



HAL
open science

Stratégies d'acquisition d'information pour la navigation autonome coopérative en environnement inconnu

Redouane Boumghar

► **To cite this version:**

Redouane Boumghar. Stratégies d'acquisition d'information pour la navigation autonome coopérative en environnement inconnu. Automatique / Robotique. Ecole nationale supérieure de l'aéronautique et de l'espace, 2013. Français. NNT : . tel-01020995

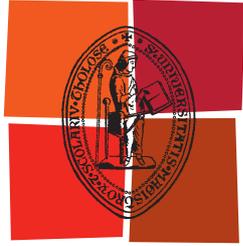
HAL Id: tel-01020995

<https://theses.hal.science/tel-01020995>

Submitted on 8 Jul 2014

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.



Université
de Toulouse

THÈSE

En vue de l'obtention du

DOCTORAT DE L'UNIVERSITÉ DE TOULOUSE

Délivré par :

Institut Supérieur de l'Aéronautique et de l'Espace (ISAE)

Présentée et soutenue par :

Redouane BOUMGHAR

le mardi 18 juin 2013

Titre :

Stratégies d'acquisition d'information pour la navigation autonome
coopérative en environnement inconnu

École doctorale et discipline ou spécialité :

EDSYS : Systèmes embarqués et Robotique

Unité de recherche :

LAAS

Directeur(s) de Thèse :

M. Simon LACROIX (directeur de thèse)

Jury :

M. Rachid ALAMI - Président de thèse

M. Philippe BONNIFAIT - Rapporteur

M. Simon LACROIX - Directeur de thèse

M. Olivier LEFEBVRE - Examineur

M. Abdel-illah MOUADDIB - Rapporteur

M. Olivier SIMONIN - Examineur

Remerciements

Ce mémoire est la conclusion de plusieurs années de travail avec le LAAS-CNRS et Magellium sur le thème de la coopération multi-robot pour la navigation. Je souhaite remercier les personnes qui ont contribué aux bonnes conditions de réalisation de cette thèse.

Tout d'abord je remercie chaleureusement Jean-Pierre Madier et Patrice Berranger, dirigeants du navire Magellium, sans qui tout ceci n'aurait pas été possible. Merci à eux de m'avoir fait confiance et d'avoir pris le pari du multi-robot. Merci également à David Petit et Olivier Lefebvre qui ont suivi mes travaux avec enthousiasme.

Je souhaite particulièrement remercier Simon Lacroix, Amiral de l'équipe RIS (LAAS), qui a dirigé ces travaux avec clairvoyance. Ce fut un réel plaisir de travailler à ses côtés aussi bien devant le tableau blanc qu'en grandeur nature sur les différents théâtres d'opérations.

Merci à mes rapporteurs Philippe Bonnifait et Abdel Illah Mouadib qui ont eu la patience et le soin de relire ma thèse pour en extraire de pertinentes remarques. Merci également à Olivier Simonin pour sa présence en tant qu'examineur à mon jury de thèse et ses discussions intéressantes.

Merci à Rachid Alami pour son accueil au sein du groupe de recherche RIA (Robotique et Intelligence Artificielle) du LAAS, ainsi qu'à ses remarques importantes qui m'ont permis de prendre du recul quand c'était nécessaire.

Merci à l'ensemble de l'équipe du projet ACTION de l'ONERA, Magali Barbier, Charles Lesire, Paul Chavent, Vincent Fuertes, Alain Piquereau et tous les autres. Avec vous, les déploiements d'un duo de robots sur le terrain ont été possibles et ce malgré les sifflements de balles, les posés d'assaut, le gaz de bromure de potassium et bien d'autres joies.

Le LAAS est un laboratoire dynamique avec une sacrée équipe. Je tiens à remercier Anthony Mallet et Matthieu Herrb, les papas des robots sans qui rien ne prendrait vraiment vie. Merci à vous, mes camarades de recherche Cyril Roussillon, Layale Saab, Naveed Muhammad, Zhang Bo et Gilberto Echeverria avec qui la cohabitation a été une joie et un échange scientifiquement et culturellement riche. Merci à Arnaud Degroote et Nizar Sallem pour nos nombreuses interactions sur l'architecture des robots et sur Morse. Merci à l'équipe gravitant autour des robots Dala et Mana (Arnaud, Cyril, Vivien, Naveed, Hung) pour ses moments passés sur le terrain, qu'il pleuve ou qu'il vente. Merci à tous les autres (Matthieu, Aurélien, Diego, David, Thierry, Julien, Bach Van, Panos, Savannah, Xavier...).

À toute ma famille, merci de m'avoir soutenu pendant cette étape importante de ma vie. Merci à toi Lise-Marie pour ta présence dans ce duo réconfortant.

Enfin je souhaite rendre hommage à Guy Flouzat ainsi qu'à mes professeurs et mes amis qui malheureusement sont absents au moment où j'écris ces mots.

Some men see things as they are and say why, I dream things that never were and say why not. Ted Kennedy (Juin 1968, pour son frère Robert Kennedy)

Résumé

Les problèmes soulevés par la navigation autonome d'un véhicule dans un environnement partiellement ou totalement inconnu sont multiples, et proviennent essentiellement du fait que les informations sur l'environnement sont partielles, incomplètes et incertaines. Dans cette situation on ne peut pas assurer que le chemin calculé soit aussi court et aussi sûr que le chemin optimal qui aurait été calculé si toute l'information sur l'environnement était disponible. Cette information est obtenue au fur et à mesure de la navigation avec un degré variable de certitude qui dépend de la nature de l'environnement, et des capacités de perception et de localisation du véhicule.

Les travaux proposés définissent une stratégie de navigation qui consiste à déterminer les zones où l'information est nécessaire à l'atteinte du but. Cette stratégie est exploitée pour définir un schéma de coopération pour la navigation coopérative entre un robot terrestre et un robot aérien.

Les chemins faisables dépendent principalement du terrain et des capacités de déplacement du véhicule, mais aussi d'autres contraintes comme la localisation, la communication ou même le type de terrain que le véhicule peut ou ne peut pas percevoir. Un *chemin* désigne une séquence de points à suivre, un itinéraire dont l'exécution sera assurée par les algorithmes d'évitement d'obstacles qui ne sont pas traités ici. Après un état de l'art sur la navigation autonome en environnements inconnus, un chapitre est consacré à la modélisation des différentes informations nécessaires à la détermination des chemins : capacités des véhicules (en termes de locomotion, localisation, perception et communication), et informations sur l'environnement, rassemblées en une structure multi-couches pour représenter la traversabilité, les éléments de localisation et les contraintes de communication et de visibilité.

Les informations de traversabilité sont centrales dans notre approche : elles sont représentées par une distribution de probabilités sur un ensemble fini de classes de terrain, et permettent d'identifier les zones sur lesquelles l'acquisition d'information apporte une utilité pour la tâche de navigation. Un moyen de quantifier le *gain d'information* d'une tâche de perception est proposé, et le *potentiel de réussite* de la navigation est défini sur la base d'une analyse de coûts de navigation propagés lors de la recherche d'un chemin optimum par l'algorithme A*. Ces deux éléments sont combinés pour définir *l'utilité de perception pour la navigation*, qui permet de planifier des tâches de perception qui élargissent l'horizon initial de planification sur des zones où les alternatives au chemin optimal sont le plus probables.

Des stratégies de navigation coopérative sont ensuite mises en oeuvre avec une approche basée sur les frontières entre zones connues et inconnues. Des simulations permettent de montrer les avantages de cette approche par rapport à l'état de l'art, et des résultats expérimentaux sont analysés.

Table des matières

1 Introduction : la navigation autonome, un problème d'acquisition d'information	1
1.1 Motivations - Contexte	2
1.2 La navigation, une histoire d'information	3
1.2.1 Analyse du problème	3
1.2.2 Principe de l'approche	4
1.3 Structure du document	5
2 Navigation en environnements mal connus : état de l'art	7
2.1 Génération de déplacements pour atteindre un objectif	10
2.1.1 Navigation à court terme	10
2.1.2 Navigation à long terme	11
2.2 Modélisation de l'environnement pour la génération des déplacements	14
2.3 Génération de déplacements pour l'exploration	15
2.3.1 Couverture d'une zone	15
2.3.2 Recherche et suivi/sauvetage	18
2.3.3 Génération de déplacement hybride	19
2.4 Conclusions	20
2.4.1 Synthèse	20
2.4.2 Contribution	21
3 Modèles pour la navigation autonome de robots mobiles	23
3.1 Modèles nécessaires à la décision	25
3.2 Modèle des actions des véhicules	30
3.2.1 Modèle de déplacement	30
3.2.2 Modèle de perception	31
3.2.3 Modèle de localisation	32

3.2.4	Modèle de communication des véhicules	33
3.3	Modèles de l'environnement	34
3.3.1	Modèles de traversabilité	34
3.3.2	Modèles de visibilité optique	36
3.3.3	Modèles de localisabilité	37
3.3.4	Modèles de communicabilité	39
3.4	Structures de données	40
3.5	Instanciation : modèles pour la navigation autonome	42
3.5.1	Modèle de l'environnement	42
3.5.2	Modèle de déplacement	45
3.5.3	Modèle de localisation	46
3.5.4	Modèle de perception du terrain	46
3.5.5	Modèle de communication	49
3.6	Synthèse	49
4	Eclairer les zones utiles à la navigation	51
4.1	Acquisition et utilité de l'information	52
4.2	Fonction de coût pour la navigation en terrain multi-classes	55
4.2.1	Approche classique de la fonction de coût	55
4.2.2	Considération du coût infini	58
4.2.2.1	Contribution des classes traversables, ap- proche par hyperplans : f_t	59
4.2.2.2	Contribution de la classe obstacle : f_o	61
4.2.3	Comparaison des différentes approches de la fonction de coût	63
4.3	Potentiel de Réussite de la Navigation - NSP	65
4.3.1	Exploiter les résultats de l'algorithme A*	68
4.3.2	Mise en évidence des alternatives et de leur potentiel	70
4.4	Gain d'information par la perception	72
4.4.1	Entropie globale et restreinte	73
4.4.2	Prédiction de l'entropie après perception	74
4.4.3	Gain d'information I_g	75
4.5	Utilité des perceptions pour la navigation - NPU	76
4.6	Synthèse	76
5	Navigation autonome coopérative en environnement inconnu	79
5.1	Frontières avec l'inconnu	80
5.2	Fonction de coût et utilisation du NPU	81
5.3	Illustration du NPU lors d'une navigation mono-robot	83
5.3.1	Le robot <i>Mana</i>	83
5.3.2	L'environnement	83
5.3.3	Processus de navigation	84

5.3.4	Comportement du NPU	86
5.4	Stratégies de navigation coopérative aéroterrestre	88
5.4.1	Influence de l'information sur la navigation	89
5.4.2	Stratégie de soutien aérien continu	91
5.4.3	Stratégie de l'éclaireur	92
5.4.4	Stratégie de l'explorateur distant	94
5.4.5	Comparaisons des stratégies et discussions	97
6	Conclusion	103
6.1	Contributions	104
6.2	Développements réalisés	105
6.3	Perspectives	107
A	GRAMMER : outil de modélisation de l'environnement	111
A.1	Structure de données - bibliothèque GDAL	111
A.2	Graphes - bibliothèque BOOST	112
A.3	Indexation des couches d'information	112
B	Contraintes et anomalies de la fonction de coût de navigation	113
B.1	Anomalies : définition et mesure	113
B.2	Comparaison de l'approche par hyperplan avec l'espérance	117
	Bibliographie	119

Table des figures

1.1	Représentation visuelle de l'enchaînement des chapitres	5
2.1	Génération de déplacements pour la navigation autonome suivant deux étapes	8
2.2	Comparaison entre le chemin déterminé sur une carte complète de l'environnement et sur une carte découverte incrémentalement	9
2.3	Cas où une méthode de déplacement basée sur les potentiels entraîne un blocage du robot	10
2.4	Trajectoires élémentaires évaluées par l'algorithme de génération des déplacements locaux du laboratoire	11
2.5	Influence de la définition des fonctions de potentiel sur la présence de minima locaux	12
2.6	Planification dynamique D*	12
2.7	Résultats des optimisations algorithmiques de la recherche de chemin fournies par l'approche D* Lite	13
2.8	Comparaison des chemins calculés par D* et par Field D*	14
2.9	Exemple d'une estimation de grille sur une scène statique	16
2.10	Classification suivant 3 classes	17
2.11	Mission d'exploration d'un groupe de 2 UAVS	19
3.1	Ensemble des modèles qui représentent un véhicule	24
3.2	Boucle perception - décision - action	25
3.3	Processus de décision	27
3.4	Liens entre les modèles en jeu dans le processus de localisation	33
3.5	Illustration d'une carte de probabilité	35
3.6	Modèle numérique et carte de traversabilité	36
3.7	Carte 2.5D en niveaux de gris représentant un MNT	37
3.8	Exemple de résultat d'un lancé de rayons	37

3.9	Exemple de carte avec 3 amers visuels de localisation	38
3.10	Potentiel de localisation	38
3.11	Potentiel de localisation et visibilité	38
3.12	Structure de données multi-couches	41
3.13	Décomposition en quadtree d'une carte de traversabilité	42
3.14	Modèles mis en jeu dans le contexte de la navigation coopérative	43
3.15	Expérimentations sur le terrain du Cemagref	44
3.16	Emprise du champ de vue	47
4.1	Chemin calculé (en pointillé) en présence de zones inconnues	53
4.2	Schéma d'obtention du coût de navigation	55
4.3	Fonction de coût classique $N_c = 2$	56
4.4	Fonction de coût classique $N_c = 3$	57
4.5	Construction du facteur de risque	63
4.6	Représentation 3D du coût sur 3 classes ($f_t * f_o$)	64
4.7	Différence entre deux chemins aux conditions proches	66
4.8	Solution instable lors d'une découverte progressive de l'environnement	67
4.9	Détermination du chemin de coût minimal dans un environnement entièrement connu	67
4.10	Aperçu de la connaissance de l'environnement pendant le processus de navigation illustré par la figure 4.8	68
4.11	Plusieurs aperçus de l'état du graph A^*	70
4.12	Mise en évidence des alternatives par le NSP pour la situation illustrée sur la figure 4.7	72
4.13	Carte d'utilité (en bas) calculée sur la base d'une carte de traversabilité (en haut)	77
5.1	En jaune : zones frontières entre les zones connues et inconnues.	81
5.2	Cartographie du NPU et points d'intérêt	82
5.3	Le robot <i>Mana</i>	84
5.4	Lieu d'expérimentation - CEMAGREF Montoldre	85
5.5	Superposition de la carte de traversabilité	86
5.6	NSP en environnement extérieur partiellement connu	87
5.7	NPU lors d'une navigation en environnement extérieur	87
5.8	Cartographie du NPU et points aux frontières	88
5.9	Carte de traversabilité parfaite	89
5.10	Trajectoire optimale	89
5.11	Simulation de navigation mono-robot dans un environnement inconnu	90
5.12	Différentes étapes de navigation mono-robot dans un environnement inconnu	90

5.13	Erreur de perception et demi-tour face à un obstacle inexistant	91
5.14	Simulation d'une coopération aéroterrestre simple	92
5.15	Différentes étapes d'une coopération aéroterrestre simple	92
5.16	Navigation coopérative par la stratégie de l'éclaireur	93
5.17	Différentes étapes de la stratégie de l'éclaireur	93
5.18	Différentes étapes suivie par le robot aérien	94
5.19	Premières étapes de coopération en fonction du NPU	95
5.20	Étapes de coopération en fonction du NPU	96
5.21	Étapes de coopération en fonction du NPU	96
5.22	Étapes de coopération en fonction du NPU	96
5.23	Étapes de coopération en fonction du NPU	97
5.24	Exemples de simulation de la perception d'un véhicule aérien	98
5.25	Carte utilisée en simulation (sans impasses)	98
5.26	Carte utilisée en simulation (avec impasses)	99
6.1	RViewer : interface de visualisation	106
6.2	PEA Action - Récupération d'un véhicule bloqué	108
B.1	Facteur α pour la dispersion des coûts de déplacement	116
B.2	Nombre d'anomalies et facteur de dispersion (α) des classes pour la fonction d'espérance de coûts	116
B.3	Nombre d'anomalies et valeur de la dispersion des classes c'est à dire la valeur de $\alpha(c_{N_c-1} - c_1)$	117
B.4	Nombre d'anomalies et facteur de dispersion des classes (nouvelle approche)	118
B.5	Comparaison du nombre d'anomalies	118

Liste des tableaux

3.1	Exemple de relation coûts-terrains	31
3.2	Relation coûts-terrains - véhicule terrestre	45
3.3	Relation coûts-terrains - véhicule aérien	45
4.1	Coûts calculés par l'équation (4.1)	57
4.2	Coûts calculés par différentes approches	65
5.1	Principales différences entre un robot terrestre \mathbf{R}_1 et un robot aérien \mathbf{R}_2	89
5.2	Comparaison des longueurs moyennes de la trajectoire finale . .	100
5.3	Comparaison des parts de zones explorées	100
5.4	Comparaison de l'entropie de l'information acquise	101

Introduction : la navigation
autonome, un problème
d'acquisition d'information

1

Navigation
Motivations
Inf

1.1 Motivations - Contexte

De nombreux champs d'application sont considérés en la robotique mobile : le transport, l'exploration, la surveillance ou encore la voiture de tourisme autonome. Dans un contexte militaire, différentes missions sont envisagées pour les robots, telles que l'observation et le renseignement (notamment à travers l'utilisation de drones), et le déplacement en convoi ou le déminage. Pour de telles missions, la coopération entre robots hétérogènes apporte beaucoup, tant du point de vue opérationnel (mission plus rapide, zone explorée plus grande...) que du point de vue des fonctions robotiques (colocalisation des véhicules, réduction des erreurs de cartographie...).

Dans la plupart de ces applications les robots doivent naviguer dans des environnements bien connus ou en partie renseignés, seuls les éléments dynamiques de l'environnement (tels les véhicules et piétons dans un environnement urbain) n'étant pas connus a priori. Par contre, lorsque l'environnement est très peu connu ou totalement inconnu, le principal challenge porte sur les stratégies mises en oeuvre pour acquérir de l'information.

Les trois fonctions suivantes jouent alors un rôle essentiel :

- perception de l'environnement
- localisation des robots
- communication entre les robots et avec les opérateurs

La *perception* de l'environnement est réalisée à l'aide de différents capteurs (sonar, vision, télémètres laser, radar...) dont les données sont traitées afin de produire des *représentations* de l'environnement. Ces données sont la matière première formant la base sur laquelle les robots appréhendent l'environnement, et peuvent donc adapter leurs actions.

La *localisation* est une fonction centrale pour les robots mobiles, et ce dans toutes les applications. Sans bonne localisation les directions prises ne seront pas adaptées, et toutes les représentations de l'environnement seront erronées. La localisation et la perception de l'environnement constituent deux domaines de recherche très actifs, qui mettent notamment en oeuvre la fusion entre les différentes sources d'informations.

La *communication* entre les robots et les opérateurs distants permet le monitoring du système, mais aussi l'envoi d'ordres de mission, ou l'intervention en cas de difficulté. Il s'agit d'une fonction indispensable à l'opération des robots.

La fonction de navigation, que l'on peut résumer à un déplacement pour l'atteinte d'un point distant, est la fonction de base que tout robot mobile doit être capable de réaliser. Elle consiste à mettre en oeuvre un ensemble de processus de perception de l'environnement, de localisation du robot, de décision des chemins et trajectoires à prendre et de contrôle de l'exécution des déplacements, le tout dans l'objectif d'atteindre le but, en satisfaisant des

contraintes (de sécurité du robot notamment), et en optimisant des critères (distance parcourue, énergie consommée, ...). La définition des contraintes et critères est importante, car elle peut mener à la modification des trajectoires décidées, comme dans les exemples suivants :

- servir la localisation : on peut légèrement modifier la trajectoire dans le but de se rapprocher d'un repère connu pour améliorer l'estimation de la position du robot,
- servir la communication : de la même manière que pour la localisation, la trajectoire peut être modifiée pour atteindre une zone où la fiabilité d'un lien de communication augmente ou même dans la mesure du possible garder un lien de communication constant.
- servir la perception : la trajectoire peut-être modifiée pour que les capteurs puissent observer des zones jusque là inconnues.

La considération de tels critères dans la fonction de navigation nécessite naturellement de prendre en compte les facultés du véhicule à interagir avec son environnement, qu'il s'agisse de le percevoir, de s'y localiser, de s'y déplacer ou de communiquer.

Le problème de la navigation peut aussi être considéré dans un contexte multi-robots. Lorsque plusieurs véhicules coopèrent, leurs actions sont planifiées de manière à ce qu'ils se supportent dans un même but, accomplir une mission bien précise. Lorsque les robots sont de natures différentes (terrestre, aérien, sous-marin...) ou équipés de manières différentes, il est important de savoir mettre en œuvre des stratégies de coopération s'appuyant sur la complémentarité de ces différences. La coopération d'un ensemble hétérogène de robots peut apporter énormément de bénéfices à la plupart des applications en robotique en terme de temps d'exécution, d'économie d'énergie mais aussi de coût de l'ensemble du système.

Nous nous plaçons dans le contexte où un robot terrestre est affecté à une mission de navigation dans un environnement inconnu, tâche pour laquelle il est assisté d'un second robot, notamment capable de lui communiquer des informations sur l'environnement. Notre objectif est de définir une approche qui permette d'assurer au mieux la fonction de navigation dans ce contexte, en définissant des trajectoires plus courtes et plus sûres.

1.2 La navigation, une histoire d'information

1.2.1 Analyse du problème

Si l'on considère comme acquises et parfaites les fonctions de localisation, de communication et de contrôle des déplacements, naviguer dans un monde parfaitement connu ne nécessite "que" la résolution de la génération des déplacements à exécuter.

Mais l'environnement, à moins d'être très conditionné, n'est jamais parfaitement connu. Le robot alors doit être capable d'acquérir les informations relatives à son environnement et de prendre des décisions en fonction de celles-ci et de ses propres capacités. Le choix des déplacements à exécuter repose donc sur l'information qu'il a pu acquérir, percevoir ou recevoir. Dans un ensemble hétérogène de robots, les capacités de perception et de déplacement peuvent différer d'un robot à l'autre : s'appuyer sur l'information pour résoudre le problème de la navigation coopérative est un bon moyen d'abstraction de ces différences.

Les décisions ne s'appuient pas directement sur les données brutes perçues par les robots, mais sur les représentations de l'environnement qui en sont déduites. La détermination des déplacements à effectuer nécessite la considération conjointe d'un modèle de déplacement du robot et d'un modèle de l'environnement sur lequel ce modèle de déplacement peut être appliqué pour évaluer les déplacements possibles. La modélisation de l'environnement et des actions du robot est essentielle aux prises de décision.

Résoudre au mieux la navigation dans un environnement inconnu c'est se rapprocher le plus possible de la solution optimale déterminée sur la base d'une parfaite connaissance de l'environnement. Le problème de la navigation en environnement inconnu peut donc se poser en termes d'acquisition des informations pertinentes sur l'environnement. La difficulté est de savoir identifier les informations nécessaires, de mettre en évidence les zones d'intérêt pour la navigation.

1.2.2 Principe de l'approche

Lorsque qu'une personne doit se rendre à un endroit donné dans des lieux qui lui sont étrangers (sans carte), elle suit en général le chemin qui lui paraît le plus direct en fonction de ce qu'elle a perçu et mémorisé sur son environnement. À chaque instant elle évalue plusieurs solutions, et choisit la meilleure sachant que d'autres solutions, moins bonnes, sont toujours possibles.

Cette situation est analogue à notre contexte. Pour pouvoir y apporter une solution nous avons besoin de modéliser l'ensemble des éléments intervenants dans le processus de décision. La première étape de nos travaux consiste donc à étudier et mettre en place ces modèles :

- Les modèles des actions des véhicules. Il s'agit ici de représenter les différentes actions possibles d'un robot : se déplacer, percevoir, se localiser, communiquer.
- Les modèles de l'environnement. Différents modèles sont nécessaires afin de représenter les différents aspects de l'environnement, relatifs à la possibilité de se déplacer, de percevoir, de se localiser ou de communiquer.

En s'appuyant sur ces modèles on construit le processus de navigation nécessaire aux déplacements des véhicules. Pour savoir où l'information est nécessaire, la seconde partie de nos travaux consiste à déterminer les réponses aux questions suivantes :

- Quels critères permettent d'identifier une zone comme utile à la navigation ?

L'information est nécessaire sur le chemin à suivre, et elle est pertinente sur les passages identifiés comme potentiellement intéressants : ces passages deviennent les premiers candidats à la navigation lorsque le chemin principal fait défaut. Nous considérons les résultats des algorithmes de calcul de chemins comme une information supplémentaire permettant de mettre en évidence les alternatives au chemin principal.

- Quelle stratégie adopter pour intégrer ces zones dans des schémas de coopération ?

Notre approche est basée sur la découverte des zones utiles à la navigation. Elle associe les tâches de perception aux tâches de navigation de manière à favoriser l'exploration de l'environnement pendant la navigation, et ainsi optimiser les trajectoires en évitant au mieux les impasses à court et à plus long terme lors de la navigation.

Notre solution est appliquée au cas d'une coopération d'un robot terrestre avec un robot aérien en soutien (scénario dit de "*Remote Explorer*"). D'abord testé en simulation complète, elle a ensuite été testée en simulation hybride et abordée en situation réelle.

1.3 Structure du document

Les chapitres sont structurés comme illustré par la figure 1.1.

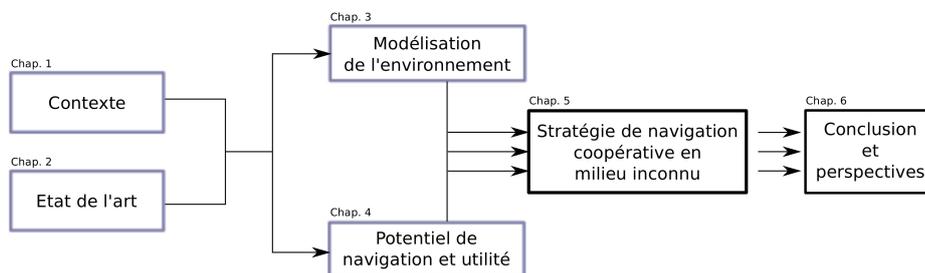


FIGURE 1.1: Représentation visuelle de l'enchaînement des chapitres.

Le chapitre 2 présente un aperçu de l'état de l'art sur de la génération de déplacements pour la navigation en environnements inconnus. Il recense aussi les principales approches de l'exploration d'environnement, en se focalisant sur les systèmes multi-robots, et montre l'importance de l'information sur

l'environnement dans ces contextes.

Le chapitre 3 couvre les aspects de la modélisation des actions des véhicules et de l'environnement dans lequel ces actions ont lieu.

Le chapitre 4 est le coeur de notre contribution : il présente l'approche qui permet de déterminer les zones de l'environnement sur lesquelles l'information est utile à la navigation.

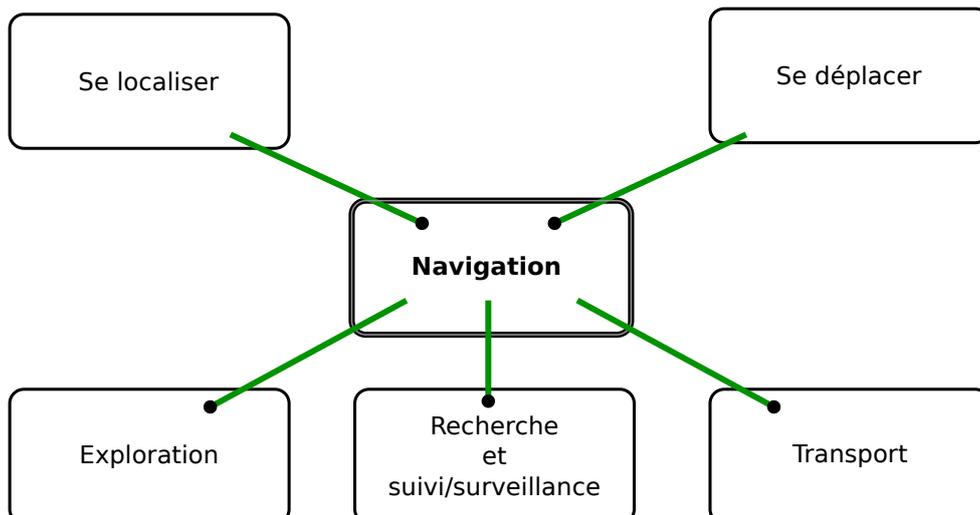
Le chapitre 5 applique cette approche pour l'élaboration d'une stratégie dite de l'explorateur distant, alliant exploration et utilité des perceptions pour la navigation. Des résultats d'expériences sont présentés et analysés.

Enfin nous présentons les perspectives envisagées dans le chapitre 6, qui conclut ce travail de thèse.

Navigation en environnements mal connus : état de l'art

Le doute est père de la création.
Galilée

Naviguer dans un environnement implique la connaissance des obstacles à éviter pour atteindre le but, via une représentation adaptée de l'environnement. Lorsque l'environnement est partiellement connu ou totalement inconnu, l'acquisition de cette connaissance est naturellement très importante. Ce chapitre recense les principales méthodes proposées dans la littérature pour la réalisation de tâches de navigation et d'exploration en environnements mal connus. Il permet d'exhiber les liens qui existent entre les actions et les modèles de l'environnement, et la nécessité de contrôler l'acquisition des informations sur l'environnement.



Naviguer est une fonction naturellement essentielle pour un robot mobile, qui met en œuvre des processus de localisation, de génération et de suivi de trajectoires. Parmi ces processus, la génération de déplacements est au cœur de la navigation, elle est requise dans la plupart des applications des robots mobiles telles que l'exploration, la recherche ou le suivi de cibles... Ces applications diffèrent en effet par leurs objectifs (naviguer vers un but pour une tâche de transport où naviguer dans une zone pour l'explorer sont deux tâches bien différentes), mais nécessitent toutes de générer des déplacements.

La navigation peut être décomposée en trois étapes [Rimon et Koditschek, 1992] :

planification de chemin \rightarrow planification de trajectoire \rightarrow contrôle du robot

Le chemin correspond à la navigation globale, et est calculé avant d'être transformé en une trajectoire que le robot peut exécuter (navigation locale, ou évitement d'obstacles).

[Stentz et Hebert, 1995] présente l'un des premiers systèmes intégrant navigation locale pour l'évitement d'obstacle avec la navigation globale pour atteindre un objectif. La figure 2.1 montre le schéma d'organisation de la navigation. Le planificateur global (D^*) maintient à jour une carte globale de l'environnement grâce aux données fournies par les capteurs embarqués. Ce planificateur définit des objectifs pour le contrôleur de navigation (DAMN) qui reçoit également les commandes de correction du navigateur local qui assurent l'évitement d'obstacle.

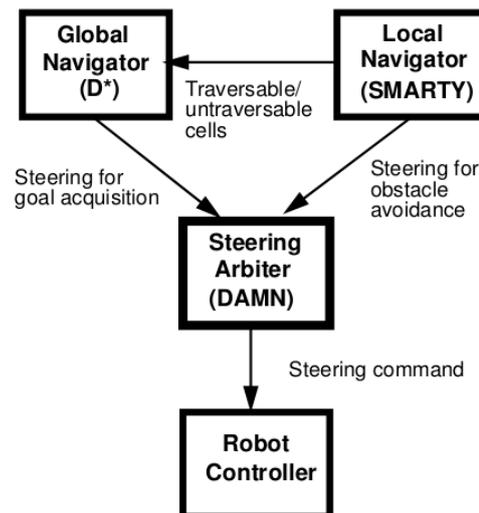


FIGURE 2.1: (Extrait de [Stentz et Hebert, 1995]) Génération de déplacements pour la navigation autonome suivant deux étapes.

Naturellement, le fait d'évoluer en environnement initialement mal connu impose d'effectuer en boucle les appels aux fonctions de navigation locale et globale : si l'environnement est initialement parfaitement connu, le processus de navigation globale détermine le chemin optimal dès le premier appel, alors qu'il doit être régulièrement appelé lorsque des informations sur l'environnement sont découvertes lors de la progression du robot. La figure 2.2 montre le résultat d'une simulation de planification de chemin dans un environnement où le robot détecte les obstacles au fur et à mesure de ses déplacements. Les obstacles sont détectés dans une zone de 15 cellules de rayon autour de la position du robot. On remarque que le chemin est deux fois plus long que lorsque l'environnement est entièrement connu.

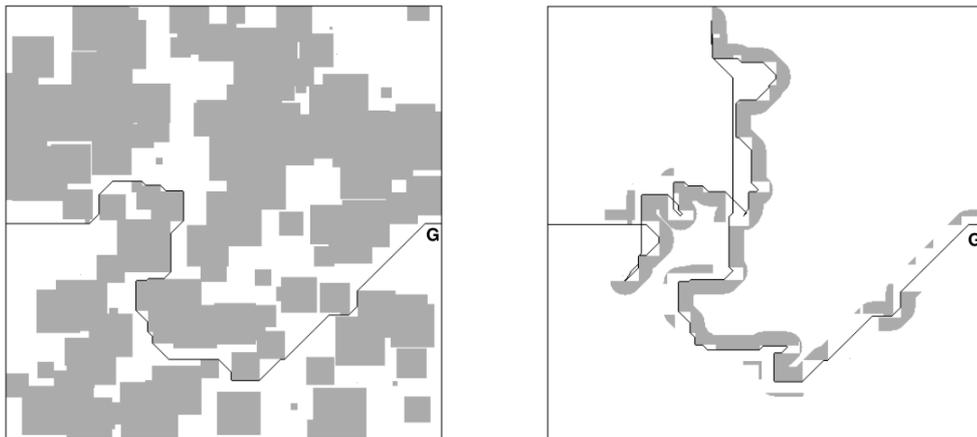


FIGURE 2.2: (Extrait de [Stentz et Hebert, 1995]) Comparaison entre le chemin déterminé sur une carte complète de l'environnement (à gauche) et dans le même environnement, mais sur une carte découverte au fur et à mesure des déplacements du robots (à droite).

Dans la première section de ce chapitre la génération de déplacement est présentée en distinguant les deux niveaux de déplacements, à court terme et à long terme. L'état de l'art en navigation autonome est extrêmement vaste, et notre analyse se focalise sur les problèmes posés par la navigation en environnements extérieurs inconnus. Dans un tel contexte, le robot doit construire un modèle de l'environnement sur la base des données qu'il perçoit, afin de pouvoir générer des déplacements et notamment d'éviter les obstacles : les principales techniques de modélisation de l'environnement pour la navigation font l'objet de la section 2.2. Le problème de l'exploration, qui consiste à maximiser l'information sur une zone a priori inconnue, nécessite également de raisonner sur les incertitudes des modèles de l'environnement : il est présenté en section 2.3. Le chapitre se conclut par une synthèse qui permet de situer nos contributions par rapport à l'état de l'art.

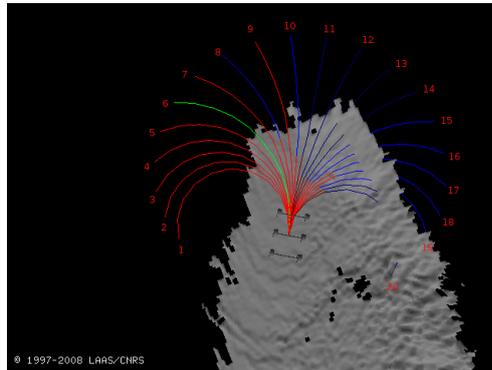


FIGURE 2.4: Trajectoires élémentaires évaluées par l'algorithme de génération des déplacements locaux du laboratoire. Ici une vingtaine d'arcs sont générés : les parties en bleu ne sont pas réalisables, l'arc en vert est celui qui est sélectionné.

De nombreuses autres techniques de génération de déplacements locaux ont été proposées dans la littérature : par essence, elles ne guident pas le robot à long terme, car elles ne raisonnent que sur un horizon spatial et temporel immédiat.

