoc de Panagiotis Papadakis (Papadakis et al., 2014) d'intégrer des modèles sociaux dynamiques dans un algorithme de planification de trajectoire de type Dynamic Windows (Figure 1.29 pour une illustration). Ces travaux sont encore très préliminaires et méritent d'être approfondis.

1.6.2 Navigation en milieu peuplé par suivi de leader

De par leurs grandes capacités de perception, d'analyse et de prédiction de l'état de l'environnement dans lequel ils évoluent, les humains ont de très bonnes facultés de planification. Ils suivent des comportements typiques qui dépendent de la structure de l'environnement et de conventions sociales. Ils sont encore aujourd'hui bien plus

1. TRAVAUX DE RECHERCHE



Figure 1.30: Illustration d'un robot navigant en suivant son leader.

capables d'évoluer dans des environnements fortement encombrés et dynamiques que ne le sont les robots. C'est fort de ce constat que nous avons proposé d'examiner la possibilité de naviguer en suivant des personnes. Dans le cadre de la thèse de P. Silveira-Stein soutenue en 2013 à l'Université d'Aveiro et de son Post-Doctorat à Grenoble, nous avons proposé une nouvelle manière de naviguer, où le robot s'inspire du déplacement des personnes autour de lui afin d'améliorer ses propres capacités à naviguer. Les personnes dans le voisinage du robot ne sont alors plus seulement considérées comme des obstacles dynamiques qui doivent être évités mais comme des agents ayant une grande expertise en navigation, même dans des environnements très complexes. Ce travail part du principe que les robots choisissent et suivent des leaders dans le but de suivre des chemins optimaux, d'éviter des obstacles non détectés par leurs capteurs, d'améliorer leurs performances de navigation en environnement peuplé et d'améliorer leur intégration dans des foules.

La problématique est donc double : Comment choisir la bonne personne à suivre (personne que nous appellerons leader) ? Comment suivre un leader ?

La littérature dans ce domaine est ici encore très limitée. (Müller et al., 2008) propose de doter un robot de comportements naturels de navigation en suivant des personnes qui se déplacent en direction du but du robot. Dans ce travail, la sélection du leader se fait sur de la prédiction à court terme des trajectoires des personnes, le choix de la personne à suivre dépend de sa trajectoire prédite à court terme et de celle initialement planifiée par le robot (sans évitement d'obstacles mobiles).

Le choix du leader est primordial mais il est complexe car multicritères. La destination, la direction de déplacement, la distance, les signaux sociaux indiquant la méfiance,

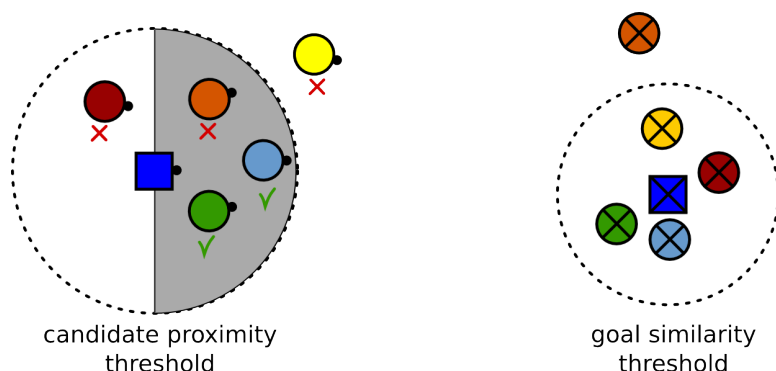


Figure 1.31: Illustration de la sélection d'un leader. Le robot est représenté par le carré bleu, son but par le carré bleu rempli qu'une croix. Les candidats au leadership sont les cercles colorés et leurs buts respectifs sont les cercles remplis d'une croix.

l'invitation à suivre, etc. sont tous des critères à prendre en compte.

Dans la thèse de P. Silveira-Stein, nous avons donc travaillé sur deux méthodes de sélection d'un leader. La première consiste à choisir la personne qui va au même endroit que le robot (ou une destination proche). La seconde est basée sur l'étude des caractéristiques comportementales des personnes (orientation, vitesse, variation de leur dynamique).

Choix d'un leader par prédiction des destinations des personnes.

Cette approche consiste à prédire les destinations des personnes de l'environnement du robot et de choisir la personne dont la destination est la plus proche de celle que le robot souhaite atteindre. Un apprentissage des comportements typiques des personnes dans un environnement donné est donc nécessaire. Si dans la littérature il existe de multiples techniques pour modéliser des trajectoires (approche géométrique (Makris & Ellis, 2002; Baiget et al., 2008), connexionniste (Johnson & Hogg, 1996), processus gaussiens (Tay & Laugier, 2007), modèles spatio-temporels (Tipaldi & Arras, 2011)), dans le cadre de nos recherches, l'apprentissage de trajectoires typiques en vue de prédire les destinations des personnes a été faite avec un Growing Hidden Markov Model (Vasquez Govea, 2007). Cette méthode présente l'avantage de changer la topologie de son modèle, et donc d'adapter ses connaissances, au fur et à mesure de l'arrivée de nouvelles données. Dans le cas où plusieurs personnes vont au même but, trois règles servent à les discriminer : le leader doit être en mouvement, plus proche du but que le robot et parmi les candidats validant ces deux premières règles, le candidat le plus proche du robot sera choisi (Figure 1.31).

1. TRAVAUX DE RECHERCHE



Figure 1.32: (Gauche) Robot utilisé pour l'acquisition des données, (centre) extrait d'une vidéo enregistrée par la caméra (droite) représentation des mesures laser avec les 3 personnes détectées et leur vitesse. Le robot est représenté par le rectangle.

Choix du leader par étude des comportements des personnes.

La seconde méthode propose de choisir un leader en fonction du comportement des personnes. Le défi est de comprendre quels sont les indicateurs qui permettent de choisir la personne à suivre. Dans cette étude, nous avons cherché à extraire les caractéristiques d'un bon leader parmi l'ensemble des données qui peuvent être mesurées par un laser. Un corpus de données laser et vidéo a été enregistré avec un robot 4 roues non holonome de 40 cm de hauteur environ (Figure 1.32) équipé d'un télémètre laser de 30 mètres de portée et 270 degrés d'ouverture et d'une caméra monovision grand angle. Le robot téléopéré a enregistré 47 séquences vidéos d'une durée de 20 secondes chacune.

De ces données ont été extraites 21 caractéristiques (dont par exemple : vitesse de la personne, différence de direction entre le robot et la personne, distance entre le robot et la personne, leur dérivée et écart type calculés sur une durée de 1 seconde). Le corpus de vidéos a été annoté par trois personnes qui, visionnant ces vidéos, ont indiqué le moment exact où les personnes ne devenaient plus de bon leaders (Figure 1.33). Les caractéristiques les plus significatives ont été extraites par un apprentissage par Adaboost (Freund & Schapire, 1997) et une analyse a été effectuée sur l'apport de chacune des caractéristiques dans la bonne classification des comportements (Figure 1.34). La conclusion a été que les caractéristiques permettant une bonne identification de leaders sont : le déplacement latéral, la distance et l'écart type de la distance.

Planification.

