

UNIVERSITÉ PIERRE ET MARIE CURIE
ÉCOLE NATIONALE SUPÉRIEURE DES TECHNIQUES AVANCÉES

PROJET DE FIN D'ÉTUDES

**Méthode de reconnaissance d'objets
multi-vues sur un robot mobile**

Auteur

Luigi FRANCO TEDESCO
tedesco@ensta.fr
Promotion 2015

Professeurs Responsables

David FILLIAT
david.filliat@ensta.fr
Safia KEDAD-SIDHOUM
Safia.Kedad-Sidhoum@lip6.fr

Tuteur

Jean-François GOUDOU
jean-francois.goudou@thalesgroup.com

THALES Services | Campus Palaiseau
828 Boulevard des Maréchaux, 91762 Palaiseau

Stage effectué du 09 mai 2015 au 28 août 2015

Table des matières

1	Introduction	6
1.1	Contexte	6
1.2	Objectifs	6
1.3	État de l'art	6
2	Méthode proposée	8
2.1	Architecture générale	8
2.2	Segmentation	8
2.2.1	Algorithme	9
2.2.2	Restrictions	9
2.3	Descripteurs	10
2.4	Reconnaissance mono-vue	10
2.5	Localisation et suivi d'objet	10
2.5.1	Déplacement du robot	10
2.5.2	Filtre de Kalman	11
2.6	Reconnaissance Multi-vue	12
2.6.1	Chaînes de Markov Cachées	12
2.6.2	Algorithme de Viterbi	12
2.6.3	Graphe d'aspect polaire	12
3	Protocole Expérimental	14
3.1	Matériel utilisé	14
3.2	Setup expérimental	14
3.3	Résultats expérimentaux	15
3.3.1	Comparaison à la reconnaissance mono-vue	15
3.3.2	Robustesse à l'occlusion	16
3.3.3	Suivi et reconnaissance multi-cibles	16
4	Conclusion	17
4.1	Synthèse	17
4.2	Discussion	17
4.3	Perspectives	17
5	Annexe I	19
5.1	Matériels	19
5.1.1	Plateforme mobile	19
5.1.2	Description Ordinateur Portable	20
5.1.3	Capteur RGB-D	20
5.2	Base de données	20
5.2.1	Restrictions logiciels	21
5.3	Segmentation	21
5.3.1	Paramètres	21
5.3.2	Floor Detection	21

5.3.3	Estimation de la normale	21
5.3.4	RANSAC	22
5.4	Descripteurs	22
5.4.1	Point Feature Histogram - PFH	22
5.4.2	Fast Point Feature Histogram - FPFH	23
5.4.3	Viewpoint Feature Histogram- VFH	23
5.4.4	Clustered Viewpoint Feature Histogram - CVFH	23
5.4.5	Fusion de données	24
5.5	Planning de Travail	24
6	Annexe II	26
6.1	Le groupe Thales	26
6.2	Secteurs d'activité	26
6.3	Organisation	27
6.4	Présentation de ThereSIS	27
6.5	Secteurs d'activité	27
6.6	Le laboratoire Video Technologies & New Sensors	28

Chapitre 1

Introduction

EN VERT SONT DES PARTIES QUE NE SONT PAS ENCORE FINI

1.1 Contexte

La perception de l'environnement par des machines est indispensable pour leur intégration à la vie quotidienne. Des compétences telle que se localiser, la prise de décisions et une capacité d'apprentissage sont nécessaires, même pour la réalisation des tâches les plus simples. Dans cet étude, on s'intéresse à la compréhension d'éléments constituant une scène, sujet récurrent dans le domaine de la vision par ordinateur **et à l'apport de l'utilisation d'un robot mobile dans cette tâche. Ici, tu peux peut être parler de la représentation des objets dans le cerveau avec des vues et des transitions entre vues et dire qu'il peut être intéressant d'explorer cette approche plutôt que de faire de la reconnaissance statique, image par image.** Plusieurs approches proposés dans la littérature explorent une sous-partie du *pipeline* de la reconnaissance pour faire face aux difficile défi de représenter les caractéristiques visuelle des objets **citation ?**, pendant que d'autres s'intéressent à l'utilisation du système de reconnaissance pour des tâches de recherche dans l'environnement et la manipulation d'objets **citation ?**.

1.2 Objectifs

Notre démarche correspond, initialement, à l'intégration de techniques de l'état de l'art pour arriver à un système fonctionnel de reconnaissance intégré sur une plateforme mobile équipée d'un capteur RGB-D. Dans un premier temps, la plateforme doit être capable d'acquérir une base de données d'images d'objets de manière automatisée. Ensuite, le but est d'utiliser ces informations apprises pour vérifier si un objet candidat est ou non celui présenté auparavant. Finalement, nous souhaitons utiliser les information de son déplacement pour renforcer sa perception, lever les possibles ambiguïtés et rendre le système moins sensible à différents types de bruits. De plus, tous ces algorithmes doivent fonctionner en temps réel et être implémentés pour fonctionner sur le robot présent au sein du laboratoire.

1.3 État de l'art

Remarque générale pour les citations : Ne mets pas le titre de l'article dans le texte. Si la méthode porte un nom, tu peux le nommer, mais sinon le moyen classique de citer une référence est de nommer l'auteur puis mettre une référence bibtex. Par exemple, une approche proposée par Tedesco et al. [3] blablabla

Si tu as des papiers qui sont des revues de litteratures, tu peux les citer au début

La majorité de la littérature traite le problème de la reconnaissance d'objets basés sur une seule image. Typiquement, un ensemble de *features* mettre des exemples de features en citations est extrait et ensuite comparé aux modèles d'objets présents dans une base de données initiale. Il existe également des méthodes directes, comme deep learning mettre une citation, où l'image d'entrée est associée directement avec des classes des objets correspondants, au prix d'une étape d'entraînement importante d'apprentissage, encore plus dans un espace à 3 dimensions provenant du capteur RGB-D bizarre cette fin de phrase De très nombreux exemples d'applications de la reconnaissance mono-vue existent dans le domaine de la robotique, pour la navigation sémantique [6], couplé avec l'estimation de pose pour la saisie de l'objet [5] ou encore pour la recherche d'objets dans l'environnement [8, 1].

Des effort conséquent ont été mis en oeuvre fait pour améliorer l'extraction, le *matching*, ainsi que les *features* elles-mêmes pour qu'elles soient invariantes à transformations affines de l'image et plus représentatives de l'objet cite des exemples de features 2d (A-SIFT, Harris affine) et 3d (pfh ...) qui font ça. Tu peux peut être mettre une citation ou deux sur le tracking (2d et 3d) en disant que ca aide à être plus robuste au cours du temps. Ce traitement classique a l'avantage d'être à la fois modulaire, avec des étapes bien définies de segmentation, d'extraction de features, de classification et de post-traitement, et en même temps, d'avoir des résultats satisfaisants sur des cas simples.

Malgré l'intérêt des features invariantes, on s'aperçoit rapidement de leurs limitations lorsque des vues ambiguës apparaissent. Un premier travail s'inspire de la continuité, temporalité et séquentialité des observations dans la reconnaissance chez les humains pour augmenter la représentativité des modèles d'objet, et ainsi surmonter la limitation de la reconnaissance mono-vue citation. Certaines approches se basent sur des modèles CAD à trois dimension, la description de contours et les graphes [10] pour augmenter leur représentativité. En particulier, les graphes d'aspect citation permettent une représentation basée sur une composition d'images de points de vue différents et les liens entre elles. Les vues représentatives, nommés *key-Frames*, peuvent être choisie avec des politiques aléatoire, constant ou à la recherche d'événements visuels des citations !. tu devrais aussi parler du travail de cedric [9], de l'article que jeff t'avait donné sur les radars, et tu peux aussi citer un mec de l'ensta qui a fait de la reconnaissance temporelle basée sur des graphes (vérifier si c'est bien celui là) [7]

Enfin, certaines approches vont encore plus loin en suggérant une reconnaissance active. Ici, une estimation de quel serait le meilleur déplacement pour lever des ambiguïtés permet de repérer le capteur. Cela peut se faire par des critères de réduction de l'entropie en utilisant des probabilités de reconnaissance antérieures [3], en utilisant l'apprentissage par renforcement [2] où encore par estimation des faces cachées de l'objet je n'ai pas trouvé la citation ref :*Next Best View*. Finalement, [4] traite ce même problème comme un problème de localisation et suivi par un filtre particulaire.