2.1.2 Navigation à long terme

La navigation à long terme ou globale consiste à établir un chemin d'un point donné à un but final donné en considérant l'ensemble des informations disponibles sur l'environnement.

Dans le cas où l'ensemble des obstacles sont connus, les méthodes basées sur la définition de potentiel peuvent permettre de définir un chemin global [Rimon et Koditschek, 1992] exempt de minima locaux, mais au prix de l'adaptation des fonctions qui définissent le potentiels, adaptation qui dépend des configurations des obstacles (figure 2.5).

Mais les algorithmes de planification de trajectoires basés sur des graphes ou des grilles de navigation sont les plus utilisés. Si Dijkstra et A* [Nilsson, 1982] fournissent une solution optimale, ils nécessitent d'être relancés à chaque mise à jour du graphe modélisant l'environnement. Pour pallier cet inconvénient, Stentz [Stentz, 1994] a proposé D*, qui permet de replanifier incrémentalement la trajectoire dans le cas où les coûts des déplacements sont régulièrement mis à jour par la découverte de l'environnement (figure 2.6).

Koenig [Koenig et Likhachev, 2002] en propose une amélioration, D* Lite, permettant de réduire le nombre de noeuds sollicités (figure 2.7) pendant la planification et les replanifications du chemin. Une autre amélioration est proposée dans [Ferguson et Stentz, 2005a], dans laquelle après l'acquisition de nouvelles informations sur l'environnement, les noeuds *sous-consistants* (noeuds

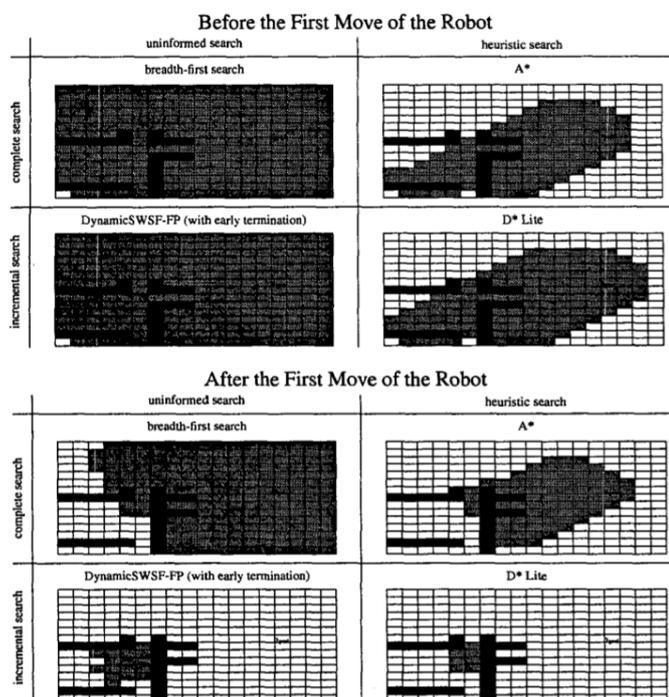


FIGURE 2.7: (Extrait de [Koenig et Likhachev, 2002]) Résultats des optimisations algorithmiques de la recherche de chemin fournies par l'approche D* Lite. Les cellules grisées illustrent celles qui sont explorées à l'étape initiale (en haut), et après les premiers déplacements du robot (en bas).

L'adaptation du graphe de déplacement avec la planification des chemins présente dans l'algorithme Field D* [Ferguson et Stentz, 2005b] permet de fournir des trajectoires indépendantes de la discrétisation du terrain sur laquelle le graphe est défini. En effet les trajectoires calculées des graphes basés sur une discrétisation régulière (grille cartésienne) ont des formes qui en dépendent (équivalence des distances de Manhattan). Field D* génère des chemins plus lisses (figure 2.8), et a été testé en 2006 sur les rovers martiens Opportunity et Spirit [Carsten *et al.*, 2009]. D'autres travaux permettant de pallier les artefacts liés à la discrétisation sont présentés dans [Nash *et al.*, 2007] : l'algorithme Theta A* réoriente la trajectoire sur chaque noeud de la grille et retourne des chemins plus court et plus rapidement que Field D* ou d'autres algorithmes utilisant A* avec un post-traitement pour le lissage des trajectoires.

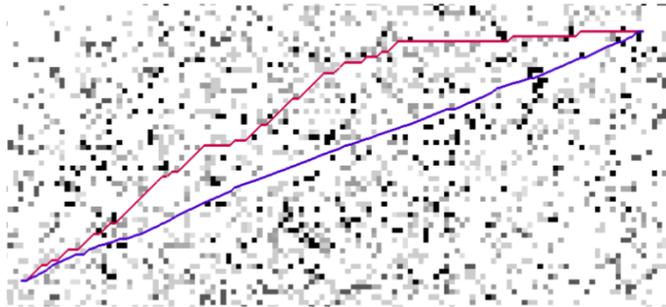


FIGURE 2.8: (Extrait de [Ferguson et Stentz, 2005b]). Environnement de 150x60 cellules cartésiennes régulières à chacune desquelles un coût de navigation est associé. Comparaison des chemins calculés par D* (en haut en rouge) et par Field D* (en bas en bleu).

2.2 Modélisation de l'environnement pour la génération des déplacements

La modélisation de l'environnement est naturellement indispensable à tout processus de génération de déplacement. L'information qu'il est nécessaire de représenter est l'état du terrain en terme de navigabilité, qui est principalement définie par sa géométrie. La modélisation de terrain sous forme de grille cartésienne régulière a été initialement introduite dans [Moravec et Elfes, 1985], où dans chaque cellule de la grille est représentée la probabilité qu'elle contienne un obstacle, calculée et mise à jour à partir des données de capteurs par un formalisme bayésien. Cette représentation est beaucoup utilisée en robotique en environnements naturels (ainsi les figures 2.2 et 2.8 montrent des chemins calculés sur de telles grilles, où le niveau de gris représente la probabilité que les cellules soient obstacle), où la notion d'obstacle est étendue à la notion de *traversabilité*.

La traversabilité exprime la possibilité qu'un terrain soit traversable, plus elle est grande plus le terrain est traversable. Dans leurs approches [Lacroix *et al.*, 2002; Bosch, 2007; Bosch *et al.*, 2006] représentent la traversabilité sur une grille stochastique avec deux classes identifiables : terrain plat (traversable) et obstacle. Il s'agit d'une représentation continue entre ces deux classes. A la différence de [Lacroix *et al.*, 2002], [Bosch *et al.*, 2006] utilise un système de perception monoculaire pour percevoir l'environnement et détecter des zones planes pour l'atterrissage d'un UAV. La planéité du terrain est évaluée par homographie, chaque pixel est ensuite classé dans une classe de terrain (plat, obstacle ou indéfini) par un processus de corrélation dense. Le calcul des probabilités de traversabilité de chaque pixel est ensuite évalué par filtre bayésien au fur et à mesure des acquisitions.

L'estimation d'homographie du terrain est aussi exploitée dans [Besnerais, 2007] pour la détection des zones planes qui représentent des zones traversables au sol à partir d'images aériennes acquises à basse altitude. Le terrain est également représenté par une grille régulière dans laquelle chaque cellule (pixel) est représentée par un état parmi plan, obstacle, et indéfini.

La traversabilité est construite sur la base d'images aériennes par méthode basée sur la logique floue dans [Howard *et al.*, 2002]. L'environnement est représenté par une carte de traversabilité en trois couleurs représentant trois états différents du terrain : sûr, dangereux, risqué (entre sûr et dangereux). Une grille est ensuite utilisée pour le calcul des trajectoires. Cette grille de traversabilité représente les coûts de navigation dans chacune de ses cellules non dangereuses. Cette représentation est utilisée dans [Howard et Tunstel, 2004] pour définir les commandes de navigation pour l'évitement d'obstacles proches.

Pour un système de suivi multi-cibles, [Bellot *et al.*, 2004] représente l'environnement par une grille d'occupation 4D où chaque cellule représente une position et une vitesse relative au robot. Le mécanisme de mise à jour de cette grille se fait en deux étapes : prédiction et estimation (Figure 2.9). L'avantage de cette démarche est sa robustesse face aux occultations temporaires.

Par un processus Gaussien [Murphy et Newman, 2010] propose d'intégrer dans le coût de navigation les incertitudes de classification du terrain avec celles de la localisation des informations. La figure 2.10 montre le résultat d'une classification de l'environnement à partir d'images aériennes basée sur la couleur suivant trois classes ; obstacles, terrains vagues, et routes.

2.3 Génération de déplacements pour l'exploration

Les missions d'exploration consistent soit à acquérir des informations sur une zone donnée ("couverture de zone"), soit à y rechercher des éléments particuliers. Nous recensons ici les principaux travaux menés dans un contexte multi-robots pour ces deux tâches, et présentons quelques rares travaux qui mixent exploration de l'environnement avec navigation pour atteindre un but.

2.3.1 Couverture d'une zone

Les approches présentées dans [Burgard *et al.*, 2000; Simmons *et al.*, 2000] pour la coopération multi-robot exploitent les informations acquises pour organiser l'exploration avec un raisonnement fondé sur les frontières. L'utilisation des frontières entre les parties explorées et non-explorées de l'environnement a été introduite par [Yamauchi, 1998], et ensuite largement exploitée. Ces approches introduisent la notion d'utilité de la découverte de zones aux frontières. L'utilité est fondée d'une part sur l'optimisation de la répartition

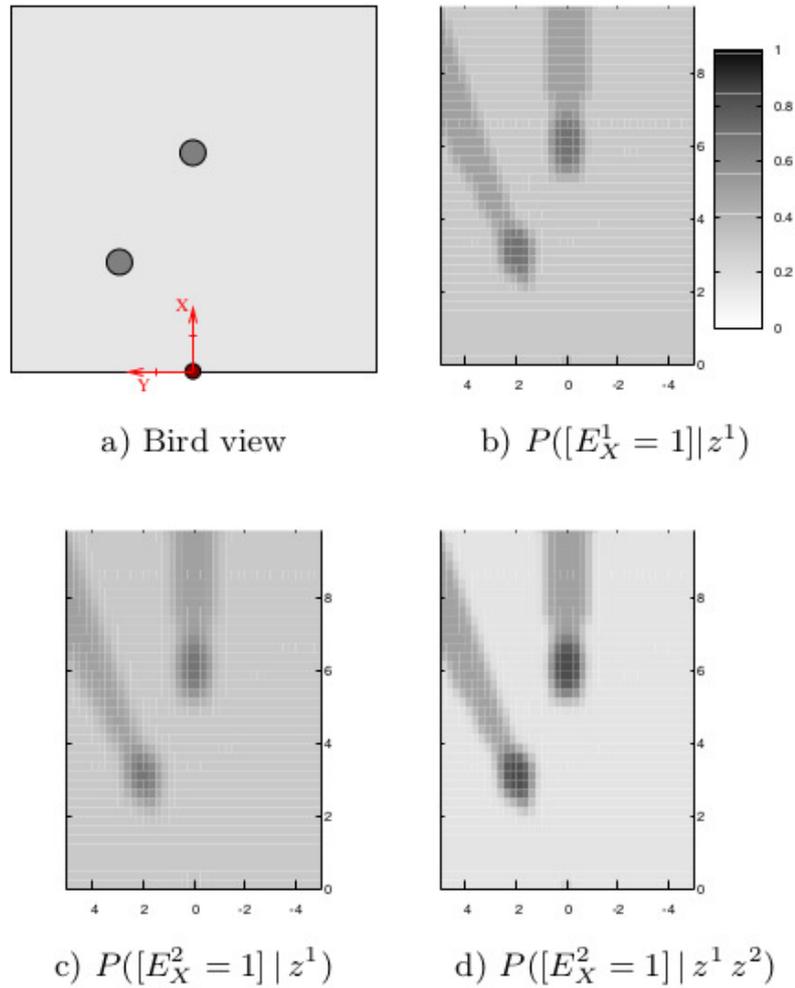


FIGURE 2.9: (Extrait de [Bellot *et al.*, 2004]) - Exemple d'une estimation de grille sur une scène statique. (a) Représentation de la vérité terrain avec la position de deux obstacles (cercles gris foncé) et position du robot (centre du repère XY), (b,c,d) Différentes étapes de prédiction, estimation sur lesquelles on estime la présence des obstacles sur les zones les plus sombres. Ces obstacles empêchent le robot de percevoir derrière eux et les zones grises semi-foncées représentent les probabilités $P(.|z) = 0.5$ sur les zones où il est impossible de juger la présence d'obstacles.

des tâches d'exploration (ne pas visiter une zone visitée par un autre robot) et d'autre part sur un gain d'information des zones perçues au frontières et le coût de navigation vers leur point d'observation.

Ces travaux ont été étendus dans [Moorehead *et al.*, 2001], en se basant sur la notion d'atteignabilité de chaque cellule de la carte de traversabilité. Les robots explorent le monde en fonction d'une combinaison linéaire des facteurs

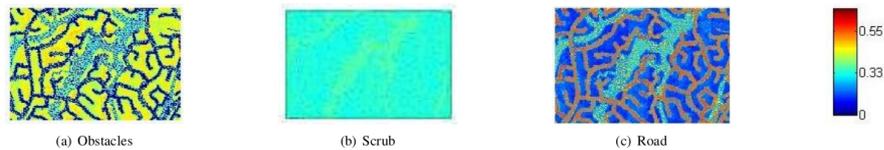


FIGURE 2.10: (Extrait de [Murphy et Newman, 2010]) Classification suivant 3 classes. On remarque une bonne discrimination des classes obstacles et routes tandis que les terrains vagues sont difficilement identifiables du fait de la grande variations en couleur sur ces zones.

équi-pondérés suivants :

- le gain d'information à propos du terrain,
- la qualité de la cartographie sur les zones proches des obstacles,
- la découverte de terrains atteignables.

La zone la plus utile à explorer sera représentée par le maximum de cette combinaison linéaire.

L'intégration de contraintes telles que la conservation d'une bonne localisation est proposée dans [Makarenko *et al.*, 2002]. Le gain d'information, une cartographie de bonne qualité et le coût de navigation y sont couplés par une combinaison linéaire de trois fonctions d'utilité associées.

L'approche de Rekleitis [Rekleitis *et al.*, 2000] est basée sur la décomposition de l'environnement pour la coordination d'une paire de robots en mission d'exploration en environnement restreint. L'environnement est triangulé de manière à ce qu'un seul robot se déplace à la fois, l'autre immobile (au sommet d'un triangle) le garde en ligne de vision pour estimer sa position. Lorsque cette ligne est coupée on infère la présence d'obstacles. Cela permet de limiter les erreurs de localisation pendant la cartographie de l'environnement.

La construction de carte est le problème principal traité dans [Ko *et al.*, 2003]. Dans un contexte de coopération multi-robot la qualité de localisation est un aspect important de la fusion des cartes entre les différents véhicules : un filtre à particules est mis en oeuvre pour qu'une paire de robot se colocalisent de manière efficace en estimant la probabilité que leurs cartes se recouvrent.

Le projet *Centibots* [Konolige *et al.*, 2004] met en oeuvre un ensemble de 100 robots en environnement intérieur inconnu pour une mission en deux étapes :

- l'exploration en prenant en compte les contraintes de communications par des prises de rendez-vous et de qualité de cartographie par l'application des travaux de [Ko *et al.*, 2003]
- la recherche et la surveillance avec le maintien d'un réseau de communication indispensable aux opérations commandées à distance et à la

divulgarion d'alertes.

Une des approches intéressantes est le raisonnement spatial pour la couverture maximale de l'espace et des communications. Un répartiteur de tâches s'occupe de la coordination entre les robots en prenant en compte les souhaits de l'opérateur.

Avec l'hypothèse qu'un ensemble de buts soit disponible, [Kalra *et al.*, 2007] propose une solution de répartition de tâches entre plusieurs véhicules pour explorer l'environnement. La solution se base sur une mise en concurrence des différents véhicules avec le respect de certaines contraintes comme le maintien d'une ligne de communication directe avec un autre robot.

2.3.2 Recherche et suivi/sauvetage

D'autres types de missions d'exploration qui suscitent beaucoup d'intérêt sont centrées sur la recherche de cibles dans un environnement, généralement appelée "recherche et sauvetage" (*Search And Rescue SAR*) ou bien "rechercher et suivre" dans les contextes militaires ou de sécurité

La recherche de bateaux perdus en mer proposée dans [Bourgault *et al.*, 2003a] se base sur une représentation de la position de la cible, ici le bateau perdu, par une fonction de densité de probabilité (PDF). Un modèle de déplacement présenté en détail dans [Bourgault *et al.*, 2003b] permet de faire évoluer cette PDF en fonction du temps. Un processus décentralisé de fusion bayésienne de cartes permet à un ensemble de drones de s'organiser sans communiquer leurs plans respectifs tout en considérant chacun leur modèle de perception. Leur but est défini par la diminution de l'entropie de la PDF, qui sera à son minimum lorsque la PDF aura la forme d'une dirac, c'est à dire lorsque le navire échoué sera retrouvé.

L'étude présentée dans [Bourgault *et al.*, 2003b] concerne le même sujet que dans [Bourgault *et al.*, 2003a] mais se concentre sur la mise en oeuvre d'un seul véhicule. Le calcul de trajectoire pour la réduction de l'incertitude sur la position du navire échoué, le modèle de déplacement de ce dernier, et le modèle d'observation du robot y sont présentés plus en profondeur.

Une intégration de ces travaux avec le filtre bayésien de [Furukawa *et al.*, 2006] démontre leur applicabilité en simulation à des scénarios de recherche et de suivi et en grandeur nature pour un scénario de sauvetage en mer.

La négociation de tâches est exploitée dans [Rossi *et al.*, 2009] afin d'optimiser la coordination des véhicules dans une mission SAR à l'aide d'une fonction de coût simple. Le but est de réduire l'action de l'opérateur à la définition des actions à venir et à la surveillance de l'état des opérations.

La répartition de tâches par une notion de coût et d'utilité est utilisée dans [Marjovi *et al.*, 2009] pour la recherche de sources d'incendie. Les coûts de déplacement de chaque robot et leur utilité de déplacement représentée par

la distance au but (position à la frontière de l'environnement connu) sont les deux critères principaux permettant les prises de décision.

Les travaux de [Cole, 2009] portent sur la recherche de cibles par la coopération d'un ensemble d'UAVs. La solution se base sur l'information disponible sur le terrain et l'utilité de l'acquérir. Cette utilité est représentée d'une part par le gain d'information estimée et d'autre part par des contraintes sur les déplacements des UAVs (consommation d'énergie, évitement de menaces...). Le point intéressant de cette étude est le calcul des trajectoires et des mouvements optimaux des capteurs eux-mêmes pour maximiser l'utilité des perceptions. La figure 2.11 montre l'état d'une mission d'exploration réalisée par deux UAVs coopérants.

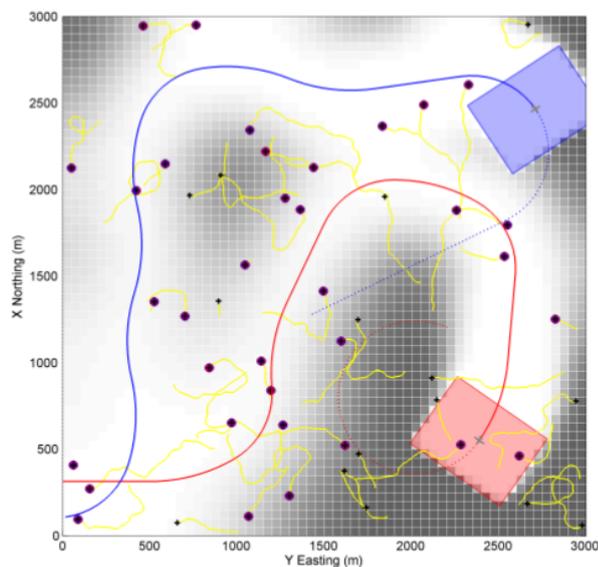


FIGURE 2.11: (Extrait de [Cole, 2009]) - Mission d'exploration d'un groupe de 2 UAVS.

2.3.3 Génération de déplacement hybride

Certains travaux antérieurs menés au laboratoire portent sur la navigation hybride entre la planification de chemin pour rallier un but et l'exploration (planification de tâches de perception). L'approche proposée dans [Gancet et Lacroix, 2003] est une navigation guidée par la perception et l'utilité de l'information qu'elle apporte. La perception est intégrée à la fonction de coût à l'aide d'une fonction de confiance sur la perception. Cette confiance est intégrée à une mesure de l'utilité de perception d'une zone par la différence entre l'utilité de percevoir et de ne pas percevoir cette zone en fonction de son état. La planification de la navigation se fait en trois étapes répétées : planifier

le chemin vers le but global, calculer un sous-but de meilleure utilité à partir du noeud au croisement avec la frontière, choix de la meilleure configuration de perception et déplacement vers celle-ci.

Le projet PerceptOR du DARPA [Kelly *et al.*, 2006] porte sur l'intégration, la réalisation et l'évaluation des opérations de navigation hors-route dans des environnements extérieurs hostiles. Cette étude met en autre en évidence les complémentarités entre les véhicules d'un système coopératif aéroterrestre. En effet les différences de points de vue entre un robot terrestre et un robot aérien permettent d'enrichir l'information acquise. Le robot terrestre ne perçoit les obstacles négatifs (dépressions du terrain) en général que trop tardivement pour assurer ses déplacements, tandis que le robot aérien peut, du fait de son point de vue, plus facilement détecter ce genre d'obstacles. Dans ce système les déplacements du robot aérien sont asservis à la verticale du robot terrestre afin de lui fournir des données supplémentaires à la carte de navigation. Le robot terrestre, s'il avait été seul, aurait du explorer ses environs pour obtenir la même quantité d'information.

2.4 Conclusions

2.4.1 Synthèse

La navigation en environnement inconnu, qu'elle soit coopérative ou réalisée de manière indépendante par un robot, est d'abord un problème d'acquisition d'information. La majorité des méthodes de navigation à court terme utilisent des informations rafraîchies en permanence sur l'espace proche du véhicule pour éviter les obstacles. Les méthodes de navigation à long terme, quant à elles, utilisent toutes les informations qui ont été précédemment acquises, qu'elles soient disponibles via une carte initiale de l'environnement ou bien via une carte mise à jour pendant les déplacements.

Connaître l'information à tout endroit permet de résoudre entièrement le problème de navigation, mais en analysant la solution d'une navigation on se rend compte que l'information nécessaire pour tracer le chemin ne couvre pas exhaustivement l'environnement. Ceci nous amène à penser qu'il existe une quantité minimale d'information nécessaire pour calculer un chemin global le plus proche possible du chemin optimal (tel que calculable lorsque toute l'information est présente). Ces informations ne sont pas seulement celles qui entourent le chemin final : certaines informations situées ailleurs sont utiles à la prise de décisions nécessaires à la découverte du chemin optimal.

2.4.2 Contribution

Dans un environnement inconnu, il est impossible de connaître quel serait le chemin optimal mais il est possible de maîtriser la façon dont l'information est acquise. L'intégration de cette acquisition d'information dans la boucle perception-décision-action est essentielle car elle permet d'évaluer l'intérêt de l'information dans son contexte, en fonction de son utilité. Ceci permet d'inclure directement dans le processus de navigation les décisions pour l'acquisition d'information, et ainsi d'évaluer des déplacements alternatifs par rapport à ceux qui sont définis sur la base des informations connues. Dans les chapitres suivants, nous allons nous attacher à identifier ces alternatives, afin de pouvoir cibler l'acquisition d'information utile, permettant ainsi d'optimiser le processus de navigation en fonction du savoir accumulé sur l'environnement.

La modélisation de l'environnement est indispensable à la prise de décision, et va faire l'objet du prochain chapitre, dans lequel les modèles des différentes actions et paramètres de l'environnement mis en jeu sont décrits. C'est à travers ses modèles que l'on peut mettre oeuvre des fonctions de décisions qui prennent en compte de façon implicite le type de plate-forme et d'équipement utilisé (outils de perception, localisation, communication).

Le chapitre 4 présente comment l'association des modèles de l'environnement avec les modèles d'action des véhicules est exploité pour définir un processus de navigation coopérative hybride. Ce processus allie le déplacement pour atteindre un but (navigation) avec des déplacements stratégiques destinés à l'acquisition de l'information (exploration) tout en optimisant la navigation en fonction des capacités d'action de chacun des véhicules, et des résultats dans le cas d'un scénario où un robot terrestre est assisté d'un robot aérien pour percevoir l'environnement sont présentés dans le chapitre 5.

Modèles pour la navigation autonome de robots mobiles

3

Je ne peins pas ce que je vois, je peins ce que je pense.

Pablo Picasso

Pour un système autonome, décider est savoir mesurer l'impact de ses actions dans son environnement. Pour pouvoir planifier ses actions dans l'environnement dans lequel elles sont exécutées le système a besoin de modèles de l'environnement et de ses actions. Ce chapitre présente de façon générale ces modèles, et introduit ensuite les structures de données et les modèles pour notre application au contexte de navigation autonome en milieu inconnu.



La solution à un problème de navigation est un ou plusieurs chemins dans un environnement donné. Ces chemins dépendent naturellement des capacités de déplacement du véhicule pour lequel ils ont été définis, mais aussi d'autres contraintes, comme les capacités de localisation et de communication du véhicule, ou même le type de terrain que le véhicule peut ou ne peut pas percevoir. La représentation de l'environnement doit permettre d'évaluer ces différents éléments, qui correspondent en fait à l'ensemble des actions possibles d'un véhicule lors de la navigation :

- Actions de déplacement
- Action de perception de l'environnement
- Action de localisation
- Action de communication

C'est par l'application de *modèles* de ces différentes actions sur la représentation de l'environnement que la séquence des actions qui permet de rallier un but donné peut être définie. Ces actions étant de différentes natures, les modèles les représentant sont aussi de différentes natures, et c'est naturellement *un ensemble de représentations* de l'environnement adapté à chacun des modèles d'action qui est nécessaire.

L'objet de ce chapitre est de proposer les différents modèles qui décrivent l'environnement et les actions des véhicules (figure 3.1).

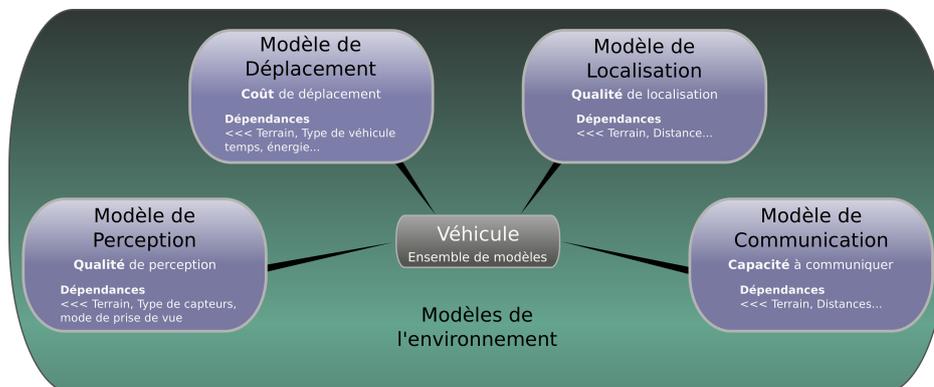


FIGURE 3.1: Ensemble des modèles qui représentent un véhicule.

Dans toute décision il est nécessaire de pouvoir évaluer l'utilité et le coût des actions possibles à réaliser. Pour ce faire nous avons besoin de modèles des actions possibles et de l'environnement dans lequel elles sont réalisées. La section 3.1 introduit au travers des principaux processus des robots les différentes actions et informations nécessaires qui constituent la base de nos réflexions.

La section 3.2 est consacrée aux modèles des actions des véhicules. Elle illustre leurs différentes interactions avec les modèles de l'environnement qui

permettent l'évaluation des actions en terme de coût et d'utilité. L'implication et la combinaison des différents modèles (action et environnement) est illustrée à travers plusieurs exemples.

Les modèles de l'environnement que nous exploitons sont formalisés dans la section 3.3. Les caractéristiques suivantes du monde y sont représentées :

- sa navigabilité, on parle de *traversabilité*,
- les obstacles à la vision pour évaluer le champ de vue à partir une position donnée, on parle de *visibilité*,
- les points d'intérêt ou autres éléments utilisés dans le calcul des possibilités de localisation, on parle de *localisabilité*,
- les obstacles aux voies de communications pour évaluer les possibilités de communication entre deux points, on parle de *communicabilité*.

Tous les modèles des actions et de l'environnement sont représentés par des structures de données, présentées dans la section 3.4.

Des cas concrets d'utilisation de ces modèles sont présentés dans la section 3.5 afin de comprendre leurs rôles et interactions dans différents types de scénarios avec différents types de véhicules. Ces cas d'utilisation serviront également de support dans le reste du manuscrit.

Enfin le chapitre se termine par une rapide synthèse.

3.1 Modèles nécessaires à la décision

La figure 3.2 est une vue générale de la boucle entre la perception, la décision et l'action. La prise d'information réalisée pendant la perception constitue la matière première pour la décision des actions du robot.

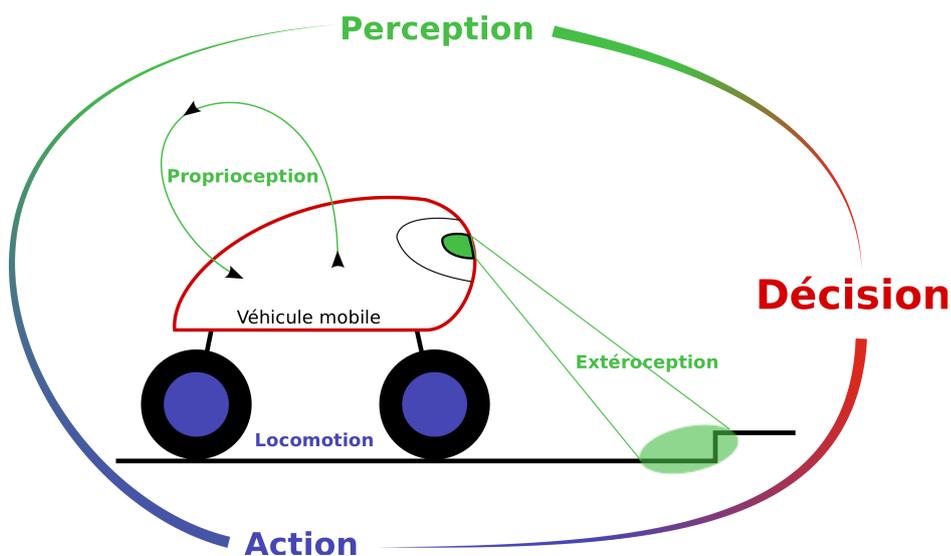


FIGURE 3.2: Boucle perception - décision - action.

Chaque robot a une connaissance de l'environnement construite à partir de trois sources d'information : les données de ses capteurs proprioceptifs, les données de ses capteurs extéroceptifs, et l'interprétation de données connues a priori provenant de sources extérieures.

- les capteurs proprioceptifs : ils fournissent l'information sur l'état interne du véhicule. Un multimètre intégré permet d'évaluer l'état de charge des batteries, d'identifier les appareils qui sont ou qui ne sont pas sous-tension et de mesurer la consommation d'énergie. Cela peut permettre de prédire l'autonomie du véhicule et de diagnostiquer des problèmes électriques. Les capteurs de forces (piézoélectriques, magnétiques, élastiques...) permettent de mesurer les forces et couples mécaniques exercés sur la structure du véhicule. On peut ainsi évaluer quand le véhicule atteint ses propres limites mécaniques et surtout éviter de les atteindre. Les accéléromètres, gyromètres et autres capteurs de mouvements renseignent sur l'attitude globale du véhicule ainsi que sur sa dynamique (ses accélérations linéaires et ses vitesses angulaires). La position, l'attitude et la dynamique des parties mobiles propres au véhicule lui-même sont mesurées à partir des positions de leur moteurs ou bien de codeurs ou d'autres capteurs d'attitude.
- les capteurs extéroceptifs : ils renseignent sur l'état du milieu environnant le robot. Les caméras optiques, infrarouge, les magnétomètres sont des capteurs passifs permettant d'extraire des informations de l'environnement. D'autres capteurs, dits actifs, comme les scanners lasers (tels que ceux des sociétés *Sick*, *Hokuyo*, ou *Velodyne* [Inc., 2011]) ou les caméras de profondeur (RGB-D ou caméras *time of flight*) apportent plus de robustesse aux changements de luminosité et permettent d'avoir des données 3D directement extraites de l'environnement. On compte également les sonars à ultrasons et les radars parmi les capteurs actifs. Les capteurs extéroceptifs servent à construire des représentations de l'environnement afin de s'y déplacer, communiquer ou d'évaluer les zones visibles et non-visibles, et de préparer une interaction concrète avec certaines parties identifiées de l'environnement.
- les sources externes d'information : des données sur l'environnement sont parfois accessibles et/ou connues a priori comme le tracé des routes ou bien la position et la description de certains objets spécifiques. Les informations de position et d'attitude d'un robot peuvent être transmises par une source externe d'information comme le système d'une salle de capture de mouvement ou par un autre robot capable de localiser les objets qu'il identifie. Ces données sont le plus souvent intégrées aux modèles du véhicule qui les reçoit.

Les informations sont le plus souvent traitées et les données brutes des

capteurs sont rarement directement utilisées par les fonction de décisions. Les points 3D acquis par un LiDAR servent par exemple à remplir des grilles d'occupation pour indiquer la présence d'obstacles sur le terrain pour procéder à un calcul de chemins. Ces points 3D peuvent aussi être utilisés sur une carte d'élévation afin de calculer des inter-visibilités.

La décision résulte de l'application des modèles d'actions sur les informations disponibles. Il s'agit donc d'une convolution entre les modèles d'actions et les modèles d'environnement comme illustré sur la figure 3.3. Plusieurs processus sont exploités par les robots. Certains processus utilisent plusieurs informations de natures différentes. De plus certaines de ces informations sont utilisées dans plusieurs processus.

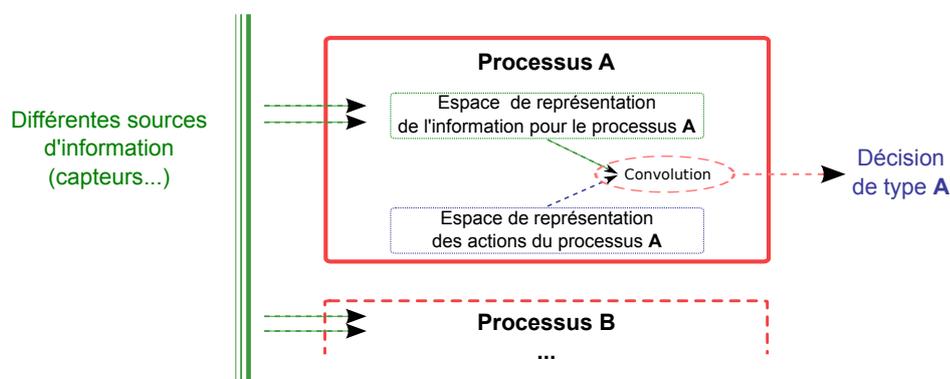


FIGURE 3.3: Processus de décision.