La planification de la trajectoire du robot dépend du contexte. Un contrôleur proportionnel est utilisé lorsqu'un leader est trouvé et comme l'indique la figure 1.35, c'est la méthode de suivi qui est privilégiée (high priority). En revanche, si le robot perd son leader et ne trouve personne pour le remplacer, le RiskRRT (low priority) est utilisé

1. TRAVAUX DE RECHERCHE

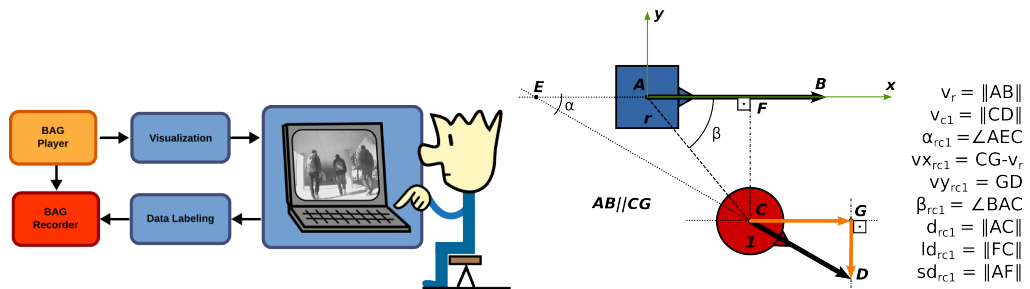


Figure 1.33: (Gauche) schéma du processus d'étiquetage des données vidéos et laser par des personnes (Droite) ensemble des caractéristiques extraites des données laser.

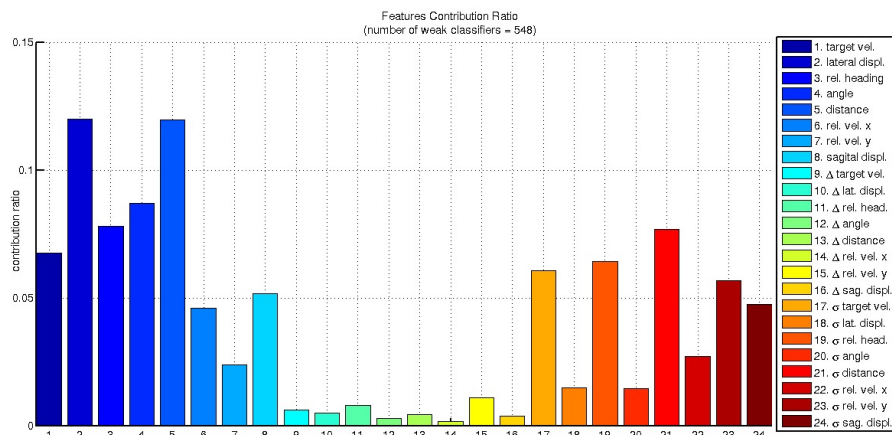


Figure 1.34: Apport de chacune des caractéristiques à la classification des leaders.

1. TRAVAUX DE RECHERCHE

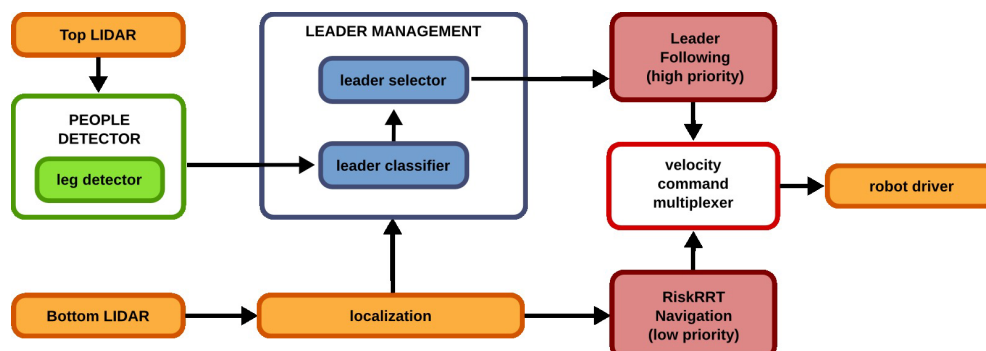


Figure 1.35: Architecture du suivi de leader illustrant l'imbrication de modules de détection, de classification, de sélection et de suivi de leader. Les modules de détection par lidar ne sont utilisés que pour les expérimentations sur robot réel

jusqu'à ce qu'un nouveau leader soit trouvé.

Cette méthode de navigation par suivi de leader a été validée à la fois en simulation, à l'aide d'un simulateur de foule et en situation réelle avec plusieurs personnes.

Résultats en simulation.

En utilisant un simulateur de foule basé sur la notion de force d'attraction (vers le but) et de répulsion (face aux agents de la foule et aux murs), la méthode de suivi de leader a été comparée à deux algorithmes de planification et navigation : un algorithme A* combiné à une approche Dynamic Window et l'algorithme RiskRRT. Dans la figure 1.36 deux groupes de neuf agents (représentés par des points de couleur) se croisent dans un couloir. Le robot (rectangle à gauche de la scène) doit atteindre l'extrémité droite du couloir.

La méthode combinant A* et Dynamic Window est prévue pour planifier des trajectoires en environnement statique. Aucune anticipation de l'état de l'environnement dans un futur proche n'étant incluse, l'algorithme effectue un perpétuel replanning. Le robot s'arrête fréquemment et le chemin suivi manque de linéarité. Le RiskRRT, prévu pourtant pour la planification en environnement dynamique, est confronté au problème de "Freezing" défini par (Trautman & Krause, 2010). Ainsi, la densité de population est telle qu'estimer leur position dans un avenir proche, avec un peu d'incertitude, réduit l'espace navigable à néant. La méthode de suivi de leader permet donc au robot de s'engager dans la file d'agents allant vers sa destination. Il met alors moins de temps pour atteindre son but qu'avec les deux autres méthodes et sa trajectoire est plus linéaire.

1. TRAVAUX DE RECHERCHE

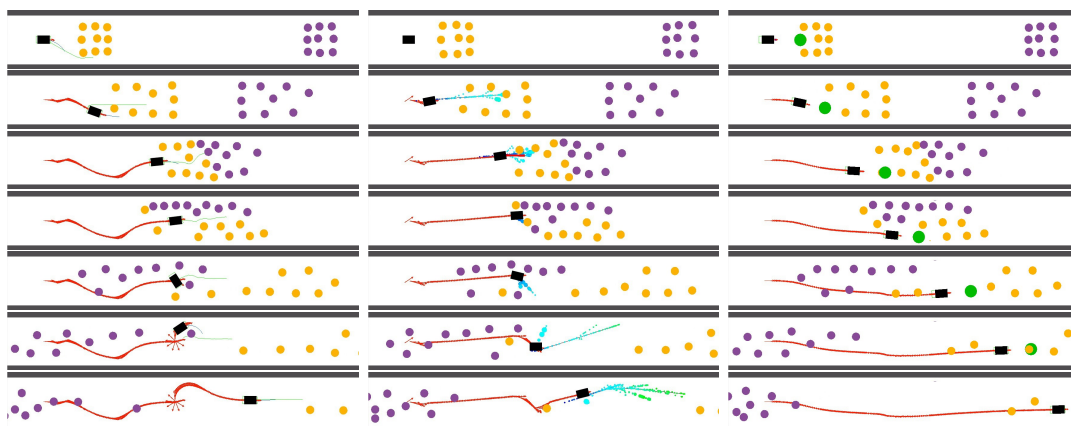


Figure 1.36: Comparaison de performance de 3 techniques de navigation dans un scénario de croisement d'une foule. (Gauche) A*, (Milieu) RiskRRT, (Droite) Suivi de leader. Chaque colonne représente 6 instants séparés de 5 secondes. Les agents de la foule sont les points de couleur, le robot est représenté par le rectangle et son chemin par une séquence de flèches rouges qui montrent l'orientation du robot à chaque instant.