Chapitre 2

Méthode proposée

L'utilisation d'un algorithme de reconnaissance basé sur une seule image possède l'inconvénient de ne pas prendre en compte les notions de vue et de transition entre elles. Pourtant, la majorité de ces systèmes souhaitent être invariants aux différents points de vue des objets, en d'autres termes, avoir la capacité de l'identifier de n'importe quel point de vue. Un système mono-vue pourrait traiter le concept de vues les plus représentatives et des transitions, mais cela de façon moins intuitive. Ainsi certains des articles présentés à la section ?? travaillent sur le domaine multi-vues en y intégrant des aspects géométriques et ainsi augmenter la qualité de son estimation. **Ce paragraphe aurait sa place dans l'état de l'art non ?**

L'objectif de notre méthode est d'avoir une reconnaissance multi-vues d'un ou plusieurs objets à la fois, capable d'intégrer le déplacement du robot pour résoudre des ambiguïtés et faux positifs liés à cette reconnaissance. Pour incorporer ces notions, on utilise une représentation des objets simple et suffisamment général, capable d'estimer l'orientation de l'objet reconnu. On traite ensuite l'information motrice du robot que l'on intègre à l'estimation pour augmenter le taux de reconnaissance.

2.1 Architecture générale

Expliquer qu'est on a comme matériel....
expliquer schéma....

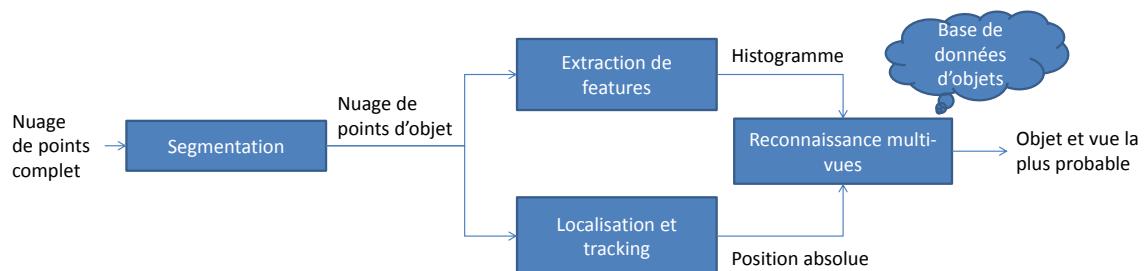


FIGURE 2.1 – Architecture générale du système

2.2 Segmentation

La segmentation consiste de la soustraction des objets d'une image brute, en autres mots, différencier les éléments non constitutifs de l'objet de lui-même. La compréhension de la continuité des objets

est considérée comme un défi majeur dans le traitement d'image étant donné qu'une fois l'objet séparé du fond, la reconnaissance devient beaucoup plus évident. Une énorme partie de sa difficulté vient du fait de la projection de la scène dans le plan supprimer l'information correspondant à distance. Les capteurs stéréoscopiques et infra-rouges ont recomposé cette absence d'information et simplifié énormément le traitement nécessaire pour obtenir des objets potentiels. Les cartes de profondeur pourraient être utilisées pour représenter cette nouvelle information, pourtant, encore plus naturelle, le concept de nuage de points propose une représentation spatial en trois dimensions de l'environnement capturé.

La démarche proposée par la littérature considère les objets comme des ensembles de points définis par un seuil initial de proximité. Cette définition est bien extensive et permet de représenter une énormité, sinon tous, les objets. Néanmoins, définir ces ensembles dans une image brute n'est pas tout à fait simple. En conséquence, un nouveau à priori qui spécifie que les objets se placent sur des plans de support, malgré plus restrictif que la définition d'avant, permet un segmentation crédible.

2.2.1 Algorithme

La méthode de segmentation de l'algorithme Tabletop se base exactement sur ces aprioris. Pour retrouver les objets posés sur une table, l'algorithme recherche récursivement les plans de support, où le plus important est pris comme la table. Autrement, l'article ENSTA, en partant du même principe, propose un traitement pour le fond de la scène, où les plans orthogonaux à normale du sol et de taille suffisamment grand sont considérés comme des murs, orientés à segmentation d'objets dans les environnements intérieurs. Ainsi, la dernière segmentation, proposé par *Luis Charles*, répond aux exigences du domaine de déplacement du robot : le laboratoire de Thales, Theresis.

Plus spécifiquement, elle peut être découpée dans les étapes suivantes :

1. Soustraction du sol... **DETAILLER**
2. Filtrage de points distants, considérés comme plus incertains.
3. Calcul de la normale des superficies comprises dans la scène
4. Élimination de murs, considérés comme de plans orthogonaux au sol de taille suffisamment grande, d'après un seuil.
5. Projection des points appartenant aux objets dans le plan du sol.
6. Détermination de l'enveloppe convexe correspondant au sol détecté.
7. Réduction de la densité de discréétisation pour accélérer l'étape de *clustering*.
8. Clustering des objets par l'algorithme *point growing*
9. Retour à discréétisation initiale.
10. Calcul du centroïde et *bouding boxes* 2D et 3D
11. extraction d'imagettes, et autre informations pertinentes aux objets détectés.

Une calibration initiale est nécessaire pour définir l'équation du sol. Pour cela, on place le robot dans un endroit de façon que l'image aperçue correspond majoritairement au sol. L'équation du plan plus important, plus grand nombre de points dans le nuage, est extrait par le RANSAC et sauvegardé dans un fichier texte. Une explication plus détaillée sur les sous-méthodes utilisées pour chaque étape, telle comme le RANSAC est présentée dans les annexes, ainsi comme une discussion des paramètres utilisés.

2.2.2 Restrictions

Les physiques de capteurs restreins les types d'objet qui peuvent être aperçus et, ensuite, segmentés, soit à cause de l'interaction avec les rayons infra-rouges, soit à cause de résolution limitée des images mesurées. Dans l'autre côté, la segmentation a ses propres contraints concernant le positionnement des objets dans l'image et, principalement, la définition de sol et murs, résultant dans les restrictions suivantes :

- L'objet se trouve par terre.
- L'objet se trouve au centre de l'image
- Ambiant isolés de lumière infra-rouge
- Le sol où le robot se déplace n'est pas accidenté.
- L'objet se trouve à une distance inférieure à 3 mètres
- L'objet est assez grand et dépasse le seuil d'appartenance au sol.
- L'objet n'est ni transparents et ni trop réfléctrice.

Un grand nombre d'objets, entre chaises tables, écrans, boîtes en carton, poubelles, de tailles et formes variés étaient testés et peuvent être segmentés malgré les restrictions listées. Quelques exemples de segmentation sont présentés dans les annexes pour illustrer la capacité de segmentation.

2.3 Descripteurs

Le travail des descripteurs est, d'un côté, de comprendre les caractéristiques intéressantes et, d'un autre, de réduire la dimensionnalité du espace traité, tandis que restant robuste à des transformations affines et changement de luminosité. On classifie les descripteurs selon la caractéristique qu'il exprime. Une première group sont les descripteurs géométriques qui essaient de traduire les idées de courbure, forme et taille dans histogrammes, et sont intéressant pour étudier les ambiguïtés de reconnaissance, un fois que la plus parts d'objet ont une certaine symétrie spatiel.