Nous allons maintenant recenser les différents modèles utilisés dans les processus dédiés aux actions de déplacement, de perception, de communication et de localisation. Les mêmes informations brutes peuvent être utilisées dans différents processus mais elles sont le plus souvent représentées de différentes manières. Par exemple dans un processus de déplacement la mise en jeu de nombreuses sources d'information différentes est souvent nécessaire. Si nous prenons l'exemple d'un déplacement prenant en compte le maintien d'une bonne localisation alors les trajectoires du véhicule devront être calculées en considérant les points de la carte permettant au véhicule de se localiser. Ces points sont exprimés, nous le verrons plus loin, dans les modèles de localisation. En ajoutant plus de contraintes, on peut imaginer un processus de déplacement mettant en jeu les modèles de traversabilité, de localisation et de communication dans le but de fournir des trajectoires assurant une bonne localisation et une bonne communication avec un opérateur par exemple. Il faut retenir que le lien entre les processus et les modèles ne dépend que des informations nécessaires au traitement d'une décision. La liste suivante répertorie les différents modèles de l'environnement le plus souvent utilisés pour chacun des processus que nous considérons ainsi que les modèles d'action associés :

- les processus de déplacement : on distingue deux niveaux de déplacements. Le premier guide le robot par un itinéraire global dans lequel seuls les points de passage les plus importants sont renseignés. Il permet de guider la navigation sur le long terme. Les points de passage de cet itinéraire sont définis sur une carte de navigabilité qui retranscrit les informations de traversabilité du terrain. Ils sont utilisés pour guider le second niveau de déplacement qui définit des trajectoires plus fines et plus proches des commandes réelles du véhicule. Le plus souvent il s'agit d'un processus d'évitement d'obstacles entre les points de passage définis dans le premier niveau de déplacement.

Dans le premier niveau de déplacement, l'information dédiée est la navigabilité du terrain, celle qui permet d'évaluer si une partie du terrain est plus ou moins traversable. Un terrain peut être de différentes natures (routes praticables, routes accidentées, terrains difficiles, etc.) et de ce fait un robot possède plusieurs modes de déplacements. Le modèle de traversabilité doit donc décrire le terrain sur plusieurs classes. De plus les systèmes mis en jeu pour mesurer la navigabilité du terrain sont composés de capteurs dont les mesures sont souvent incertaines. Le modèle de traversabilité doit donc être capable de représenter différents degrés de certitude sur la connaissance du terrain.

Pour réaliser l'action de déplacement l'état du terrain doit être couplé avec le modèle de déplacement du véhicule. Ce modèle permet de calculer le coût de navigation à partir de la traversabilité du terrain.

Le second niveau de déplacement, qui ne sera pas abordé en détail dans ce document, permet un suivi de trajectoires fines. Différents types de modèles (modèle numérique de terrain, modèle de route, etc.) peuvent servir à la construction de trajectoires fines. Ils permettent de représenter l'environnement à une échelle différente dans laquelle plusieurs contraintes du véhicule sont prises en compte : capacité de l'essieu d'un rover, contraintes de vol d'un hélicoptère, dynamique d'un véhicule terrestre avec une structure complexe, sont parmi les points importants pris en compte dans ce second niveau de déplacement. Ces points permettent d'éviter les obstacles tout en conservant une position et une attitude adéquate du véhicule sur une trajectoire fine à court terme.

- les processus de perception : la perception est considérée, comme dans plusieurs travaux [Gancet et Lacroix, 2003; Nabbe et Hebert, 2003; Nabbe et Hebert, 2007], comme une tâche qu'il faut planifier et dont un modèle est donc nécessaire.

Les modèles de perception permettent non seulement d'intégrer la qualité de la perception mais aussi les contraintes du système de perception ; le champ de vue, la distance maximale de perception ou la

fonction de perte de qualité en fonction de la distance, les matériaux obstruant le champ de vue...

Le modèle de visibilité permet de représenter le champ de vue d'un capteur à une position donnée. Il permet ainsi de représenter l'inter-visibilité entre un point et son environnement.

Lorsque le modèle de traversabilité du terrain est mis à jour, les certitudes sur les différentes classes de terrain sont intégrées grâce au modèle de perception. En effet certains systèmes de perception sont plus pertinents sur une ou plusieurs classes de terrain que sur les autres. Les classes de terrain les plus observables seront connues avec plus de certitude que les autres.

La perception intervient également lors du processus de localisation afin d'identifier les éléments exploités pour la localisation qui sont visibles à un instant donné. Ces données sont ensuite fournies au processus de localisation afin d'estimer la position du véhicule.

Les processus de perception peuvent aussi concerner le suivi de cibles, leur localisation, leur identification. Ils interagissent ainsi avec beaucoup d'autres processus (déplacement, localisation...).

- les processus de localisation : un modèle de localisation permet de décrire les possibilités de localisation d'un véhicule à une position donnée, on parle de localisabilité. Il existe plusieurs moyens pour se localiser et donc plusieurs sources d'information différentes.

L'un de ces moyens est d'utiliser les capteurs proprioceptifs du véhicule pour estimer son mouvement et en déduire sa pose et sa position relative et globale dans l'environnement. Les données utilisées dans ce cas sont issues des mesures de centrales inertielles, magnétomètres, des odomètres. En général il s'agit de mesures qu'il faut intégrer sur le temps pour obtenir une information de localisation.

Les capteurs extéroceptifs d'un véhicule constituent une autre source d'information pour la localisation. La détection de points de repères externes (repères visuels pour odométrie ou SLAM, satellite GPS, etc.) ou d'autres véhicules émettant leurs positions (colocalisation) peut permettre au robot de se localiser ou d'affiner, corriger sa position. Dans ce cas les informations sont pour la plupart représentées en association avec le modèle de perception.

Les modèles de localisation décrivent la précision de l'estimée de position du robot en fonction de ses déplacements et de l'application de processus de localisation exploitant des capteurs extéroceptifs.

Les processus de localisation peuvent être exploités dans la planification des trajectoires lorsque l'on cherche à emprunter des chemins où la qualité de localisation doit répondre à un certain niveau d'exigence.

- les processus de communication : ils assurent la réalisation des échanges de données entre deux ou plusieurs points de l'espace. En joignant les capacités de communication des véhicules ou des opérateurs (par exemple une station de contrôle) aux contraintes de communication de l'environnement on peut estimer la possibilité de réaliser une communication entre différents points. On estime ainsi le potentiel de communication entre deux points de l'environnement, on parle de communicabilité.

La communicabilité est représentée par le modèle de communication qui prend en compte émission et réception. La base de ce modèle est proche du modèle de visibilité à la différence que les obstacles optiques ne sont pas toujours les mêmes que les obstacles aux ondes radios. De plus les phénomènes de propagation ne sont pas forcément identiques et les réflexions, diffusions, réfractions ne dépendent pas forcément des mêmes critères (type de matériau, média de propagation, etc.)

La présentation de ces processus (déplacement, perception, localisation et communication) permet d'introduire les modèles d'actions des véhicules et les informations utilisées. Ces dernières font le lien avec la description des modèles d'environnement permettant de les représenter.

3.2 Modèle des actions des véhicules

Les modèles des actions des véhicules doivent être les plus généralistes possibles afin de pouvoir représenter les actions des robots indépendamment de leur nature (aérien, amphibie, terrestre...) et des capteurs qu'ils embarquent. Cette généralité est indispensable à la représentation des interactions d'un ensemble hétérogène de robots.

3.2.1 Modèle de déplacement des véhicules

Le modèle de déplacement concerne l'action élémentaire que peuvent réaliser les véhicules dans l'environnement. Il explicite la possibilité ou non de réaliser les déplacements et exprime le coût nécessaire pour se déplacer dans un environnement donné. Dans un cas simple de déplacement, sans prise en compte de contrainte de localisation, communication ou autres, le coût dépend des capacités de navigation du véhicule et de la forme et de la nature du terrain.

Certains véhicules doivent prendre en compte les obstacles au sol pour leur déplacement tels que les véhicules terrestres tandis que d'autres, comme les véhicules aériens, peuvent les ignorer. Pour un robot terrestre, la difficulté de franchissement diffère selon que le terrain est plat, dur, meuble ou rocailleux... Cette difficulté diffère également en fonction des capacités de franchissement

du véhicule et s'exprime par un coût traduisant le temps et l'énergie utilisée pour franchir un environnement donné.

Le modèle de déplacement, illustré par la table 3.1, associe les coûts de déplacement aux différents types de terrain. Le coût de navigation illustre le degré de difficulté de franchissement d'un terrain. Il est donné en terme d'énergie consommée ou de temps passé pour traverser une unité de distance sur un type de terrain donné.

Coûts	Type de terrains
1	Route
2	Chemin de terre battue, pelouse entretenue
5	Prairie
10	Boue
20	Terrain accidenté
∞	Obstacle (bâtiments, arbres, trous...)

TABLE 3.1: Exemple de relation coûts-terrains pour un véhicule terrestre.

Le modèle décrit les difficultés de franchissement de chaque terrain relativement à un autre terrain. A cet effet et pour rester dans un domaine de valeurs toujours positives on utilise le coût de référence comme étant le coût nécessaire à la traversée du terrain de plus franchissable (coût de déplacement le plus faible). Ces coûts se déduisent de mesures réelles ou bien par des hypothèses sur l'ensemble des terrains auquel un véhicule sera confronté.

3.2.2 Modèle de perception des véhicules

Le but de cette modélisation est la description de la qualité de perception de chaque véhicule. Elle concerne la mise à jour de la traversabilité du terrain et d'autres modèles du terrain comme les modèles numériques du terrain (utilisées pour le calcul d'inter-visibilité par exemple). Le modèle de perception sert également à décrire la perception d'objets dans la scène (des amers par exemple) et la capacité du véhicule à détecter certaines cibles. Tout modèle de perception est composé de deux parties :

- une partie concernant les caractéristiques générales de la perception :
 - le type de capteur (aérien, terrestre...) car suivant les points de vue le capteur n'est pas considéré de la même manière. Un capteur aéroporté peut par exemple apercevoir ce qui se trouve derrière les obstacles au sol, tandis qu'un capteur au sol ne peut pas percevoir au-delà de ces obstacles.
 - la forme du champ de perception est définie par plusieurs paramètres :

- portée de la perception ; la distance au delà de laquelle on considère ne plus avoir de données. Il peut aussi s'agir d'une limite connue au-delà de laquelle les données sont dites inexploitable.
- l'ouverture du champ de perception ; elle change selon que l'on utilise une caméra classique ou panoramique, une nappe laser ou un scanner laser 360°. L'angle d'ouverture du champ de vue et toute sa géométrie sont à prendre en compte pour pouvoir évaluer la forme de la zone perçue de l'environnement.
- une seconde partie pour détailler les capacités du système de perception en fonction de la nature de la donnée observée (type de terrain, amers spécifiques). Par exemple, des amers colorés (spectre visible) ne pourront pas être discriminés à l'aide d'une caméra infrarouge. Cette partie du modèle agit comme un filtre entre ce qui est perçu et la réalité. Nous verrons plus loin comment une matrice de probabilités conditionnelles peut agir en tant que filtre.

Les fonctions de décision utilisées pour préciser quels capteurs devront être utilisés dans une situation donnée s'appuient sur ce type de modèle, qui représente toutes les informations nécessaires à la planification de tâches de perception.

3.2.3 Modèle de localisation des véhicules

Ce modèle permet de décrire les moyens de localisation d'un véhicule et de les qualifier. Un robot dispose de plusieurs alternatives pour se localiser, qui ont été mentionnées dans les processus de localisation (section 3.1) :

- l'odométrie avec des capteurs proprioceptifs
- l'odométrie avec des capteurs extéroceptifs et le SLAM
- la localisation globale : à partir de signaux d'un système de positionnement par satellite ou bien à partir d'un modèle initial de l'environnement et d'information externes.

Le modèle de localisation définit quelles couches d'information le véhicule va utiliser. Un véhicule sans caméra n'utilisera par exemple pas la couche de localisabilité basée sur les amers visuels. De la même façon, un véhicule sans récepteur GPS ne pourra pas utiliser la couche d'information dédiée à la couverture GPS.

Le modèle de localisation est donc décomposé en deux parties, l'une pour décrire les moyens de localisation disponibles et l'autre pour les qualifier :

- un vecteur V_{loc} qui permet une sélection booléenne des informations de localisabilité. Sa dimension est égale au nombre de couches dédiées à la localisabilité. La figure 3.4 illustre son utilisation.
- les caractéristiques générales traduisant les performances internes d'un véhicule en terme de localisation ; le plus souvent les véhicules utilisent

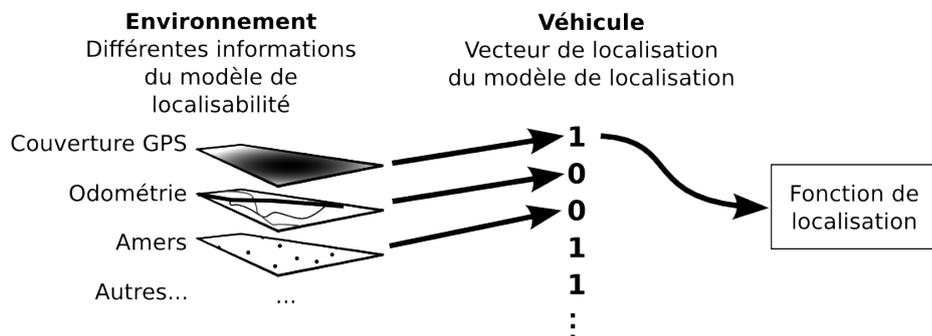


FIGURE 3.4: Liens entre les modèles en jeu dans le processus de localisation.

des centrales inertielles, des odomètres ou d'autres capteurs dont les performances en terme de précision peuvent se réduire à un terme constant ou à une fonction ϕ_{loc} exprimant la perte de localisation par unité de distance parcourue d . Elle dépend également de la forme de la trajectoire S_t pour prendre en compte les dérives angulaires qui peuvent être très importantes. On modélise simplement l'évolution de cette variance proportionnellement à la racine de la distance parcourue :

$$\phi_{loc}(d, S_t) \propto S_t * \sqrt{d}$$

3.2.4 Modèle de communication des véhicules

C'est généralement à l'aide d'un bilan de liaison que l'on pourra estimer si la communication est possible entre deux robots, ou bien entre un robot et un opérateur. Pour établir un bilan de liaison nous avons besoin des informations suivantes :

- caractéristiques d'émission de chacun des protagonistes
- caractéristiques de réception de chacun des protagonistes.
- caractéristiques du milieu de propagation

La représentation des caractéristiques du milieu de propagation est faite dans les modèles de communicabilité (section 3.3.4) de l'environnement tandis que la représentation des caractéristiques d'émission et de réception est assurée par le modèle de communication des véhicules. Les communications entrantes et sortantes sont distinguées afin de pouvoir aisément les paramétrer dans un processus de communication.

La transmission et la réception d'un signal correspondent respectivement à la modulation et démodulation de ce signal. Ces processus internes au processus de communication peuvent être caractérisés par les mêmes types de paramètres :

- la fréquence du signal ou la bande de fréquences utilisée pour l'émission ou la réception

- le type d'antenne (directionnelle ou omnidirectionnelle).
- un gain général qui prend en compte le gain de l'antenne et la perte de branchement
- le rapport signal sur bruit théorique, ou taux d'erreur théorique.

Ces paramètres permettent de construire la fonction de puissance d'émission et la fonction de sensibilité de réception. La combinaison de ce modèle avec le modèle de communicabilité de l'environnement permettra d'accéder à la qualité d'une liaison et d'en estimer sa possibilité entre deux points.

Le plus souvent un modèle simplifié utilisant uniquement les gains en émission et en réception couplés avec la géométrie de l'environnement peut permettre d'établir un rapide bilan de liaison. Par cette simplification la fonction de communication peut se résumer à une fonction de perte de signal en fonction de la distance c'est à dire à une bande passante en fonction de la distance.

3.3 Modèles de l'environnement

3.3.1 Modèles de traversabilité

Les véhicules peuvent se déplacer dans leur environnement en fonction de la traversabilité du terrain qui décrit l'état du terrain. La traversabilité est souvent représentée par une carte sous forme d'une grille [Moorehead *et al.*, 2001; Gancet et Lacroix, 2003; Besnerais, 2007] à deux dimensions.

Le but essentiel de ces cartes est de traduire la traversabilité du terrain afin que les véhicules y calculent des chemins sûrs et efficaces en terme de navigabilité. L'état du terrain est décrit au travers de plusieurs classes de terrain différenciées entre elles par deux types d'information :

- la géométrie du terrain ; une surface chaotique est considérée moins traversable qu'une surface lisse,
- la nature du terrain ; deux surfaces de natures différentes peuvent avoir la même géométrie mais ne pas avoir la même traversabilité (ainsi les routes goudronnées et les chemins de terre ont des géométries identiques mais des natures de sol différentes, un chemin de terre peut s'avérer beaucoup plus glissant qu'une route goudronnée).

La richesse de la description du terrain dépend du nombre de classes de terrain pouvant être identifiées. Les caractéristiques de cette identification sont représentées par le modèle de perception. Chacune des classes de terrain correspond à un mode de déplacement du robot décrit par le modèle de déplacement. Ce dernier indique également le mode où le déplacement est impossible et les terrains sur lesquels il s'applique. Ces terrains, sur lesquels la traversabilité est donc nulle, sont considérés par le modèle de traversabilité

dans une classe obstacle. Elle permet de mettre en évidence les zones à risque qu'un véhicule doit éviter pendant sa navigation. Nous aborderons la forme que prennent les données dans la section 3.4 afin de représenter cet aspect multi-classe.

Plusieurs contributions dans la littérature proposent des moyens de construire une telle représentation du terrain sur la base de données de profondeur (issues de différentes sources : laser, stéréovision ou autres). Le classifieur Bayésien de [Lacroix *et al.*, 2002] en est un exemple comme les analyseurs de cartes d'élévation ou de modèles numériques de terrain pour ne citer que ceux-là. D'autres méthodes jugent la planéité du terrain perçu à l'aide d'une caméra monoculaire par estimation homographique comme dans [Besnerais, 2007], une approche similaire a été réalisée dans [Bosch *et al.*, 2006; Bosch, 2007]. La figure 3.5 illustre le résultat d'une mise à jour d'une grille d'un modèle probabiliste de traversabilité. Dans cette figure la couleur rouge représente la probabilité 0 (terrain certainement non-traversable) et la couleur verte la probabilité 1 (terrain certainement traversable). La figure 3.6 montre la carte de traversabilité (sur la droite) construite à partir de la classification des points 3D représentés par le modèle numérique de terrain. Les zones claires de la carte de traversabilité de cette figure représentent les zones traversables.

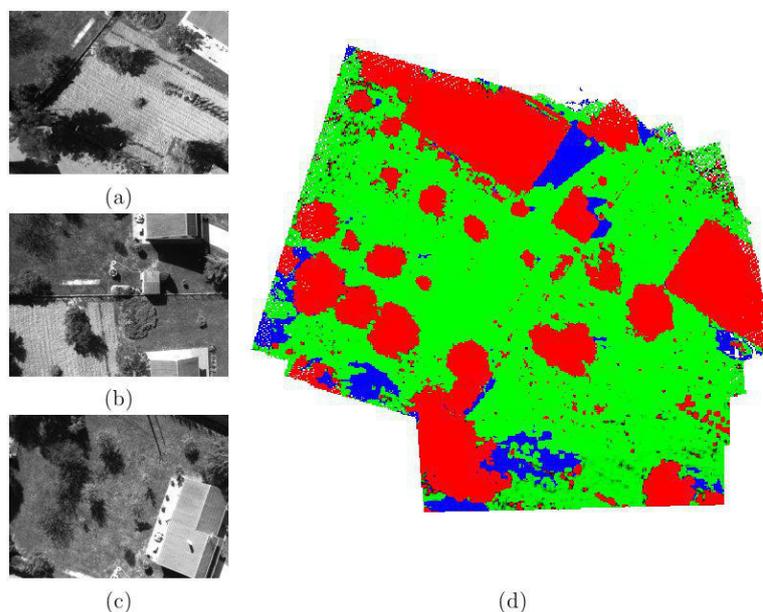


FIGURE 3.5: (image extraite de [Bosch, 2007]) Illustration d'une carte de probabilité (d) construite à partir d'une séquence d'une quarantaine d'images aériennes (a),(b),(c) respectivement image de début, milieu et fin de la séquence.

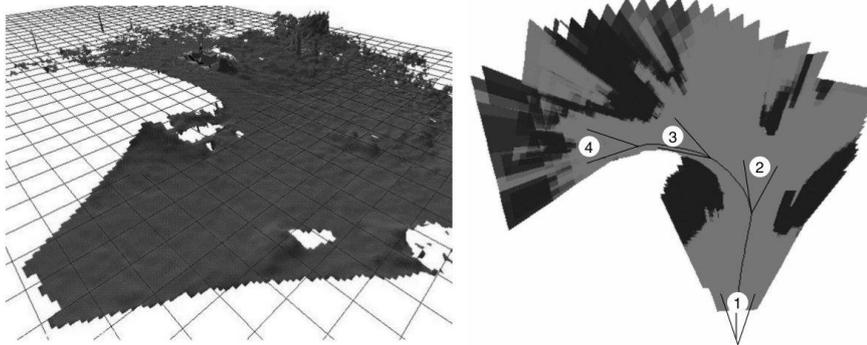


FIGURE 3.6: (images extraites de [Lacroix *et al.*, 2002]) A gauche modèle numérique de terrain et à droite carte de traversabilité correspondante.

3.3.2 Modèles de visibilité optique

Ce modèle est le support des processus de perception lorsqu'il s'agit d'évaluer les zones visibles ou non-visibility pour un robot spécifique. Il décrit l'information d'inter-visibilité sous forme de cartes binaires indiquant pour chaque zone ou pixel son caractère visible ou non-visible pour une position donnée du robot.

Les informations suivantes sont distinguées dans le modèle de visibilité optique :

- l'information de base ; il s'agit de représenter les obstacles à la perception. On ne prend ici en compte que les obstacles dans le spectre du visible. Une ou plusieurs couches de cartes 2.5D (cf. figure 3.7) sont exploitées pour représenter la hauteur des obstacles dans l'environnement.
- l'information déduite ; l'inter-visibilité calculée entre le robot et son environnement est représentée par une carte d'inter-visibilité. Il s'agit d'une carte binarisée où pour une position donnée seuls les points visibles et non visibles apparaissent (cf. Figure 3.8).

Certains cas de navigation nécessitent de prendre en compte une contrainte d'inter-visibilité. Le cas de figure se présente par exemple lorsque l'on veut garder la visibilité d'une cible que l'on suit, soit dans un convoi soit lors d'une poursuite de cible. D'autres cas peuvent présenter un intérêt sur l'information d'inter-visibilité notamment lorsque l'on cherche à savoir la quantité d'information que le robot pourra obtenir en se positionnant à un endroit plutôt qu'un autre. Enfin, dans le contexte de la surveillance discrète un véhicule doit rester hors du champ de vue d'un point ou bien au contraire garder en visibilité un point dans l'environnement. Il doit alors être capable d'évaluer son inter-visibilité avec ces points en employant les informations contenues et mises à jour dans le modèle de visibilité.

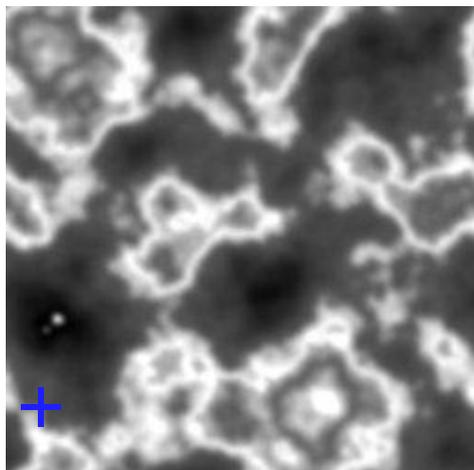


FIGURE 3.7: Carte 2.5D en niveaux de gris représentant un MNT.



FIGURE 3.8: Exemple de résultat d'un lancer de rayons sur la carte 2.5D de la figure 3.7. En blanc les pixels visibles depuis la croix bleue.

3.3.3 Modèles de localisabilité

Ce modèle intervient lors des processus de localisation et traduit la précision de localisation espérée en chaque point de la carte. Il s'agit de décrire le potentiel de localisation pour qu'un robot puisse évaluer son risque de désorientation et d'égarement en fonction de ses capacités de localisation (vision, GPS, etc.). Les informations de localisabilité sont déduites des moyens de localisation d'un robot. C'est pourquoi on définit la localisabilité comme le potentiel de localisation d'un point dans l'espace en fonction du ou des moyens de localisation utilisés. Concrètement les informations contenues dans les différentes couches sont des variances comprises entre $[0, +\infty[$. Sur chaque couche de base n'est représenté qu'un seul moyen de localisation.

Les processus de localisation fusionnent les différents moyens de localisation avec, quand c'est nécessaire, les différents modèles de l'environnement (visibilité, communicabilité...) mais aussi en fonction de paramètres de contexte. Ces paramètres sont divers comme par exemple la date et l'heure qui couplées avec les éphémérides des satellites *NAVSTAR GPS* permettent d'évaluer la couverture GPS.

On distingue comme pour les autres modèles des informations de base et des informations déduites :

- les informations de base ; il s'agit des informations déjà contenues dans les modèles de localisation des véhicules (représentant leurs capacités à se localiser) mais aussi de la positions d'amers dans l'environnement, des éphémérides de satellites de positionnement et d'autres paramètres

de contexte (comme la date, l'heure, orientation de certains capteurs embarqués...).

- les informations déduites ; en fonction du ou des moyens de localisation sélectionnés la fonction de localisation retourne une carte de localisabilité. Avec différents moyens de localisation on peut déduire plusieurs cartes de localisabilité.

Les figures 3.9, 3.10 et 3.11 montrent les différentes étapes du processus de localisation pour la création d'une carte de localisabilité. L'exemple illustre les modèles de localisation utilisés par un véhicule utilisant des amers visuels, le tout projeté sur une image satellite de la scène.

FIGURE 3.9: Exemple de carte avec 3 amers visuels de localisation représentés par des croix bleues.



FIGURE 3.10: Potentiel de localisation sur les exemples d'amers de la figure 3.9. Prise en compte de la position des amers et des capacités de localisation du robot.



FIGURE 3.11: Potentiel de localisation sur les exemples d'amers de la figure 3.9. Couplage du modèle de visibilité avec la prise en compte de la position des amers et des capacités de localisation du robot.



La figure 3.9 représente la carte de l'environnement avec les positions de trois amers visuels indiquées par des croix bleues. Dans cet exemple, le processus de localisation utilise les modèles de localisation par la perception et met donc en jeu également le modèle de perception du véhicule. En fonction de l'état de chacun de ces amers le processus de localisation évalue leur potentiel

de localisation et fusionne le tout sur une carte de localisabilité (cf. Figure 3.10). Cette carte ne prend pas en compte les obstacles à la vision présents dans l'environnement. Le potentiel de localisabilité est affiché en dégradés de blanc en surimpression sur la vue satellite (cf. Figure 3.10). Les zones les plus blanches de cette figure indiquent les zones à plus fort potentiel de localisation : lorsque le véhicule se trouve à portée de vue des trois amers simultanément la localisation est meilleure qu'avec deux amers ou même un seul.

Enfin le modèle de localisation exploite les masques d'inter-visibilité entre les amers et leur environnement ce qui permet d'affiner l'estimation de la localisabilité.

La figure 3.11 illustre l'enrichissement de l'information de localisabilité avec la prise en compte du modèle de visibilité de l'environnement. Le potentiel de localisation de chacun des amers est tronqué par les obstacles à la perception que l'on retrouve dans le modèle de visibilité optique de l'environnement.

3.3.4 Modèles de communicabilité

Ce modèle supporte les processus de communication de la même manière que le modèle de visibilité pour les processus de perception. Il est néanmoins défini séparément de ce dernier du fait de la différence des phénomènes mis en jeu. Une communication peut tout à fait avoir lieu entre deux endroits qui ne sont pas inter-visibles comme à travers un mur léger. La communicabilité définit la qualité de ce qui peut se communiquer. En d'autres termes et appliquée au contexte robotique la communicabilité représente le potentiel de communication point à point entre deux robots (ou bien entre un robot et un opérateur, ou entre deux opérateurs) en fonction des caractéristiques du milieu et des capacités de communication de chacun des protagonistes. Les capacités de communication des véhicules sont décrites suivant le modèle de communication présenté dans la section 3.2.4.

Le but du modèle de communicabilité est donc de décrire les caractéristiques du milieu de propagation des communications (air, câble, fibre optique, etc.) d'une part et d'autre part de représenter les informations de communicabilité déduites des processus de communication (cartes de communicabilité).

On distingue comme pour la perception deux lots d'informations :

- les informations de base ; représentées par plusieurs cartes 2.5D (qui peuvent avoir la même forme que la figure 3.7) qui sont exploitées par des fonctions de calcul de propagation des communications en fonction des capacités de communication des deux véhicules (ou autres opérateurs) communicants.

Plusieurs informations sont contenues dans ces cartes :

- le type du milieu ; de la même manière que la traversabilité on dispose de plusieurs classes de milieu de propagation. Chaque carte est une couche d'information à part entière et représente de façon binaire la présence du milieu qu'elle décrit. La superposition des cartes par une opération booléenne simple définissent la nature du milieu sur une zone donnée.
- les obstacles à la communication ; il s'agit de décrire ces obstacles à travers leur différents types (béton, métal, végétation) avec également un système multi-couche. Une carte par couche avec une information par carte concernant les zones où un certain type de matériau est présent.
- les informations déduites par les processus de communication ; elles sont le résultat des bilans de liaison et sont représentées par des cartes de communicabilité entre deux points. Il s'agit de la cartographie des gains (ou pertes) de signaux. Ces cartes représentent donc les zones dans lesquelles les inter-communications sont possibles et avec quelle certitude, en fonction du milieu, des obstacles et des capacités de communications des deux protagonistes.

Ainsi, les cartes d'inter-communication de la même manière que les cartes d'inter-visibilité représentent des informations qui dépendent des positions ou des zones dans lesquelles les robots évoluent.

3.4 Structures de données

De par leurs natures variées, les modèles de l'environnement sont représentés par différentes structures de données. Ces dernières doivent permettre de représenter différents attributs tels que des positions, des surfaces, des volumes et d'autres descripteurs. Par exemple, un amer est un objet représenté par :

- sa position (vecteur)
- l'information d'incertitude sur sa position (valeur numérique scalaire ou vectorielle)
- les directions desquelles il est observable/délectable (sous forme d'angles solides)
- un descripteur (le type d'amer, la vignette image correspondante, etc.).

La matrice des positions d'un véhicule dans l'environnement est représentée par une grille. Des informations peuvent être projetée sur cette grille en utilisant les modèles d'action d'un véhicule et les modèles de l'environnement. En effet, en utilisant le modèle de localisation et de perception d'un véhicule ainsi que le modèle de visibilité de l'environnement, on peut déduire le potentiel de

localisation d'un amer et le projeter sur une grille. Cette dernière est notre principale structure de données.

Chaque modèle fournit les renseignements nécessaires à la projection des informations sur des matrices de pixels, des grilles où la résolution des cellules peut être différente sur chaque axe. Une organisation multi-couche de l'information nous permet de superposer plusieurs informations de types différents.

Chaque couche possède un ensemble de meta-données qui renseignent sur la résolution de la grille, son orientation et son géoréférencement. Ainsi chaque couche peut avoir sa propre résolution, sa propre origine et autant de paramètres à prendre en compte lors des fusions de données entre couches. La figure 3.12 illustre la superposition des couches d'information dans la structure de données générale.

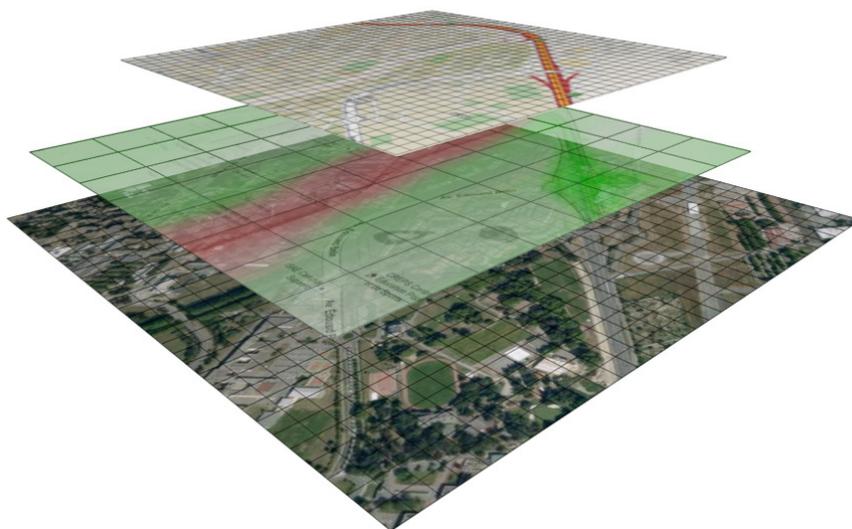


FIGURE 3.12: Structure de données multi-couches. Différentes résolutions et couvertures des données peuvent coexister.

Certains processus ont besoin de structures spécialisées. En effet le processus de déplacement nécessite un graphe de navigation sur lequel réaliser des calculs de chemins. Un tel graphe est réalisé sur une décomposition de l'espace. Sur la figure 3.13 une carte, ici une carte de traversabilité (en vert les zones traversables et en rouge les obstacles), est décomposée en quadtree et un graphe y est associé. Cette étape de décomposition n'est pas strictement nécessaire mais elle permet de réduire la taille du graphe ce qui rend les opérations dans le graphe plus rapides.

On retrouvera dans l'annexe A (p. 111) comment ces structures de données sont techniquement réalisées.

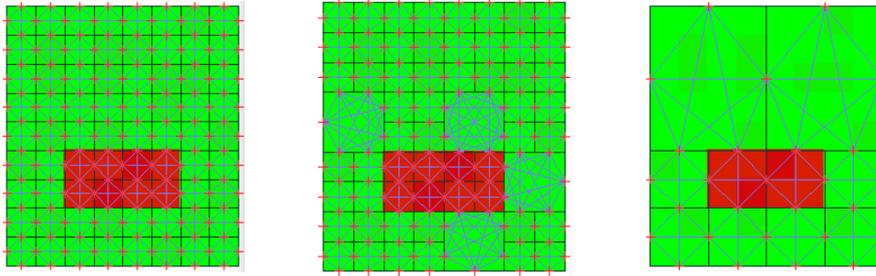


FIGURE 3.13: Décomposition en quadtree d'une carte de traversabilité et application d'un graphe sur différents types de décomposition. À gauche aucune décomposition, le graphe est tracé sur la base de la grille de pixels. Au milieu décomposition avec agrégation des pixels par stricte égalité. A droite décomposition avec agrégation des pixels quasiment égaux, dont les valeurs sont peu dispersées (seuil de variance paramétrable), le graphe associé est de taille réduite par rapport aux autres solutions.

La génération des informations sera expliquée pour certains modèles sans entrer dans les détails. On s'attardera surtout sur les formes des informations, leurs significations et leurs implications dans les différents processus.

3.5 Instanciation : modèles pour la navigation autonome

Les différents modèles d'action des robots ainsi que les modèles de l'environnement avec lesquels ils interagissent ont été présentés de façon générale. Nous nous plaçons maintenant dans le contexte de la navigation autonome avec un ou plusieurs robots. Nous considérons que les véhicules se localisent parfaitement.

La figure 3.14 illustre un exemple de mise en jeu des modèles des actions et de l'environnement : les modèles d'action apparaissent en bleu et les modèles de l'environnement en vert.

Cette section présente l'utilisation concrète des modèles dans le cas d'une mission de navigation autonome coopérative en environnement inconnu. Les fonctions mises en oeuvre dans cette mission doivent permettre à un véhicule terrestre \mathbf{R}_1 de rejoindre un but tout en guidant un second véhicule aérien \mathbf{R}_2 pour l'acquisition de données essentielles à la navigation de \mathbf{R}_1 .

3.5.1 Modèle de l'environnement

Le modèle de l'environnement utilisé est une carte de traversabilité dont l'information est organisée sur plusieurs couches au sens de la structure présentée dans la partie 3.4.