Résultats en situation réelle.

Une expérimentation a été menée dans un couloir où des personnes marchent dans les 2 directions. La figure 1.37 montre le robot suivant une des deux personnes qui marchent dans le même sens que lui (celle de droite précisément). Rapidement, un groupe de personnes arrive dans le sens opposé et le leader suivi rentre dans un bureau. Le robot choisit alors un autre leader qui sera capable de se frayer un chemin pour croiser ce groupe.

Nous avons publié ces travaux dans (Stein et al., 2012), (Stein et al., 2013), (Stein et al., 2014c), (Stein et al., 2014a) et (Stein et al., 2014b).

1. TRAVAUX DE RECHERCHE



Figure 1.37: Suivi de leader dans un couloir encombré

1. TRAVAUX DE RECHERCHE



Figure 1.38: Fauteuil roulant robotisé utilisé dans nos expérimentations.

1.7 Estimation des intentions de l'utilisateur pour l'assistance à la mobilité

Les méthodes présentées jusqu'à présent dans ce document peuvent s'appliquer à différents types de robots mobiles. Dans cette partie, nous nous intéressons au cas de robots qui transportent des personnes et plus particulièrement aux robots de type fauteuil roulant.

L'assistance à la mobilité nécessite de considérer simultanément l'utilisateur et le dispositif robotisé car il est nécessaire de réduire la frustration de l'utilisateur due au désaccord que celui-ci pourrait avoir avec le système robotique. Le système doit donc non seulement garantir la sécurité et le confort de l'utilisateur, mais aussi comprendre ses intentions et répondre à ses besoins en termes de déplacement.

La recherche en navigation de fauteuils roulants robotisés propose d'assister l'utilisateur pour des tâches ponctuelles telles que l'évitement d'obstacles, le suivi de couloir ou le passage de portes (Argyros et al., 2002) (Pasteau et al., 2014). La conduite peut également être autonome si l'utilisateur a au préalable bien défini sa destination via une interface qui reste à préciser. En effet, si l'on envisage de proposer des services d'assistance à la mobilité aux personnes handicapées ou âgées, il faut développer des systèmes d'interaction Homme-Robot qui permettront à ces utilisateurs de donner des ordres pertinents et adéquats en termes de but géographique à atteindre et de la manière de les atteindre.

L'estimation des intentions de l'utilisateur est un point clé dans de nombreux systèmes de contrôle partagé ou systèmes semi-autonomes, car elle permet au robot d'ajuster ses actions à la volonté de l'utilisateur. L'intention a été modélisée par des trajectoires (Demeester et al., 2006), des actions ponctuelles (Perrin et al., 2009) ou des buts (Taha et al., 2008). Contrairement à ces travaux, dans la thèse d'Arturo Es-

1. TRAVAUX DE RECHERCHE

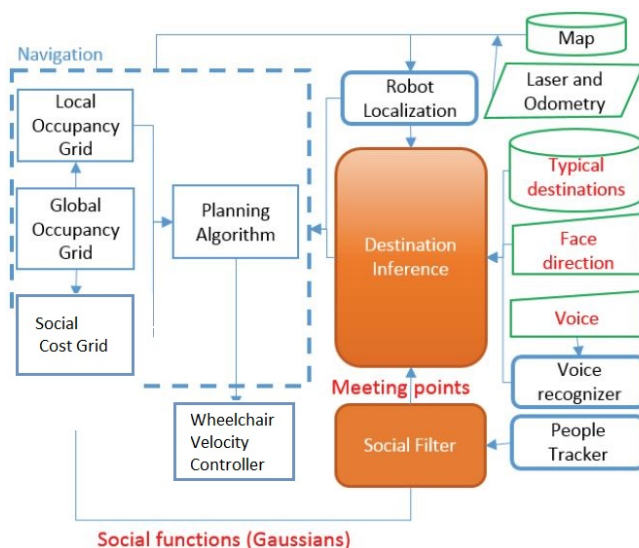


Figure 1.39: Architecture combinant l'estimation des intentions des utilisateurs et la navigation centrée humain.

cobedo Cabello soutenue en 2014, l'environnement est modélisé par une carte métrique et les commandes données par l'utilisateur ne sont pas discrétisées. De plus, le système d'assistance à la mobilité que nous avons développé dans cette thèse tente de répondre aux contraintes suivantes : *Sécurité* (le système doit éviter les collisions et proposer des trajectoires sûres), *Usage* (le système doit être adapté aux capacités motrices et intellectuelles de l'utilisateur), *Conformité* (le système doit répondre aux attentes de l'utilisateur, sa destination, ses habitudes, sa vitesse, son chemin préféré) et *Sociabilité* (le système doit adopter des comportements socialement acceptables).

Nous avons pris en compte des informations contextuelles sur l'environnement, les habitudes de l'utilisateur, et sur les points d'intérêt dans l'environnement pour que, à partir d'une commande gestuelle ou vocale, le robot soit capable d'en déduire le but précis à atteindre. Un réseau bayésien a été développé pour estimer le but de l'utilisateur à partir de commandes imprécises.

La figure 1.39 illustre les modules sur lesquels nous nous sommes concentrés, à savoir : un système d'estimation de la destination désirée et l'intégration du filtre social.

Estimation de la destination désirée.

Le système estime la destination que souhaite rejoindre l'utilisateur parmi une liste de destinations pré-définies (destinations qui peuvent être fixées *a priori* ou apprises par observation des habitudes de l'utilisateur). Cette estimation est calculée en prenant

1. TRAVAUX DE RECHERCHE

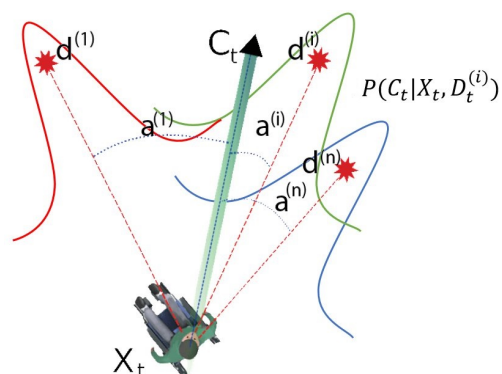


Figure 1.40: Modèle de calcul d'intention de l'utilisateur en fonction de sa position, de sa commande gestuelle et de ses habitudes (destinations typiques).

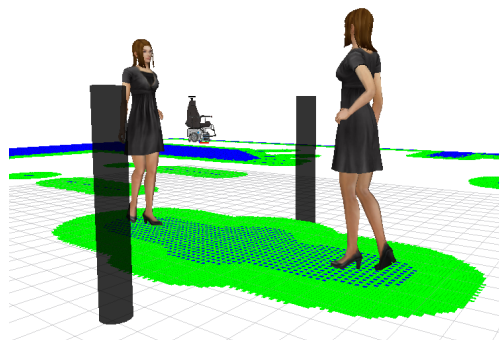


Figure 1.41: Calcul de points de rencontre.

en compte la position du fauteuil, la commande de l'utilisateur (qui dans notre cas est une commande multimodale geste-voix) et les habitudes de l'utilisateur (Figure 1.40) (Escobedo Cabello et al., 2013).