Prend le résultat de la segmentation et transforme en features....

2.4 Reconnaissance mono-vue

matching des descripteurs avec la base de données...

L'étape de classification correspond à la différentiation entre les histogrammes caractéristiques de chaque vue de chaque objet. Cette mesure pourrait être apprise, par exemple, avec un réseau de neurone ou n'importe quel autre méthode classique de *machine learning*. Le travail * three dimensional dof cluster vfh...* suggère l'utilisation de la mesure chi-squared similarité entre histogrammes accouplé au classificateur k plus proches voisins. Le grand avantage de ce classificateur c'est l'étape d'apprentissage correspond à création d'un arbre de recherche, construit d'après la comparaison croisée entre les éléments de la base, que pour l'ordre de grandeur de la base de données envisagé, est presque instantané. Distance plus naturel...

L'API de la librairie FLANN sur PCL permet l'utilisation directe du classificateur K - plus proches voisins. L'implémentation permet l'utilisation de plusieurs définitions de distance entre histogrammes. La définition par défaut, Chi-squared, dont la formule est décrit dans la suite, semble être capable de bien différencier les histogrammes d'entrés, H_1 et H_2 , et était choisi comme la définition pour le classificateur.

$$\sum_I \frac{(H_1(I) - H_2(I))^2}{H_1(I)}$$

2.5 Localisation et suivi d'objet

2.5.1 Déplacement du robot

Le robot est équipé de trois roues, desquelles les symétriques arrières sont motorisés et responsables pour le déplacement motrice. Au même temps que la dernière sert à donner un support pour la partie derrière du châssis. Les moteurs sont contrôlés à partir de commandes serial, préétablis pour le fabricant, qui définissent la vitesse de roulement. La combinaison des rotations des deux roues motorisées dans les deux sens possibles permet au robot d'avoir les comportements suivants :

- Déplacement en ligne droite : deux roues roulant avec la même vitesse et dans le même sens.
- Déplacement en arc de cercle : différence entre les vitesses des roues.
- Rotation : deux roues à la même vitesse, mais avec de sens différents.

Finalement, la combinaison de ces mouvements permet au robot de accéder n'importe quelle position de l'espace.

Estimation de l'odométrie

Certains robots sont dotés de capteurs aptes d'estimer de façon approximé sont déplacement. C'est aussi le cas du robot ciblé qui possède encodeurs capables d'estimer la rotation angulaire des roues. Une intégration, au sens mathématique, de la différence entre l'odométrie entre deux intervalles de temps permet de retrouver la position global du robot.

$$\begin{aligned}x_t &= x_{t-1} + \delta x_{t-1} * \cos(\theta_{t-1}) - \delta y_{t-1} * \sin(\theta_{t-1}) \\y_t &= y_{t-1} + \delta x_{t-1} * \sin(\theta_{t-1}) + \delta y_{t-1} * \cos(\theta_{t-1}) \\ \theta_t &= \theta_{t-1} + \delta \theta_{t-1}\end{aligned}$$

Problèmes de déplacement

La roulette de support originalement installée avait deux axes de rotation. Pourtant, quelques mouvements de rotation du robot alignent la roulette orthogonalement au sens du prochain mouvement ce qui crées une torche parasite que perturbe la trajectoire voulue. Une tentative frustrée d'installer une bille omnidirectionnelle à roulement, qui se bloquait sur la moquette avec le poids du robot, a fait que l'originale était réinstallée. Une deuxième solution serait d'interdire certains mouvements du robot pour éviter cette déviation.

2.5.2 Filtre de Kalman

La modélisation des objets entraîne le besoin initiale de les localiser dans la scène pour, postérieurement, les identifier. À cause de la divergence de l'odométrie, la mauvaise segmentation et le calcul du centreïde de l'objet, la position estimée est fortement bruitée ayant un écart type qui rend la suivie et identification infaisable lorsque plusieurs objets sont minimalement proches. Un filtre de Kalman ayant un modèle unitaire pour la matrice de transition d'états, moyenne les observations pour s'adapter au bruit de mesure.

Cependant, le caractère monomodal du filtre de Kalman fait en sorte qu'un seul objet cible peut être suivis à la fois. Pour atteindre l'aspect multimodal, il faut que plusieurs filtres tournent en parallèle. Ainsi, le problème passe d'estimer la position à décider quelle observation appartient à quel filtre, l'étape d'identification. Cela se fait à l'aide d'une matrice de corrélation de distances entre les nouvelles observations et les états courants de chaque filtre existant. Une solution simplificatrice est d'associer chaque observation au filtre selon l'ordre de vraisemblance de cette matrice. Lorsqu'une ambiguïté se produit dans l'étape d'identification, la classification peut aider à prendre une décision de mettre un filtre à jour ou, alors, créer un nouveau filtre.

$$\begin{aligned}\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} &= \mathbf{F}_k \hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1} + \mathbf{B}_k \mathbf{u}_{k-1} \\ \mathbf{P}_{k|k-1} &= \mathbf{F}_k \mathbf{P}_{k-1|k-1} \mathbf{F}_k^T + \mathbf{Q}_k\end{aligned}$$

innovation

$$\begin{aligned}\tilde{\mathbf{y}}_k &= \mathbf{z}_k - \mathbf{H}_k \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} \\ \mathbf{S}_k &= \mathbf{H}_k \mathbf{P}_{k|k-1} \mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_k \\ \mathbf{K}_k &= \mathbf{P}_{k|k-1} \mathbf{H}_k^T \mathbf{S}_k^{-1} \\ \hat{\mathbf{x}}_{k|k} &= \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} + \mathbf{K}_k \tilde{\mathbf{y}}_k \\ \mathbf{P}_{k|k} &= (I - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k) \mathbf{P}_{k|k-1}\end{aligned}$$

2.6 Reconnaissance Multi-vue

2.6.1 Chaînes de Markov Cachées

Le déplacement physique du robot résulte dans une séquence d'observations, en angles différents, d'un même objet. On exploite l'information odométrique entre les visualisations pour prédire les prochaines possibles orientations. De cette manière, l'évolution de la reconnaissance au long du temps est représenté par un processus stochastique, dont une modélisation possible correspond à le traiter de façon discrète dans un espace d'état. Ayant l'apriori que la dernière image et le dernier déplacement suffisent pour faire cette prédiction, en respectant, donc, la propriété de Markov de premier ordre, le processus stochastique est modélisée sur le cadre d'une chaîne de Markov cachée.

Concrètement, les états cachées correspondent à des objets connus au préalable et déjà incorporés dans la mémoire du robot. Cela constraint le nombre d'états et on se rencontre avec un chaîne fini. Puis, une matrice de transition, $a_{i,j}$, décrit l'évolution du processus et c'est là où l'odométrie et la relation entre vues et entre objets sont incorporés. Finalement, une autre matrice, $P(y_1 | k)$, dit matrice d'émission, estime la vraisemblance entre l'observation et les états de la chaînes.

Une autre deuxième modélisation serait d'avoir une chaîne de Markov Cachée distincte pour chaque objet et ensuite décider quel était le processus le plus vraisemblable. Ce cas est un sous-ensemble du cas antérieur où les transitions entre deux objets ne sont pas considérés. Pourtant, ce qui peut être utile s'on considère l'évolution d'objets, par exemple, la transition entre une chaise vide et une personne assise sur une chaise ou encore un personne commence à marcher¹.