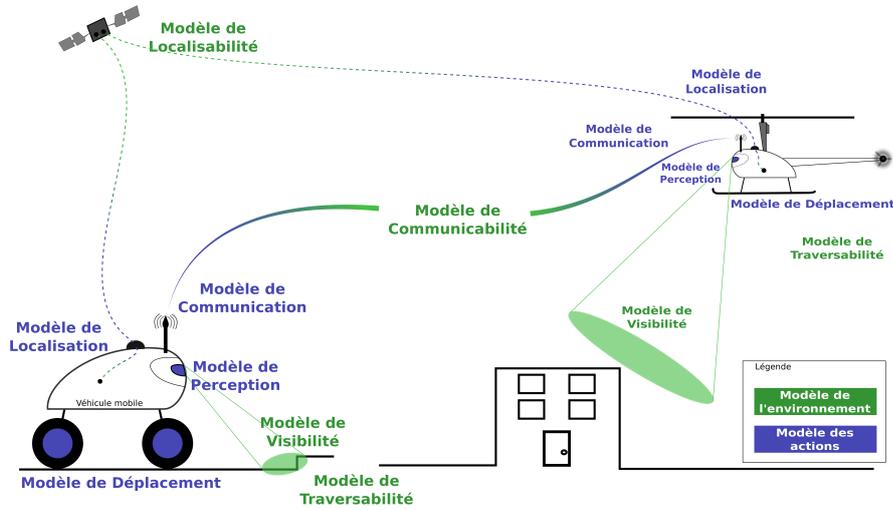


FIGURE 3.14: Modèles mis en jeu dans le contexte de la navigation coopérative.

Les données du terrain sont probabilistes, elles sont décrites avec un certain degré de certitude sur chaque classe dans le domaine $[0; 1]$.

Chaque pixel de la carte de traversabilité est représenté par une distribution de probabilité sur l'ensemble des classes de terrain. Pour chaque pixel on retrouve bien cette organisation multi-couche de l'information. De cette manière, le modèle de traversabilité prend en compte N_c classes de terrain notées C_i avec $i \in [1; N_c]$. L'ensemble des classes est noté \mathcal{C} :

$$\mathcal{C} = \{C_1, \dots, C_{N_c}\}$$

Pour l'ensemble des classes \mathcal{C} on définit la distribution de probabilités associée $\{P(C_1), \dots, P(C_{N_c})\}$ qui dépend de l'état de la traversabilité sur un pixel de la carte. Ces probabilités sont mises à jour à l'aide de processus bayesiens [Lacroix *et al.*, 2002; Besnerais, 2007; Bosch *et al.*, 2006].

Le domaine de définition des probabilités se définit par $\forall C_i \in \mathcal{C}, P(C_i) \in [0, 1]$ et la condition de complémentarité des classes induit que la somme des probabilités est égale à 1 :

$$\sum_{i=1}^{N_c} P(C_i) = 1 \quad (3.1)$$

Sur une zone donnée, la probabilité 0 d'une classe de terrain signifie que l'état du terrain n'est aucunement défini par cette classe tandis qu'une classe avec une probabilité égale à 1 définit complètement le terrain. La fusion de l'état du terrain avec le modèle de déplacement d'un véhicule donnera le coût de navigation de celui-ci.

Dans le contexte de navigation terrestre, on utilise un modèle à 3 couches afin d'avoir les informations de traversabilité pour $N_c = 3$ classes de terrain :

- une couche dédiée aux terrains aisément traversables, plats, comme les routes dits 'Free' ou 'Flat'.
- une couche dédiée aux terrains qui ne sont pas clairement identifiés comme plats. Ceux sont des terrains sur lesquels il faut prendre des précautions lors de leur traversée.
- une couche dédiée à l'information sur les obstacles. Elle permet d'avoir un jugement global sur le risque qu'on a d'être en présence d'un terrain clairement identifié comme non-traversable.

La classification du terrain se fait à l'aide de l'analyse des points **3D** perçus sur l'environnement, par une technique de classification Bayésienne [Lacroix *et al.*, 2002]. La figure 3.15 en montre un exemple, dans lequel seulement deux classes de terrain ont été utilisées : une classe pour les terrains considérés comme plats et une classe pour les obstacles.

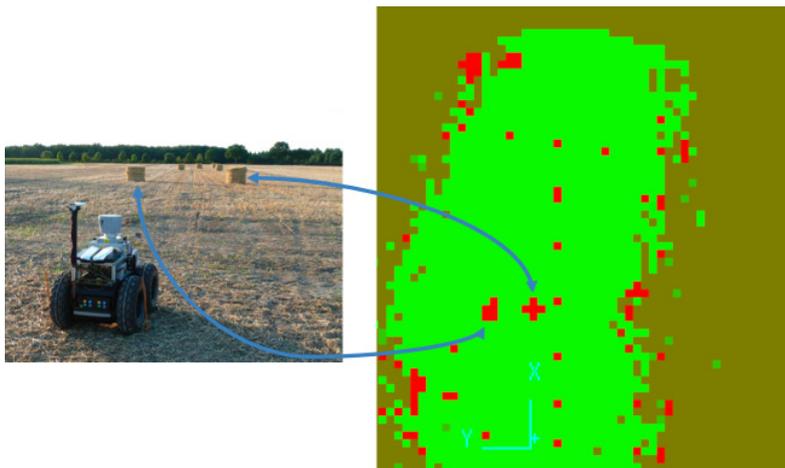


FIGURE 3.15: (gauche) Le rover MANA sur un terrain plat avec quelques obstacles. (droite) carte de traversabilité correspondante à la classification des points 3D du laser Velodyne embarqué; les obstacles en rouge, le terrain traversable en vert, l'inconnu en marron entre rouge et vert (les axes du repère de la carte sont représentés en cyan).

L'outil de classification utilisé retourne la probabilité de présence de chaque classe. Lorsque le terrain n'a pas été perçu (donnée absente) ou bien que le classificateur n'a pas pu identifier la nature du terrain alors il retourne une distribution de probabilités uniforme sur les classes de terrain utilisées. Ici, toutes les parties du terrain non perçues sont donc illustrées par la couleur marron exactement entre le vert et le rouge.

3.5.2 Modèle de déplacement

Les modèles de déplacements des véhicules \mathbf{R}_1 et \mathbf{R}_2 sont évalués sur la base d'estimations expérimentales et des conditions de sécurité et de bon fonctionnement. Comme énoncé dans la section 3.2.1, on évalue le temps que chaque véhicule met à traverser une unité de distance sur chaque terrain. De cette façon on évalue le coût de traversabilité de chaque terrain. Ce coût est donc directement dépendant de la vitesse applicable sur le terrain. Nous notons c_i le coût associé à un terrain appartenant à la classe C_i .

Coûts	Type de terrains
1	Routes
5	Terrains délicats (pelouses, champs, graviers...)
∞	Obstacles ou Zones interdites (forte surélévation du terrain, trous ou zones interdites...)

TABLE 3.2: Relation coûts-terrains pour un véhicule terrestre.

La table 3.2 donne des exemples de coûts par type de terrain pour un véhicule terrestre. Trois classes de terrain sont utilisées dans notre approche afin d'avoir une description non binaire de l'environnement et de profiter d'un mode de navigation intermédiaire. Cette table donne les coûts pour la traversée de routes (ou terrains plats) et des obstacles pour lesquels la traversée est impossible et dont le coût est donc infini. Une classe intermédiaire représente les terrains délicats dont la traversée doit être faite en réduisant la vitesse afin de préserver l'intégrité de la structure du véhicule, la qualité de la localisation ou d'autres paramètres qui pourraient se dégrader du fait des vibrations engendrées par un tel terrain.

Coûts	Type de terrains
1	Types de terrains terrestres (des routes aux obstacles aux hauteurs $<$ altitude de vol)
∞	Obstacles ($>$ altitude de vol) Zones interdites au vol

TABLE 3.3: Relation coûts-terrains pour un véhicule aérien.

Les coûts des tables 3.2 et 3.3 sont exprimés relativement au coût de la classe de terrain la plus traversable (cf. section 3.2.1). C'est à dire que notre véhicule terrestre possède un mode de déplacement sur terrain délicat qui est 5 fois plus lent que sur un terrain plat (route, chemin plat).

Le véhicule aérien utilisé dans la suite de l'étude utilise le modèle de déplacement décrit par la table 3.3. Dans cette table on remarque que les obstacles terrestres sont facilement traversables du fait que nous considérons un véhicule qui se déplace dans un plan d'altitude supérieur à ces obstacles. Ce modèle simplifié du déplacement dépend de l'altitude à laquelle vole le robot. Pour travailler avec un modèle de déplacement constant on fait l'hypothèse que le robot aérien vole à altitude fixe.

3.5.3 Modèle de localisation

Dans notre contexte la localisation des robots est parfaite. La fonction de précision de localisation ϕ_{loc} devient une constante nulle, on a donc : $\phi_{loc}(d, S_t) = 0$.

3.5.4 Modèle de perception du terrain

La façon dont les véhicules perçoivent l'environnement et plus particulièrement la nature du terrain, sa traversabilité, est formalisée par le modèle de perception du terrain.

Le modèle de perception sert à mettre à jour la carte de traversabilité modélisée par une carte probabiliste (cf. 3.3.1). Il sert également, surtout au travers de ses caractéristiques générales (champ de vue, distance...), à déterminer les zones visibles de l'environnement pour une position d'observation données.

Caractéristiques générales du capteur

Deux types de capteurs sont utilisés ici ; un capteur terrestre et un capteur aéroporté. Pour chacun de ces capteurs on définit le champ de vue associé, la portée et la qualité de perception :

- Capteur terrestre considéré
 - Champ de vue : le champ de vue est circulaire avec une ouverture de 360° (on considère un capteur laser rotatif) et il est masqué par les obstacles terrestres. Cet effet de masquage s'observe sur la figure 3.16 sur laquelle on peut voir des trous dans le MNT construit, c'est à dire des zones noires derrière les obstacles dans lesquelles il n'y a pas de données.
 - Qualité de la perception : elle décroît en fonction de la distance. Pour le capteur de traversabilité le résultat d'une détection sur un pixel de la carte est une distribution de probabilité en fonction du type de terrain (cf. 3.3.1 et 3.5.1). Le contexte probabiliste nous permet d'utiliser le concept d'entropie de Shannon, qui est une mesure de la

quantité d'information. Une forte entropie traduit une détection peu précise où l'information n'est pas suffisante pour identifier le terrain. La qualité de perception décroît en fonction de la distance aux objets perçus : on modélise le capteur par une fonction d'entropie qui décroît avec la distance. Cette décroissance peut prendre différentes formes : constante, linéaire, polynomiale.

- Capteur aéroporté considéré
 - Champ de vue : le champ de vue est circulaire et il n'est pas masqué par les obstacles terrestres. Il s'agit d'une visée au nadir du véhicule aérien. Les masquages interviennent sur l'axe de visée comme par exemple le feuillage des arbres d'une forêt, la canopée, qui cache les parties qui se trouvent en dessous.
 - Qualité de la perception : nous considérons que la qualité dépend également de la distance, elle est donc représentée par une fonction qui décroît avec l'altitude et qui est constante pour une altitude donnée.

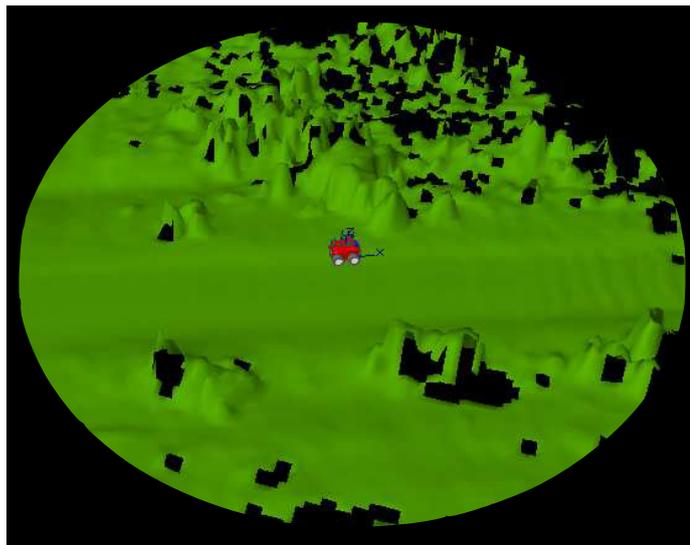


FIGURE 3.16: Emprise du champ de vue sur un modèle de terrain construit en dynamique par un capteur sur robot terrestre.

Ces caractéristiques seront prises en compte lors des prédictions de l'emprise des perceptions et le calcul du gain d'information que nous abordons au chapitre 4.

Description probabiliste

Une matrice M_s (équation 3.2) permet de décrire au travers de probabilités conditionnelles la capacité d'un capteur à percevoir un terrain d'une certaine classe. Elle décrit également les capacités de ce capteur à se tromper

en décrivant les probabilités conditionnelles qu'un terrain d'une certaine classe soit perçu alors qu'il appartient à une autre classe. Il s'agit d'une description pratique issue d'une caractérisation du capteur en conditions réelles. Il s'agit d'une matrice probabiliste d'erreurs de classification, une matrice de confusion de dimension $N_c * N_c$.

$$M_s = \begin{pmatrix} P(C_1|C_1) & \dots & P(C_1|C_{N_c}) \\ \dots & P(C_i|C_i) & \dots \\ P(C_{N_c}|C_1) & \dots & P(C_{N_c}|C_{N_c}) \end{pmatrix} \quad (3.2)$$

Les éléments diagonaux de la matrice M_s représentent la qualité du capteur tandis que les autres éléments représentent les erreurs. Chaque colonne j de cette matrice représente la distribution de probabilité lorsque le capteur observe la classe de terrain C_j . Les éléments d'une même colonne sont donc complémentaires et leur somme est égale à 1 :

$$P(C_j|C_j) = 1 - \sum_{i=1, i \neq j}^{N_c} P(C_i|C_j)$$

Le capteur parfait, e.g. aux erreurs nulles, est représenté par la matrice identité I_{N_c} .

Considérons en exemple les valeurs de la matrice (3.3) pour définir les coefficients de la matrice M_{s3} représentant la perception sur un modèle de l'environnement pour lequel on a $N_c = 3$.

$$M_{s3} = \begin{pmatrix} 0.98 & 0.3 & 0.8 \\ 0.01 & 0.3 & 0.19 \\ 0.01 & 0.4 & 0.01 \end{pmatrix} \quad (3.3)$$

Dans (3.3) la première colonne définit la distribution de probabilités dans le cas de l'observation d'un terrain de classe C_1 . On remarque que $P(C_1, C_1) = 0.98$ possède une valeur élevée et que le véhicule n'a que 2% d'erreur lorsqu'il estime un terrain de type C_1 . La deuxième colonne de la matrice M_{s3} possède quasiment une équi-répartition de ses probabilités. Les capacités de perception du véhicule ne permettent pas de clairement identifier le type de terrain observé lorsque celui-ci est réellement du type C_2 . La colonne C_3 illustre le cas où un capteur est pratiquement totalement inapte à détecter un terrain d'un certain type, ici C_3 . On voit que dans le cas où le terrain observé est réellement de type C_3 on aura 80% d'erreur avec une identification de la classe C_3 comme étant de la classe C_1 et 19% comme étant de la classe C_2 .

Une telle modélisation des capacités de perception d'un véhicule permet de qualifier les observations des véhicules afin d'évaluer la confiance dans les données, et de prédire le gain d'information sur une partie perçue de l'environnement.

3.5.5 Modèle de communication

Dans le scénario considéré, l'évaluation de la possibilité de réaliser des communications est ramenée au simple calcul de la distance entre les deux véhicules communicants. Cette simplification ne considère que les contraintes de communication liées à la distance sans prendre l'environnement en compte. Par expérience cette distance est réduite de manière à ce que la plupart des obstacles aux communications ne gênent pas l'échange de données entre deux véhicules.

Dans le cas de la navigation coopérative air-sol, cette contrainte en distance est ramenée à une distance 2D au sol. Le véhicule aérien est supposé voler à altitude constante rendant valable la comparaison des distances sur le plan XY. Les deux véhicules ne pourront donc communiquer que lorsque la distance entre leurs positions sur le plan XY sera inférieure à la distance de communication.

3.6 Synthèse

Les différents processus de décision nécessitent la confrontation des modèles des actions à mener aux modèles de l'environnement afin de prédire les conséquences des actions. La variété des actions considérées (déplacements, perception, localisation et communications) nécessite la définition de différents modèles de l'environnement *dédiés* à chacune de ces actions. Ce chapitre a présenté de manière générale les différentes informations nécessaires à l'évaluation des différentes actions, puis a détaillé les modèles et structures de données que nous allons effectivement exploiter pour traiter du problème de la navigation en environnement mal connu : ces modèles vont être exploités dans le prochain chapitre pour définir la résolution de ce problème.

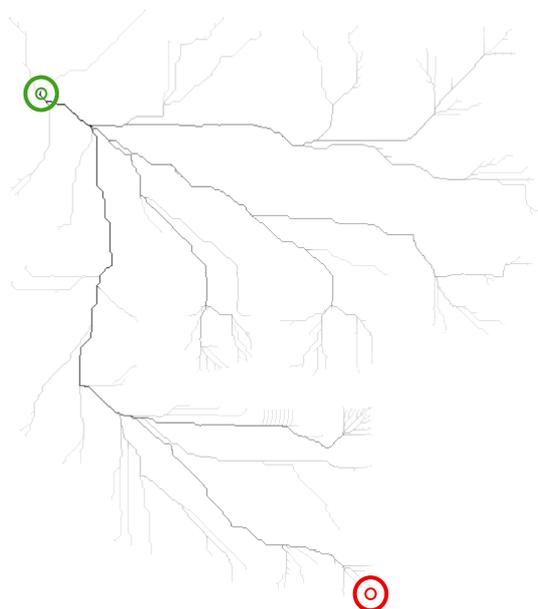
Eclairer les zones utiles à la navigation

4

Je ne vois point d'autre mesure d'une connaissance que la puissance réelle qu'elle confère. Je ne sais que ce que je sais faire.

Paul Valéry

Pour optimiser la navigation en milieu inconnu il est nécessaire de savoir où l'information est utile. Ce chapitre présente la contribution principale de nos travaux, c'est à dire la formalisation de l'utilité des perceptions pour la navigation. Cette utilité est construite en fonction du gain d'information et des meilleures alternatives à la trajectoire nominale calculées à chaque planification de chemin.



L'importance de l'information et de la façon dont elle est acquise pendant la navigation sont expliquées dans ce chapitre suivant différents points. Dans la section 4.1 nous présentons les questions auxquelles le robot doit répondre pour la navigation en milieu inconnu. La section 4.2 expose la fonction de coût utilisée lors de la planification de chemins sur le terrain décrit par une distribution de probabilités sur N_c classes. Cette fonction est la base de qualification des chemins et représente un aspect important des décisions lors de la navigation. La contribution principale de ce chapitre est la définition du potentiel de réussite de la navigation (section 4.3) qui permet de mettre en évidence les alternatives au chemin optimal. Dans la section 4.4, les moyens de perception du véhicule et la connaissance a priori et partielle sur l'environnement sont utilisés pour anticiper le gain d'information des prises de vue. Le gain d'information estimé et le potentiel de réussite sont ensuite employés pour construire le potentiel d'utilité de la perception dans le contexte de la navigation (section 4.5).

4.1 Acquisition et utilité de l'information

Lors de la navigation, un véhicule utilise sa connaissance sur l'environnement (partielle, incomplète, ou même totalement nulle) pour calculer un chemin sûr vers son objectif. La sûreté d'un chemin dépend des contraintes fixées par la mission de navigation comme par exemple :

- naviguer sur les zones aisément traversables (faible coût de navigation),
- suivre la route la plus courte en distance et/ou temps,
- passer par des points de passage obligatoires,
- maintenir une faible erreur de localisation,
- garder un lien de communication avec un point donné...

Dans le cas d'une connaissance absolue de l'environnement le problème de la navigation se résume à la satisfaction des contraintes imposées par l'énoncé de la mission. Par exemple lors d'une navigation en environnement totalement connu avec une localisation parfaite où l'unique contrainte est d'utiliser les zones les plus traversables, le problème se résout simplement par le calcul du chemin de coût de navigation minimum.

Nous nous plaçons dans le cas où la connaissance sur l'environnement est partielle voire même nulle. Le coût de navigation est défini sur la base de cette connaissance rendant l'acquisition de l'information et son utilité un aspect central du problème de navigation.

La planification de chemins retourne un chemin de coût minimum qui est dit optimal par rapport aux informations disponibles au moment du calcul. L'environnement est découvert au fur et à mesure des déplacements par des tâches de perception réalisées pendant la navigation (soit en continu soit de

façon discrète de manière plus ponctuelle). Dans certaines configurations la route calculée emprunte des portions de terrain partiellement ou nullement connues, mal ou pas du tout perçues. Ceci est dû au fait que le but de la navigation n'est atteignable qu'en traversant des zones inconnues ou que la fonction qui estime le coût de navigation considère qu'il est moins coûteux de s'aventurer sur des zones inconnues que sur des zones connues comme étant des obstacles (cf. figure 4.1).

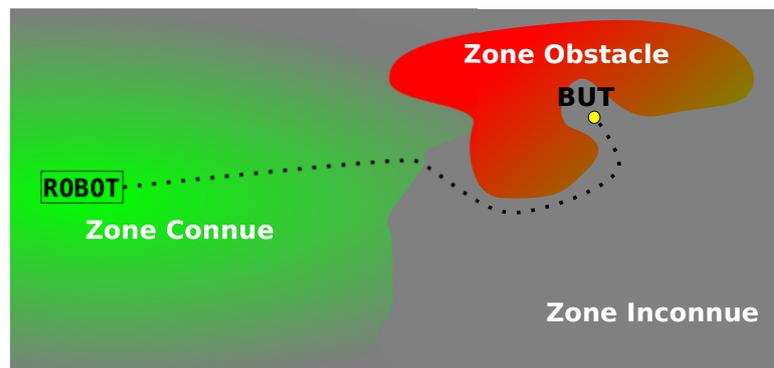


FIGURE 4.1: Chemin calculé (en pointillé) en présence de zones inconnues.

La partie 4.2 de ce chapitre montre l'importance de cette fonction dans le processus de décision pour la navigation.

Rechercher la solution optimale à la navigation consiste à accumuler l'information de façon à avoir une connaissance complète et certaine de l'environnement. Dans la plupart des cas pratiques cette solution est très difficilement atteignable voire même infaisable au vu de l'étendue de l'environnement. On observe que l'ensemble de l'information effective lors de la planification d'un chemin optimal ne correspond pas nécessairement à l'intégralité des données. A-t-on donc réellement besoin de l'intégralité de l'information pour naviguer ? Il est donc nécessaire de se donner les moyens de juger l'utilité de l'information pour la navigation.

L'objectif de la navigation est d'atteindre un but géographique donné en satisfaisant les contraintes imposées. L'utilité de l'information et la façon dont on l'acquiert jouent un rôle essentiel dans la satisfaction de cet objectif. Ainsi nous proposons de répondre aux questions suivantes :

- Où a-t-on besoin d'information ?
- Où est-ce qu'un robot donné doit-il percevoir ?
- Comment lier l'acquisition de l'information avec la navigation ?

Où a-t-on besoin d'information ?

L'entropie ne renseigne que sur les endroits où l'information est manquante et pas forcément là où elle est nécessaire. Tout l'intérêt de la question réside sur le fait que l'information doit être acquise là où elle est nécessaire pour la mission de navigation. Il faut donc savoir mettre en évidence les zones importantes pour la navigation dont la perception est d'une forte utilité.

Les zones mal connues peuvent cacher des obstacles, et chaque nouvelle information peut remettre en question l'optimalité du trajet. Dans ces zones peuvent se cacher de meilleures alternatives au chemin a priori optimal. Il est donc important de déterminer à chaque moment où se trouvent les alternatives potentielles au chemin optimal. Il s'agit d'éclairer la navigation en clarifiant l'information sur ces alternatives. A cet effet nous présentons le potentiel de réussite de la navigation (noté NSP pour *Navigation Success Potential*) dans la section 4.3, qui permet de mettre en évidence les alternatives tout en évaluant leur intérêt pour la navigation.

Où est-ce qu'un robot donné doit-il percevoir ?

Il peut y avoir plusieurs routes alternatives sous-optimales qui représentent chacune un grand intérêt pour la navigation.

La question qui se pose à présent est de savoir quelle alternative un véhicule doit éclairer en premier lieu. La formulation du gain d'information dans la section 4.4 précise les éléments influant dans cette décision : connaissance a priori et modèle de perception du véhicule. En effet le gain d'information fournit par un véhicule dépend d'une part de son système de perception et d'autre part de la connaissance a priori sur la nature des zones observées.

Comment lier l'acquisition de l'information avec la navigation ?

En répondant aux deux questions précédentes nous pouvons mettre en valeur les zones les plus nécessaires à la navigation et sur lesquelles l'acquisition d'information est maximale.

Il s'agit maintenant d'inclure ces capacités dans le processus de navigation. A cet effet nous construisons le potentiel d'utilité des perceptions pour la navigation ("Navigation Perception Utility" ou NPU , section 4.5) qui permet d'associer le potentiel de réussite de la navigation au gain d'information. Nous verrons dans les deux chapitres suivants comment il est utilisé dans la mise en oeuvre des stratégies de navigation alliant les tâches de perception aux tâches de déplacement d'un ou plusieurs véhicules.

4.2 Fonction de coût pour la navigation en terrain multi-classes

Bien souvent trop succinctement abordée, la fonction de coût de navigation est un point très important car elle donne l'appréciation de la qualité des différents chemins. Clarifier cette fonction est d'autant plus essentiel qu'elle représente la base de la décision sur laquelle les déplacements sont définis. La description du terrain par plusieurs classes différentes avec des sémantiques particulières nécessite une approche spécifique de cette fonction.

4.2.1 Approche classique de la fonction de coût

Les notations utilisées ici sont les notations qui ont été introduites dans la section 3.5.1 pour dénommer l'ensemble des classes de terrain \mathcal{C} composé de N_c classes notées C_i avec $i \in [1; N_c]$.

Afin de se déplacer un véhicule doit identifier les zones du terrain qui lui sont praticables et celles qui le sont moins. Pour cela il utilise son modèle de déplacement et une fonction d'évaluation du coût de se mouvoir à travers une zone donnée de l'environnement. Il évalue son coût de navigation suivant le schéma de la figure 4.2.

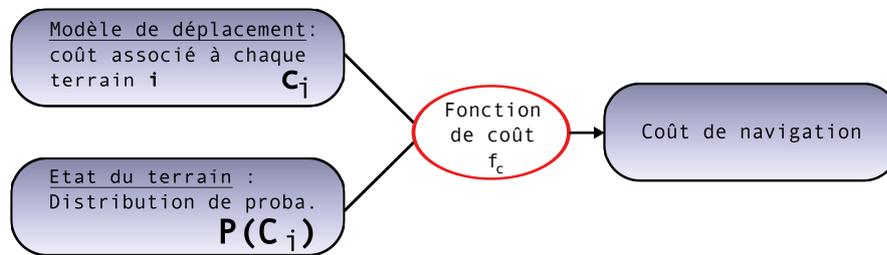


FIGURE 4.2: Schéma d'obtention du coût de navigation.

La plupart des contributions qui utilisent des fonctions de navigation pour déplacer des véhicules [Yamauchi, 1998; Burgard *et al.*, 2000; Howard *et al.*, 2002] ne considèrent que deux classes de terrain ; traversable et obstacle. Il s'agit d'une approche binaire des états du terrain qui simplifie fortement le problème. Certaines contributions comme [Murphy et Newman, 2010] introduisent une troisième classe de terrain afin de compléter l'approche binaire par une classe de terrain dite *difficile mais traversable* dont la traversabilité se situe entre les terrains clairement traversables (routes, chemins) et les obstacles. Ces modélisations restent réductrices face à la variété des terrains auxquels peut être confronté un véhicule. Dans notre étude l'état du terrain est défini de façon probabiliste sur N_c classes de terrains. Dans ce contexte nous pouvons

exprimer facilement le degré de certitude de la connaissance de la nature du terrain.

La fonction de coût de navigation s'exprime généralement par l'espérance du coût de déplacement du véhicule. Chaque coût c_i inscrit dans le modèle de déplacement est multiplié par la probabilité de la classe de terrain à laquelle il correspond. L'équation (4.1) représente cette fonction de coût de navigation notée f_c .

$$f_c = \sum_{i=1}^{N_c} c_i P(C_i) \quad (4.1)$$

Le modèle de déplacement d'un véhicule définit les coûts $\{c_i\}$ de telle manière que lorsque $P(C_i) = 1$, alors $f_c = c_i$. Il s'agit d'une contrainte qu'une fonction de navigation doit naturellement respecter. Ici, les classes de terrain sont complémentaires, on a donc :

$$\sum_{i=1}^{N_c} P(C_i) = 1 \quad (4.2)$$

De ce fait l'équation (4.1) respecte bien cette contrainte :

$$\forall i \in [1; N_c], P(C_i) = 1 \implies f_c = c_i \quad (4.3)$$

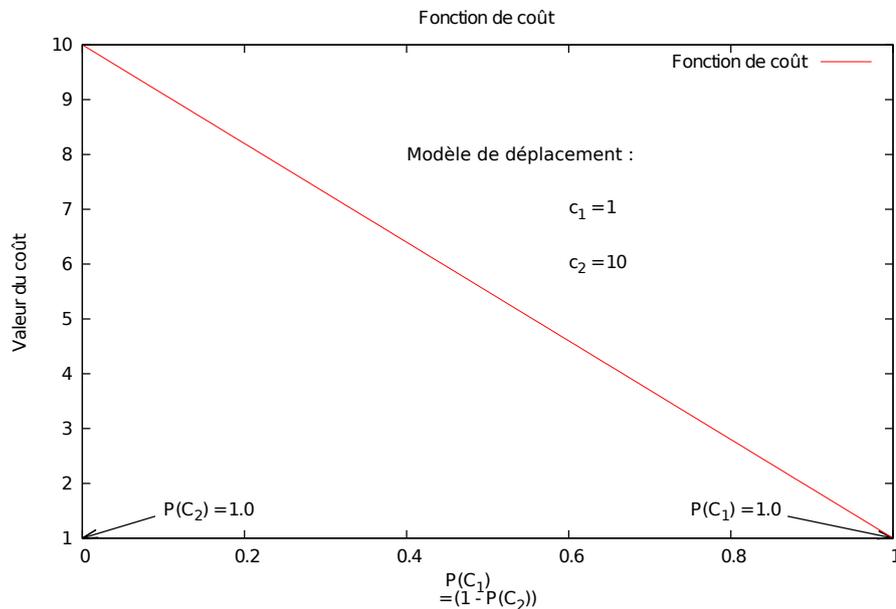


FIGURE 4.3: Fonction de coût classique : espérance mathématique avec $N_c = 2$.

Il est aisé de représenter cette fonction de coût lorsque le terrain est défini sur deux classes (figure 4.3). Le modèle de déplacement pris en exemple est

	Etat du Terrain	Certitudes sur la traversabilité	f_c équation (4.1)
<i>Etat 1</i>	$P(C_1) = 0.30$ $P(C_2) = 0.25$ $P(C_3) = 0.45$	Traversable : 55% Difficile traversable : 45%	6.8
<i>Etat 2</i>	$P(C_1) = 0.20$ $P(C_2) = 0.55$ $P(C_3) = 0.25$	Traversable : 75% Difficilement traversable : 25%	7.1

TABLE 4.1: Coûts calculés par l'équation (4.1) avec le modèle de déplacement suivant : $\{c_1 = 1, c_2 = 8 \text{ et } c_3 = 10\}$.

décrit sur deux classes de terrain C_1 et C_2 avec leurs coûts associés : $c_1 = 1$ et $c_2 = 10$. La fonction (4.1) définit trivialement un coût de navigation suivant une droite de pente $(c_1 - c_2)$.

Les contraintes purement mathématiques sont respectées mais dans certaines situations les valeurs des coûts peuvent mener à des prises de décision douteuses. Si nous considérons 3 classes de terrain (figure 4.4) avec la classe C_3 comme la moins traversable alors certains cas de figure peuvent se présenter comme dans la table 4.1.

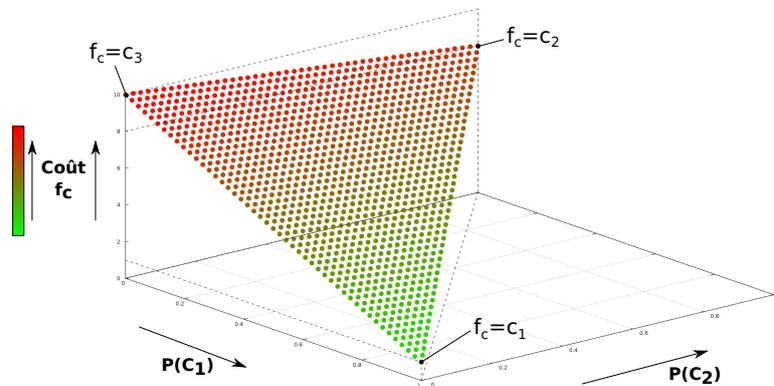


FIGURE 4.4: Fonction de coût classique représentée sur 3 classes de terrain $N_c = 3$. Le plan 3D illustre bien la contrainte $P(C_i) = 1 \implies f_c = c_i$. $P(C_3)$ est implicitement définie par $P(C_3) = 1 - P(C_1) - P(C_2)$. Le coût de navigation est représenté sur l'axe Z et par la couleur des points (du vert pour les plus faibles coûts au rouge pour les plus forts).

Dans la table 4.1 *l'état 2* a un coût plus fort que *l'état 1* alors qu'il paraît plus traversable au vue de la part de certitude de la classe C_3 . Il faut bien sûr considérer l'état du terrain dans son ensemble mais cette table nous permet

de mettre en évidence un des nombreux cas où les coût f_c sont assez proches pour empêcher une distinction franche de la décision à prendre.

L'espérance de coût possède un fort inconvénient. Sa forme ne lui permet pas de considérer une classe de terrain de coût infini ou d'ordre très supérieur aux autres coûts. C'est notamment le cas de la classe obstacle. Une combinaison linéaire avec une valeur d'un ordre de grandeur démesurée par rapport aux autres n'est pas adaptée à son application directe dans une telle fonction de coût. Nous proposons dans la partie suivante une réécriture de la fonction de coût de manière à prendre en compte de ce type de coût tout en maîtrisant son comportement.

La prise en compte de certaines contraintes comme une limite pour séparer les classes de terrain en fonction de leur traversabilité conduit à certaines aberrations.

Nous introduisons en Annexe B le concept d'anomalie pour une fonction de coût. Cette annexe ne constitue qu'une introduction à la problématique et des études plus approfondies sont nécessaires. L'annexe B propose donc la définition de ce que représente une anomalie sur la fonction de coût et le calcul qualitatif du taux d'anomalies présentes pour une fonction de coût donnée. Les anomalies de l'approche par hyperplan de la fonction de coût sont comparées avec celles de l'espérance de coût.

4.2.2 Considération du coût infini

Dans l'approche classique de l'équation (4.1) les contributions de chaque classe sont pondérées par $P(C_i)$ avant d'être sommées. La prise en compte directe d'une classe de coût infini ou d'ordre très supérieur par rapport aux autres classes n'est donc pas possible.

Nous proposons ici une réécriture de la fonction de coût permettant d'en maîtriser le comportement, la forme générale. L'idée de notre approche est d'intégrer directement dans la fonction de coût la dépendance entre les classes de terrain. Nous nous servons du fait que les classes de terrain sont rangées en fonction de l'ordre de leur coût de franchissement composant le modèle de déplacement et traitons différemment deux lots de terrains :

- les terrains traversables avec différents degrés de difficultés dans un terme noté f_t
- les terrains appartenant à la classe obstacle dont le coût de navigation est infini, c'est à dire complètement non traversables, dans un terme noté f_o .

La fonction f_c est définie par le produit $f_o * f_t$.

4.2.2.1 Contribution des classes traversables, approche par hyperplans : f_t

Dans cette partie nous considérons la partie du terme f_t concernant l'effet de l'ensemble des classes traversables avec différents degrés de difficultés, c'est à dire les classes définies par $\{C_i, i \in [1; N_c - 1]\}$.

L'approche proposée consiste à représenter l'effet de chaque classe et des classes de numéro inférieur par leur complémentaire.

Ceci revient à représenter pour chaque classe de terrain un plan multi-dimension mettant en avant le risque que le terrain ne soit pas la classe considérée ni une classe de meilleure traversabilité.