Filtre Social.

Le système intègre des conventions sociales en incluant la notion de risque de déranger présentée dans la section 1.6.1. Un modèle géométrique permettant de calculer le positionnement adéquat du robot pour intégrer un groupe interagissant est également proposé (Figure 1.41).

Les destinations typiques ainsi que les probabilités de passer d'une destination à l'autre sont apprises par observation des trajectoires suivies par les personnes de l'environnement. Les destinations mobiles permettant de rejoindre des personnes sont calculées à l'aide des configurations proposées dans (Rios-Martinez et al., 2012b) (Fig-

1. TRAVAUX DE RECHERCHE

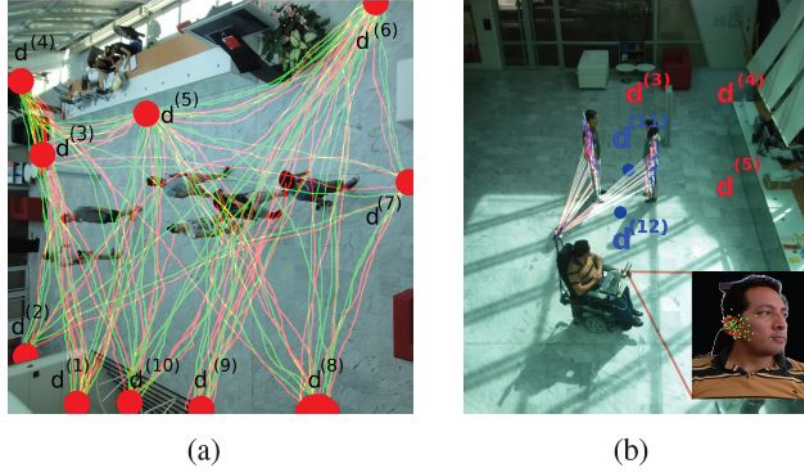


Figure 1.42: (Gauche) Extraction de destinations typiques observées dans un environnement réel, (Droite) calcul du point de rencontre lorsque le robot doit rejoindre un groupe de personnes interagissant.

ure 1.42). Le modèle retenu pour estimer les intentions de l'utilisateur est un réseau bayésien dynamique dont l'équation principale est :

$$P(D_{0:t}, C_{0:t}, X_{0:t}) = P(X_0) P(V_0) P(D_0|X_0, V_0) \prod_{k=1:t} [P(D_k|D_{k-1})P(C_k|D_k, X_k) P(X_k)] \quad (1.15)$$

où

- X_0 est la position initiale du fauteuil,
- D_0 est la destination estimée au temps 0 du fauteuil,
- V_0 est la commande vocale donnée par l'utilisateur ($\{GO, JOIN\}$),
- X_t est la position du fauteuil roulant à l'instant t,
- D_t est la destination que l'utilisateur souhaite atteindre (estimée),
- C_t est la commande gestuelle donnée par l'utilisateur.

La figure 1.43 illustre l'exécution du module d'inférence de la destination souhaitée décrit précédemment. La figure 1.44 montre l'apport de l'estimation des intentions de l'utilisateur sur la qualité des trajectoires suivies par le fauteuil.

Nous avons publié ces travaux dans (Escobedo Cabello et al., 2012), (Escobedo Cabello et al., 2013) et (Escobedo Cabello et al., 2014).

1. TRAVAUX DE RECHERCHE

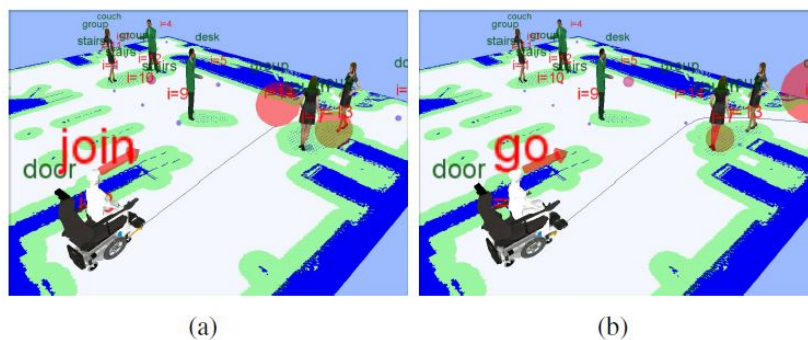


Figure 1.43: Illustration des deux commandes vocales GO and JOIN. Pour une même position de départ et une même commande gestuelle, la destination inférée peut varier entre un point d'insertion dans un groupe de personnes (figure (a)) et une destination typique (figure (b)).

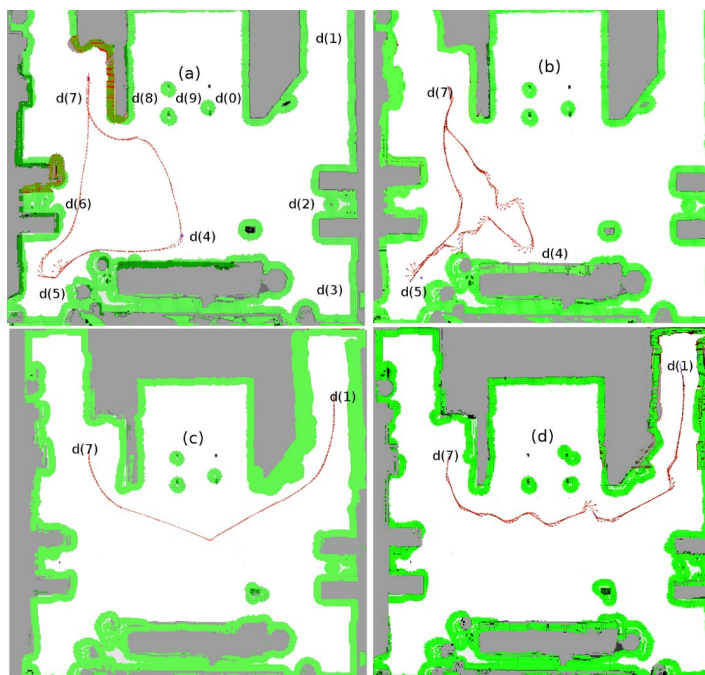


Figure 1.44: Exemple de trajectoires générées par la planification et l'estimation de l'intention de l'utilisateur (figures de gauche) ainsi que par conduite manuelle (figures de droite). On observe les trajectoires oscillantes dues aux mouvements involontaires de la tête de l'utilisateur lorsqu'il observe l'environnement.

1.8 Conclusions et perspectives

La navigation autonome en environnement dynamique et humain représente encore un défi important pour la recherche en robotique. Le point central du problème est de garantir la sécurité de tous les agents qui se déplacent dans l'espace. Contrairement aux environnements statiques ou contrôlés, où les techniques de planification globale peuvent être adoptées, les environnements dynamiques présentent des difficultés majeures : la détection et le suivi des obstacles mobiles, la prédiction de l'état futur du monde, la planification et la navigation en ligne. Si l'on rajoute les contraintes liées à la présence d'humains dans la scène, on se confronte alors à la problématique des conventions sociales, de la compréhension, de la modélisation et de la prédiction des intentions et des comportements humains.