2.6.2 Algorithme de Viterbi

Il reste, donc, extraire des informations de la modélisation Markovienne proposée. La séquence d'états la plus vraisemblable qui pourraient avoir générée les observations y_1, \dots, y_T , correspondrait exactement à la séquence d'objets reconnus. A fin de retrouver cette séquence, aussi appellé chemin, on fait appel à la programmation dynamique, spécifiquement à l'algorithme de Viterbi, d'où viens le nom chemin de Viterbi. L'algorithme retrouve de façon récursive l'état current le plus probable, prenant en compte seulement les observations jusqu'au instant donné et son estimation au instant intérieur, comme décrit par les équations suivants :

$$\begin{aligned} V_{1,k} &= P(y_1 | k) \cdot \pi_k \\ V_{t,k} &= \max_{x \in S} (P(y_t | k) \cdot a_{x,k} \cdot V_{t-1,x}) \end{aligned}$$

La probabilité que la séquence d'états le plus probable finissant dans l'état k , avait généré les observation au moment t , est sauvegardé dans $V_{t,k}$, pendent que π_i c'est la probabilité initiale de se rencontrer en chaque état. Pour retrouver le chemin de Viterbi, il suffit de trouver le maximum de $V_{t,k}$:

$$x_T = \arg \max_{x \in S} (V_{T,x})$$

2.6.3 Graphe d'aspect polaire

On considère que les objets sont décrits par deux dimensions d'information : une spatiale, concernant la position absolu de l'objet dans l'environnement et les positions relatifs où l'objet était visualisé, et une autre visuelle, donnée par les descripteurs géométriques, de couleurs et de texture ; qu'on cherche à transporter dans un référentiel unique. Le graphe d'aspect permet de coupler l'ensemble d'images suivant ses possibles transitions spatiales ce qui résulte dans la possibilité de construire le modèle à la volée et de jouer avec sa densité d'information - nombre d'images incorporées.

1. Le fait de se mettre en mouvement altère les formes d'une personne, ce qui possibilite sa détection comme un nouveau objet.

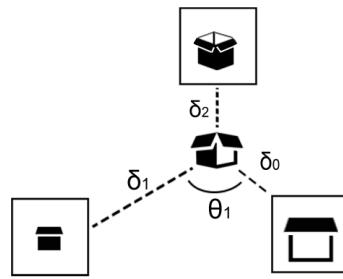


FIGURE 2.2 – Modèle polaire des objets.

Formellement, un référentiel polaire entrelace toutes ces informations de façon à représenter la position spatiale d'où l'observation était fait, tel comme il est représenté dans l'image *7*. Pour la construction du modèle les conventions suivantes étaient adoptées :

- l'angle zéro est attribué à la première observation
- L'origine du référentiel est la position globale de l'objet
- Les features sont labellisées d'après le déplacement angulaire et la distance au centroïde de l'objet.

Une grande majorité de features visuelles sont variantes à échelle, une fois que la résolution de l'image joue un rôle assez critique pour la détection de features, comme les patches SIFTs. Ainsi, avoir la distance que l'image étais prise peut être intéressant pour limiter la classification à une échelle valable.

Chapitre 3

Protocole Expérimental

3.1 Matériel utilisé

Le design de l'architecture a permis de définir les unités de traitement et la communication entre elles. La définition des unités de traitement suit le découpage du pipeline de reconnaissance avec des noeuds dédiés pour la segmentation, l'extraction de features, la classification, mais également le contrôle du robot.

L'interfaçage matériel-logiciel a été réalisé sur l'environnement ROS - Robot Operating System. En plus d'outils d'affichage, ROS rassemble des librairies d'acquisition d'images RGB-D, OpenNi 2 et Freenect, ainsi qu'une librairie de traitement de nuage de points, PCL. De plus, sa structure en nœuds a permis une implémentation modulaire et directe du système décrit [au chapitre ??](#), ainsi que de gérer la communication entre l'ordinateur portable et le processeur embarqué sur le robot.

L'image ?? présente l'architecture ainsi que le flux d'information à travers des nœuds. [Mets plutôt l'image en annexe, ca gagnera de la place](#)

3.2 Setup expérimental

Pour évaluer les capacités de reconnaissance du robot, vingt objets de tailles et formes diverses ont été choisis. Ils s'agit d'objets typiques qui peuvent être facilement retrouvés dans un laboratoire ou un bureau. Une liste complète des objets figure en annexe ?. Ensuite, nous avons effectué un tour complet de l'objet avec le robot en sauvegardant les nuage de point et en extrayant les features VFH pour huit positions différentes écartées de 45 degrés. La position correspondant à l'angle zéro a été choisie de manière aléatoire en alignant un des axes de l'objet avec celui du capteur. [Regarde ma remarque à la figure 3.1](#)



FIGURE 3.1 – [Pense à toujours mettre une légende à tes figures, et à donner sa référence dans le texte](#)

3.3 Résultats expérimentaux

3.3.1 Comparaison à la reconnaissance mono-vue

Une première évaluation consiste à faire un tour complet autour de l'objet à reconnaître pour quatre positions angulaires différentes : 0, 45, 90 et une dernière choisie de manière aléatoire pour chaque objet. Le robot fait le tour à une vitesse de $0.35 \pm 0.1 m/s$ à une distance de $1.5m$, en enregistrant des images à $1 hz$, ainsi, une expérience typique est constituée d'environ 25 images d'angle différent et prendre 25 ± 3 seconds.

Un expérience typique est illustrée dans l'image 3.2 :

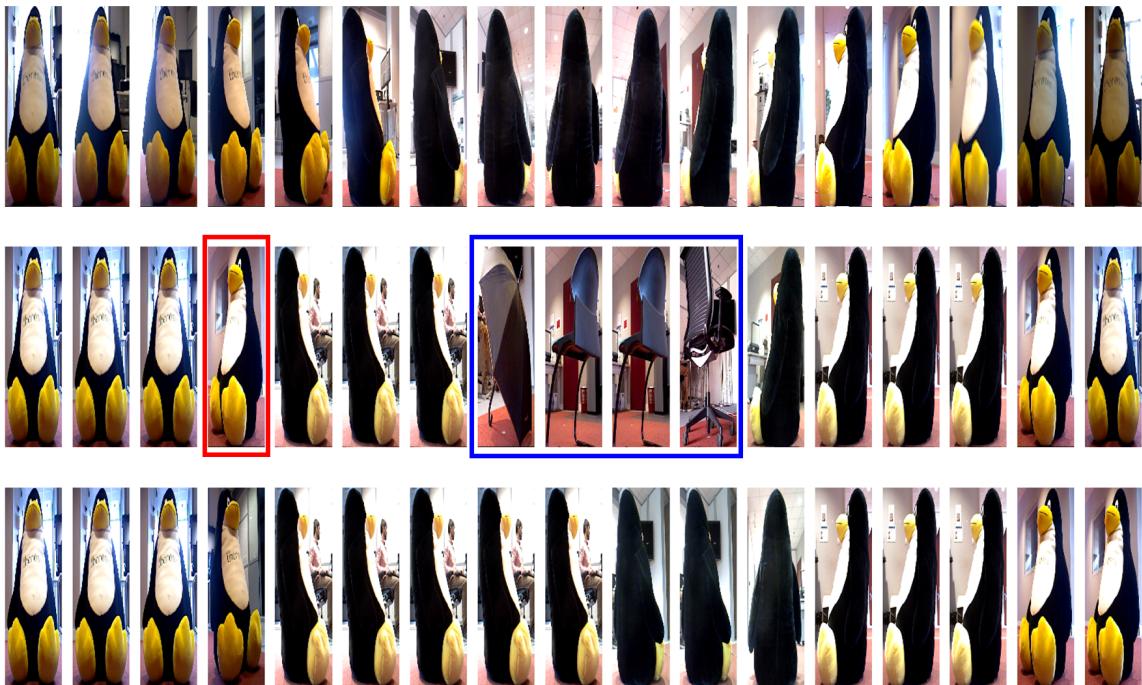
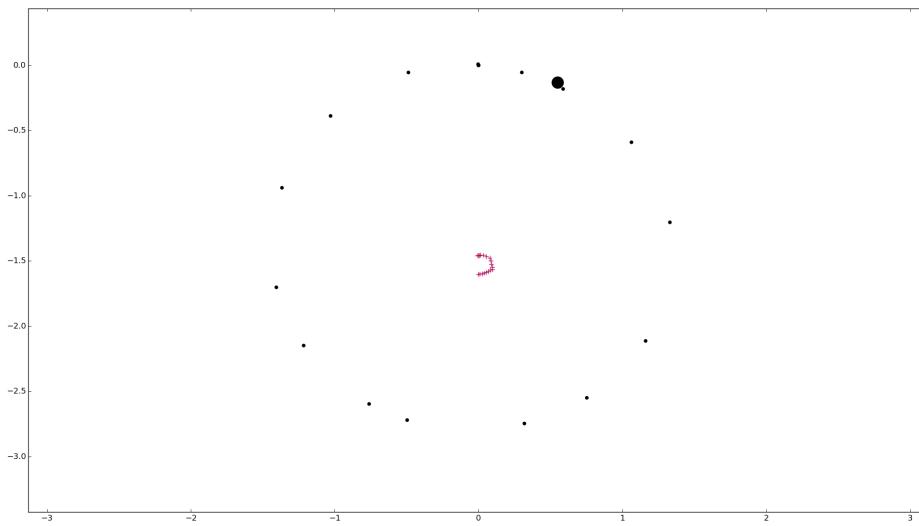