Pour chaque classe leur pondération est définie en fonction de leur indice :

- Pour l'influence de la classe C_1 : $(1 - P(C_1))$
- Pour l'influence de la classe C_2 : $(1 - P(C_1) - P(C_2))$
- etc.

On généralise cette influence par la formule (4.4).

$$\forall C_{i \in [1; N_c - 1]} : (1 - \sum_{j=1}^i P(C_j)) \quad (4.4)$$

Pour la première classe C_1 cette influence se traduit par son complémentaire. C'est à dire que sa contribution au coût de navigation est une augmentation du coût lorsque sa certitude diminue. A partir de la classe C_2 on remarque qu'il s'agit d'un complémentaire partiel sur les classes d'indice supérieur, autrement dit moins traversables.

La contrainte (4.3), $f_t(P(C_i) = 1) = c_i$, est respectée en modifiant l'expression des coûts dans f_t . Pour ce faire, on introduit les coûts λ_i et la manière dont il faut les définir. L'équation (4.5) est l'expression complète de f_t proposée.

$$\begin{aligned} f_t = & \lambda_0 \\ & + \lambda_1(1 - P(C_1)) \\ & + \lambda_2(1 - P(C_1) - P(C_2)) \\ & \dots \end{aligned}$$

$$f_t = \lambda_0 + \sum_{i=1}^{N_c-1} (\lambda_i(1 - \sum_{j=1}^i P(C_j))) \quad (4.5)$$

Le terme λ_0 permet de prendre en compte le coût de navigation sur les terrains de la classe C_1 . En rappelant que $\sum_i^{N_c} P(C_i) = 1.0$, lorsque $P(C_1) = 1.0$ tous les termes multiplicateurs des $\lambda_{i \geq 1}$ s'annulent et on peut simplifier l'expression de f_t par $f_t(P(C_1) = 1.0) = \lambda_0$. Pour $P(C_1) = 1.0$ le coût de navigation est c_1 on a donc $\lambda_0 = c_1$. L'équation 4.5 peut être développée de la manière suivante :

$$f_t = \lambda_0 + \sum_{k=1}^{N_c-1} \lambda_k - \sum_{i=1}^{N_c-1} \left(P(C_i) \sum_{j=i}^{N_c-1} \lambda_j \right)$$

Pour $P(C_i) = 1$ il faut $f_t = c_i$ ainsi nous écrivons :

$$f_t(P(C_i) = 1) = c_i = \sum_{k=0}^{N_c-1} \lambda_k - \sum_{j=i}^{N_c-1} \lambda_j$$

qui peut être simplifié comme dans l'équation (4.6) qui nous donne c_i en fonction de λ_j .

$$\lambda_0 = c_1, \quad c_i = \sum_{j=0}^{i-1} \lambda_j \quad (4.6)$$

A partir de l'équation (4.6) on définit de façon récursive les λ_j de la manière suivante :

$$\begin{aligned} \lambda_0 &= c_1 \\ \forall i \in [1; N_c - 1], \lambda_{i-1} &= c_i - \sum_{j=0}^{i-2} \lambda_j \\ \lambda_i &= c_{i+1} - \sum_{j=0}^{i-1} \lambda_j \\ \lambda_i &= c_{i+1} - c_i \quad (4.7) \end{aligned}$$

On remarque que si λ_i est défini $\forall i \in [1; N_c - 1]$ alors on met en jeu c_{N_c} est qui le coefficient de coût de déplacement sur les terrains dits obstacle. Dans la somme de l'équation (4.5) on a pour $i = N_c - 1$ le terme suivant :

$$[\lambda_{N_c-1} (1 - \sum_{j=1}^{N_c-1} P(C_j))]$$

Du fait de la règle de l'équation 4.2 ce terme se révèle être la contribution de la dernière classe, c'est à dire la classe obstacle :

$$[\lambda_{N_c-1} P(C_{N_c})]$$

Dans notre approche nous séparons le traitement de la classe obstacle dans le terme f_o présenté plus loin. Il faut donc réviser les bornes de définition de f_t . En réduisant la borne supérieure de la somme principale à $(N_c - 2)$ on récrit f_t comme dans l'équation (4.8).

Avec $\lambda_0 = c_1$, et $\forall i \in [1; N_c - 2]$, $\lambda_i = c_{i+1} - c_i$

$$f_t = \lambda_0 + \sum_{i=1}^{N_c-2} \left(\lambda_i \left(1 - \sum_{j=1}^i P(C_j) \right) \right) \quad (4.8)$$

On note que f_t est un produit scalaire entre le vecteur de coût de déplacement en une combinaison linéaire entre l'état du terrain et un hyperplan \mathcal{H} de dimension $N_c - 2$. L'hyperplan \mathcal{H} est défini sur l'espace vectoriel dont la base est composée par les $N_c - 1$ vecteurs V_i dont les composantes a_j sont :

$$V_i : \{ \forall i \in [1; N_c - 2], a_{j \neq i} = 0, a_{j=i} = 1 \}$$

4.2.2.2 Contribution de la classe obstacle : f_o

Dans cette partie nous nous concentrons sur l'influence de la classe obstacle sur la fonction de coût, c'est à dire la définition du terme f_o .

Les obstacles ne peuvent pas être considérés comme des classes traversables à part entière. La probabilité décrivant la certitude pour laquelle un terrain est obstacle (c'est à dire $P(C_{N_c})$) n'est pas une probabilité sur un degré de traversabilité du terrain mais plutôt une probabilité sur le risque d'échec de la navigation qu'il représente.

Le coût du risque est le plus souvent représenté par l'infini ∞ ou plus techniquement par une valeur, borne supérieure des coûts de navigation possibles. Dans sa forme il doit augmenter lorsque la certitude $P(C_{N_c})$ augmente. La fonction f_o représente ainsi le facteur de risque de la navigation. Les contraintes que doit respecter ce facteur sont celles de $f_c = f_o * f_t$ mais elles sont exprimées ici en fonction de la place de f_o dans l'expression de f_c :

- la contrainte de respect du modèle de déplacement : cette contrainte (équation 4.3) est déjà respectée par f_t et il faut donc que f_o en soit l'élément neutre, c'est à dire :

$$\forall i \in [1; N_c], P(C_i) = 1.0 \implies f_t = c_i, \mathbf{f}_o = \mathbf{1.0}$$

- la contrainte de la limite L : f_o doit également faire en sorte d'être l'élément neutre de cette contrainte. Pour cela f_o est une fonction indépendante des $P(C_{i < N_c})$. Elle ne doit pas modifier le comportement de f_t mais peut l'accentuer ou le diminuer sans jamais l'inverser. Pour cela f_o doit être continue et monotone strictement croissante.

Plusieurs solutions sont possibles dont la fonction inverse. Pour cette fonction nous devons prendre le complémentaire de $P(C_{N_c})$ afin de respecter toutes les contraintes (cf. équation 4.9).

$$f_o = \frac{1}{(1 - P(C_{N_c}))} \quad (4.9)$$

Cette fonction tend vers l'infini lorsque $P(C_{N_c}) \rightarrow 1.0$, ce qui reflète correctement le coût du risque que représente $P(C_{N_c})$. Le problème majeur de la fonction inverse est son estimation tardive d'un fort coût.

On remarque dans la définition de f_o (4.9) que pour $P(C_{N_c}) = 0.5$, c'est à dire une certitude de 50% que le terrain soit obstacle que l'effet de f_o est de doubler le coût de navigation. Pour $P(C_{N_c}) = 0.7$ l'effet n'est que de tripler (3.33) le coût de navigation.

Pour des valeurs de $P(C_{N_c})$ similaires on aimerait pouvoir maîtriser l'effet de f_o sur le coût de navigation. De manière à pouvoir paramétrer le comportement de f_o sur les valeurs faibles moyennes ou fortes de $P(C_{N_c})$ on utilise une fonction polynomiale de la forme :

$$1 - (1 - P(C_{N_c}))^a)^b$$

Cette dernière est plus facilement paramétrable que la fonction inverse. Dans cette forme polynomiale les paramètres a et b permettent de modifier respectivement le degré de courbure générale et la pente à $P(C_{N_c}) = 1$. Cette forme de fonction ne tend malgré tout pas vers l'infini lorsque $P(C_{N_c}) \rightarrow 1.0$ afin de représenter le vrai coût des obstacles.

La figure 4.5 montre différents aspects que peut exhiber la fonction f_o (4.10). Pour conserver un caractère asymptotique lorsque $P(C_{N_c}) \rightarrow 1.0$ et engendrer un effet plus précoce et sévère que la fonction hyperbole (4.9) sur le coût de navigation on utilise une solution basée sur la fonction logarithme (Figure 4.5(a)) appliquée à $(1 - P(C_{N_c}))$. Pour passer en valeurs positives le carré est mis en avant plus que l'inversion de signe (Figure 4.5(b)) afin d'avoir une croissance du facteur de risque plus précoce et ainsi favoriser des coûts plus importants.

Ensuite le respect du modèle de déplacement est introduit avec une limite de sécurité $P^{lim}(C_{N_c})$ sur la certitude qu'un terrain soit obstacle (Figure 4.5(c)). Cette limite permet de réserver un traitement spécial aux probabilités $P(C_{N_c}) > P^{lim}(C_{N_c})$ et de les considérer comme totalement non traversables en leur affectant directement le coût maximum de navigation ou le symbole de non-utilisation.

Enfin un ajustement polynomial (Figure 4.5(d)) permet d'accentuer l'impact sur les probabilités à partir de $P(C_{N_c}) = 0.5$.

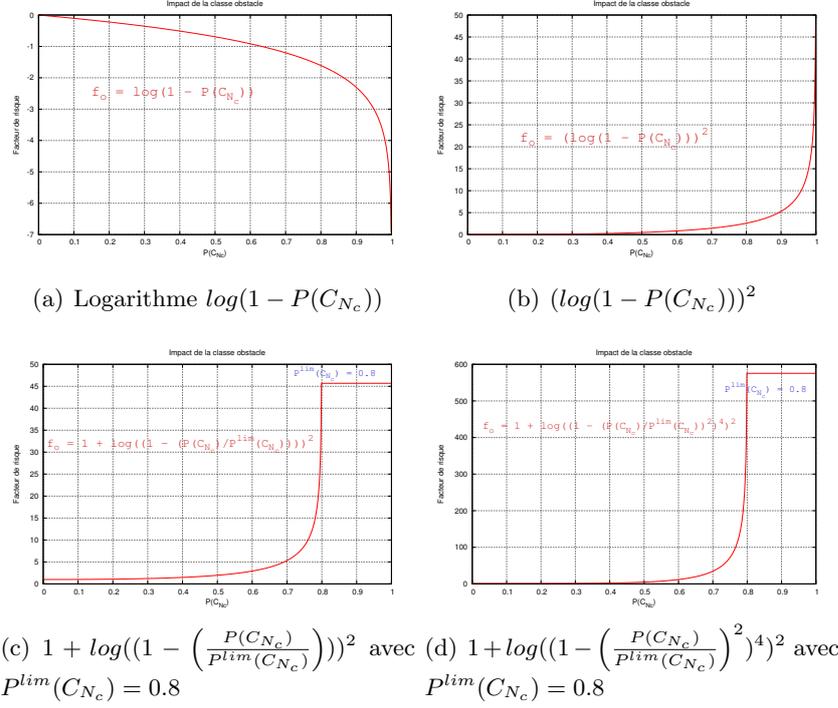


FIGURE 4.5: Construction du facteur de risque.

$$\forall P(C_{N_c}) \leq P^{lim}(C_{N_c})$$

$$f_o = 1 + \log\left(\left(1 - \left(\frac{P(C_{N_c})}{P^{lim}(C_{N_c})}\right)\right)^4\right)^2 \quad (4.10)$$

$$\forall c_{N_c} \in [1; +\infty[, \quad \forall P(C_{N_c}) \leq P^{lim}(C_{N_c})$$

$$f_o = 1 + c_{N_c} \log\left(\left(1 - \left(\frac{P(C_{N_c})}{P^{lim}(C_{N_c})}\right)\right)^4\right)^2 \quad (4.11)$$

La figure 4.6 illustre la combinaison des deux contributions f_t et f_o à la fonction de coût f_c pour un environnement représenté par trois classes de terrain (dont la classe obstacle). Le coût de traversabilité de la classe obstacle est bien très grand par rapport aux autres classes de terrain.

4.2.3 Comparaison des différentes approches de la fonction de coût

Nous reprenons le test de la table 4.1 avec différentes approches afin d'illustrer l'avantage des différentes approches notées comme suit :

- A_o l'approche classique utilisant l'espérance de coût telle que présentée dans l'équation (4.1)

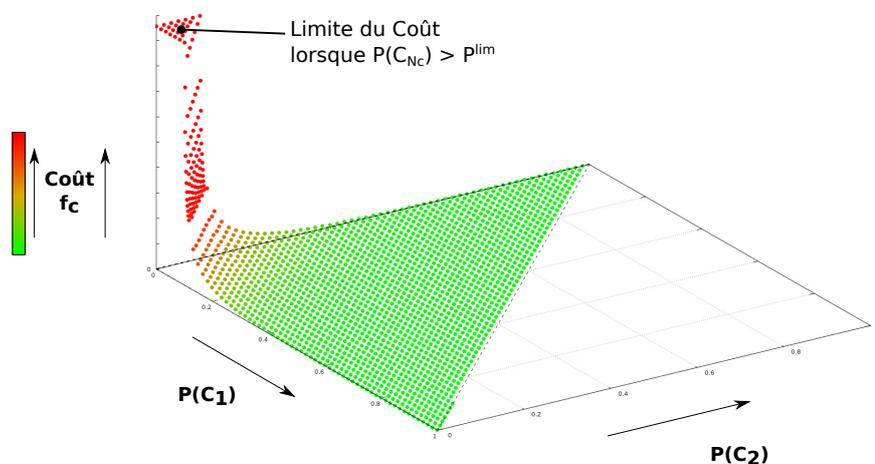


FIGURE 4.6: Représentation 3D du coût sur 3 classes pour $f_c = (f_t * f_o)$. On remarque le plateau limite sur le coût pour $P(C_{N_c}) > P^{lim}(C_{N_c})$ avec $P^{lim}(C_{N_c}) = 0.90$.

- A_1 : une approche séparant la classe obstacles des classes traversables en considérant l'approche classique A_o tronquée sur les classes traversables d'indice $i \leq (N_c - 1)$ et l'approche définie par l'équation (4.11) pour la classe obstacle
- A_2 : $f_t * f_o$ avec f_t l'approche par la combinaison d'hyperplans telle que présentée par l'équation (4.8) et f_o définie comme la fonction inverse sur la classe obstacle de telle manière que :

$$f_o = \frac{1}{(1 - P(C_{N_c}))}$$

- A_N : notre nouvelle approche $f_t * f_o$ telle que présentée par les équations (4.8) pour f_t et (4.11) pour f_o

La table 4.2 liste les résultats pour chacune de ces approches. On remarque d'abord que la séparation du traitement de la classe obstacle permet d'obtenir un coût de navigation plus important sur le *Terrain 1* du fait du niveau de certitude de la classe obstacle (cas des approches A_1 , A_2 , A_N).

Ensuite la différence des coûts entre les deux terrains est très peu importante pour les cas A_o et A_2 car il ne bénéficie pas de notre approche qui donne de l'importance aux obstacles avec plus de prudence c'est à dire plus tôt dans le niveau de certitude. La fonction inverse (approche A_2) met beaucoup de temps avant de croître et néglige ainsi les situations où la certitude que le terrain est un obstacle domine chacune des autres.

Enfin on observe l'écart le plus important sur notre approche présentée en A_N qui permet d'avoir un espace des états du terrain projetés dans un plus

grand domaine de coûts fournissant ainsi plus de confiance dans les processus de décision.

La forme de la fonction de coût de notre approche représente directement les précautions prises pour la gestion du risque lié à la classe obstacle.

	Terrain 1	Terrain 2
Probabilités de chaque classe $N_c = 3$	$P(C_1) = 0.30$ $P(C_2) = 0.25$ $P(C_3) = 0.45$	$P(C_1) = 0.20$ $P(C_2) = 0.55$ $P(C_3) = 0.25$
A_o	6.8	7.1
A_1	55.5	12.4
A_2	10.7	8.8
A_N	142.5	17.8

TABLE 4.2: Coûts calculés par différentes approches avec le modèle de déplacement suivant : $\{c_1 = 1, c_2 = 8 \text{ et } c_3 = 10\}$.

4.3 Potentiel de Réussite de la Navigation - NSP

Dans un état connu de l'environnement le chemin planifié pour la navigation est défini à partir des positions de départ et d'arrivée souhaitées et en fonction de l'état de l'environnement. Dans certain cas, une légère modification des conditions initiales peut provoquer de grandes différences dans la solution finale. La figure 4.7 représente un environnement simple à moitié connu où le véhicule démarre face à un mur avec un but de navigation situé de l'autre côté du mur. La moitié de l'environnement devant le mur est totalement connue (vert et rouge) tandis que de l'autre côté du mur rien n'est connu (en gris). Le but est sur la médiane du mur et la figure illustre deux cas de calculs de chemins avec deux positions de départ différentes, l'une légèrement décalée sur la gauche (figure 4.7.a) et l'autre légèrement décalée sur la droite (figure 4.7.b) par rapport à la médiane du mur.

On remarque que les deux chemins de plus courte distance sont spatialement très différents et que le résultat de la planification de chemin est instable face à de légères variations des conditions initiales. Mathématiquement les deux solutions sont optimales par rapport à leur environnement au moment de la planification du chemin, c'est à dire à un instant donné avec une connaissance donnée sur l'environnement. Une décision plus subtile doit être élaborée si l'on cherche à anticiper les changements de cette connaissance, c'est à dire à optimiser la mission de navigation dans sa globalité.

Le fait que la moitié de l'environnement soit totalement inconnu est un facteur important qui renseigne sur le risque pris lors du choix d'un chemin.

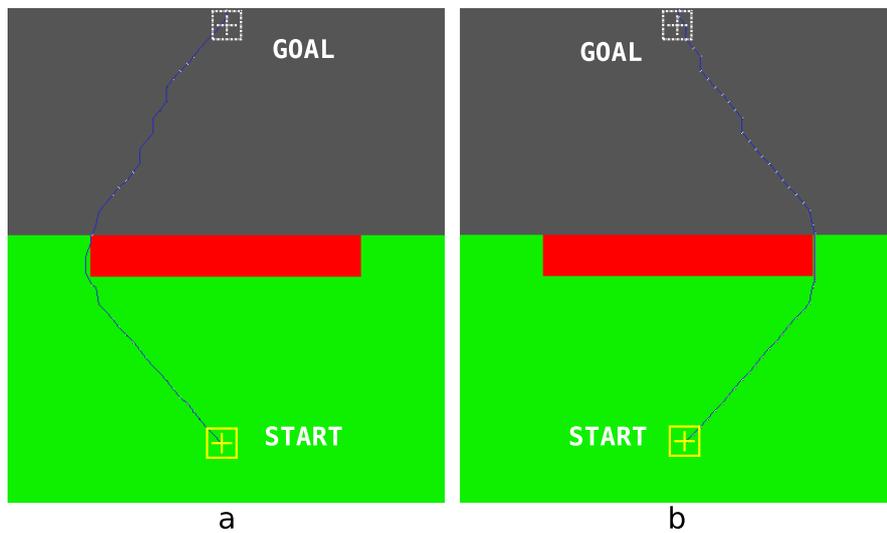


FIGURE 4.7: Différence entre deux chemins de coût minimal due à des conditions initiales légèrement modifiées.

La particularité du problème illustré par la figure 4.7 est que les coûts de navigation pour atteindre chaque côté du mur (droit et gauche) sont quasiment identiques. Ainsi une légère modification des conditions initiales où de la connaissance sur l'environnement engendre des solutions spatialement très différentes. Dans ce cas le processus de décision devient délicat. Obtenir de l'information supplémentaire sur l'environnement permet souvent de pouvoir établir une meilleure décision parmi les solutions possibles.

Ce type de situation instable arrive très souvent lorsqu'on évolue dans un environnement partiellement connu et que la planification de chemin exploite des zones mal connues. La figure 4.8 illustre ce cas par la simulation d'une mission de navigation dans un environnement initialement totalement inconnu (du coin bas gauche au coin haut droit). La traversabilité, initialement inconnue, est découverte au fur et à mesure des déplacements du véhicule.

La figure 4.8 représente la trace du chemin suivi par le robot dans l'environnement totalement découvert pour les besoins de l'illustration. On remarque des aller-retours en zigzag devant les murs qui cachaient une partie du monde au moment où le véhicule s'y trouvait. On remarque également que sa trajectoire dans les zones sans obstacles n'est pas très uniforme.

En comparaison la figure 4.9 montre ce qu'aurait été la trajectoire si elle avait été planifiée en connaissance de la totalité de l'environnement. Les irrégularités que l'on peut observer sur cette trajectoire sont uniquement dues à la manière dont le terrain a été discrétisé lors de la construction du graphe de navigation.

Le modèle de perception utilisé pour cette simulation (figure 4.8) représente

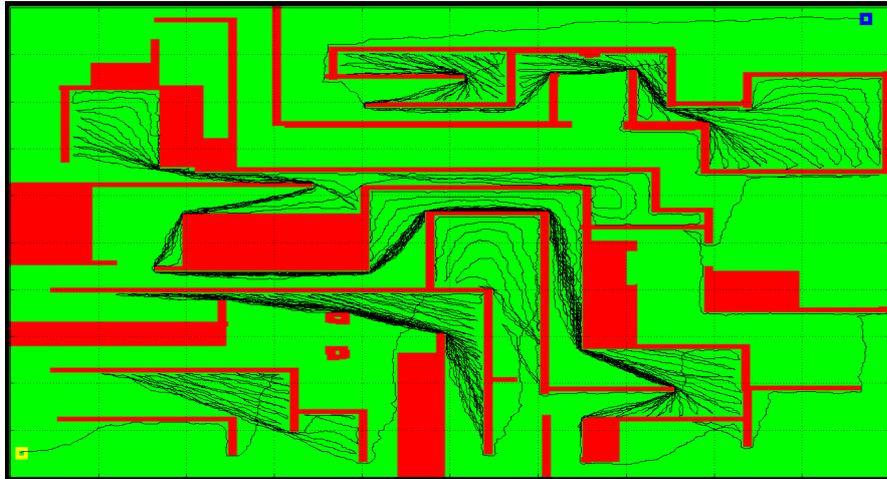


FIGURE 4.8: Solution instable lors d'une découverte progressive de l'environnement. Navigation du coin bas gauche au coin haut droit.

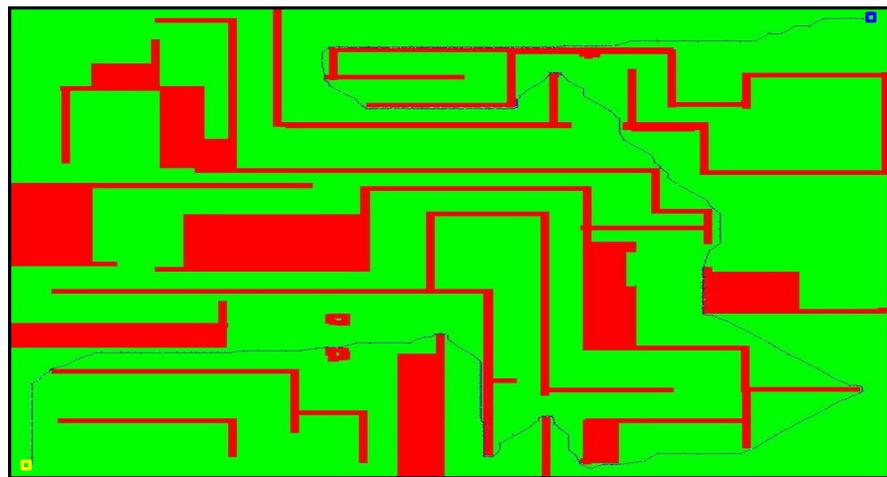


FIGURE 4.9: Détermination du chemin de coût minimal dans un environnement entièrement connu. Ce chemin est beaucoup plus court que celui calculé lorsque l'environnement est inconnu (figure 4.8) .

un capteur de mauvaise qualité sur les parties traversables du terrain et de bonne qualité sur la perception des obstacles ; de faux obstacles sont souvent perçus dans les zones traversables qui sont observées pour la première fois. Son champ de vue est également réduit (figure 4.10) ce qui l'empêche de pouvoir anticiper l'évitement des obstacles éloignés. C'est la prise en compte des perceptions successives par fusion Bayésienne qui permet de converger vers la vraie nature du terrain. Avant cette convergence, le véhicule recalcule sa trajectoire en fonction de sa connaissance partielle, ce qui provoque ainsi des

chemins non-réguliers dans les zones traversables.

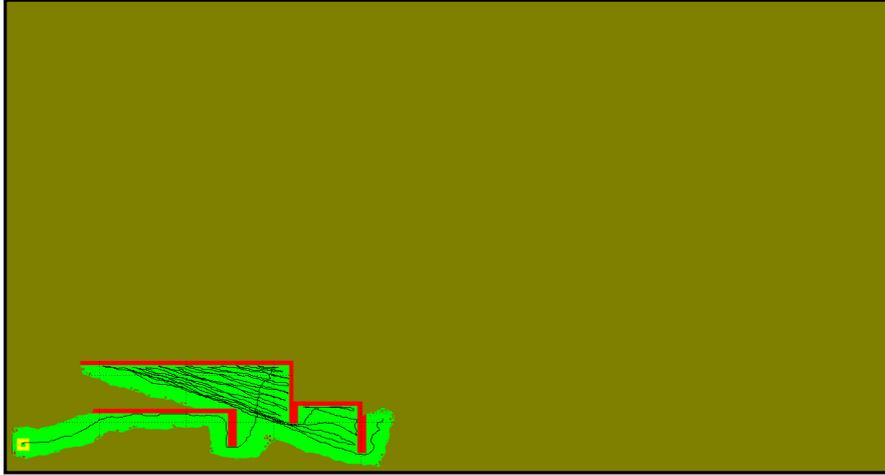


FIGURE 4.10: Aperçu de la connaissance de l'environnement pendant le processus de navigation illustré par la figure 4.8 .

À chaque fois que le plus court chemin est recalculé il est possible de mettre en évidence les chemins secondaires quasi-optimaux et les zones qui offrent le plus d'alternatives. C'est le but du potentiel de réussite de la navigation construit à partir des calculs de l'algorithme de planification de chemins. Ce potentiel sera nommé NSP pour *Navigation Success Potential* [Boumghar et Lacroix, 2011].

4.3.1 Exploiter les résultats de l'algorithme A^*

De nombreux calculs sont réalisés lors d'une planification de chemin et leur analyse est la base de la définition des zones où l'information est nécessaire. Les calculs utilisés sont ceux de l'algorithme A^* mais notre approche serait tout à fait applicable à ses variantes [Stentz et Hebert, 1995; Ferguson et Stentz, 2005a; Ferguson et Stentz, 2005b].

La détermination du plus court chemin est réalisée sur le graphe de navigation. Les noeuds de ce graphe sont des positions connectées par des arrêtes aux positions voisines suivant la structure de données présentée dans la partie 3.4 (p. 40) et en annexe A.2 (p. 112).

L'algorithme A^* est un algorithme de recherche du meilleur chemin entre un noeud de départ et un noeud d'arrivée basé sur une fonction de coût et une heuristique. La fonction de coût permet de garantir de trouver le chemin de coût minimal, et l'heuristique guide la recherche vers le but.

La fonction de coût de navigation utilisée pour la planification est une multiplication entre le coefficient de coût de traversabilité du terrain f_c et la distance d de parcours sur le terrain évalué. La fonction de coût de traversabilité

est minimisée par $f_c = 1$. Ainsi le **coût de navigation** $g = f_c * d$ sera toujours égal ou supérieur à la distance d parcourue. **L'heuristique**, notée h , est la distance à vol d'oiseau (distance euclidienne) entre le noeud courant de la recherche et le noeud d'arrivée, elle est minorante et permet de garantir que **A*** trouve toujours le plus court chemin (heuristique admissible).

Chaque noeud du graphe est noté \mathcal{N}_i^t , tel que i soit le numéro identifiant le noeud dans l'ensemble des noeuds du graphe \mathcal{N} et t l'identification du type du noeud. Le principe de **A*** se base sur le maintien des listes de noeuds suivantes :

- une liste ordonnée de noeuds dits ouverts notés \mathcal{N}_i^o , rangés par ordre croissant en fonction leur somme F entre de leur coût total de navigation et leur heuristique. Le coût total de navigation est la somme de chacun des coûts de navigation noeud à noeud jusqu'au noeud concerné. Cette liste représente la frontière de la recherche de chemin.
- une liste représentant les noeuds déjà visités (fermés) par l'algorithme de recherche, notés \mathcal{N}_i^f .
- une dernière liste pour les autres noeuds faisant partie de l'ensemble des noeuds \mathcal{N} non visités.

La boucle de recherche **A*** est constituée des étapes suivantes :

1. Evaluation du coût de navigation vers les voisins du premier noeud (meilleur coût total de navigation) dans la liste des ouverts,
2. Rangement ordonnés des noeuds voisins dans la liste des ouverts,
3. Mise à jour du noeud parent pour les nouveaux noeuds ouverts et déplacement du noeud parent dans la liste des noeuds visités.

Dans l'étape 1 la recherche débute sur le premier noeud de la liste des ouverts ; il est noté \mathcal{N}_1^o . Au tout début de la recherche seul le point de départ se trouve dans cette liste. Pour chacun de ses voisins notés \mathcal{N}_i^v qui n'appartiennent pas à la liste des noeuds visités, on évalue la valeur $G(\mathcal{N}_i^v)$ représentant le coût total de navigation jusqu'à ce voisin :

$$G(\mathcal{N}_i^v) = G(\mathcal{N}_1^o) + g(\mathcal{N}_1^o, \mathcal{N}_i^v)$$

Lorsque \mathcal{N}_1^o est le point de départ de la navigation alors $G(\mathcal{N}_1^o) = 0$. Pour chaque noeud voisin on évalue l'heuristique $H = h(\mathcal{N}_i^v)$. Le coût total du chemin au noeud évalué est $F = G + H$ c'est à dire :

$$F(\mathcal{N}_i^v) = G(\mathcal{N}_1^o) + g(\mathcal{N}_1^o, \mathcal{N}_i^v) + h(\mathcal{N}_i^v)$$

Dans l'étape 2 les noeuds voisins évalués sont intégrés à la liste des noeuds ouverts en les rangeant par ordre croissant en fonction de F . Si l'un d'eux appartenait déjà à la liste des ouverts alors on vérifie si son nouveau coût de

navigation G est inférieur au coût avec lequel il a été intégré à cette liste. Si c'est le cas sa valeur de coût ($F = G + H$) est mise à jour et sa place réordonnée dans la liste des ouverts. Son parent est mis à jour comme étant le noeud \mathcal{N}_1^o si son coût G actuel est plus grand que celui calculé avec le noeud \mathcal{N}_1^o .

Le noeud \mathcal{N}_1^o intègre la liste des noeuds visités car tous ses voisins ont été évalués.

Le premier noeud de la liste des ouverts représente le prochain noeud à partir duquel déployer la recherche. Il s'agit de la meilleure solution déployée jusqu'à cette étape de la recherche.

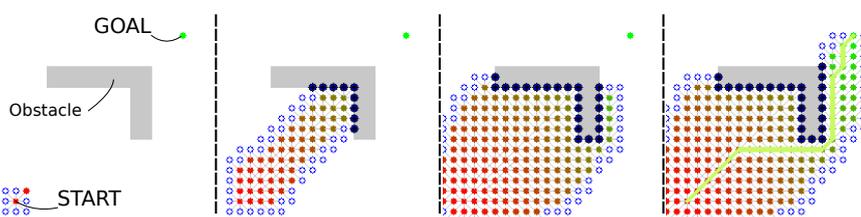


FIGURE 4.11: Plusieurs aperçus de l'état du graphe de navigation pendant le fonctionnement de A^* (images extraites de Wikipedia). Les cercles bleus représentent les noeuds ouverts, les points bleus représentent des noeuds fermés par des obstacles, les noeuds en dégradé de rouge à vert sont les noeuds visités, le chemin final tracé en vert.

La recherche continue ainsi de suite jusqu'à ce que le noeud d'arrivée se trouve en première position des noeuds ouverts. Ceci déclenche la fin de la recherche de chemin car à cette étape le noeud d'arrivée fait partie de la meilleure solution. Le chemin est retracé en remontant les parents un à un jusqu'au noeud de départ. La figure 4.11 montre différentes étapes de déploiement de l'algorithme sur un graphe.

A la fin de la recherche de chemin A^* tous les noeuds ouverts et visités ont une information de coût total de navigation et d'heuristique. Seuls les noeuds non visités n'ont pas été couverts par l'algorithme et n'ont pas l'information de ses calculs. La liste des noeuds ouverts représentent ainsi la frontières du calculs de A^* . Notre approche est d'exploiter ces calculs pour mettre en évidence les différentes alternatives au chemin de coût minimal.

4.3.2 Mise en évidence des alternatives et de leur potentiel

Notre approche se base sur une étude de la distribution des coûts de A^* . Elle consiste à établir un potentiel mettant en évidence la capacité d'un chemin à nous rapprocher du but aussi bien en terme de distance que de navigabilité. La recherche de chemin informe tous les noeuds visités et les ouverts d'un coût de navigation qui dépend des points de départ et d'arrivée de la tra-

jectoire. Grâce à cette information on peut tracer tous les chemins menant aux noeuds ouverts. On peut retrouver le chemin menant à chaque ouvert en retro-propageant la recherche à partir de chacun d'eux.

Chaque noeud ouvert (ou visité) possède un coût $F = G + H$ calculé lors de la recherche \mathbf{A}^* . Les noeuds de la liste des ouverts sont rangés par ordre croissant de F mais cela n'implique pas qu'ils soient voisins de proche en proche dans cette liste. Dans l'exemple du contournement du mur de la figure 4.7 on remarque qu'à un certain moment de la recherche l'algorithme oscille entre le côté droit et le côté gauche du mur car les valeurs des coûts des noeuds dans ces zones sont quasiment identiques. A l'issue de la recherche, l'état de la liste des ouverts peut nous renseigner sur les alternatives potentielles qui auraient pu être développées. Si le chemin nominal avait rencontré plus de difficultés une de ces alternatives aurait été choisie comme nominale. Pour extraire ce renseignement on propose de cumuler les valeurs F des ouverts afin d'évaluer le potentiel des alternatives au chemin principal. Il s'agit des les intégrer en un potentiel qui exhibera ces alternatives sur les noeuds visités du graphe de la manière suivante :

- la recherche de chemin de type \mathbf{A}^* s'achève en laissant dans le graphe de navigation un ensemble de noeuds ouverts Ω_o et un ensemble de noeuds visités Ω_v pour lesquels on connaît la valeur $F = G + H$.
- à partir de chaque ouvert on retrace le chemin vers le point de départ de la navigation
- pour chaque noeud retracé (noeud visité) on accumule le potentiel NSP en y ajoutant la contribution du noeud ouvert correspondant au retracé courant.

Le potentiel de succès de la navigation NSP sur le noeud i est noté \mathcal{S}_i et il s'écrit comme suit (4.12).

$$\forall \mathcal{N}_i \in \mathcal{G}_i, \mathcal{S}_i = \sum_{j=\{\mathcal{G}_i^o\}} \frac{1}{f_c(\mathcal{N}_j^o) + h(\mathcal{N}_j^o)} \quad (4.12)$$

Le NSP fait ressortir le nombre de noeuds ouverts que l'on peut rejoindre à partir de chaque noeud visité, autrement dit le nombre d'opportunités de se rapprocher du but. Le dénominateur $f_c(\mathcal{N}_j^o) + h(\mathcal{N}_j^o)$ permet d'intégrer dans un même temps l'efficacité de l'ouvert considéré à nous rapprocher du but. Ainsi le NSP met en évidence les noeuds sur lesquels les opportunités de trouver un chemin de coût minimal vers le but sont les plus fortes.