Dans ce document, j'ai présenté mes contributions pour améliorer les capacités de navigation des robots dans des environnements dynamiques et humains. J'ai choisi une approche "sciences cognitives" pour aborder les problématiques liées à ce domaine. Si l'on se base sur les grandes théories de psychologie, mes contributions s'articulent autour de deux axes : 1. les approches *cognitivistes* où la représentation du monde joue un rôle prépondérant dans le processus de décision. Dans cette approche, le monde est mesuré de manière absolue, comme le sont les cartes d'occupation que nous construisons avec les capteurs robotiques. La méthode de planification par RiskRRT s'inscrit dans cette théorie cognitive. 2. Les approches *écologiques* où il n'y a pas de représentation de l'environnement mais où le sujet (ici le robot) et l'environnement interagissent de manière permanente. La navigation par sélection et suivi de leader s'inscrit dans cette théorie écologique.

Mes projets de recherche à moyen et long terme devraient consister à intégrer des connaissances issues de domaines variés des sciences cognitives. Les neurosciences, la psychologie-sociale et la psychologie expérimentale pour la prise en compte de leurs études sur la perception humaine et des mouvements humains, l'interaction homme-machine pour le partage des décisions entre le robot et ses utilisateurs. Exploiter les connaissances qui émergeront des différents domaines de la robotique sur la perception et la prédiction pour améliorer les stratégies de navigation des robots. Lorsqu'on s'intéresse à l'intégration des connaissances issues de domaines variés, la liste des projets à construire est conséquente mais dans les paragraphes suivants, je présente 4 projets qui me tiennent particulièrement à cœur.

1. TRAVAUX DE RECHERCHE

1.8.1 Vers des approches écologiques

Stratégies de navigation autonome ou semi-autonome innovantes : La navigation de plateformes mobiles se base généralement sur la planification et le suivi de trajectoires. Comme présenté dans la section 1.6.2, j’ai commencé à travailler sur des techniques innovantes de suivi de Leader pour l’aide à la navigation dans des foules. Cette approche écologique est une voie originale et prometteuse qui mérite d’être approfondie. Pour aller plus loin dans cette voie, je pense qu’il est important d’intégrer nos techniques avec des simulateurs de foules ”réalistes”, comme proposés dans la communauté multi-agents (Granmo et al., 2013). La variété des signaux sociaux que les hommes diffusent pour communiquer est très grande. Dans les travaux que nous avons présentés sur le choix et le suivi de leader, nous nous sommes intéressés à des signaux liés au déplacement de personnes (distance, vitesse, direction, etc.) mais nous avons pour l’instant ignoré les signaux liés à la posture, aux émotions, aux gestes, au regard et aux messages vocaux. C’est une piste de recherche que je souhaite creuser à court terme.

Asservissement visuel et conventions sociales : La navigation par asservissement visuel est largement utilisée lorsque l’environnement dans lequel le robot évolue n’est pas connu. Ceci permet par exemple de suivre un couloir ou passer une porte (Pasteau et al., 2014). Comme je l’ai proposé dans ce manuscrit, lorsque le robot partage son environnement avec des humains, il doit suivre des conventions sociales. Dans le cadre de la thèse de Vishnu Narayanan que je coordonne avec Marie Babel, nous avons commencé à travailler sur l’intégration de conventions sociales dans un schéma de navigation par asservissement visuel. Dans ce travail, le robot n’utilise pas de carte pour représenter son environnement et ne se fie qu’à ce qu’il perçoit de ses capteurs. Un objectif à court terme est de doter le robot de capacités à intégrer un groupe de personnes, comme cela a été le cas dans la partie 1.7 de ce document, mais sans carte. Nous espérons ainsi pouvoir doter les fauteuils roulants électriques de ce type de fonctionnalités.

1.8.2 Vers des approches cognitivistes

Prise en compte des affordances de la scène : Dans les travaux présentés dans cette habilitation, l’environnement est représenté dans une grille d’occupation probabiliste. Cette représentation peut être enrichie par une couche sémantique. Dans l’esprit de l’approche de Gibson (Gibson, 1977), il sera intéressant de modéliser les pos-

1. TRAVAUX DE RECHERCHE

sibilités d'action apportées par les objets ou agents de la scène. On pourra également intégrer des informations de détection d'intention d'interagir à l'aide du travail décrit dans (Vaufreydaz et al., 2015). Une question se pose sur la manière d'intégrer ces informations avec celles fournies classiquement par les capteurs du robot. Une piste est de superposer des cartes d'occupations chacune spécialisées dans la représentation d'une partie des connaissances fournies au robot comme proposé par exemple dans (Lu et al., 2014).

Prise en compte d'une perception plus "humaine" : La perception que les humains ont de leur environnement varie selon des variables non visuelles comme la taille de la personne ou l'effort associé à la réalisation d'une tâche. Contrairement à la perception robotique qui mesure l'environnement de manière absolue (la largeur d'un couloir se mesure par exemple en centimètres), il est aujourd'hui admis dans la communauté des psychologues que la perception humaine dépend de l'action que l'homme souhaite réaliser. (Warren & Whang, 1987) ont montré que lorsqu'une personne souhaite se déplacer dans un couloir, elle perçoit le rapport entre la largeur du couloir et celle de ses épaules. Ceci veut dire que si l'on souhaite proposer des stratégies de navigation socialement acceptables, il me semble important de raisonner dans une représentation de l'environnement conforme à celle que la personne s'est faite. On pourra pour cela s'appuyer sur les travaux de (Warren & Whang, 1987) ou (Morgado, 2014). On pourra également intégrer les réactions de l'homme transporté comme une information sensorielle tout aussi importante que l'information apportée par les capteurs du robot. On s'intéressera alors au sens qu'apporte une expression de surprise ou de peur.

1. TRAVAUX DE RECHERCHE

Liste des figures

1.1	Principaux modules du système de navigation proposé dans cette habilitation. Les contributions apportées dans ce travail sont les modules en bleu clair.	4
1.2	Exemples de grilles d'occupation construites par stéréovision. Pour chaque cas, en haut : l'image de gauche de la paire stéréo, avec les régions de forte probabilité d'occupation visualisées en rouge, le bleu correspond donc à l'espace navigable estimé. Au milieu : la grille d'occupation en u-disparité. En bas : la grille Cartésienne correspondante.	6
1.3	de gauche à droite : espace personnel, espace d'interaction, espace de calcul d'information, espace d'activité, espace d'affordance.	7
1.4	Dispositions typiques de 2 personnes en interaction selon (Ciolek & Kendon, 1980).	8
1.5	(gauche) Exemple de F-formation de deux personnes interagissant avec une configuration en L (gauche), (milieu) modélisation des espaces d'interaction (o-space et p-space), (droite) calcul de point de rencontre.	9
1.6	Exemples de coûts calculés pour modéliser différents espaces sociaux (gauche) espace personnel, (centre) espace d'activité, (droite) espace d'interaction.	10
1.7	Espace personnel d'une personne modélisée par une gaussienne 2D qui s'étire proportionnellement à la vitesse de la personne.	11
1.8	Espaces personnels et points extraits pour la déduction d'interactions (gauche). Carte sociale par fonctions implicites (droite).	12
1.9	Scénario expérimenté par (Efran & Cheyne, 1973). Il s'agit de compter les personnes passant entre les deux personnes qui interagissent dans le couloir et celles qui passent derrière ces personnes pour ne pas rompre l'interaction.	14