FIGURE 3.2 – Tu devrais ajouter sur le côté de l'image que c'est l'image observée, l'image la plus proche par la reco mono-vue, et l'image la plus proche avec les HMM (même si tu le répète dans le texte, ça permet de comprendre la figure directement)

La première ligne correspond à la séquence d'images vues par le robot à chaque instant de temps, et donc, l'objet à être reconnu. La seconde ligne, donnée par l'algorithme de reconnaissance, équivaut à la vue la plus probable de l'objet reconnue par le K-plus proches voisins. Il est intéressant remarquer que l'invariance à rotation du descripteur trompe l'estimation de l'orientation en prenant son correspond énantiomorphe dans le premier carré rouge. Autrement, le dos du pingouin étant une grande surface presque plane, il est partiellement retiré par l'étape de segmentation. Ainsi, le nuage de points résultant de ce point de vue n'est pas suffisamment complet pour caractériser correctement l'objet, ce qui induit une mauvaise reconnaissance dans le carré bleu. Au final, on remarque que le traitement apporté par la chaîne de Markov cachée permet de corriger les problèmes d'une base de donnée relativement sparse avec des possibles erreurs de segmentation, permettant la correction simultanée de la reconnaissance de l'objet et de son orientation.

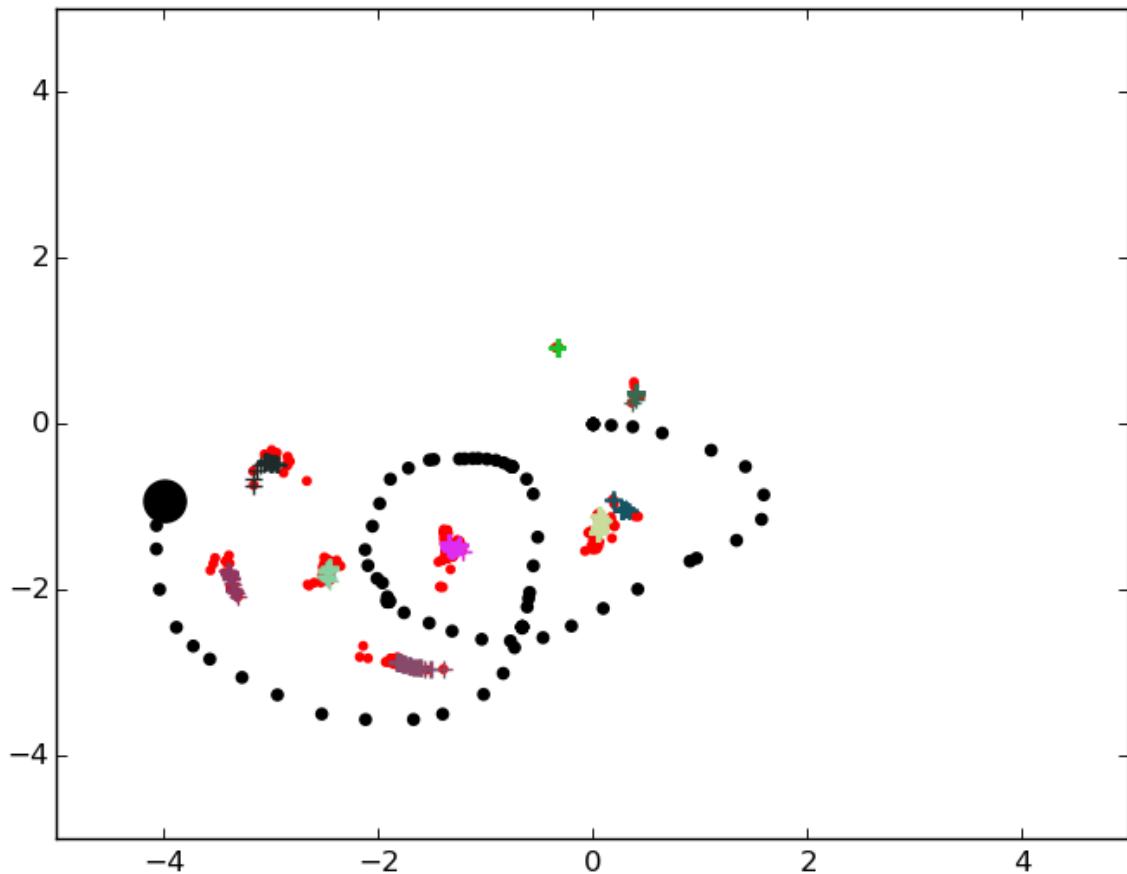
cela correspond à avoir une base On utilise ensuite trois ratios différentes pour exprimer la reconnaissance d'objets, la reconnaissance de vue et la suivi des reconnaissances par la chaîne de Markov cachée. Finalement, est affichée



Dans le premier tableau on retrouve le résultats de la reconnaissance donné par la comparaison des histogrammes provenant du *plus proche voisin*. Ce résultat estime la capacité de distinguer deux objets quelconques, en autre mots, cette capacité viens de la représentativité des descripteurs utilisés et l'efficacité de la mesure de similarité entre histogrammes.

3.3.2 Robustesse à l'occlusion

3.3.3 Suivi et reconnaissance multi-cibles



Chapitre 4

Conclusion

4.1 Synthèse

bien La principale contribution de ce projet est liée au traitement de la reconnaissance qui intègre un modèle temporel de transition entre vues. La méthode proposée ici pourrait être mise en place pour n'importe quel système de reconnaissance d'objets à condition qu'il soit mobile et capable de fournir une estimation de son déplacement, et que chaque élément de la base des objets à reconnaître soit associé à une estimation de son orientation. La reconnaissance d'objets multi-vues augmente la capacité à résoudre des situations ambiguës et gère les problèmes de bruit provenant de la base de donnée (absence de vue, erreurs de segmentation). en conséquence ...

4.2 Discussion

mauvais
limitations du système

4.3 Perspectives

améliorer Les possibles améliorations seraient d'intégrer un algorithme de SLAM pour rendre plus robustes les estimations de position et avoir une meilleure représentation de l'environnement. On pourrait ajouter ensuite un méthode de planification de trajectoires afin que le robot puisse se déplacer de manière autonome. Par ailleurs, on peut envisager une extension du filtre de Kalman pour des objets en déplacement grâce à des modèles cinématiques suggérés par la reconnaissance.