Nous appliquons (figure 4.12) ce potentiel aux deux cas illustrés par la figure 4.7 afin de mettre en évidence les alternatives de ces deux situations.

Sur cette figure on remarque que pour les deux situations (a) et (b) le chemin optimal est le chemin qui possède le plus fort potentiel. Cette particularité est illustrée par des chemins représentés par des couleurs plus claires

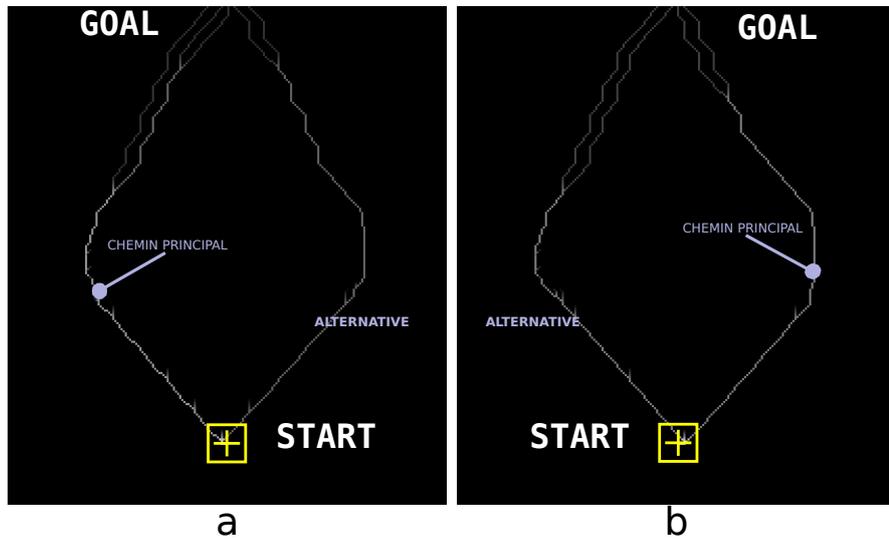


FIGURE 4.12: Mise en évidence des alternatives par le NSP pour la situation illustrée sur la figure 4.7.

que leurs alternatives respectives. Dans chacune des deux situations les alternatives sont clairement identifiées, à droite du mûr dans la situation (a) et à sa gauche dans la situation (b). Le NSP permet donc clairement de mettre en évidence les alternatives. On remarque que ces alternatives dépendent des noeuds ouverts. Si aucun noeud ouvert n'est présent à la fin de l'algorithme de planification de chemin autre que le noeud d'arrivée alors aucune alternative ne pourra être trouvée.

Le calcul du NSP ne nécessite pas beaucoup d'opérations car la matière nécessaire à son calcul est déjà produite par les calculs A^* . Pour avoir un ordre de grandeur on donne les temps de calculs nécessaires pour le calcul du NSP de la figure 4.9. Le graphe de navigation utilisé est composé de 313828 connexions et le temps total de calcul du chemin et du NSP est de 580ms dont 45ms sont passés sur des opérations dédiées uniquement au calcul du NSP ((4.12) et normalisation). Le NSP ne représente que 8% du temps de calcul de A^* .

4.4 Gain d'information par la perception

Les alternatives permettent d'envisager des solutions secondaires qui sont sous-optimales à l'instant t . Si de nouvelles informations modifient le coût du chemin optimal (e.g. un obstacle ou un cul-de-sac découvert le long du trajet optimal) alors une des solutions secondaires pourrait être envisagée. La question est de savoir comment sélectionner une telle solution.

Pour aider à la décision nous introduisons le gain d'information que fournit un chemin s'il est emprunté. Nous utilisons l'entropie des données pour identifier les zones où l'information est manquante. Ensuite nous calculons une prédiction de l'entropie des données sur les zones retenues après perception, dont la différence avec l'entropie courant représente la quantité d'information acquise si le robot emprunte l'alternative évaluée en percevant son environnement.

4.4.1 Entropie globale et restreinte

Dans notre cadre de travail, la mesure \mathcal{P} de l'état du terrain est probabiliste. Le concept d'entropie de Shannon issu de la théorie de l'information nous permet de mesurer la quantité d'information contenue dans les données.

Nous distinguons deux types d'entropies ; l'entropie globale et l'entropie restreinte.

Entropie globale - \mathcal{H}_g

Il s'agit de l'entropie sur l'ensemble des classes possible du terrain. Elle représente la quantité d'information que l'on a sur la partie du terrain concernée. L'entropie globale est notée \mathcal{H}_g et elle s'écrit comme dans l'équation (4.13).

$$\mathcal{H}_g = - \sum_i^{N_c} P(C_i) \log(P(C_i)) \quad (4.13)$$

Elle indique avec quel degré de certitude on peut dire qu'un terrain appartient à une classe. Plus l'entropie globale est élevée moins l'état du terrain est identifiable.

Entropie Restreinte - \mathcal{H}_r

L'entropie restreinte permet de savoir avec quel degré de certitude on peut qualifier un terrain comme obstacle ou pas. Au lieu de calculer l'entropie sur l'ensemble des états du terrain on calcule l'entropie entre les états franchissables et infranchissable du terrain. L'état infranchissable du terrain est entièrement et uniquement représenté par la classe obstacle C_{N_c} . Le reste des classes est agrégé dans l'ensemble des classes franchissables C_f :

$$C_f = \{\forall i \in [1; N_c - 1], C_i\}$$

L'entropie restreinte est calculée entre C_{N_c} et C_f . Elle est notée \mathcal{H}_r et elle s'écrit comme dans l'équation (4.14).

$$\mathcal{H}_r = -(P(C_{N_c}) \log(P(C_{N_c})) + (1 - P(C_{N_c})) \log(1 - P(C_{N_c}))) \quad (4.14)$$

L'entropie restreinte traduit la certitude sur le degré de risque représenté par un terrain.

Suivant l'application on pourra utiliser l'une ou l'autre de ces entropies. Utiliser l'entropie restreinte dans un processus d'acquisition d'information sert surtout à savoir où l'information est grossièrement manquante afin d'évaluer rapidement où se trouvent les zones à risque. En complément, l'entropie globale sert plutôt à définir où l'information est encore nécessaire pour affiner la connaissance sur le terrain.

4.4.2 Prédiction de l'entropie après perception

Nous pouvons grâce à l'entropie évaluer le degré de certitude avec lequel on connaît le terrain. Dans le but d'obtenir le gain d'information que nous fournit une perception sur une partie de l'environnement il faut savoir prédire l'entropie après une perception.

La connaissance courante du terrain est notée $\bar{\mathcal{P}}$. On applique le modèle de perception (M_s) d'un robot tel que défini dans la formule (3.2). Cette application (4.15) nous permet de prédire l'état probable du terrain après perception que nous notons \mathbf{P} .

$$\mathbf{P} = \eta M_s \bar{\mathcal{P}} \quad (4.15)$$

$$\mathbf{P} = \eta \begin{pmatrix} P(C_1|C_1) & \dots & P(C_1|C_{N_c}) \\ \dots & P(C_i|C_i) & \dots \\ P(C_{N_c}|C_1) & \dots & P(C_{N_c}|C_{N_c}) \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \bar{\mathcal{P}}(C_1) \\ \vdots \\ \bar{\mathcal{P}}(C_{N_c}) \end{pmatrix}$$

Le paramètre η est un facteur de normalisation afin de toujours satisfaire la propriété de complémentarité des probabilités. Cette formule nous donne l'espérance de l'état du terrain \mathbf{P} que peut nous fournir le modèle de perception représenté par M_s en fonction de notre connaissance a priori $\bar{\mathcal{P}}$.

On note \mathbf{H} la prédiction d'entropie (globale ou restreinte) calculée en fonction de \mathbf{P} . L'équation (4.16) représente la prédiction de l'entropie globale tandis que (4.17) en est son expression restreinte.

$$\mathbf{H} = \mathbf{H}_g = - \sum_i^{N_c} \mathbf{P}(C_i) \log(\mathbf{P}(C_i)) \quad (4.16)$$

$$\mathbf{H}_r = -(\mathbf{P}(C_{N_c}) \log(\mathbf{P}(C_{N_c})) + (1 - \mathbf{P}(C_{N_c})) \log(1 - \mathbf{P}(C_{N_c}))) \quad (4.17)$$

4.4.3 Gain d'information I_g

Nous pouvons calculer l'entropie \mathcal{H} (globale ou restreinte) pour chaque partie unitaire du terrain. Avec la prédiction de l'état du terrain on peut mesurer son entropie \mathbf{H} après perception.

Calcul du gain d'information sur une partie unitaire du terrain

Sur une partie unitaire du terrain, le gain d'information I_g se calcule par la différence entre l'entropie a priori et l'entropie prédite (équation 4.18).

$$I_g = \mathcal{H} - \mathbf{H} \quad (4.18)$$

Faire cette différence dans ce sens là permet de garder la notion de gain. Si I_g est négatif alors nous avons à faire à une perte d'information. En effet I_g est négatif lorsque l'entropie prédite est plus grande que l'entropie a priori, autrement dit lorsqu'une perception a eu pour effet de nous faire perdre de l'information.

Calcul de I_g sur une zone du terrain (ensemble de parties unitaires)

Le plus souvent on veut évaluer le gain d'information sur l'emprise d'une prise de vue ou d'un ensemble de prises de vue. Lorsqu'il s'agit d'un ensemble de prise de vue on ne considère par le recouvrement entre les différentes acquisitions et on n'applique qu'une seule fois le modèle de perception sur chaque unité spatiale du terrain. On utilise la moyenne du gain d'information sur la zone d'intérêt, notée $\langle I_g \rangle$.

Chaque unité de la zone d'intérêt porte l'indice k . Le nombre total d'unités dans une zone est noté N_k et $\langle I_g \rangle$ s'écrit comme dans l'équation (4.19). On en déduit que $I_g = \langle I_g \rangle$ pour $N_k = 1$.

$$\langle I_g \rangle = \frac{\sum_{k=1}^{N_k} \mathcal{H}_k - \mathbf{H}_k}{N_k} \quad (4.19)$$

Le gain d'information peut avoir plusieurs utilisations autre que la simple mesure du gain sur une zone donnée. Il peut permettre de sélectionner le capteur le mieux approprié à une acquisition pour un système possédant plusieurs capteurs et dont la gestion d'énergie est très contrainte. Cette sélection est également utile pour savoir lequel des robots d'un ensemble de robots est a priori le mieux adapté/équipé pour une tâche d'acquisition d'information.

Dans notre contexte de navigation le calcul du gain d'information est nécessaire mais pas suffisant. Dans beaucoup de situations toutes les zones

sur lesquelles un fort gain d'information est mesuré ne sont pas forcément utiles. Parfois ces zones se trouvent totalement en dehors d'une zone utile à la navigation. C'est pourquoi dans la prochaine section nous mesurons l'utilité des perceptions pour la navigation.

4.5 Utilité des perceptions pour la navigation - NPU

Les positions des robots sont définies par la planification de leurs trajectoires. Pour une position donnée dans le graphe de navigation on peut calculer le NSP associé. A cette même position et à l'aide du modèle de perception on peut calculer le gain d'information. Notre facteur d'utilité est composé de ces deux critères :

- NSP noté \mathcal{S} \rightarrow potentiel de réussite de la navigation pour savoir comment s'approcher du but à moindre coût/risque.
- I_g \rightarrow le gain d'information pour connaître la capacité d'un capteur à informer une zone donnée.

De part cette composition on signifie que l'utilité d'une perception pour la navigation notée \mathcal{U} se mesure par sa capacité à fournir de l'information sur des zones utiles à la navigation. L'utilité \mathcal{U} est définie par la formule (4.20).

$$\mathcal{U} = \mathcal{S} * (\mu I_g + 1.0) \quad (4.20)$$

Le paramètre μ normalise I_g pour avoir $\mu I_g \in [-1.0, 1.0]$. L'utilité ne sera vraiment forte que si le NSP et le gain d'information sont forts tous les deux.

La figure 4.13 illustre le calcul de l'utilité sur une carte de traversabilité. Il s'agit d'une simulation d'un robot qui navigue dans un environnement composé de zones franchissables (en vert) et d'obstacles (en rouge). La perception est presque parfaite proche du robot tandis que des incertitudes apparaissent lorsque les objets perçus sont éloignés.

On remarque que sur la carte d'utilité des perceptions pour la navigation que les zones bien connues (autour du point de départ) sont très sombres tandis que le reste est plus clair. Ceci est dû au fait que les zones connues ont une très faible entropie.

L'impact d'un fort potentiel NSP sur les zones claires apparaît sous forme de trajectoires encore plus claires. Ceci permet de mettre en évidence les alternatives au chemin nominal. On remarque que le robot emprunte un chemin sur la gauche et qu'une alternative est disponible sur la droite.

4.6 Synthèse

Ce chapitre a présenté les outils nécessaires à la définition des zones sur lesquelles des informations supplémentaires sont nécessaires pour qu'un robot

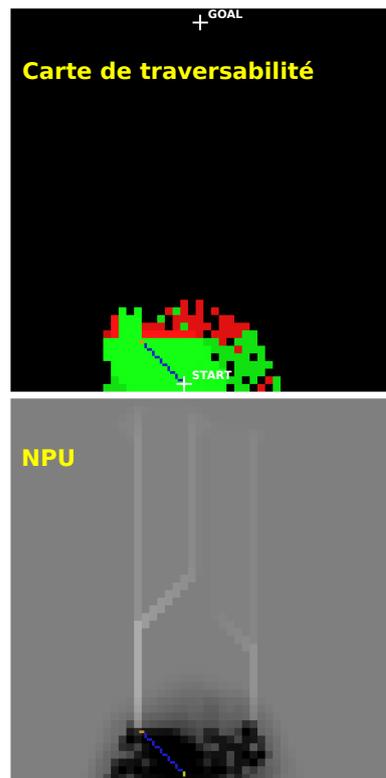


FIGURE 4.13: Carte d'utilité (en bas) calculée sur la base d'une carte de traversabilité (en haut).

puisse atteindre le but qui lui est assigné. Ces outils explicitent deux notions : le *Navigation Success Potential* (NSP) qui exhibe les différents chemins alternatifs possibles pour atteindre le but, déterminé par une analyse des calculs menés lors d'une recherche de chemin de coût minimal, et la "Navigation Perception Utility" (NPU), qui pondère la NSP en appliquant le modèle de la perception du robot, et qui définit les zones sur lesquelles l'acquisition d'informations supplémentaires est utile pour atteindre le but. Le chapitre suivant va montrer comment ces notions sont exploitées pour définir des schémas de coopération entre un robot terrestre et un robot aérien.

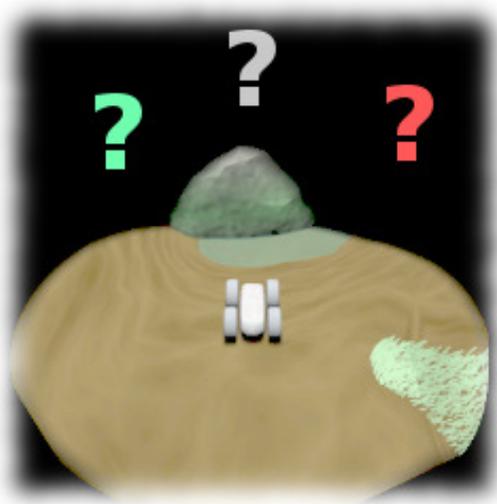
Navigation autonome coopérative en environnement inconnu

5

Non-cooperation with evil is as much a duty as is cooperation with good.

Mahatma Gandhi

Ce chapitre décrit la mise en œuvre des outils nécessaires à la planification de chemins alliant gain d'information et utilité pour la navigation en environnement inconnu. Le NPU est utilisé en association avec la frontière des connaissances du robot, et est exploité dans un scénario de navigation coopérative aéroterrestre. Différentes stratégies de coopération sont comparées.



Le contexte de la navigation en environnement inconnu est particulier : il est initié sans aucune information, à part les positions du point de départ et d'arrivée et parfois les premières observations environnantes.

L'optimalité des trajectoires planifiées dépend de la disponibilité des informations sur le terrain, et surtout de leur qualité et de leur intérêt pour l'atteinte du but, qui dépend notamment des endroits où elles sont disponibles. Les aspects développés dans le chapitre 4 vont nous permettre de déterminer ces endroits, en mettant en évidence les zones où l'information est utile pour la navigation et avec quel degré d'importance.

Le concept de frontière entre les zones connues et inconnues est important et est beaucoup utilisé dans le contexte de l'exploration. Le caractère explorateur de notre approche réside dans le fait que l'on recherche de l'information : notre contribution principale est l'emploi d'un critère d'utilité pour l'acquisition d'information en l'orientant vers le but de la navigation. Les frontières vont donc nous servir à structurer les acquisitions.

Nous verrons ensuite comment les trajectoires de navigation sont tracées en fonction du NPU et des frontières, et comment nos algorithmes sont intégrés parmi l'ensemble des processus qui contrôlent le robot. Une illustration sur une navigation mono-robot en environnement réel permettra d'apprécier la pertinence de l'utilité des perceptions pour la navigation.

Enfin différentes stratégies de coopération entre un robot terrestre et un robot aérien pour la navigation seront présentées et comparées afin de mettre en évidence les atouts du NPU .

5.1 Frontières avec l'inconnu

Le concept de frontières a été utilisé dans beaucoup de travaux en particulier ceux de B. Yamauchi [Yamauchi, 1998] sur l'exploration par un ensemble de robots d'un environnement intérieur en se guidant vers les frontières entre ce qui est connu et ce qui ne l'est pas.

Une frontière est définie par la zone entre une partie connue du terrain et une partie inconnue du terrain. La distinction connu/inconnue est définie par une valeur de l'entropie limite au delà de laquelle le terrain est considéré inconnu, et en deçà de laquelle il est considéré connu :

$$\mathcal{H}_g^{lim} = \mu \cdot \mathcal{H}_g^{max} \quad (5.1)$$

où $\mu \in [0, 1]$ et \mathcal{H}_g^{max} est l'entropie maximale possible, qui correspond à une absence totale d'information, c'est à dire dans notre cas à une répartition équiprobable des classes de terrain :

$$\mathcal{H}_g^{max} = -\frac{1}{N_c} \log \left(\frac{1}{N_c} \right)$$

Les zones frontières du terrain sont toutes les zones dont le voisinage comprend au moins une zone connue $\mathcal{H}_g < \mathcal{H}_g^{lim}$ et une zone inconnue $\mathcal{H}_g \geq \mathcal{H}_g^{lim}$. La figure 5.1 montre les zones frontières à un instant donné de la navigation d'un robot dans un environnement.



FIGURE 5.1: En jaune : zones frontières entre les zones connues et inconnues..

Les frontières permettent de définir les zones dans lesquelles la navigation est “sûre”, dans le sens où les informations exploitées pour planifier des déplacements sont fiables (inversement, les chemins planifiés dans des zones où $\mathcal{H}_g > \mathcal{H}_g^{lim}$ seront vraisemblablement sujets à révisions lorsque le robot les réalisera). Par ailleurs, les acquisitions faites par un robot sur les zones inconnues permettront de réduire significativement l'entropie sur la zone perçue.

Les frontières permettent de définir des objectifs à atteindre, à partir desquels une replanification de la trajectoire est nécessaire. Nous verrons également que ces objectifs peuvent servir de point de rendez-vous entre plusieurs robots pour établir des communications.

5.2 Fonction de coût et utilisation du NPU

Le NPU peut être utilisé directement en remplacement de la fonction de coût de navigation dans l'algorithme \mathbf{A}^* . Ce qui nous intéresse sont les zones à fort NPU mais \mathbf{A}^* minimise le coût de navigation. On normalise donc le NPU et nous utilisons son complémentaire ($1 - \text{NPU}$) afin de satisfaire le critère de recherche de l'algorithme. Les chemins calculés nous permettent

ainsi de naviguer en explorant les zones les plus utiles au ralliement du but de la navigation.

Pour définir une trajectoire il nous faut un point de départ et un point d'arrivée sélectionnés en fonction de la stratégie de navigation utilisée. Ces points sont des points d'intérêt pour la navigation. On définit une liste de points d'intérêt comme étant la liste des points aux frontières rangés par ordre de NPU décroissant. Le premier point de cette liste est en toute logique le point au croisement du chemin optimal avec la frontière connu/inconnu. Le point suivant est le point de croisement entre la meilleure alternative et la frontière, et les suivants sont des croisements avec des alternatives secondaires rangées par ordre d'intérêt décroissant.

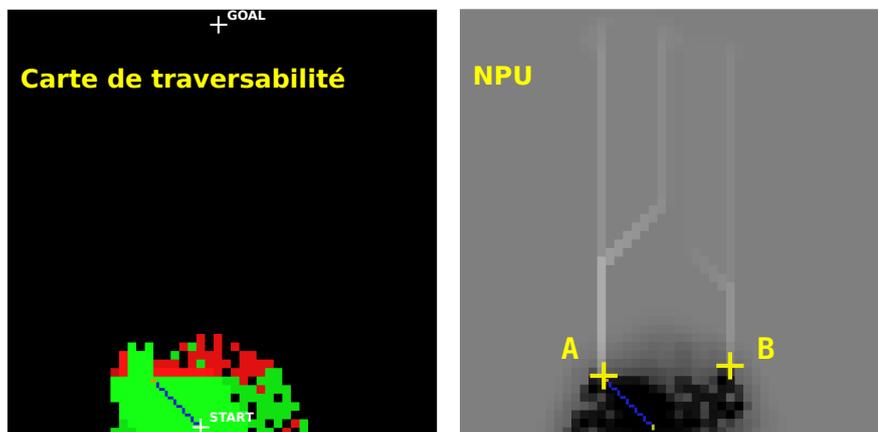


FIGURE 5.2: Cartographie du NPU et points d'intérêt.

La figure 5.2 montre la forme du NPU à un instant donné d'une navigation en milieu inconnu et le positionnement des deux premiers points de la liste de points d'intérêt : le premier point est annoté **A** et le suivant **B**.

Différentes stratégies peuvent être utilisées pour tracer ces trajectoires. Sur les zones totalement inconnues, c'est le coût de navigation qui influence le plus le NPU : le fait de suivre les zones de NPU maximum jusqu'au but final équivaut donc à suivre le chemin nominal fourni par **A***.

Certains critères de replanification sont nécessaires lorsque la trajectoire planifiée sur le NPU n'est plus réalisable : écart trop important avec la trajectoire planifiée, rencontre d'obstacles bloquants ou épuisement de l'intervalle de temps dédié. Ces critères seront précisés pour chacune des stratégies de navigation proposée.

5.3 Illustration du NPU lors d'une navigation mono-robot

Pour pouvoir juger qualitativement de l'impact du NPU sur la navigation, nous l'étudions sans l'exploiter dans une séquence où un robot planifie ses chemins dans un environnement initialement inconnu. Nous nous concentrons ici sur les éléments de planification de chemins et plus spécifiquement sur les fonctions nécessaires à la mise en évidence des zones où l'acquisition d'information est utile pour la navigation. Nous verrons dans la section suivante comment celles-ci sont mise en oeuvre pour deux robots dans le cas d'une coopération pour la navigation.

5.3.1 Le robot *Mana*

Le robot *Mana* est une base mobile Segway RMP400, entièrement équipée par le LAAS (figure 5.3). Les principaux équipements de *Mana* sont les suivants :

- Velodyne HDL-64E : il s'agit d'un LiDAR constitué de 64 lasers montés sur une partie mobile rotative permettant de réaliser des scans sur 360° . Ce capteur délivre 1.3 Million de points par seconde,
- Gyromètres : le capteur principal est un gyromètre KVH à fibre optique, un gyromètre est également intégré à la base roulante qui sert essentiellement au calcul de l'odométrie,
- GPS Novatel RTK : il permet d'estimer la position absolue du robot avec une précision centimétrique,
- Des caméras exploitées pour la localisation par des techniques de SLAM visuel,
- Un PC portable dédié essentiellement aux calculs de vision,
- Un PC industriel dédié essentiellement à l'acquisition des données capteurs et aux modules de commandes moteurs.

Le robot *Mana* n'est pas suspendu mais ses roues sont d'un rayon suffisant pour absorber les petits chocs et les vibrations. Les développements des différentes fonctions et leur intégration rendent ce robot capable de cartographier son environnement, de planifier des chemins et de les exécuter.

5.3.2 L'environnement

Le terrain utilisé pour ce test grandeur nature était le terrain du Cemagref à Montoldre. L'image aérienne figure 5.4 montre le lieu d'expérimentation. On y remarque différents types d'environnements : haies, pelouse, chemins goudronnés ou non, bois et arbres plus parsemés.

Les axes rouges montrent le repère de référence dont l'origine est le point de départ de la mission de navigation. Le point d'arrivée est situé dans la forêt au sud du point de départ. Ce point d'arrivée a été défini en connaissance de



FIGURE 5.3: Le robot *Mana* .

sa difficulté (pas ou très peu de signaux GPS en forêt). L'objet du test était de vérifier la planification de chemin et la supervision de mission et donc la gestion d'aléas plus que le ralliement du point d'arrivée. En parallèle le NPU est calculé et enregistré afin de pouvoir juger de sa pertinence en situation réelle.

5.3.3 Processus de navigation

Les processus principaux pour la réalisation d'une mission de navigation en milieu inconnu sont les suivants :

1. Perception de l'environnement : la carte de traversabilité est complétée par classification bayésienne [Lacroix *et al.*, 2002]. Les premières acquisitions d'information permettent d'avoir dès le début de la mission une cartographie autour du robot afin de pouvoir calculer une trajectoire globale qui permet d'éviter les premiers obstacles détectés. La cartographie est ensuite réalisée à intervalle de distance régulier tout au long du déplacement.
2. Une trajectoire est planifiée jusqu'au but sur la base de la carte de traversabilité. Cette trajectoire est tronquée à la frontière avec les zones inconnues, zones à partir desquelles il n'est plus sûr de naviguer.
3. Le NPU est calculé sur la base des résultats de calculs de la trajectoire et sa représentation enregistrée.



FIGURE 5.4: Lieu d'expérimentation - CEMAGREF Montoldre.

4. La trajectoire est réalisée par un mode de déplacement local [Bonafous *et al.*, 2001], et ce jusqu'à la frontière.

Parallèlement à ces processus, le robot est localisé en permanence, par fusion des informations issues du GPS, de l'odométrie, et d'un processus de SLAM visuel et inertiel.

L'exécution de la trajectoire est supervisée de telle manière que certains processus de replanification peuvent être appelés pour répondre à différents aléas. Un aléa est un événement non planifié qui peut survenir à tout moment de la mission, il peut également s'agir d'une contrainte aux limites (sortie de zones, temps de mission maximum dépassé etc.) ou tout simplement le fait d'avoir atteint le but. C'est le superviseur de mission qui gère les aléas aussi nous ne rentrons pas en détail dans la définition des aléas.

La figure 5.5 montre l'avancée de la cartographie à un instant donné de la mission, durant une étape de replanification. Le point d'arrivée n'a pas été rejoint mais à chaque étape de replanification le NPU a été calculé. Ce dernier est expliqué dans la section suivante.



FIGURE 5.5: Superposition de la carte de traversabilité (rouge et vert) sur le fond de l'image aérienne de la zone d'expérimentation.

5.3.4 Comportement du NPU

Les prochaines figures sont issues des tests préparatifs à la participation du LAAS au meeting C-Elrob 2011 [Boumghar *et al.*, 2011]. Elles sont les sorties du module **rednav** qui permet la planification des chemins et les calculs du NSP et du NPU . A chaque replanification les données suivantes sont enregistrées :

- la position du robot
- la carte de traversabilité
- la carte du NSP
- la carte du NPU

Dans un premier temps, la figure 5.6 montre le calcul du NSP après calcul de la trajectoire optimale. On observe sur la carte du NSP une série de tracés qui ont la forme d'éclairs partant de la position du robot. Ils représentent les zones de plus fort potentiel. Ils identifient clairement les alternatives disponibles à l'instant de la planification. La superposition du NSP avec la carte de traversabilité permet de remarquer la cohérence de ces alternatives avec la traversabilité perçue. En dehors des zones bien connues, le NSP produit plus d'embranchements sur les alternatives possibles avec des potentiels de plus en plus faibles. Ceci traduit bien le fait qu'en s'écartant des

zones bien connues la certitude du chemin diminue et que les alternatives se multiplient.

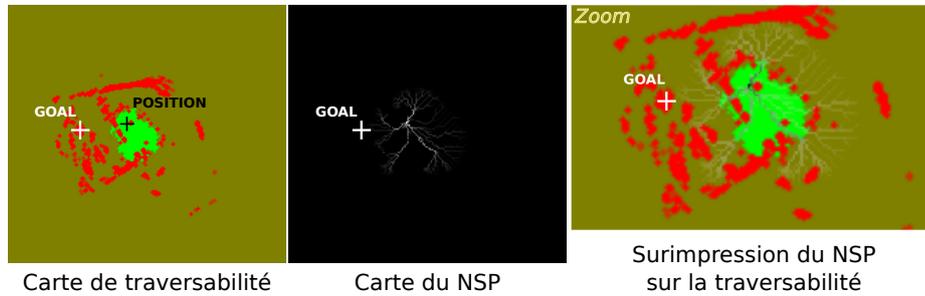


FIGURE 5.6: NSP lors d'une navigation en environnement extérieur partiellement connu.

La figure 5.7 montre l'état du NPU sur ce même exemple. On remarque que les zones bien connues sont d'utilité très faible (en gris très foncé ou noir). L'utilité moyenne est représentée par le gris tandis que les parties claires représentent les NPU les plus forts.

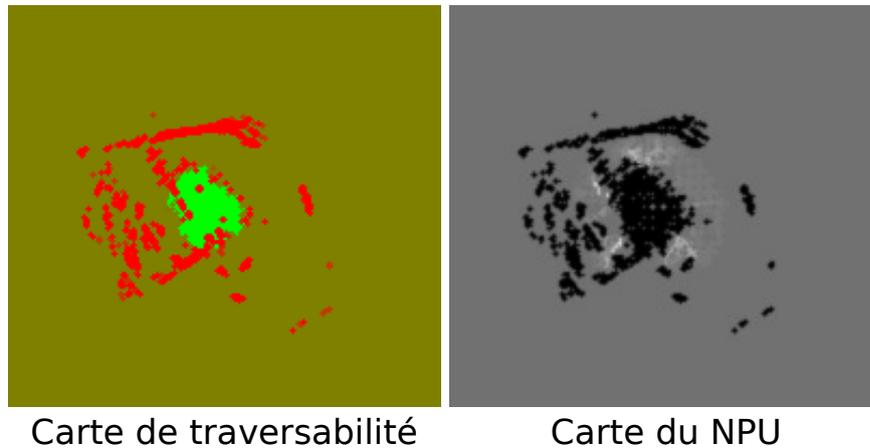


FIGURE 5.7: NPU lors d'une navigation en environnement extérieur.

On remarque que les zones à fort NPU sont en dehors des zones bien connues et sur les alternatives soulignées par le NSP . Ceci montre bien son rôle dans le processus de navigation, qui est de mettre en évidence les zones utiles à la navigation et sur lesquelles l'information est manquante.

La figure 5.8 représente le croisement du NPU avec les frontières, c'est à dire les points d'intérêt rangés par ordre d'utilité. On remarque bien que le point de plus fort intérêt est entre la position courante du robot et le but de la navigation, tandis que les suivants représentent les alternatives par ordre décroissant de NPU .

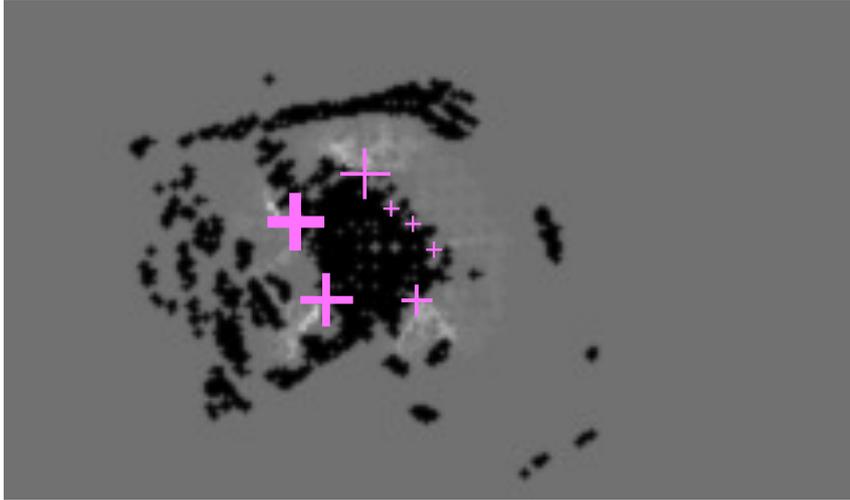


FIGURE 5.8: Cartographie du NPU et points aux frontières : les zones de plus forts NPU sont croisées avec les frontières pour créer la liste de points par ordre d'intérêt pour la navigation. Les croix roses représentent ces points d'intérêts. Leur taille dépend de leur NPU .

La deuxième alternative est celle qui permet d'éviter les obstacles les plus proches et qui fournit le meilleur compromis entre le fait de s'écarter du chemin nominal et de limiter le coût de navigation, compromis qui est l'essence même de la définition du NPU .

5.4 Stratégies de navigation coopérative aéroterrestre

La section précédente a montré qualitativement que le NPU est un bon moyen de déterminer et d'évaluer des alternatives. Nous voyons maintenant comment il peut être utilisé dans le contexte de la navigation dans le cas où le robot terrestre \mathbf{R}_1 est assisté par un robot aérien \mathbf{R}_2 , en évaluant différentes stratégies de navigation impliquant ces deux robots. Les principales différences entre ces deux robots sont listées dans la table 5.1.

Les deux véhicules coopèrent de manière à acquérir de l'information pour mener le robot \mathbf{R}_1 jusqu'au but de la navigation. La mission est donc terminée lorsque le robot terrestre a rejoint le but. Nous allons présenter dans la suite de cette section trois stratégies différentes permettant l'exécution de cette mission, dont l'une est basée sur notre approche avec l'utilisation du NPU :

- Stratégie de soutien aérien continu : dans cette stratégie les deux robots coopérant restent en formation de telle manière qu'ils puissent en permanence partager leurs perceptions de l'environnement (\mathbf{R}_2 survole \mathbf{R}_1)

\mathbf{R}_1 terrestre	\mathbf{R}_2 aérien
déplacement lent *	* déplacement rapide
vue restreinte *	* vue à large portée
perception de bonne qualité *	* perception de qualité moyenne
occultation du champ de vue * par les obstacles	* vue aérienne, perception au-dessus et autour des obstacles

TABLE 5.1: Principales différences entre un robot terrestre \mathbf{R}_1 et un robot aérien \mathbf{R}_2 .

- Stratégie de l'éclaireur : un des robots, ici \mathbf{R}_2 , part en éclaireur sur le chemin nominal afin de récolter de l'information et revient pour la transmettre
- Stratégie de l'explorateur distant basée sur le NPU : les tâches de perception sont exécutées par \mathbf{R}_2 de manière à améliorer l'information là où elle est nécessaire pour \mathbf{R}_1

5.4.1 Influence de l'information sur la navigation

Avant de voir comment les différentes stratégies se développent il est important de savoir quel chemin le robot emprunte lorsqu'il a une parfaite connaissance de l'environnement. La figure 5.9 nous montre la traversabilité effective du terrain, dont la connaissance est exploitée pour déterminer le chemin de coût minimal, montré figure 5.10.

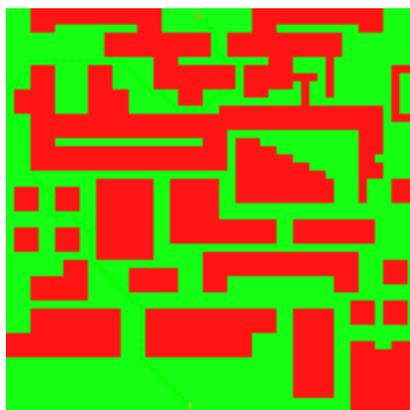


FIGURE 5.9: Carte de traversabilité parfaite.