LISTE DES FIGURES

1.10	Probabilité de passer entre les complices en fonction de la distance les séparant estimée selon les résultats de l'expérience de psychologie. . . .	14
1.11	Espaces que nous avons modélisés pour reproduire en simulation l'étude de psychologie d'Efran et Cheyne.	15
1.12	Illustration du calcul du coût dépendant des paramètres des espaces personnels, d'interaction, et de la distance interpersonnelle.	16
1.13	Exemple de reproduction des données observées par Efran et Cheyne. La courbe en rouge représente la probabilité de passer entre 2 personnes en fonction de leur distance. Les courbes bleues sont les probabilités que nous avons obtenues.	16
1.14	Forme des espaces personnels en fonction de l'adéquation du modèle aux données observées.	17
1.15	Influence des espaces personnels et d'interaction (ainsi que leurs combinaisons) dans la bonne répliation des données obtenues dans Efran et Cheyne.	17
1.16	Principe des Velocity Obstacles : Cône de collision pour un robot ponctuel et un obstacle circulaire ayant une vitesse linéaire v_0 . La vitesse du robot v_r est une vitesse qui mène à une collision.	20
1.17	(a) Grille d'occupation simulée : le robot est au centre, perçoit son environnement avec une portée limitée (en noir l'espace libre, en gris l'espace non perçu). (b)(c)(d) probabilités de collision pour des vitesses dans l'intervalle $[-10;10]$ Km/h à trois horizons de temps différents (2, 4 et 5 pas de temps)	22
1.18	(a) Exemple de scénario de type intersection. (b) Grille d'occupation probabiliste de l'environnement perçu par le robot (cercle). Ses capacités de perception sont limitées et il ne perçoit qu'un obstacle, celui de droite.	23
1.19	Scénario et 3 comportements différents liés aux capacités de perception du robot. (perfect) estimation précise des vitesses des obstacles (cas idéal), (vel uncertainty) incertitude sur la vitesse des obstacles, (+limited range) incertitude sur les obstacles et portée des capteurs limitée	24
1.20	L'arbre des trajectoires du RiskRRT évoluant dans le temps.	27
1.21	Exemples d'exécution de l'algorithme RiskRRT. a) L'algorithme a créé un arbre de solutions possibles et choisit la trajectoire en rouge. (b) Le robot a adapté sa trajectoire pour éviter une collision probable avec la personne identifiée par un point rouge.	28
1.22	L'algorithme du RiskRRT	29

1.23	Exemple de navigation avec prédiction des trajectoires des personnes. Le RiskRRT planifie une trajectoire pour le robot (ligne rouge) vers le but (flèche bleue). (Gauche) au temps t , le robot anticipe la trajectoire de la personne A et sa trajectoire n'est pas rectiligne. (Droite) au temps $t + n$, les personnes ont avancé et la planification génère une trajectoire plus rectiligne.	30
1.24	Comparaison qualitative de la navigation avec et sans prédiction	31
1.25	Exemple d'exécution de l'algorithme pour l'interception d'une cible (T) et l'évitement d'obstacles mobiles.	32
1.26	Respect des espaces d'interaction dans la navigation par RiskRRT	34
1.27	Illustration du RiskRRT combiné à un filtre social dans une scène de type aéroport.	34
1.28	Planification avec modification des espaces personnels et d'interaction dans une situation où le filtre social mène à une situation de blocage. Le robot indique qu'il rompt une convention en envoyant le message "excuse me!".	35
1.29	Evolution de la carte sociale au cours du temps et du déplacement des personnes et planification pour aller du point A au point B.	35
1.30	Illustration d'un robot naviguant en suivant son leader.	36
1.31	Illustration de la sélection d'un leader. Le robot est représenté par le carré bleu, son but par le carré bleu rempli qu'une croix. Les candidats au leadership sont les cercles colorés et leurs buts respectifs sont les cercles remplis d'une croix.	37
1.32	(Gauche) Robot utilisé pour l'acquisition des données, (centre) extrait d'une vidéo enregistrée par la caméra (droite) représentation des mesures laser avec les 3 personnes détectées et leur vitesse. Le robot est représenté par le rectangle.	38
1.33	(Gauche) schéma du processus d'étiquetage des données vidéos et laser par des personnes (Droite) ensemble des caractéristiques extraites des données laser.	38
1.34	Apport de chacune des caractéristiques à la classification des leaders.	38
1.35	Architecture du suivi de leader illustrant l'imbrication de modules de détection, de classification, de sélection et de suivi de leader. Les modules détection par lidar ne sont utilisés que pour les expérimentation sur robot réel	40

LISTE DES FIGURES

1.36	Comparaison de performance de 3 techniques de navigation dans un scénario de croisement d'une foule. (Gauche) A*, (Milieu) RiskRRT, (Droite) Suivi de leader. Chaque colonne représente 6 instants séparés de 5 secondes. Les agents de la foule sont les points de couleur, le robot est représenté par le rectangle et son chemin par une séquence de flèches rouges qui montrent l'orientation du robot à chaque instant.	41
1.37	Suivi de leader dans un couloir encombré	42
1.38	Fauteuil roulant robotisé utilisé dans nos expérimentations.	44
1.39	Architecture combinant l'estimation des intentions des utilisateurs et la navigation centrée humain.	45
1.40	Modèle de calcul d'intention de l'utilisateur en fonction de sa position, de sa commande gestuelle et de ses habitudes (destinations typiques).	45
1.41	Calcul de points de rencontre.	46
1.42	(Gauche) Extraction de destinations typiques observées dans un environnement réel, (Droite) calcul du point de rencontre lorsque le robot doit rejoindre un groupe de personnes interagissant.	47
1.43	Illustration des deux commandes vocales GO and JOIN. Pour une même position de départ et une même commande gestuelle, la destination inférée peut varier entre un point d'insertion dans un groupe de personnes (figure (a)) et une destination typique (figure (b)).	48
1.44	Exemple de trajectoires générées par la planification et l'estimation de l'intention de l'utilisateur (figures de gauche) ainsi que par conduite manuelle (figures de droite). On observe les trajectoires oscillantes dues aux mouvements involontaires de la tête de l'utilisateur lorsqu'il observe l'environnement.	49