Quelques améliorations que tu n'as pas citées

- Dans les HMM, mettre une faible probabilité de changer d'objet (en cas d'occlusions, deux objets à côté ...). Associer à cela la possibilité d'ouvrir une nouvelle track si l'objet change
- Renforcer le filtre de Kalman avec une observation de similarité liée aux features, pas seulement à la position x,y de l'objet.
- Ajouter des features de couleur et de texture pour lever les ambiguïtés de vues
- Faire une base incrémentale (à moins que tu ne la fasse la semaine prochaine)

Bibliographie

- [1] Haider Ali, Faisal Shafait, Eirini Giannakidou, Athena Vakali, Nadia Figueroa, Theodoros Varvadoukas, and Nikolaos Mavridis. Contextual object category recognition for rgbd scene labeling. *Robotics and Autonomous Systems*, 62(2) :241–256, 2014.
- [2] Ali Borji, Majid Nili Ahmadabadi, and Babak Nadjar Araabi. Learning sequential visual attention control through dynamic state space discretization. In *Robotics and Automation, 2009. ICRA'09. IEEE International Conference on*, pages 2258–2263. IEEE, 2009.
- [3] Hermann Borotschnig, Lucas Paletta, Manfred Prantl, Axel Pinz, et al. Active object recognition in parametric eigenspace. In *BMVC*, pages 1–10. Citeseer, 1998.
- [4] Björn Browatzki, Vadim Tikhanoff, Giorgio Metta, Heinrich H Bülfhoff, and Christian Wallraven. Active object recognition on a humanoid robot. In *Robotics and Automation (ICRA), 2012 IEEE International Conference on*, pages 2021–2028. IEEE, 2012.
- [5] Gilles Burel and Hugues Hénocq. Three-dimensional invariants and their application to object recognition. *Signal Processing*, 45(1) :1–22, 1995.
- [6] Louis-Charles Caron, David Filliat, and Alexander Gepperth. Neural network fusion of color, depth and location for object instance recognition on a mobile robot. In *Computer Vision-ECCV 2014 Workshops*, pages 791–805. Springer, 2014.
- [7] Guillaume Duceux and David Filliat. Unsupervised and online non-stationary obstacle discovery and modeling using a laser range finder. In *Intelligent Robots and Systems (IROS 2014), 2014 IEEE/RSJ International Conference on*, pages 593–599. IEEE, 2014.
- [8] Danica Kragic. Object search and localization for an indoor mobile robot. *CIT. Journal of Computing and Information Technology*, 17(1) :67–80, 2009.
- [9] Cédric Le Barz, Nicolas Thome, Matthieu Cord, Stéphane Herbin, and Martial Sanfourche. Global robot ego-localization combining image retrieval and hmm-based filtering. In *6th Workshop on Planning, Perception and Navigation for Intelligent Vehicles*, pages 6–p, 2014.
- [10] Sanjay Dhar Roy, Santanu Chaudhury, and Sean Banerjee. Isolated 3d object recognition through next view planning. *Systems, Man and Cybernetics, Part A : Systems and Humans, IEEE Transactions on*, 30(1) :67–76, 2000.

Chapitre 5

Annexe I

5.1 Matériels

En ce qui concerne les aspects matériels, le robot bimoteur Wifibot v2, qui transporte un ordinateur embarqué, sera utilisé comme plateforme mobile. L'acquisition des données est faite par une caméra RGB-D portée par une tourelle qui permet son orientation indépendamment du positionnement du robot. Par rapport au choix logiciel, l'environnement robotique ROS a été adopté pour avoir les bibliothèques pour gérer les nuages de points, Freenect, OpenNi2 et PCL - Point Cloud Library, et d'autres nombreux outils de contrôle du robot et sauvegarde d'informations.

5.1.1 Plateforme mobile

Robot Wifibot v2

Dimensions :

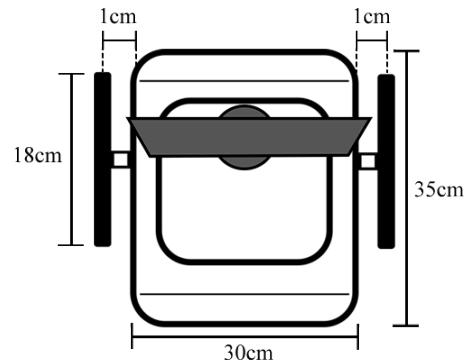
Hauteur : 18 cm

Largeur : 35 cm

Longueur : 30 cm

Distance entre roues : 0.32 cm

Diamètre des roues : 0.18 cm



Ordinateur portable embarqué :

HD : 8 Go

RAM : 2 Go

Batterie : 12V NiMH 3.8A 9000mAH

Processeur : Intel® Atom™ N270 @ 1.60GHz

Système opérationnel : Ubuntu 14.04

Version ROS : ROS Indigo



5.1.2 Description Ordinateur Portable

HP Pavilion g6

Processeur : Intel® Core™ i5-3230M @ 2.60GHz

HD : 750Go

RAM : 4Go

Système opérationnel : Ubuntu 14.04

Version ROS : ROS Indigo



5.1.3 Capteur RGB-D

Asus Xtion PRO LIVE

Distance d'utilisation :

de 0.8 à 3.5 mètres

Range de vision :

58°Horizontal, 45°Vertical, 70°Diagonal

Resolution :

VGA (640x480) : 30 fps

Utilisation intérieur



5.2 Base de données





5.2.1 Restrictions logiciels

L'ordinateur embarqué a un puissance de calcul reduit ce que ne permet pas que le node d'acquisition *openni2_launch* tourne correctement. La solution pour l'instant c'était de connecter le capteur Asus sur l'ordinateur portable HP.

5.3 Segmentation

5.3.1 Paramètres

- Distance maximale au capteur : 3 m
- Distance pour qu'un point soit considéré comme appartenant au plan : 5 cm
- Taille du *grid* de voxalization : 2 cm
- Rayon d'estimation de la normale : 2 cm
- Aire de *smoothing* de la normale : 10 cm^2
- Distance minimal du plan du sol pour qu'il soit considéré comme partie de l'objet : 3 cm

La plus parts de valeurs étaient choisis telle comme ils était proposé dans la librairie PCL. Quelque autre ont été modifiés pour atteint caractéristique attendue.

5.3.2 Floor Detection

The major concern goal of the algorithm is to well estimate the floor plan coordinates. From that, other plans like walls could be inferred, supposing they have a fixed geometrical relation. The RANSAC algorithm provide a reasonable solution to the problem and it is already implemented in the PCL library.

Some parameters need to be set, such as deviation from the plan mathematical model.

The parameters used for the robot are described at the annex section.

5.3.3 Estimation de la normale

Pour constituer les informations géométriques l'estimation de la normale du point est d'extrême importance.

Sont calcul est fait de la manière suivant : 1. Un nombre de voisins est choisi 2. Ces point *servem* à trouver des paramètres de l'équation du plan tangent et, par consequent, la normale correspondent.

Le méthode adopté pour la bibliothéque PCL correspond à prendre un certain nombre de plus proches voisins définis par un seuil. Un petit seil rende le calcul faux et un grand prend en compte points distants que peuvent ne pas faire partie du plan estimé.

http://www.pointclouds.org/documentation/tutorials/vfh_recognition.php#vfh-recognition

http://pointclouds.org/documentation/tutorials/fpfh_estimation.php

<https://github.com/PointCloudLibrary/pcl/wiki/Overview-and-Comparison-of-Features>

5.3.4 RANSAC

The RANSAC algorithm is a learning method to estimate a given model parameters. Contrary to other estimation algorithms, which considers the whole data representative to model estimation, RANSAC suppose the existance of **inliers or consensus** and **outliers** and uses a voting scheme to select between reliable data, that must follow two assumptions :

- Noisy data will not vote consistently for a single model - (few outliers)
- Enough good features voting for the same model - (few missing data)

The RANSAC algorithm

The iterative algorithm is composed of two different stages :

- Sample minimal data from dataset requerid to first estimate model parameters.
- Given a threshold error, it selects data points that are consistent to the model created in the first step.
- Random hypotypical inliers subset
- Find model parameters
- All data tested according to a loss function that determine the *consensus*
- Finishes when a sufficient number of point belongs to the *consensus*

If the variables are linear and normally distributed the Bayes filter becomes equal to the Kalman filter.