FIGURE 5.10: Trajectoire optimale (en bleu) sur la carte de traversabilité parfaitement connue.

La simulation présentée dans les figures 5.11 et 5.12 nous montre les premières évolutions d'un robot naviguant dans le même environnement, mais initialement totalement inconnu et découvert au fur et à mesure des déplacements.

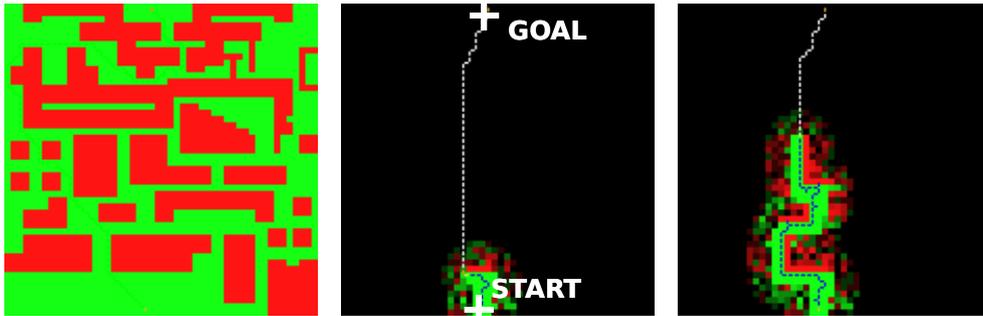


FIGURE 5.11: Simulation de navigation mono-robot dans un environnement initialement inconnu. A gauche la réalité du terrain, au milieu 1ère étape de la navigation, à droite une étape intermédiaire. Les chemins en blanc sont les chemins planifiés, et en bleu les chemins réalisés.

Le champ de vue du robot terrestre est réduit à quelques mètres autour de lui et les caractéristiques de son modèle de perception ne lui permettent pas de voir derrière les obstacles. On remarque sur ces figures que la qualité de la perception n'est pas la même partout – en particulier elle se dégrade avec la distance.

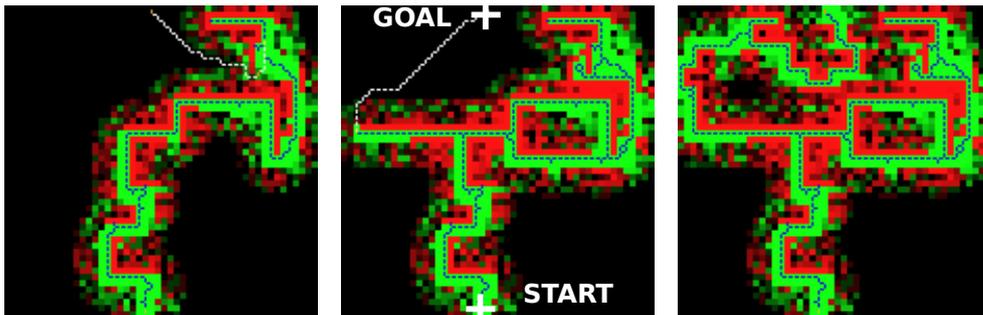


FIGURE 5.12: Simulation de navigation mono-robot dans un environnement inconnu à différentes étapes. A gauche le robot va rencontrer une impasse et faire demi-tour pour contourner les obstacles comme montré sur la figure centrale. A droite, le robot est arrivé au but final.

Naviguer avec un champ de vue réduit dans un grand environnement ne permet pas au robot de bien anticiper ses trajectoires. Les solutions de chaque

planification de chemin réalisées à chaque itération de la navigation ne sont optimales qu’au regard de l’information connue au moment de la planification. Cette information n’est présente dans ce cas que localement et autour de la trajectoire préalablement suivie. L’évolution de la connaissance du terrain au cours de la navigation provoque des changements importants sur la trajectoire calculée d’une itération à une autre. De cette manière le robot ne peut que très difficilement faire de bon choix pour sa navigation et s’écarte de la trajectoire optimale de la figure 5.10. On remarque même parfois que le robot est contraint de faire de mauvais choix du fait d’erreurs dans l’acquisition des informations du terrain. Si on se concentre sur le coin haut droit de la carte de navigation visible sur la figure 5.12, grossi dans le cadre jaune de la figure 5.13, on remarque que le robot a fait demi-tour face à un mur qui n’existe pas dans la réalité qui sert de base à cette simulation.



FIGURE 5.13: Erreur de perception et demi-tour face à un obstacle inexistant.

5.4.2 Stratégie de soutien aérien continu

Dans cette stratégie, le robot R_2 survole le robot R_1 de manière à percevoir les mêmes zones de l’environnement. Cette stratégie permet de mutualiser les capacités de perception, en fusionnant les informations acquises par les deux robots.

On observe ici l’effet de cette fusion par l’amélioration de la qualité de la carte de traversabilité. Comparée aux figures 5.11 et 5.12, les figures 5.14 et 5.15 montrent des zones traversables et des obstacles plus clairement perçus. Cette amélioration qui dépend des capacités de perception de chacun des robots est mesurable en calculant l’entropie de l’information sur les zones découvertes,

La coopération suivant cette stratégie permet d’étendre l’horizon de planification du robot terrestre. Cela lui permet de mieux anticiper le contournement d’obstacles proches ou moyennement proches rentrant dans le champ de vision global des deux robots.

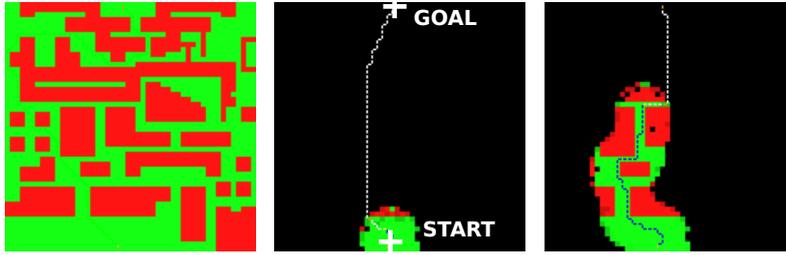


FIGURE 5.14: Simulation d'une coopération aéroterrestre simple. \mathbf{R}_1 et \mathbf{R}_2 suivent le même trajet et partagent leur champ de vue pour améliorer et élargir la perception globale sur l'environnement.

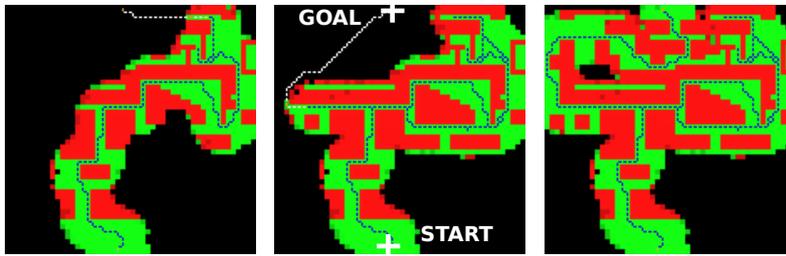


FIGURE 5.15: Différentes étapes d'une coopération aéroterrestre simple, où les deux robots \mathbf{R}_1 et \mathbf{R}_2 suivent la même trajectoire..

Ce type de stratégie n'améliore que légèrement la navigation comparée à celle du robot terrestre seul avec son champ de vision réduit. L'extension de l'horizon de perception permet d'améliorer certaines portions de la trajectoire comme celle permettant de ne pas naviguer jusqu'aux coins des murs où jusqu'au bout des cul-de-sacs.

5.4.3 Stratégie de l'éclaireur

Un éclaireur est un robot qui va explorer en avant. Dans cette stratégie lorsque le robot \mathbf{R}_1 a calculé sa trajectoire il la partage avec le robot \mathbf{R}_2 qui prend le rôle de l'éclaireur. \mathbf{R}_2 étant aérien, il navigue dans un environnement sans obstacles¹, et est plus rapide que \mathbf{R}_1 , ce qui lui permet d'explorer les zones inconnues autour de la trajectoire définie pour \mathbf{R}_1 . La distance de parcours de \mathbf{R}_2 est prédéfinie en fonction du temps disponible jusqu'au rendez-vous avec \mathbf{R}_1 . Lorsque cette distance est atteinte, \mathbf{R}_2 revient fournir les informations au point de rendez-vous avec \mathbf{R}_1 . Les figures 5.16 et

1. on considère que \mathbf{R}_2 navigue à une altitude suffisante pour ne rencontrer aucun obstacle durant ses déplacements.

5.17 illustrent le parcours de \mathbf{R}_1 dans le modèle de l'environnement résultant de la fusion des perceptions des deux robots.

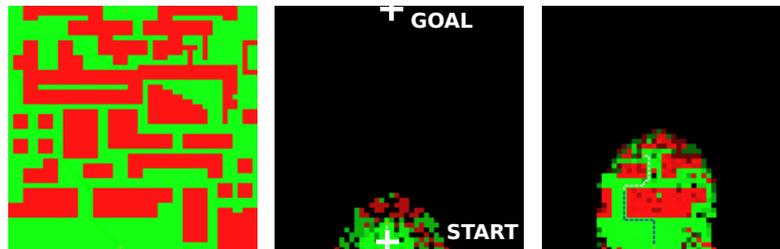


FIGURE 5.16: A gauche la réalité terrain de la simulation. Au milieu et à droite, navigation coopérative par la stratégie de l'éclaireur où seules les trajectoires de \mathbf{R}_1 sont visibles.

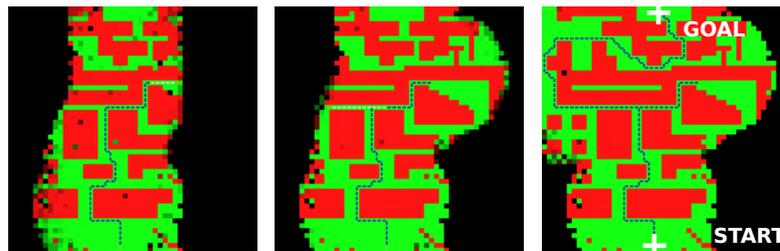


FIGURE 5.17: Différentes étapes de la stratégie de l'éclaireur (trajectoires de \mathbf{R}_1).

Point de rendez-vous

est un des points frontières des zones connues et accessibles par \mathbf{R}_1 . Le point de rendez-vous est défini par le croisement entre le chemin nominal de \mathbf{R}_1 et la frontière entre les zones connues et inconnues. Au moment du calcul du chemin, ce point représente la dernière position connue atteignable par \mathbf{R}_1 . Si \mathbf{R}_1 ne parvient pas à ce point (par exemple car le terrain ne s'avère finalement pas traversable), il ne replanifie pas de trajectoire : arrivé au rendez-vous initialement prévu, si \mathbf{R}_1 n'est pas présent, \mathbf{R}_2 remonte la trajectoire de \mathbf{R}_1 pour le retrouver et communiquer les informations qu'il acquises sur l'environnement.

Distance de parcours de \mathbf{R}_2

Le point de rendez-vous défini, et connaissant le modèle de déplacement de \mathbf{R}_1 , on peut déduire en combien de temps \mathbf{R}_1 rejoindra le point de rendez-vous. Dans ce temps imparti et en fonction du modèle de déplacement de \mathbf{R}_2 on calcule la distance pouvant être parcourue par \mathbf{R}_2 afin d'optimiser la prise de rendez-vous c'est à dire sans faire attendre \mathbf{R}_1 et en ayant acquis le maximum d'information. \mathbf{R}_2 parcourt et perçoit ainsi la totalité ou une portion de la trajectoire initialement prévue par \mathbf{R}_1 et fournit l'information nécessaire à l'adaptation de la navigation du \mathbf{R}_1 . Dans l'exemple présenté dans les figures 5.16 et 5.17, \mathbf{R}_2 suit les trajectoires illustrées par la figure 5.18. On remarque que \mathbf{R}_2 a exécuté des chemins qui croisent certains obstacles (en rouge) car les obstacles indiqués sont des obstacles terrestres qui n'étaient pas visibles au moment où \mathbf{R}_2 prend la décision de suivre ces chemins.

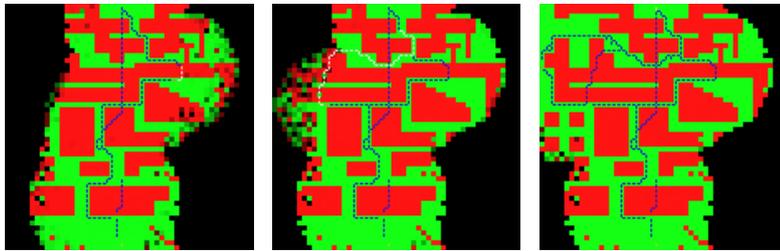


FIGURE 5.18: Différentes étapes de la stratégie de l'éclaircur suivie par \mathbf{R}_2 , le robot aérien. Chacune des étapes correspond aux éclaircissements fournis par \mathbf{R}_2 aux étapes respectives suivies par \mathbf{R}_1 et visibles sur la figure 5.17.

5.4.4 Stratégie de l'explorateur distant

Dans cette stratégie \mathbf{R}_2 est assigné à des tâches de perception planifiées en fonction du NPU calculé à chaque étape de replanification. Ces étapes sont le début de la mission et tous les points de rendez-vous fixés pendant la navigation. Cette stratégie se déroule selon les étapes suivantes :

1. **Planification de la trajectoire du navigateur \mathbf{R}_1** : \mathbf{R}_1 calcule son chemin vers le but en s'arrêtant à la frontière avec le terrain inconnu fixant ainsi son point de rendez-vous avec \mathbf{R}_2 . Le NPU est cartographié par \mathbf{R}_1 sur la base de ses calculs.
2. \mathbf{R}_1 évalue son temps de navigation T_{nav} jusqu'au point de rendez-vous en fonction de son modèle de déplacement et de l'état connu du terrain sur sa trajectoire.
3. **Planification de la trajectoire de l'explorateur distant \mathbf{R}_2** : \mathbf{R}_2 planifie son chemin sur la base de ce NPU en prenant comme point de départ le point d'intérêt à la frontière représentant la meilleure alternative au chemin de \mathbf{R}_1 . \mathbf{R}_2 divise son parcours en répartissant le temps

T_{nav} de façon égale entre un aller et un retour. L'aller joint le point de départ de la meilleure alternative à un point de retour. Ce point de retour est défini par une distance sur le chemin égale au parcours de \mathbf{R}_2 pendant le temps $\frac{T_{nav}}{2}$. C'est au point de retour que \mathbf{R}_2 fait demi-tour pour rejoindre le point de rendez-vous dans le temps restant. L'algorithme de gestion de la navigation de \mathbf{R}_2 par rapport à T_{nav} reste simple et ne permet pas de garantir une synchronisation parfaite des deux robots au point de rendez-vous. Cependant il optimise le temps d'attente des deux robots au point de rendez-vous. Les désynchronisations surviennent surtout pour des temps T_{nav} grands. C'est pourquoi nous introduisons une limite supérieure T_{max} qui permet de restreindre la distance parcourue de \mathbf{R}_2 pour tous les cas où $T_{nav} > T_{max}$.

4. **Communication des informations** : au point de rendez-vous \mathbf{R}_2 communique sa cartographie à \mathbf{R}_1 et les étapes sont répétées en boucle jusqu'à ce que le but soit inclus dans le chemin de \mathbf{R}_1 , c'est à dire inclus dans des zones connues entre \mathbf{R}_1 et le but.

La figure 5.19 illustre l'enchaînement de ces étapes.

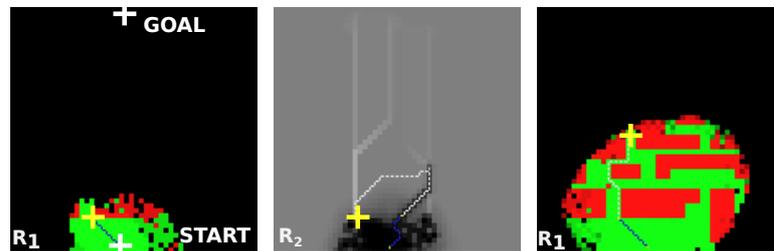


FIGURE 5.19: Premières étapes de coopération en fonction du NPU . A gauche \mathbf{R}_1 planifie, depuis la position START, sa trajectoire jusqu'au point de rendez-vous (croix jaune). Au centre \mathbf{R}_2 a planifié sa trajectoire entre START et le point de rendez-vous sur la base du NPU calculé suivant les résultats de planification de \mathbf{R}_1 . A droite, état de la carte juste après communication des cartes au point de rendez-vous et aperçu de la nouvelle trajectoire calculée par \mathbf{R}_1 et son nouveau point de rendez-vous.

La figure 5.20 illustre l'enchaînement de ces étapes après celles de la figure 5.19 en suivant le même schéma de présentation.

Les figures 5.21 à 5.23 illustrent la navigation jusqu'à son terme.

Sur la figure 5.23 le point de rendez-vous est le but de la navigation lui-même. Lorsque le but appartient au chemin planifié le déroulement de la coopération change ; \mathbf{R}_2 passe sur une stratégie de soutien aérien constant en suivant pas à pas \mathbf{R}_1 dans ses derniers déplacements jusqu'au but.

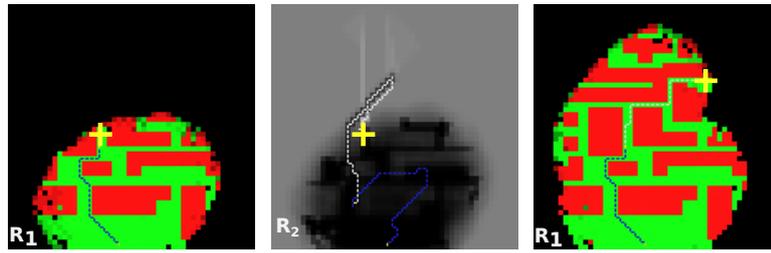


FIGURE 5.20: Étapes de coopération en fonction du NPU suivant les étapes de la figure 5.19. A gauche R_1 a atteint le deuxième point de rendez-vous (croix jaune). Au centre on observe la trajectoire planifiée par R_2 sur la base du NPU recalculé suivant les nouveaux résultats de planification de R_1 et le point de rendez-vous. A droite, état de la carte juste après communication et aperçu de la nouvelle trajectoire calculée par R_1 et son nouveau point de rendez-vous.

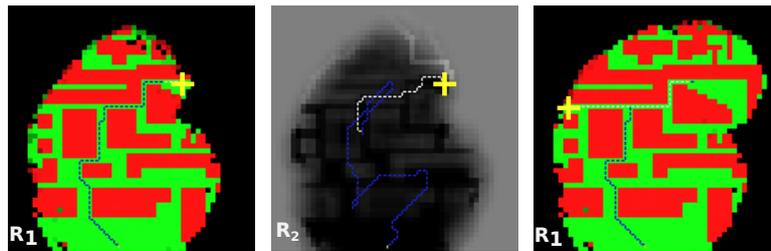


FIGURE 5.21: Étapes de coopération en fonction du NPU réalisées après les étapes de la figure 5.20.

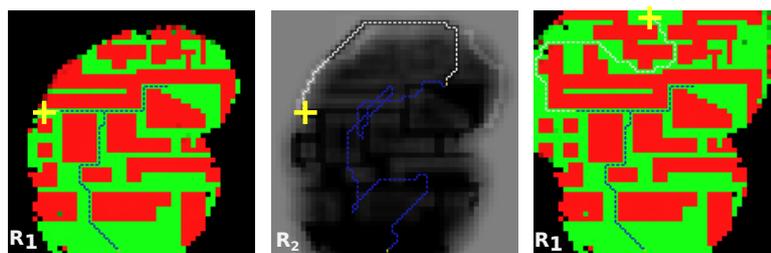


FIGURE 5.22: Étapes de coopération en fonction du NPU réalisées après les étapes de la figure 5.21.

Sur la carte de droite de la figure 5.23 on observe la cartographie globale enregistrée en fin de mission avec les échanges entre R_1 et R_2 . L'ensemble des trajectoires exécutées par R_2 est également visible. On remarque que la couverture de cette dernière cartographie est plus importante que la couverture réalisée dans la stratégie de l'éclaireur simple visible sur la figure 5.18 (image

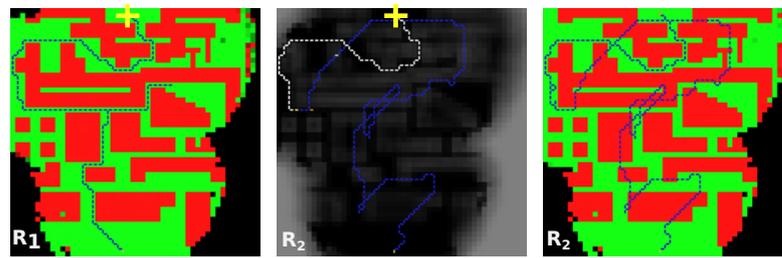


FIGURE 5.23: Étapes finales de coopération en fonction du NPU réalisées après les étapes de la figure 5.22. A droite, cartographie finale et ensemble des chemins suivis par \mathbf{R}_2 .

de droite).

5.4.5 Comparaisons des stratégies et discussions

Le développement d'un simulateur dédié nous a permis de simuler la perception et le déplacement des robots respectivement en fonction de leurs modèles de perception et de déplacement. Les stratégies présentées précédemment ont été mises en oeuvre à l'aide de ce simulateur.

Dans notre contexte le robot terrestre \mathbf{R}_1 possède un champ de vue occulté par les obstacles au sol avec 10% d'erreurs sur tout type de terrain. Le véhicule \mathbf{R}_2 possède un champ de vue aérien permettant de voir par dessus les obstacles et autour d'eux mais avec une précision réduite et un taux d'erreur de 20%.

La figure 5.24 montre la simulation du champ de vue du robot aérien et de différent paramètre de perte de qualité en fonction de la distance au centre. L'aperçu à gauche dans cette figure montre une perception sans perte de qualité en fonction de la distance par un capteur parfait. Les deux autres aperçus sont des perceptions faites avec 20% d'erreurs sur toutes les classes de terrain. Au centre il s'agit d'une perception sans perte de qualité en fonction de la distance tandis qu'à droite on peut observer l'effet de la perte de qualité par une fonction de type polynomiale.

On considère dans toutes les simulations que \mathbf{R}_2 se déplace deux fois plus rapidement que \mathbf{R}_1 . Les robots évoluent dans des environnements qui leur sont totalement inconnus en début de mission. La mission de navigation est, pour \mathbf{R}_1 , de rejoindre le coin haut droit de chaque carte testée en démarrant de leur coin bas gauche. Les simulations ont été réalisées dans deux types d'environnement; un environnement sans impasses (figure 5.25) où le robot terrestre doit contourner des murs sans jamais avoir à faire complètement demi-tour dans le pire des cas, et un environnement avec impasses (figure 5.26) dans lequel le robot terrestre est confronté à la difficulté de se retrouver dans une impasse et devoir faire un demi-tour pour repartir.

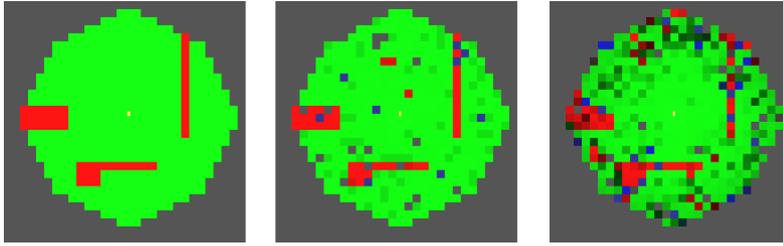


FIGURE 5.24: Exemples de simulation de la perception d'un véhicule aérien. En gris les zones non perçues ou inconnues. Les zones détectables peut être traversables (vert), difficilement traversables (bleu), non-traversables (obstacles en rouge).

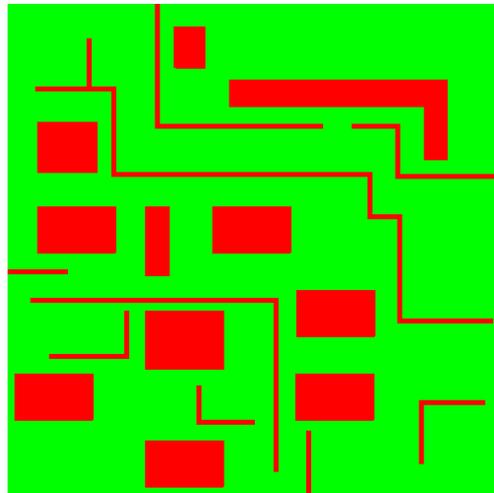


FIGURE 5.25: Carte utilisée en simulation pour comparer les différentes stratégies. Particularités : quelques détours et aucune impasse.

Dans le cas de la carte de la figure 5.25 la difficulté principale réside dans le fait que le robot sera confronté à des solutions nominales très proches de leurs alternatives en terme de coût de navigation. Il y a donc un compromis très serré ; lorsque le robot s'engage sur sa solution celle-ci ne le rapproche pas nécessairement du but. Dans ce cas si le coût de navigation du chemin restant n'est pas toujours meilleur que le coût de navigation de l'alternative laissée derrière lui et du chemin pour la retrouver, alors le robot fera demi-tour pour récupérer sa première alternative.

Le cas de la carte présentée sur la figure 5.26 rajoute une difficulté par la présence d'impasses. Celles-ci provoqueront, si elles ne sont pas détectées en avance, des demi-tours qui feront perdre du temps au robot terrestre.

La comparaisons des différentes stratégies se fait au travers des critères suivants :

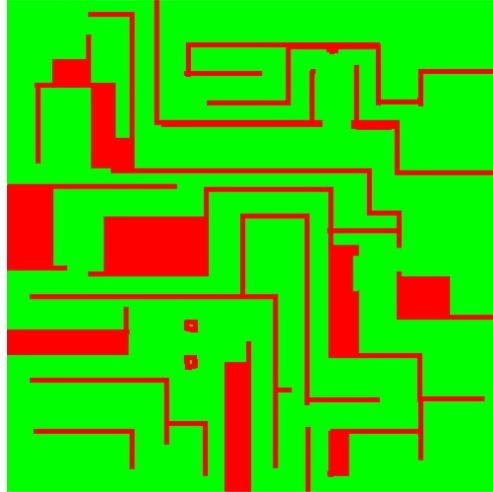


FIGURE 5.26: Carte utilisée en simulation pour comparer les différentes stratégies. Particularités : nombreux détours et plusieurs impasses.

- la durée de la mission ou la longueur de la trajectoire de \mathbf{R}_1 : une mission de navigation achevée rapidement est le plus souvent synonyme de mission efficace où les chemins les plus courts (spatialement et/ou temporellement) ont été trouvés (résultats dans la table 5.2)
- le pourcentage de zones perçues : ce critère permet de juger si les déplacements ont été utilisés de façon optimale et s'ils ont permis de découvrir de nouveaux terrains (résultats dans la table 5.3)
- la quantité brute d'information sur les zones perçues en fin de mission : elle est calculée par l'entropie globale des zones perçues et permet de juger si les capteurs ont été utilisés à bon escient (résultats dans la table 5.4). Plus l'entropie est faible plus la certitude de l'information est forte, ce critère représente donc indirectement la "sûreté" des chemins suivis.

Le calcul des moyennes de ces critères est réalisée sur une centaine de simulations par stratégie et par carte. La table 5.2 montre les longueurs des trajectoires finales exécutées par le robot terrestre. Dans l'hypothèse où le temps d'attente cumulé du robot terrestre aux différents points de rendez-vous est négligeable devant le temps totale de la mission, nous considérons que le critère de longueur des trajectoires finales représentent le temps total de la mission.

On remarque que la stratégie de l'explorateur distant surpasse les autres stratégies par une trajectoires finales beaucoup plus courte de près de 50% pour un environnement sans impasse et entre 30% et 50% plus court que les autres stratégies coopératives.

La table 5.3 illustre les parts de zones explorées sur l'ensemble de la carte cumulées entre les deux robots. Cette table montre que la stratégie de l'ex-

TABLE 5.2: Comparaison des longueurs moyennes de la trajectoire finale calculées sur 100 tests pour chaque stratégie sur les deux cartes avec et sans impasses présentées sur les figures 5.25 et 5.26 (longueurs exprimées en mètres).

Stratégies → (m)	Mono-Robot	Soutien Aérien Continu	Éclaireur (Scout)	Explorateur Distant NPU
Carte sans impasses	27930	12933	11906	6179
Carte avec impasses	35180	18577	14293	9372

plorateur distant surpasse les autres stratégies avec de plus grande parties de terrain exploré. Si nous mettons cette table en relation avec la table précédente (Table 5.2) nous remarquons que le meilleur rapport entre la surface explorée et la longueur de la trajectoire est réalisé par la stratégie de l'explorateur distant.

La stratégie de soutien aérien continu semble être plus favorable à une meilleure exploration de l'environnement lorsqu'elle est comparée à la stratégie de l'éclaireur. Il faut cependant noté que \mathbf{R}_2 en éclaireur parcourt beaucoup moins de distance que lorsqu'il est utilisés en soutien aérien continu. Le manque d'anticipation de \mathbf{R}_1 dans cette dernière stratégie le contraint à faire de mauvais choix de navigation et à revenir en arrière plus souvent que dans les autres stratégies. On a donc une part de terrain exploré plus importante au prix d'une plus grande distance parcourue.

TABLE 5.3: Comparaison des parts de zones explorées par rapport à l'ensemble de la carte calculées sur 100 tests pour chaque stratégie sur les deux cartes avec et sans impasses présentées sur les figures 5.25 et 5.26 (parts exprimées en pourcentage).

Stratégies → (%)	Mono-Robot	Soutien Aérien Continu	Éclaireur (Scout)	Explorateur Distant NPU
Carte sans impasses	14.9	56.2	41.0	65.5
Carte avec impasses	27.4	56.6	48.0	79.5

L'entropie des parties explorées de la carte est moins importante pour l'explorateur distant que pour les autres stratégies coopérative. Cela vient du fait que cette stratégie incorpore directement le fait d'augmenter la certitude sur l'information.

On remarque pour la stratégie de navigation simple mono-robot cette entropie est plus faible que la stratégie de soutien aérien continu ceci s'explique pas le fait que lorsque \mathbf{R}_1 est seul, il ne possède que son champ de vue pour anticiper sa navigation. Les allers et retours qui lui sont nécessaires pour constru-

ire et dévoiler l'information qui lui est nécessaire pour prendre des décisions le contraignent à observer les mêmes zones de l'environnement plusieurs fois. Les fusions faites entre ses perceptions lui permettent de d'augmenter la certitude sur ces zones et donc de réduire considérablement l'entropie.

On remarque que cet effet est encore plus présent sur la carte avec impasses, ce qui engendre la plus basse entropie. Ceci s'illustre par part de zone explorée très faible et une longueur de trajectoire très important.

TABLE 5.4: Comparaison de l'entropie de l'information acquise et rapport avec la part de zones explorées. Moyennes sur 100 tests pour chaque stratégie sur les deux cartes avec et sans impasses présentées sur les figures 5.25 et 5.26.

Stratégies → Entropie (10^{-2})	Mono-Robot	Soutien Aérien Continu	Éclaireur (Scout)	Explorateur Distant NPU
Carte sans impasses	1.22	1.38	1.13	1.12
Carte avec impasses	0.67	2.98	1.15	0.72

La stratégie de notre approche propose une nette amélioration du rendement de la navigation. L'entropie atteinte est très faible en réduisant considérable le chemin parcouru et en augmentant la surface explorée. On constate donc que notre stratégie optimise conjointement les déplacements des robots et leurs actions de perception.

Conclusion

6

After climbing a great hill, one only finds that there are many more hills to climb.

Nelson Mandela

6.1 Contributions

Nous avons abordé nos travaux en considérant que la navigation en environnement inconnu, qu'elle soit coopérative ou réalisée de manière indépendante par un robot, est avant tout un problème d'acquisition d'information sur l'environnement. La connaissance exhaustive de cette information permet en effet de résoudre le problème entièrement. Il est de manière évidente nécessaire de disposer d'un niveau minimal d'information sur l'environnement pour y planifier un chemin, mais ce qui importe surtout c'est de disposer d'informations supplémentaires, qui permettent d'évaluer différents chemins alternatifs possibles. C'est pourquoi la maîtrise de l'acquisition des informations sur l'environnement est essentielle à la navigation dans des environnements inconnus.

L'intégration de la décision relative aux acquisitions d'information nécessite naturellement l'exploitation de modèles de l'environnement, mais aussi des actions des robots, celles-ci incluant en particulier les actions d'acquisition d'information.

Nous avons donc décrit les modèles des différentes actions et paramètres de l'environnement mis en jeu. Ces modèles permettent de mettre en oeuvre des fonctions de décisions en prenant en compte les types de plate-formes et de capteurs utilisés. Cette modélisation est naturellement guidée par la représentation des actions des véhicules, afin d'exhiber les informations nécessaires à leur évaluation. Par exemple l'action de déplacement met en jeu le milieu dans lequel le robot se déplace, qui est décrit par un des modèles de l'environnement, le modèle de traversabilité – ce modèle particulier est naturellement central pour nos travaux. Chaque modèle d'action est ainsi lié à un ou plusieurs modèles de l'environnement dans un processus associé.

Nous avons proposé une structuration générique en couches des différents modèles d'environnement qui, couplée à des modèles des actions du robot permet de définir les modèles qui seront effectivement exploités pour la prise de décision. Par exemple l'évaluation d'une tâche de communication entre deux robots exploite le modèle de leurs capacités de communication (en émission et réception), et un modèle de propagation des ondes qui est convolué avec la couche dédiée aux modèles de l'environnement (modèle 3D dans le cas simple d'une propagation optique). Les modèles nécessaires à la réalisation d'une mission de navigation coopérative et les structures de données associées ont été détaillés.

Les stratégies employées pour traiter le problème sont des fonctions utilisant les modèles des véhicules et de l'environnement dans lequel ils évoluent et interagissent. Dans notre contexte, un robot est assigné à une tâche de navigation dans un environnement totalement inconnu dans lequel un autre robot est présent pour le soutenir. L'approche vise à apporter une aide à la navigation en phase avec les moyens de déplacement et de perception de l'ensemble des

robots. L’optimisation de la coopération se fait par une stratégie d’acquisition d’information basée sur l’utilité des zones à percevoir, qui vise à transformer la boucle “perception → décision → action” en une boucle plus efficace “bonne perception → bonne décision → bonne action”.

La comparaison de la stratégie proposée avec d’autres stratégies a permis de mettre en avant les gains en performance sur l’ensemble de la mission de navigation en coopération.

6.2 Développements réalisés

Ces travaux ont été menés avec le souci constant de les intégrer et de les valider expérimentalement à bord de nos robots, et ont donc nécessité différents développements, résumés ici.

Le robot MANA.

Le robot Mana a été notre principal support de développement et d’expérimentations (figure 5.3). Nous avons contribué à le rendre opérationnel, en travaillant notamment sur les aspects suivants :

- Identification et résolution des problèmes de compatibilité électromagnétique qui empêchaient un bon fonctionnement du GPS (indispensable à la construction de la vérité terrain).
- Participation aux travaux de calibration du télémètre laser Velodyne HDL-64E, via la mise en place des tests pour l’acquisition de points 3D et l’application d’une méthode d’optimisation génétique soutenant les réflexions sur la calibration du capteur [Muhammad et Lacroix, 2010].

Laas Graph Library : GRAMER.

Les structures des modèles de l’environnement exploités (grille cartésienne régulière et graphe de navigation associé) ont été implémentées dans la librairie *Graphs from Rasters and Modelisation of Environments in Robotics* (présentée en Annexe A). GRAMER est maintenant utilisé dans les travaux du LAAS et sur le robot MANA pour le calcul de chemins à long terme.

Module de navigation Rednav.

Les stratégies de coopération sont implémentées dans la bibliothèque *Rednav*, qui s’appuie sur GRAMER pour définir les chemins de navigation, le NSP et le NPU . Cette librairie a été encapsulée au sein d’un module GenoM¹ permettant l’échange d’information avec les autres modules fonctionnels du robot.