Publications

- Argyros, A., Georgiadis, P., Trahanias, P., & Tsakiris, D. (2002). Semi-autonomous navigation of a robotic wheelchair. *Journal of Intelligent and Robotic Systems*, 34(3), 315–329.
- Badino, H., Franke, U., & Mester, R. (2007). Free space computation using stochastic occupancy grids and dynamic programming. *Workshop on Dynamical Vision, ICCV, Rio de Janeiro, Brazil*, 20.
- Baiget, P., Sommerlade, E., Reid, I., & Gonzalez, J. (2008). Finding prototypes to estimate trajectory development in outdoor scenarios. In *Proceedings of the 1st themis Workshop* (pp. 27–34).
- Barnaud, M.-L., Morgado, N., Palluel-Germain, R., Diard, J., & Spalanzani, A. (2014). Proxemics models for human-aware navigation in robotics: Grounding interaction and personal space models in experimental data from psychology. In *Proceedings of the 3rd IROS'2014 workshop "Assistance and Service Robotics in a Human Environment"* Chicago, United States.
- Bennewitz, M. & Burgard, W. (2003). Adapting navigation strategies using motion patterns of people. In *Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation* (pp. 2000–2005).
- Bennewitz, M., Burgard, W., Cielniak, G., & Thrun, S. (2005). Learning motion patterns of people for compliant robot motion. *The International Journal of Robotics Research (IJRR)*, 24(1).
- Ciolek, M. & Kendon, A. (1980). Environment and the spatial engagement of conversational encounters. *Sociological Inquiry*, 50, 237–271.
- Coue, C. (2003). *Modèle bayésien pour l'analyse multimodale d'environnements dy-*

- namiques et encombrés: Application à l'assistance à la conduite en milieu urbain.* PhD thesis, Institut National Polytechnique de Grenoble-INPG.
- Demeester, E., Hüntemann, E., Vanhooydonck, D., Vanacker, G., Degeest, R., Brussel, H. V., Nuttin, M., & Leuven, K. U. (2006). Bayesian estimation of wheelchair driver intents: Modeling intents as geometric paths tracked by the driver. In *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*.
- Efran, M. G. & Cheyne, J. A. (1973). Shared space: The co-operative control of spatial areas by two interacting individuals. *Canadian Journal of Behavioural Science/Revue canadienne des sciences du comportement*, 5(3), 201–210.
- Elfes, A. (1989). *Occupancy Grids: A Probabilistic Framework for Robot Perception and Navigation*. PhD thesis, Pittsburgh, PA, USA. AAI9006205.
- Escobedo Cabello, A., Spalanzani, A., & Laugier, C. (2012). Experimental Setup for Human Aware Navigation. In *Control Architectures of Robots* Nancy, France.
- Escobedo Cabello, J. A., Spalanzani, A., & Laugier, C. (2013). Multimodal Control of a Robotic Wheelchair: Using Contextual Information for Usability Improvement. In *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems* Tokyo, Japan.
- Escobedo Cabello, J. A., Spalanzani, A., & Laugier, C. (2014). Using social cues to estimate possible destinations when driving a robotic wheelchair. In *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, Chicago, United States.
- Fiorini, P. & Shiller, Z. (1998). Motion planning in dynamic environments using velocity obstacles. *International Journal of Robotics Research*, 17, 760–772.
- Freund, Y. & Schapire, R. E. (1997). A decision-theoretic generalization of on-line learning and an application to boosting. *Journal of Computer and System Sciences*, 55(1), 119–139.
- Fulgenzi, C. (2009). *Autonomous navigation in dynamic uncertain environment using probabilistic models of perception and collision risk prediction*. PhD thesis, Institut National Polytechnique de Grenoble - INPG.
- Fulgenzi, C., Spalanzani, A., & Laugier, C. (2007). Dynamic Obstacle Avoidance in uncertain environment combining PVOs and Occupancy Grid. In *Proc. of the IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation* Rome, France.

- Fulgenzi, C., Spalanzani, A., & Laugier, C. (2009). Probabilistic motion planning among moving obstacles following typical motion patterns. In *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems* St. Louis, Missouri, États-Unis.
- Fulgenzi, C., Tay, C., Spalanzani, A., & Laugier, C. (2008). Probabilistic navigation in dynamic environment using Rapidly-exploring Random Trees and Gaussian Processes. In *IEEE/RSJ 2008 International Conference on Intelligent Robots and Systems* Nice, France.
- Garzón, M., Fotiadis, E. P., Barrientos, A., & Spalanzani, A. (2014). Riskrrt-based planning for interception of moving objects in complex environments. In *ROBOT2013: First Iberian Robotics Conference* (pp. 489–503). Springer International Publishing.
- Gibson, J. (1977). *The theory of affordances, in Perceiving, Acting, and Knowing. Towards an Ecological Psychology*. Number eds Shaw R., Bransford J. Hoboken, NJ: John Wiley & Sons Inc.
- Gockley, R., Forlizzi, J., & Simmons, R. (2007). Natural person-following behavior for social robots. (pp. 17–24).
- Granmo, O.-C., Radianti, J., Goodwin, M., Dugdale, J., Sarshar, P., Glimsdal, S., & Gonzalez, J. (2013). A spatio-temporal probabilistic model of hazard and crowd dynamics in disasters for evacuation planning. In M. Ali, T. Bosse, K. Hindriks, M. Hoogendoorn, C. Jonker, & J. Treur (Eds.), *Recent Trends in Applied Artificial Intelligence*, volume 7906 of *Lecture Notes in Computer Science* (pp. 63–72). Springer Berlin Heidelberg.
- Hall, E. (1966). *The hidden dimension*. Doubleday Anchor Books. Doubleday.
- Hart, P. E. Nilsson, N. J. & Raphael, B. (1968). A formal basis for the heuristic determination of minimum cost paths. *IEEE Transactions on Systems, Science, and Cybernetics*, SSC-4(2), 100–107.
- Jeffrey, P. & Mark, G. (2003). Navigating the virtual landscape: Coordinating the shared use of space. In K. Höök, D. Benyon, & A. J. Munro (Eds.), *Designing Information Spaces: The Social Navigation Approach*, Computer Supported Cooperative Work (pp. 105–124). Springer London.

- Johnson, N. & Hogg, D. (1996). Learning the distribution of object trajectories for event recognition. *Journal of Image and Vision Computing*, 14(8), 609–615.
- Kendon, A. (2010). Spacing and orientation in co-present interaction. In *Development of Multimodal Interfaces: Active Listening and Synchrony*, volume 5967 of *Lecture Notes in Computer Science* (pp. 1–15). Springer Berlin / Heidelberg.
- Kirby, R., Simmons, R., & Forlizzi, J. (2009). Companion: A constraint-optimizing method for person acceptable navigation. *The 18th IEEE International Symposium on Robot and Human Interactive Communication*.
- Kluge, B. & Prassler, E. (2004). Reflective navigation: individual behaviors and group behaviors. In *IEEE International Conference on Robotics and Automation, ICRA*.
- Kruse, T., Basili, P., Glasauer, S., & Kirsch, A. (2012). Legible robot navigation in the proximity of moving humans. In *Advanced Robotics and its Social Impacts (ARSO), 2012 IEEE Workshop on* (pp. 83–88).
- Kuderer, M., Kretschmar, H., Sprunk, C., & Burgard, W. (2012). Feature-based prediction of trajectories for socially compliant navigation. In *Proceedings of Robotics: Science and Systems* Sydney, Australia.
- Large, F. (2003). *Navigation Autonome d'un Robot Mobile en Environnement Dynamique et Incertain*. PhD thesis, Université de Savoie.
- LaValle, S. M. & Sharma, R. (1997). On motion planning in changing, partially-predictable environments. *Int'l J. Robotics Research*, 16, 775–805.
- Lindner, F. & Eschenbach, C. (2011). Towards a formalization of social spaces for socially aware robots. In *Proceedings of the 10th international conference on Spatial information theory, COSIT'11* (pp. 283–303). Berlin, Heidelberg: Springer-Verlag.
- Lu, D. V., Hershberger, D., & Smart, W. D. (2014). Layered Costmaps for Context-Sensitive Navigation. In *Proceedings of the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*.
- Makris, D. & Ellis, T. (2002). Path detection in video surveillance. *Journal of Image and Vision Computing*, 20(12), 895–903.
- Morgado, N. (2014). *L'influence des contraintes physiques et sociales des actions sur la perception visuelle de l'espace*. PhD thesis, Ingénierie pour la Santé, la Cognition et l'Environnement, Grenoble (Fr).