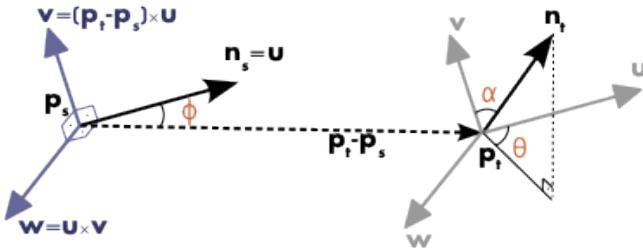
5.4 Descripteurs

5.4.1 Point Feature Histogram - PFH

Le PFH incorporé les notions de courbure des objets par le calcul de l'écart entre les normales de points. Ce descripteur peut être calculé localement ou globalement, en changeant l'importance du rayon de comparaison. Il est la base d'une grande famille de descripteurs, desquels quelques-uns seront expliqués dans la suite.

En revenant à son calcul, l'histogramme est évalué à partir des pairs de points à l'intérieur d'un ensemble prédéfini. D'abord, un repère initial, illustré dans l'image *9* est établis sachant le vecteur distance normalisé et les deux normales. Ensuite, trois angles, qui correspondent à la transformation angulaire entre les deux normales, et la distance euclidienne entre le deux points sont estimés. Ces quatres valeurs seront considérés comme features pour réduire l'espace initial de douze dimensions - coordonnées et normales des dois point - à un espace de quatre dimension.

$$\mathbf{u} = \mathbf{n}_s \quad \mathbf{v} = \mathbf{u} \times \frac{(\mathbf{p}_t - \mathbf{p}_s)}{\|\mathbf{p}_t - \mathbf{p}_s\|_2} \quad \mathbf{w} = \mathbf{u} \times \mathbf{v}$$



Puis, les normales sont traduites en features angulaires décrit par les équations :

$$\alpha = v \cdot n_t \quad \phi = u \cdot \frac{(p_t - p_s)}{d} \quad \theta = \arctan(w \cdot n_t, u \cdot n_t) \quad d = \|p_t - p_s\|_2$$

La prochaine étape c'est de calculer l'histogramme en-soi. Un subdivision du range de valeur de chaque feature angulaire, normalisés pour rester dans le même intervalle trigonométrique, est faite et chaque cellule du histogramme est incrémenté dès qu'une feature tombe dans cet intervalle.

Le PFH se présente robuste à des différents échelles de densité de points et de bruit, au même temps que invariant à les transformations affines. Des inconvénients vient de la dépendance de la qualité de l'estimation de la normale¹.

5.4.2 Fast Point Feature Histogram - FPFH

L'avènement du FPFH viens de la motivation de réduire la complexité de calcule du descripteur PFH, $O(nk^2)$, pour un nuage avec n points où chaqu'un des points à k voisins . Pour cela, l'algorithme au lieu de calculer la relation bidirectionnelle entre tous deux points de l'ensemble définis, les features de chaque point sont pondérées par les voisins à l'intérieur d'un rayon de recherche, selon la formule au-dessous :

$$FPFH(p_q) = SPFH(p_q) + \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k \frac{1}{\omega_k} \cdot SPFH(p_k)$$

Cette procédure résulte dans une complexité $O(n*k)$. Le gain en vitesse est considérable, ce qui permet des applications en temps réelles. De plus, pour éviter une perte d'information considérable, le FPFH incorpore quelques point externes au rayon de voisinage, mais que sont compris dans un rayon de taille.

5.4.3 Viewpoint Feature Histogram- VFH

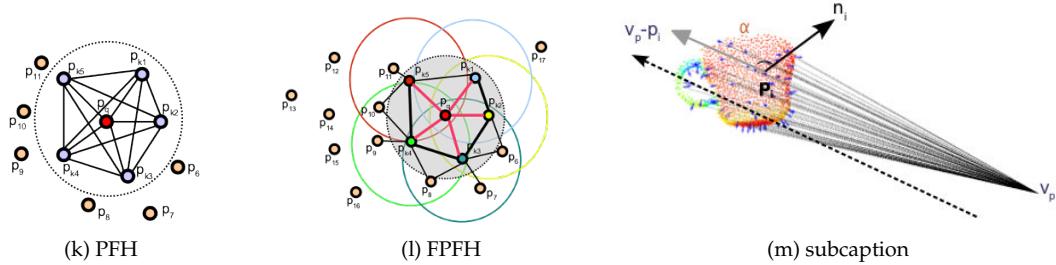
Le VFH, différemment du rapport entre PFH et FPFH, c'est une extension du deuxième descripteur où la variance de point de vue est prise en compte. De forme succincte, des angles entre la normale de chaque point et la direction principale d'observation est concaténée à l'histogramme provenant du SPFH (Simplified PFH). En gardant le repère utilisé dans les descripteurs d'avant, le vecteur direction principale est défini par la différence entre l'origine du capteur jusqu'au centroïde du *cluster*. Ce résultat permet, au même temps, de reconnaître l'objet et son orientation spatiale, et, par conséquent, c'est le feature utilisé dans les premières expériences.

5.4.4 Clustered Viewpoint Feature Histogram - CVFH

CVFH - Clustered VFH - est une feature semi-global capable de gérer occlusions partiels, mauvaise segmentation et bruit par la décomposition du *cluster*, segmenté comme objet, en sous-clusters de structure spatiale homogène. Le descripteur est obtenu d'après un premier filtrage de zones de

1. Une discussion des méthodes présentés sur PCL est mis dans les annexes.

haute gradient de courbure, considérés comme zones de transitions entre surfaces, et, puis, et l'estimation de l'histogramme VFH pour chaque surface donnée par l'algorithme *point growing*. Ainsi, pour un seul objet, le CVFH ne généré pas un seul histogramme VFH, mais un vecteur des histogrammes. En revanche, le découpage exige un soin un plus avec la résolution des surfaces pour quelles restent représentatives de l'objet.



L'Universidad de León a fait un compte rendu des *features* implementés sur PCL dans le lien *[8]*. Plus d'information sur les descripteur et ses implementations sur la librairie PCL peuvent être retrouvés sur le site internet <http://pointclouds.org>.

Les images sont sauvegardées à l'aide de la librairie OpenCv dans le format .png (Portable Network Graphics).

Les nuages de points sont sauvegardées dans le format .pcd (Point Cloud Data).