1. <http://genom.openrobots.org>

Interface de monitoring de mission.

Nous avons initié le développement de l'interface RViewer, qui intègre les différents retours visuels disponibles (images des caméras, modèles de terrain construits, ...). Un tel afficheur permet d'établir plus facilement le lien entre un dysfonctionnement et sa cause, de diagnostiquer les problèmes avec plus de précision.

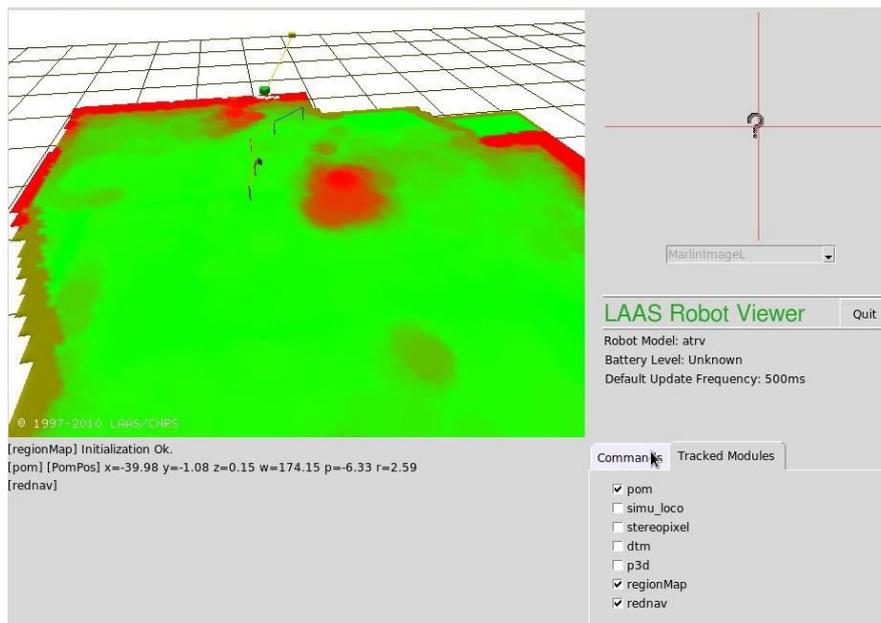


FIGURE 6.1: RViewer : interface de visualisation des données des modules GenoM mis en œuvre. En bas à gauche apparaissent les données textuelles des modules suivis. En bas à droite l'utilisateur indique les modules qu'il souhaite suivre et génère une mise à jour automatique ou manuelle des informations. En haut à gauche, fenêtre principale de visualisation 3D (basée sur l'outil *gdhe*) qui montre la position du robot, la carte de traversabilité, ainsi que le chemin suivi par le robot terrestre et le segment à suivre pour le robot aérien. En haut à droite des informations générales et une vue caméra ici désactivée.

Contribution à l'environnement de développement Jafar.

Nous avons participé à l'environnement de développement Jafar (*JAFAR*²), en proposant des outils d'assistance aux processus de compilation et d'installation, ainsi qu'en testant et corrigeant différents outils, comme le script permettant de générer un module GenoM à partir d'un module *JAFAR*.

2. <http://jafar.openrobots.org>

Contribution au développement du simulateur MORSE.

Le projet de simulateur robotique open-source MORSE³ a été initié en 2009, et nous avons contribué à son développement, notamment en développant des simulations de missions coopératives. Ce simulateur nous a permis de mettre en œuvre les premières simulations hybride pour la coopération d'un robot terrestre réel et d'un véhicule aérien simulé évoluant dans une réplique de l'environnement réel.

Le PEA ACTION.

Le programme d'étude amont de la DGA réalisé entre l'ONERA et le LAAS consiste à faire coopérer un ensemble hétérogène de robots pour la surveillance de zones (12 robots dans les scénarios finaux). C'est dans le cadre de ce projet que la première coopération grandeur nature basée sur les stratégies NPU a été mise en œuvre, dans le cadre d'une coopération entre le robot terrestre *Mana* et le robot aérien *Ressac* de l'ONERA. Le robot terrestre doit réaliser une mission de navigation vers un but proche : il calcule une trajectoire pour s'y rendre dans un environnement préalablement non-connu et transmet au véhicule aérien un chemin de perception à réaliser pendant ses premiers déplacements.

La stratégie est maintenant utilisée dans le cadre d'une coopération pour la surveillance de zone lorsque le robot terrestre se retrouve bloqué. Dans ce cas là il calcule sa trajectoire et estime un chemin de perception utile à sa situation qu'il transmet au véhicule aérien en utilisant notre stratégie (cf. figure 6.2).

6.3 Perspectives

À court terme, il est intéressant d'adapter nos travaux à une *navigation multi-modes* du robot terrestre, qui s'adapterait aux types de terrains rencontrés. Cela passe par la construction d'un modèle de l'environnement qui explicite différentes classes de terrain associées aux différents modes de déplacement (suivi de route, navigation rapide en espace libre, navigation précise en terrain accidentés), et par la définition des différentes fonctions de coût associées. Le formalisme proposé pour établir la NPU serait tout à fait applicable à ce cas.

Par ailleurs, différentes stratégies adaptées aux différentes phases de réalisation de la mission pourraient être développées. Ainsi, lors du début de la mission, la première chose à faire est d'acquérir des informations locales sur l'environnement du robot, autour de sa position de départ, permettant ainsi d'initialiser le processus de calcul du NPU avec un premier ensemble de données. En cours de navigation, le mode de coopération basé sur le NPU est parfaitement adapté. Par contre, plus proche du but, le mode de coopération

3. <http://morse.openrobots.org>



FIGURE 6.2: PEA Action - Récupération d'un blocage du véhicule terrestre. Le véhicule aérien éclaire le véhicule terrestre en utilisant le NPU .

basé sur la stratégie de l'éclaireur peut permettre d'avoir plus rapidement un aperçu du terrain autour du point d'arrivée et ainsi fournir à la planification de chemin des informations cruciales sur les zones par lesquelles le but est accessible.

La stratégie proposée ici est adaptée aux cas de la coopération entre deux robots, et il est nécessaire d'aborder de nouveaux développements pour l'adapter à un ensemble de trois robots ou plus. Dans le cas de figure où un ensemble de robots sert de soutien à un unique robot dans sa mission de navigation, il faut définir la manière dont l'exploration des alternatives de navigation sera distribuée parmi l'ensemble de robots. Cela pose des problèmes d'allocation de tâches, pour lesquelles des approches existantes peuvent être appliquées (allocation de tâches par enchères par exemple).

Au delà du soutien à la navigation d'un robot terrestre, les missions d'exploration impliquant véhicules terrestres et aériens et exhibant des schémas d'assistance entre les différents types de robots posent encore des problèmes difficiles : nous pensons qu'une approche explicitement orientée sur les informations connues et sur les moyens d'augmenter utilement ces informations est

pertinente pour ce type de missions.

GRAMMER : outil de modélisation de l'environnement



La librairie GRAMER (Graphs from Rasters and Modelisation of Environments in Robotics) est composée d'un système d'abstraction et de représentation des données de type raster pour la modélisation de l'environnement et la construction de graphes pour la décision.

A.1 Structure de données - bibliothèque GDAL

La bibliothèque open-source GDAL¹ (“Geospatial Data Abstraction Library”) permet de manipuler toute sorte de données géospatiales sous forme de grilles (raster, par opposition à vecteur). Cette bibliothèque fournit un unique modèle d'abstraction des données; le *dataset*. Les données sont organisées sur des grilles et plusieurs grilles peuvent être superposées dans un même *dataset* au travers d'un système de gestion de bandes (i.e. couches). Les fonctions de manipulations d'un *dataset* offrent la possibilité de lecture et d'écriture d'un grand nombre de formats différents de la simple grille de pixels (Bitmap, Netpbm, etc.) aux formats plus complexes (JPEG2000, GeoTIFF, etc.). Les formats sont gérés par un système de pilotes (*Drivers*); à chaque format son pilote.

La structure de données interne de **GRAMER** est un *dataset* au format *MEM*. Ce format permet de joindre un nombre indéfini² de couches de données tout en restant sur des traitements en mémoire vive. Ceci permet d'éviter les accès lents sur le disque.

1. <http://www.gdal.org/>

2. une limite est imposée par la taille de la mémoire vive disponible

La structure de données principalement utilisée en sortie est sous le format *GeoTiff*. Elle allie fidélité des données présentes dans la structure interne (conservation du nombre de couches même lorsqu'il y en a plus de 3) avec facilité de relecture et affichage avec d'autres utilitaires.

Les différentes informations de l'environnement ont donc chacune leur couche dédiée dans cette structure de données.

A.2 Graphes - bibliothèque BOOST

La structure de graphe utilisée dans **GRAMER** est basée sur la bibliothèque *BOOST* et plus particulièrement sur la *BGL* (Boost Graph Library).

Seul les graphes de navigation sont supportés. Ils sont construits à partir des données rasters précédemment décrites. Le graphe utilisé est directionnel afin de pouvoir distinguer les coûts de navigation en fonction du sens de déplacement entre deux points (par exemple lorsque le coût est associé à une consommation d'énergie, dans le cas de pentes).

A.3 Indexation des couches d'information

Le modèle de l'environnement est constitué d'un ensemble de couches bitmap qui sont combinées avec les modèles d'action des véhicules. Chaque couche est identifiée par la concaténation de 3 identifiants, qui représentent la catégorie du modèle, sa sous-catégorie et un nom spécialisé.

Quatre catégories de couches sont définies, elles découlent directement des actions considérées :

- TRA : Traversabilité
- LOC : Localisabilité
- COM : Communication
- VIS : Visibilité

Une sous-catégorisation nous permet d'identifier les milieux dans lesquels la couche décrit l'environnement, quatre milieux sont considérés :

- GROUND : milieu terrestre
- AIR : milieu aérien
- SURFACE : milieu marin de surface
- UNDERWATER : milieu sous-marin

Cette sous-catégorisation ne fige pas l'utilisation des données par les robots. Un robot amphibie, par exemple, définira son type en fonction de son milieu ambiant. Il utilisera ainsi les données **GROUND** ou **SURFACE** ou **UNDERWATER**.

Le dernier champ dans le nom identifiant une couche est le nom spécialisé de celle-ci. Il est fixé par l'utilisateur en accord avec les modèles d'actions des robots. Il identifie l'information codée dans cette couche.

Contraintes et anomalies de la fonction de coût de navigation



La fonction de coût représentée par l'espérance de coût possède plusieurs inconvénients. Notamment le fait de ne pas pouvoir considérer une classe de coût infini comme la classe obstacle. Ce chapitre est dédié à une étude concernant la définition et le calcul d'anomalies dont serait sujette l'espérance de coût.

B.1 Anomalies : définition et mesure

Lorsque le nombre de classes augmente ($N_c \geq 3$) des ambiguïtés d'interprétation apparaissent. La formulation d'une fonction de coût plus adaptée est nécessaire et certains points critiques sont à prendre en compte.

Nous cherchons à ce qu'un utilisateur n'ait pas à redéfinir la forme de la fonction de coût à chaque application d'un nouveau modèle de déplacement (d'un nouveau véhicule). Le modèle de déplacement est conçu indépendamment de la fonction de coût de navigation sur des analyses expérimentales du véhicule concerné. Il s'agit donc de réussir à garder une fonction de coût cohérente indépendante au modèle de déplacement utilisé.

Lors des processus décisionnels des comparaisons sont faites entre les coûts de manière à évaluer les meilleures trajectoires à suivre. Le but de notre nouvelle approche est de fournir une fonction de coût qui projette l'espace des états du terrain sur un espace de coûts bien ordonnés et bien discriminés afin :

- d'améliorer la robustesse face aux processus de seuillages sur les coûts,
- d'augmenter la stabilité de la fonction de navigation face à de légers changements de la connaissance de l'environnement,
- de réduire les incohérences des coûts sur les transitions d'état du terrain (c'est à dire éviter les cas illustrés dans la table 4.1).

Sans considérer la classe de terrain obstacle (non-franchissable), on introduit une limite sur les numéros de classes qui nous permet de séparer les terrains traversables des terrains qui restent traversables mais avec une difficulté notablement plus élevée. On se concentre uniquement sur les classes de terrain non-obstacle qui ont donc un numéro i tel que $i \in [1; N_c - 1]$. Notre limite est notée L et permet de séparer pour un véhicule donné les terrains souhaitables à la navigation des terrains indésirables (bien que possiblement traversables). Ces derniers ne sont pas forcément infranchissables mais génèrent des complications parfois indirectes comme ; la dérive de l'odométrie ou un passage facile sous un couvert végétal dense risquant d'obstruer les signaux GPS pour un système qui en dépend fortement. Avec cette nouvelle limite L on répertorie les contraintes majeures qu'une fonction de coût doit respecter :

- la contrainte de respect du modèle de déplacement équation (4.3).
- la contrainte de la limite L : on note P_A et P_B comme représentant respectivement l'ensemble des probabilités des classes de terrains avant cette limite telles que $P_A = \{P(C_i), i \leq L\}$ et après cette limite telles que $P_B = \{P(C_i), i > L\}$. La classe obstacle d'indice N_c n'est pas considérée ici car elle nécessite un traitement particulier. La contrainte de la limite L s'exprime comme suit :

$$\begin{aligned} \forall L \in [1; N_c - 1], \\ P_A = \{P(C_i), i \leq L\}, \\ P_B = \{P(C_i), i > L\}, \\ \left\{ \forall f_c : \sum P_A > \sum P_B \right\} < \left\{ \forall f_c : \sum P_A < \sum P_B \right\} \quad (\text{B.1}) \end{aligned}$$

L'équation (B.1) traduit la logique pour laquelle **le coût de navigation** sur une portion du terrain dont l'état est plus probablement celui d'une des classes dont l'indice est inférieur ou égal à la limite L (c'est à dire pour lequel $(\sum P_A > \sum P_B)$) **est inférieur** au coût de navigation sur une portion de terrain dont l'état est plus probablement celui d'une des classes dont l'indice est supérieur à la limite L (c'est à dire pour lequel $(\sum P_A < \sum P_B)$). Lorsque cette logique est contredite on relève une **anomalie**. Il s'agit d'une incohérence produite par la fonction de coût lorsque celle-ci ne satisfait pas la contrainte (B.1).

Il n'y a pas de moyens simples d'établir une mesure analytique de la quantité d'anomalies du fait de la dépendance des classes et d'une définition quasi-arbitraire du modèle de déplacement. Une mesure pas des moyens d'analyse numérique est donc plus adaptée. Pour mesurer la quantité d'anomalies en fonction du modèle de déplacement et de l'état du terrain, nous discrétisons l'espace des états du terrain et nous testons la fonction de coût sur cette discrétisation avec différents modèles de déplacement. Ce calcul ne rend pas

compte avec précision du nombre exact d'anomalies présentes mais permet d'estimer le comportement général d'une fonction de coût en fonction de différents modèles de déplacement.

Pour la réalisation d'un test il faut définir un modèle de déplacement sur l'ensemble des classes considérées C_i (hors classe obstacle) tel que $i \in [1; N_c - 1]$ et appliquer la fonction de coût sur l'ensemble des états discrétisés du terrain. Les résultats sont ensuite comparés pour détecter les anomalies. Chaque test représente une abscisse dans les figures B.2 et B.3 et est réalisé de la façon suivante :

1. Choix d'un modèle de déplacement défini de façon linéaire entre c_1 et $c_{(N_c-1)}$ et qui évolue au cours des tests en fonction des deux paramètres suivants :
 - le domaine de définition des coûts de déplacement : la valeur du coût maximum $c_{(N_c-1)}$ (sachant que le coût de la classe C_1 est toujours $c_1 = 1$ et sans considération de la classe obstacle) est paramétré entre 200 et 10000.
 - un facteur noté α pour paramétrer l'écart entre les coûts de déplacement entre les classes d'indices $i \leq L$ et les classes d'indices $i > L$. Le coût de la dernière classe d'indice $i \leq L$ est noté c_{L-} tandis que celui de la première classe d'indice $i > L$ est noté c_{L+} . L'écart ($c_{L+} - c_{L-}$) est défini par le facteur α et la portée du domaine de définition des coûts ($c_{(N_c-1)} - c_1$) comme suit :

$$(c_{L+} - c_{L-}) = \alpha (c_{(N_c-1)} - c_1)$$

$$\text{avec } \alpha \in [0, 1]$$

La figure B.1 illustre le cas d'un modèle de déplacement sur lequel est appliqué une limite $L = 3$ et un facteur $\alpha = 0.5$. On remarque ainsi l'écart creusé entre les coûts c_{L-} et c_{L+} correspondant respectivement ici aux coûts c_3 et c_4 .

2. Calculs de la fonction de coût sur chacun des états du terrain échantillonnés sur l'espace des probabilités dans deux lots définis comme suit (avec les notations données dans l'équation (B.1)) :
 - Lot 1 pour lequel $\sum P_A > \sum P_B$
 - Lot 2 pour lequel $\sum P_A < \sum P_B$
3. Comparaison des coûts de traversabilité entre les lots et comptage du nombre d'anomalies au sens de la contrainte (B.1).

Sur la figure B.2 on trace le nombre d'anomalies de la fonction de coût classique (équation 4.1) en fonction du numéro de test de détection des anomalies. On observe que le nombre d'anomalies décroît inversement au facteur de dispersion. Celui-ci contribue à l'écart ($c_{L+} - c_{L-}$) et on pourrait faire l'hypothèse

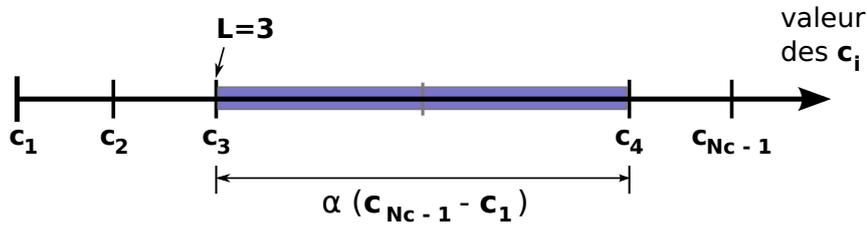


FIGURE B.1: Facteur α pour la dispersion des coûts de déplacement.

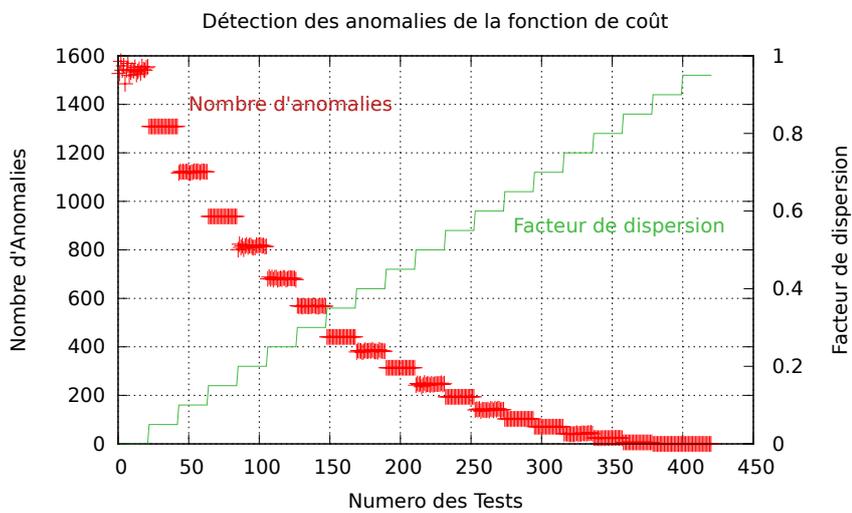


FIGURE B.2: Nombre d'anomalies et facteur de dispersion (α) des classes pour la fonction d'espérance de coûts.

que plus l'écart ($c_{L+} - c_{L-}$) est important moins la fonction de coût produit d'anomalies. Cependant le facteur α n'est pas le seul contributeur à cette écart car la dynamique du domaine de définition des coûts y contribue également.

La figure B.3 montre le même nombre d'anomalies mis en parallèle avec la valeur de l'écart ($c_{L+} - c_{L-}$) en fonction du numéro de test. Elle met en évidence l'indépendance du nombre d'anomalies face à la dynamique du domaine de définition des coûts ($c_{Nc-1} - c_1$).

Pour chaque pas du facteur α ce domaine évolue de son minimum à son maximum. La figure B.3 montre l'ensemble $\alpha (c_{Nc-1} - c_1)$ c'est à dire l'écart ($c_{L+} - c_{L-}$) représenté par la courbe bleue.

On peut donc conclure que le nombre d'anomalies évolue par paliers exclusivement en fonction du facteur α .

La réalisation de tests avec une forme quadratique plutôt que linéaire des

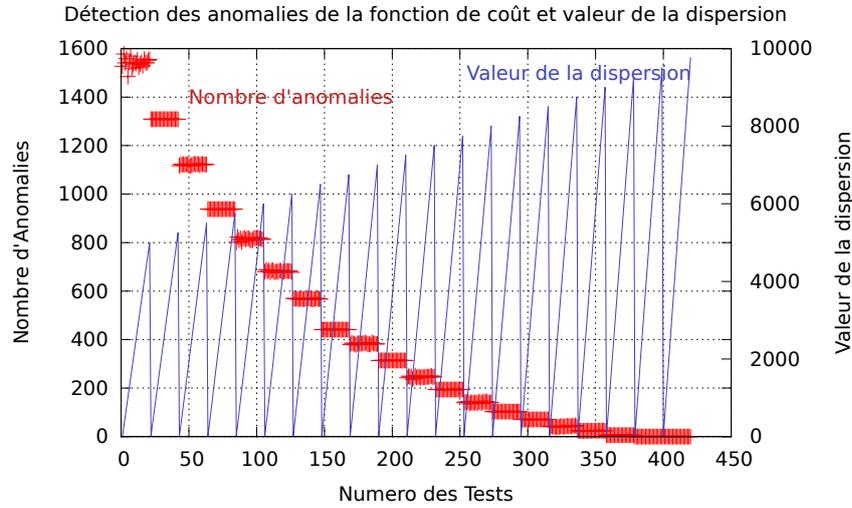


FIGURE B.3: Nombre d'anomalies et valeur de la dispersion des classes c'est à dire la valeur de $\alpha(c_{N_c-1} - c_1)$.

modèles de déplacement n'engage pas de changement dans cette conclusion. Les anomalies sont moins présentes mais gardent cette même dépendance face à α .

La fonction de coût doit donc être reformulée de manière à réduire le nombre d'anomalies et à s'affranchir de la dépendance entre quantité d'anomalies et forme du modèle de déplacement, et en règle générale à n'importe quel aspect du modèle de déplacement (forme, limite L , facteur α ...)

B.2 Comparaison de l'approche par hyperplan avec l'espérance

La figure B.4 illustre le comportement de cette nouvelle approche et la forte réduction du nombre d'anomalies qui chute de 1600 à 600 pour les premiers tests les plus critiques comparés à l'approche classique illustrée sur la figure B.2.

Des anomalies moins nombreuses permettent de pouvoir manipuler un plus grand panel de modèles de déplacements en gardant une bonne cohérence avec la limite L .

L'évolution de la différence entre les deux approches est illustrée par la figure B.5.

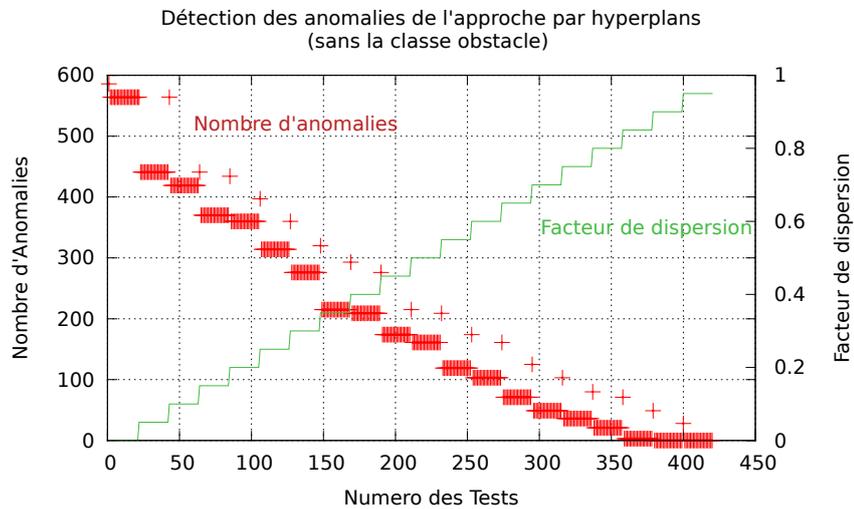


FIGURE B.4: Nombre d'anomalies et facteur de dispersion des classes (nouvelle approche).

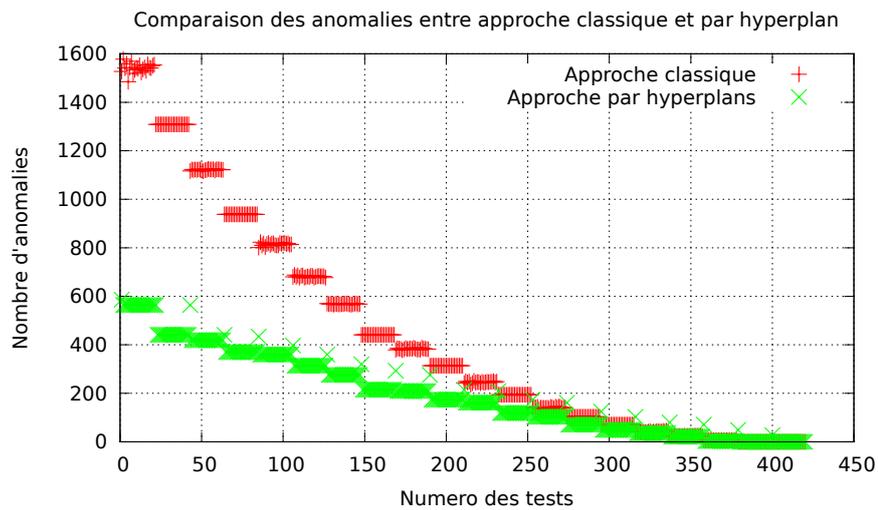


FIGURE B.5: Comparaison du nombre d'anomalies.

Bibliographie

BELLOT, D., SIEGWART, R., BESSIÈRE, P., TAPUS, A., COUÉ, C. et DIARD, J. (2004). Bayesian modeling and reasoning for real world robotics : Basics and examples. *In Embodied Artificial Intelligence Int. Seminar*, volume 3139, pages 186–201. Berkeley, Gravir/IMAG/CNRS/INRIA, Swiss Federal Institute of Technology, Springer-Verlag.

BESNERAIS, G. L. (2007). Vision for (small) UAVs. *In 2nd European Conference For Aero-Space Sciences, ECAS, Brussels (Belgium)*.

BONNAFOUS, D., LACROIX, S. et SIMÉON, T. (2001). Motion generation for a rover on rough terrains. *In International Conference on Intelligent Robots and Systems, Maui, Hawaii (USA)*.

BORENSTEIN, J. et KOREN, Y. (1991). The vector field histogram fast obstacle avoidance for mobile robots. *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, 7(3):278–288.

BOSCH, S. (2007). *Contribution à la modélisation d’environnements par vision monoculaire dans un contexte de robotique aéro-terrestre*. Thèse de doctorat, Université Toulouse III, Paul Sabatier.

BOSCH, S., LACROIX, S. et CABALLERO, F. (2006). Autonomous detection of safe landing areas for an UAV from monocular images. *In IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, IROS, Beijing (China)*.

BOUMGHAR, R. et LACROIX, S. (2011). Over the hill and far away : aerial/ground cooperation for long range navigation. *International Conference on Climbing and Walking Robots And the Support Technologies for Mobile Machines (CLAWAR)*.

BOUMGHAR, R., ROUSSILLON, C., DEGROOTE, A., COX, P., VANDEPORTAELE, V. D. B., HERRB, M. et LACROIX, S. (2011). Over the hill and

-
- far away : aerial/ground cooperation for long range navigation. *In International Workshop on Robotics for risky interventions and Environmental Surveillance-Maintenance, Leuven (Belgique)*.
- BOURGAULT, F., FURUKAWA, T. et DURRANT-WHYTE, H. (2003a). Coordinated decentralized search for a lost target in a bayesian world. *In IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, IROS*, volume 1, pages 48 – 53 vol.1.
- BOURGAULT, F., FURUKAWA, T. et DURRANT-WHYTE, H. F. (2003b). Optimal search for a lost target in a bayesian world. *In FSR*, pages 209–222.
- BURGARD, W., FOX, D., MOORS, M., SIMMONS, R. et THRUN, S. (2000). Collaborative multi-robot exploration. *ICRA*.
- CARSTEN, J., RANKIN, A., FERGUSON, D. et STENTZ, A. (2009). Global planning on the mars exploration rovers : Software integration and surface testing. *Journal of Field Robotics*, 26(4):337–357.
- CHUANG, J.-H. et AHUJA, N. (1998). An analytically tractable potential field model of free space and its application in obstacle avoidance. *Systems, Man, and Cybernetics, Part B : Cybernetics, IEEE Transactions*, 28(5):729 –736.
- COLE, D. T. (2009). *A cooperative UAS Architecture for Information-Theoretic Search and Track*. Thèse de doctorat, School of Aerospace, Mechanical and Mechatronic Engineering, The University of Sydney.
- FERGUSON, D. et STENTZ, A. (2005a). The delayed d* algorithm for efficient path replanning. *In Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pages 2045 – 2050.
- FERGUSON, D. et STENTZ, A. (2005b). The field d* algorithm for improved path planning and replanning in uniform and non-uniform cost environments. Rapport technique, CMU.
- FURUKAWA, T., BOURGAULT, F., LAVIS, B. et DURRANT-WHYTE, H. (2006). Recursive bayesian search-and-tracking using coordinated uavs for lost targets. *In Robotics and Automation, 2006. ICRA 2006. Proceedings 2006 IEEE International Conference on*, pages 2521 –2526.
- GANCET, J. et LACROIX, S. (2003). Pg2p : A perception-guided path planning approach for long range autonomous navigation in unknown natural environments. *In IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, IROS, Las Vegas (USA)*, pages 2992–2997.
- GOLDMAN, J. (1994). Path planning problems and solutions. *In Aerospace and Electronics Conference, 1994. NAECON 1994., Proceedings of the IEEE 1994 National*, pages 105 –108 vol.1.
- HADDAD, H. A., KHATIB, M., LACROIX, S. et CHATILA, R. (1998). Reactive navigation in outdoor environments using potential fields. *In Inter-*

national Conference on Robotics and Automation, Leuven (Belgium), pages 1232–1237.

HOWARD, A., SERAJI, H. et WERGER, B. (2002). Fuzzy terrain-based path planning for planetary rovers. In *Fuzzy Systems, 2002. FUZZ-IEEE'02. Proceedings of the 2002 IEEE International Conference on*, volume 1, pages 316–320.

HOWARD, A. M. et TUNSTEL, E. (2004). A self-contained traversability sensor for safe mobile robot guidance in unknown terrain. In *WSC'04*, pages 731–748.

INC., V. L. (2011). Hdl 64e-s2 and s2.1 user's manual rev d. Rapport technique, Velodyne Lidar Inc., 345 Digital Drive, Morgan Hill, CA 95037, USA.

KALRA, N., FERGUSON, D. et STENTZ, A. (2007). A generalized framework for solving tightly-coupled multirobot planning problems. In *Robotics and Automation, 2007 IEEE International Conference on*, pages 3359–3364.

KELLY, A., AMIDI, O., HERMAN, H., PILARSKI, T., STENTZ, A., VALLIDIS, N. et WARNER, Y. (2006). Toward reliable off road autonomous vehicles operating in challenging environments. *The International Journal of Robotics Research*, 25:5–6.

KO, J., STEWART, B., FOX, D., KONOLIGE, K. et LIMKETKAI, B. (2003). A practical, decision-theoretic approach to multi-robot mapping and exploration. In *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, IROS*, volume 4, pages 3232 – 3238 vol.3.

KOENIG, S. et LIKHACHEV, M. (2002). Improved fast replanning for robot navigation in unknown terrain. In *Robotics and Automation, 2002. Proceedings. ICRA '02. IEEE International Conference on*, volume 1, pages 968 – 975 vol.1.

KONOLIGE, K., FOX, D., ORTIZ, C., AGNO, A., ERIKSEN, M., LIMKETKAI, B., KO, J., MORISSET, B., SCHULZ, D., STEWART, B. et VINCENT, R. (2004). Centibots : Very large scale distributed robotic teams. *Annals of Math and Artificial Intelligence (AMAI)*.

LACROIX, S., MALLET, A., BONNAFOUS, D., BAUZIL, G., FLEURY, S., HERRB, M. et CHATILA, R. (2002). Autonomous rover navigation on unknown terrains : Functions and integration. *International Journal of Robotics Research*, 21(10-11):917–942.

MAKARENKO, A. A., WILLIAMS, S. B., BOURGAULT, F. et DURRANT-WHYTE, H. F. (2002). An experiment in integrated exploration. *IROS*.

MARJOVI, A., NUNES, J., MARQUES, L. et de ALMEIDA, A. (2009). Multi-robot exploration and fire searching. In *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pages 1929–1934.

-
- MOOREHEAD, S. J., SIMMONS, R. et WHITTAKER, W. L. (2001). Autonomous exploration using multiple sources of information. *In IEEE International Conference on Robotics and Automation, ICRA*, volume 3, pages 3098 – 3103 vol.3. Carnegie Mellon University, USA.
- MORAVEC, H. et ELFES, A. (1985). High resolution maps from wide angle sonar. *In IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pages 116–121.
- MUHAMMAD, N. et LACROIX, S. (2010). Calibration of a rotating multi-beam lidar. *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, Taipei, Taiwan, October 2010*.
- MURPHY, L. et NEWMAN, P. (2010). Planning most-likely paths from overhead imagery. *In Robotics and Automation (ICRA), 2010 IEEE International Conference on*, pages 3059 –3064.
- NABBE, B. et HEBERT, M. (2003). Where and when to look - how to extend the myopic planning horizon. *IROS*.
- NABBE, B. et HEBERT, M. (2007). Extending the path-planning horizon. *The International Journal of Robotics Research*.
- NASH, A., DANIEL, K., KOENIG, S. et FELNER, A. (2007). Theta* : Any-angle path planning on grids. *In AAAI Conference on Artificial Intelligence*.
- NILSSON, N. J. (1982). *Principles of Artificial Intelligence*. Springer.
- REKLEITIS, I. M., DUDEK, G. et MILIOS, E. (2000). Graph-based exploration using multiple robots. *In 5th International Symposium on Distributed Autonomous Robotic Systems (DARS)*, pages 241–250, Knoxville, Tennessee, USA. Springer.
- RIMON, E. et KODITSCHKEK, D. E. (1992). Exact robot navigation using artificial potential functions. *IEEE Journal of Robotics and Automation*, 8(5):501–518.
- ROSSI, C., ALDAMA, L., BARRIENTOS, A., VALERO, A. et CRUZ, C. (2009). Negotiation of target points for teams of heterogeneous robots : an application to exploration. *In Intelligent Robots and Systems, 2009. IROS 2009. IEEE/RSJ International Conference on*, pages 5868 –5873.
- SIMMONS, R., APFELBAUM, D., BURGARD, W., FOX, D. an Moors, M., THRUN, S. et YOUNES, H. (2000). Coordination for multi-robot exploration and mapping. *In Proceedings of the AAAI National Conference on Artificial Intelligence*, Austin, TX. AAAI.
- STENTZ, A. et HEBERT, M. (1995). A complete navigation system for goal acquisition in unknown environments. *Autonomous Robots*, 2(2).
- STENTZ, A. T. (1994). Optimal and efficient path planning for partially-known environments. *In Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA '94)*, volume 4, pages 3310 – 3317.

YAMAUCHI, B. (1998). Frontier-based exploration using multiple robots. *In AGENTS '98 : Proceedings of the second international conference on Autonomous agents*, pages 47–53. ACM.