- Müller, J., Stachniss, C., Arras, K., & Burgard, W. (2008). Socially inspired motion planning for mobile robots in populated environments. In *Proceedings of the International Conference on Cognitive Systems (CogSys)* (pp. 85–90). Karlsruhe, Germany.
- Nègre, A., Rummelhard, L., & Laugier, C. (2014). Hybrid Sampling Bayesian Occupancy Filter. In *IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)* Dearborn, United States.
- Pacchierotti, E., Jensfelt, P., & Christensen, H. (2007). Tasking everyday interaction. In C. Laugier & R. Chatila (Eds.), *Autonomous Navigation in Dynamic Environments*, volume 35 of *Springer Tracts in Advanced Robotics* (pp. 151–168). Springer Berlin / Heidelberg.
- Papadakis, P., Rives, P., & Spalanzani, A. (2014). Adaptive Spacing in Human-Robot Interactions. In *IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems, IROS'14*, Chicago, United States.
- Papadakis, P., Spalanzani, A., & Laugier, C. (2013). Social Mapping of Human-Populated Environments by Implicit Function Learning. In *IEEE International Conference on Intelligent Robots and Systems* Tokyo, Japan.
- Pasteau, F., Krupa, A., & Babel, M. (2014). Vision-based assistance for wheelchair navigation along corridors. In *IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation, ICRA'14* Hong-Kong, Hong-Kong.
- Perrin, X., Colas, F., Pradalier, C., & Siegwart, Roland, Y. (2009). Learning to identify users and predict their destination in a robotic guidance application. In *7th International Conference on Field and Service Robotics* Cambridge, États-Unis.
- Perrollaz, M., Spalanzani, A., & Aubert, D. (2010a). Probabilistic representation of the uncertainty of stereo-vision and application to obstacle detection. In IEEE (Ed.), *Intelligent Vehicles Symposium* San Diego, United States.
- Perrollaz, M., Yoder, J.-D., Nègre, A., Spalanzani, A., & Laugier, C. (2012). A visibility-based Approach for Occupancy Grid Computation in Disparity Space. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 13(3), 1383–1393.
- Perrollaz, M., Yoder, J.-D., Spalanzani, A., & Laugier, C. (2010b). Using the disparity space to compute occupancy grids from stereo-vision. In IEEE (Ed.), *International*

- Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)* Taipei, Taiwan, Province De Chine.
- Rios-Martinez, J. (2013). *Socially-Aware Robot Navigation : combining Risk Assessment and Social Conventions*. phd thesis, Université de Grenoble.
- Rios-Martinez, J., Escobedo, A., Spalanzani, A., & Laugier, C. (2012a). Intention Driven Human Aware Navigation for Assisted Mobility. In *Workshop on Assistance and Service robotics in a human environment at IROS* Vilamoura, Portugal.
- Rios-Martinez, J., Laugier, C., & Spalanzani, A. (2011). Understanding human interaction for probabilistic autonomous navigation using Risk-RRT approach. In *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems* San Francisco, États-Unis.
- Rios-Martinez, J., Renzaglia, A., Spalanzani, A., Martinelli, A., & Laugier, C. (2012b). Navigating between People: A Stochastic Optimization Approach. In *2012 IEEE International Conference on Robotics and Automation* Saint Paul, Minnesota, United States.
- Rios-Martinez, J., Spalanzani, A., & Laugier, C. (2014). From Proxemics Theory to Socially-Aware Navigation: A Survey. *International Journal of Social Robotics*.
- Sisbot, E. A., Marin-Urias, L. F., Alami, R., & Simeon, T. (2007). A human aware mobile robot motion planner. *IEEE Transactions on Robotics*, 23.
- Sisbot, E. A., Marin-Urias, L. F., Broquère, X., Sidobre, D., & Alami, R. (2010). Synthesizing robot motions adapted to human presence - a planning and control framework for safe and socially acceptable robot motions. *International Journal of Social Robotics*, (pp. 329–343).
- Spalanzani, A., Rios-Martinez, J., Laugier, C., & Lee, S. (2012). Risk Based Navigation Decisions. In A. Eskandarian (Ed.), *Handbook of Intelligent Vehicles*, volume 1. Springer Verlag.
- Stein, P., Santos, V., Spalanzani, A., & Laugier, C. (2013). Navigating in Populated Environments by Following a Leader.
- Stein, P., Spalanzani, A., Laugier, C., & Santos, V. (2012). Leader Selection and Following in Dynamic Environments. In *International Conference on Control, Automation, Robotics and Vision* Guangzhou, China.

- Stein, P., Spalanzani, A., Santos, V., & Laugier, C. (2014a). Experiments in Leader Classification and Following with an Autonomous Wheelchair. In *International Symposium on Experimental Robotics Marrakesh/Essaouira, Morocco*.
- Stein, P., Spalanzani, A., Santos, V., & Laugier, C. (2014b). Leader following: A study on classification and selection. *Journal of Robotics and Autonomous Systems*.
- Stein, P., Spalanzani, A., Santos, V., & Laugier, C. (2014c). On Leader Following and Classification. In *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems 2014* Chicago, United States.
- Taha, T., Miro, J. V., & Dissanayake, G. (2008). POMDP-based long-term user intention prediction for wheelchair navigation. *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, (pp. 3920–3925).
- Tay, C. & Laugier, C. (2007). Modelling paths using gaussian processes. In *International Conference on Field and Service Robotics*.
- Thrun, S., Burgard, W., & Fox, D. (2005). *Probabilistic robotics*. MIT Press.
- Tipaldi, G. & Arras, K. (2011). I want my coffee hot! learning to find people under spatio-temporal constraints. In *2011 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)* (pp. 1217–1222).
- Topp, E. & Christensen, H. (2005). Tracking for following and passing persons. In *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems* (pp. 2321–2327).
- Trautman, P. & Krause, A. (2010). Unfreezing the robot: Navigation in dense, interacting crowds. In *2010 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems* (pp. 797–803).
- Vasquez, D., Stein, P., Rios-Martinez, J., Escobedo, A., Spalanzani, A., & Laugier, C. (2012). Human Aware Navigation for Assistive Robotics. In *ISER - 13th International Symposium on Experimental Robotics - 2012* Québec, Canada.
- Vasquez Govea, D. A. (2007). *Incremental Learning for Motion Prediction of Pedestrians and Vehicles*. PhD thesis, Institut National Polytechnique de Grenoble, Grenoble (Fr).

PUBLICATIONS

Vaufreydaz, D., Johal, W., & Combe, C. (2015). Starting engagement detection towards a companion robot using multimodal features. *Robotics and Autonomous Systems*, (0), –.

Warren, W. H., J. & Whang, S. C. (1987). Visual guidance of walking through apertures: body-scaled information for affordances. *Journal of Experimental Psychology: Human Perception and Performance*, (13), 371–383.