Pour sauvegarder les information *provenientes* de la segmentation, les [it]topics de sorti sont souscrit avec rosbag pendant le déplacement du robot. Les messages sauvegardés sont le suivants :

- v_objects_clouds : Vector de nuages de points obtenues pour chaque objet
- v_objects_image_and_mask : Sousimages et mask de chaque objet
- v_object_

5.4.5 Fusion de données

L'estimation de l'odométrie diverge au long du temps dû à l'accumulation d'erreurs mesure. Cette divergence est encore plus considérable. Dans l'autre côté, l'utilisation du senseur RGB-D estime la distance au centroïde de chaque objet. Une correspondance entre les objets de deux observations consécutives nous donné une autre repère de positionnement. Un couplage des deux mesure, une provenant de l'encodeur moteur et l'autre du capteur infrarouge, fait que l'odométrie doive être

5.5 Planning de Travail

- ✓ Mise en place de l'architecture et des protocoles de communication entre composants physiques.
- ✓ Étude bibliographique initiale pour situer le travail par rapport à l'existant.
- ✓ Implémentation de l'asservissement d'une caméra PTZ par rapport au retour d'un algorithme de tracking.
- ✓ Aperçu de certaines limitations de la caméra PTZ qui a été remplacée par une caméra RGB-D.
- ✓ Utilisation d'un algorithme de segmentation d'objets possibles dans la scène.
- ✓ Asservissement en boucle ouverte du robot pour la création de la base de données.
- ✓ Premiers tests pour l'acquisition de la base des données.
- Résolution des problèmes trouvés lors des premiers tests pour la création de la base de données.

- Validation de la base de données. Représentativité et reproduction.
- Étude approfondie de l'état de l'art des modèles et méthodes qui puissent être utiles pour notre problème.
- Mise en place de la solution et du modèle proposé.
- Premiers tests et ajustements nécessaires.
- Mise en œuvre de la solution complète.
- Validation finale.

Chapitre 6

Annexe II

6.1 Le groupe Thales

Les origines du groupe remontent à 1968 avec la fusion de la Compagnie Générale de Télégraphie sans Fil et des activités d'électronique professionnelle de Thomson-Brandt. Cette fusion donne naissance à Thomson-CSF. Dès 1987, l'entreprise entame une restructuration en profondeur de ses activités et met en place une stratégie d'expansion vers l'Europe. En 1998, le gouvernement français cède une partie de ses actions aux sociétés Aerospatiale, Alcatel et Dassault. Le groupe bascule alors dans le secteur privé, cela entraîne aussi une expansion des activités, notamment dans le secteur de la défense, au-delà de l'Europe, comme en Australie, en Corée ou à Singapour. Les activités se sont aussi diversifiées et s'articulent principalement autour de la défense, l'aéronautique et les technologies de l'information. En 2000, Thomson-CSF devient Thales. Le groupe devient un leader dans les domaines de la défense et de l'aéronautique et renforce sa présence dans le domaine de la sécurité civile. En 2009, Dassault devient l'actionnaire majoritaire du groupe en rachetant les parts d'Alcatel. De ce fait, en 2010 l'organisation de Thales est modifiée suivant un système basé sur 3 zones géographiques et 7 divisions afin de simplifier son fonctionnement et améliorer ses performances.

6.2 Secteurs d'activité

Thales est un groupe d'électronique spécialisé dans l'aérospatial, la défense et les technologies de l'information. Coté à la bourse de Paris, présent dans 56 pays et employant 66 500 collaborateurs, Thales est un des leaders mondiaux des systèmes d'information critiques sur les marchés de l'aéronautique et de l'espace, de la défense et de la sécurité. Avec environ 14,2 milliards d'euros de chiffre d'affaire en 2013, le capital du groupe est détenu à 27% par l'État français, 26% par Dassault Aviation et les 47% restants sont flottants. Le portefeuille du groupe est équilibré avec 55% de commandes dédiées à la Défense et 40% au Civil. L'innovation constitue un secteur important pour Thales. Aujourd'hui elle dépasse le seul cadre technologique pour irriguer tous les champs de l'entreprise, de la recherche et développement à l'activité commerciale. Les dépenses de recherche et développement représentent 20% de l'activité du groupe. Avec plus de 25 000 chercheurs et ingénieurs, un portefeuille regroupant 15000 brevets et plus de 30 accords de coopération avec des universités et des laboratoires publics en Europe, aux États-Unis et en Asie, Thales occupe une place de référence dans les domaines de la haute technologie et de l'innovation.

Les travaux de recherche amont sont essentiellement conduits au sein de Thales Research & Technology (TRT), centre de recherche du groupe Thales en France, qui regroupe environ 500 experts autour de trois domaines techniques clés :

- Électronique, électromagnétisme et optronique
- Logiciel et système d'information
- Sciences de l'information et de la cognition

Et dont les activités s'opèrent au sein de sept laboratoires :

- Ingénierie des systèmes logiciels
- Analyse des sources d'information
- Sécurité sur Internet
- Recherche en infra-rouge et imagerie polarimétrique
- Dualité et technologies de souveraineté
- Sécurité biologique et chimique
- Nano-magnétisme

Les liens tissés entre ces équipes de recherche et les communautés académique, scientifique et industrielle, se mettent en place grâce à l'implantation des laboratoires de TRT dans des campus universitaires. En France, c'est le cas du site de Palaiseau qui est implanté sur le campus de l'Ecole Polytechnique.

6.3 Organisation

Le groupe Thales est organisé de façon matricielle : par pays et par domaine d'activité regroupant ainsi six divisions représentées dans l'organigramme ci-dessous . Le laboratoire ThereSIS, dans lequel s'est déroulé le stage est aussi mis en évidence

6.4 Présentation de ThereSIS

Au sein de la branche « Systèmes d'information et de Communications Sécurisés », se trouve la filiale Thales Service SAS qui travaille sur la conception, le développement et l'intégration des systèmes d'information critiques pour les entreprises et les gouvernements.

C'est à l'intérieur même de Thales Service SAS que se trouve le laboratoire d'innovation ThereSIS (Thales European Research centre for Security & Information Systems). Ce laboratoire est né en Septembre 2006 d'une volonté de renforcer le leadership de Thales dans le domaine particulier de l'ICT vis-à-vis notamment de la communauté européenne. Ce laboratoire de recherches appliquées est l'un des quatre laboratoires de GBU SIX, dédiés aux Etudes Amont, avec TAI (Technologie Avancées de l'Information), SC2 (Software Core) et le CENTAI (Centre d'Excellence Nouvelles Techniques Analyse de l'Information). Un des objectifs communs est de développer des différentiateurs techniques au bénéfice des unités opérationnelles de la GBU et plus largement du groupe Thales. L'équipe initiale était composée de 20 experts en système de sécurité d'information critique. Ensuite, le concept fut étendu au domaine de la "Sécurité Physique" en 2007, et le laboratoire a vu son effectif s'élever à 45 employés. Aujourd'hui l'équipe de ThereSIS compte environ 70 personnes.

6.5 Secteurs d'activité

Installé à Palaiseau, dans les locaux de TRT, ThereSIS développe des solutions innovantes dans le domaine de la sécurité et de la protection des infrastructures critiques, telles que les aéroports, les centrales nucléaires, les gares, etc. Ces activités se concentrent aujourd'hui sur les sujets suivants :

- La sécurité physique avec le développement de systèmes à base de capteurs innovants, le traitement intelligent de la vidéo, la gestion de crise et l'interopérabilité des systèmes.
- Les mécanismes et les services de sécurité de système d'information et le management d'identités.

- La supervision de la cyber-sécurité des architectures critiques et l'aide à la décision adaptable aux contextes métiers.
- Les modèles, outils et services de sécurité et de management de la multi-conformité en dynamique pour les architectures de type SOA.
- La sécurisation et la supervision des architectures de service vitalisées et le "cloud computing"
- Les interfaces multimodales et les dialogues hommes-machines.
- La modélisation directement exécutable de processus complexes, leur interface graphique et leur sémantique.
- Les environnements synthétiques et leurs apports pour les systèmes d'information critique avec la simulation des comportements humains.

6.6 Le laboratoire Video Technologies & New Sensors

Le laboratoire Video Technologies & New Sensors est composé de deux domaines : l'analyse vidéo et les systèmes de perception. L'analyse vidéo traite en particulier du développement d'algorithmes avancés de traitement d'image via un laboratoire commun entre Thales et le CEA¹, baptisé VisionLab.

1. Commissariat à l'Énergie Atomique et aux Énergies Alternatives.