



**HAL**  
open science

# Fusion multicapteurs pour une navigation sûre des robots mobiles autonomes dans les entrepôts logistiques

Mourad A. Kenk, Jean-François Brethé, M. Hassaballah

## ► To cite this version:

Mourad A. Kenk, Jean-François Brethé, M. Hassaballah. Fusion multicapteurs pour une navigation sûre des robots mobiles autonomes dans les entrepôts logistiques. Cahiers de la logistique, 2024, La robotisation dans les entrepôts logistiques (5). hal-04851442

**HAL Id: hal-04851442**

**<https://normandie-univ.hal.science/hal-04851442v1>**

Submitted on 20 Dec 2024

**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.



Distributed under a Creative Commons Attribution - NonCommercial - NoDerivatives 4.0 International License



**La robotisation dans  
les entrepôts  
logistiques**

**PÔLE INGÉNIEUR  
LOGISTIQUE  
LE HAVRE NORMANDIE**

---

**CAHIERS DE LA  
LOGISTIQUE**



**CAHIERS DE LA  
LOGISTIQUE  
CL2024 – N° 05**

**La robotisation dans les entrepôts logistiques**

Décembre, 2024  
Copyright © 2024, ISEL



La présente publication est protégée par le code de la propriété intellectuelle et plus précisément ses articles relatifs au respect du droit d’auteur.

Les auteurs demeurent seuls responsables du contenu de leur œuvre. Ils garantissent disposer des autorisations nécessaires de la part des tierces parties titulaires de droits sur des œuvres partiellement ou globalement reproduites. Les droits moraux et patrimoniaux sur l’œuvre demeurent attachés à leurs auteurs.

Afin de faciliter le partage et l’utilisation de leur création, les auteurs autorisent les utilisateurs à :

- Télécharger et imprimer une copie de la présente publication à des fins d’études, de recherche, de diffusion de la culture scientifique et de partage des connaissances ;
- Distribuer gratuitement et sans aucune contrepartie l’URL identifiant la publication.

La présente publication, et l’URL associée ne peuvent en aucun cas être distribuées ou utilisées dans le cadre d’une activité à but lucratif ou à des fins commerciales. Aucune modification du contenu de l’œuvre n’est autorisée.

# FUSION MULTICAPTEURS POUR UNE NAVIGATION SÛRE DES ROBOTS MOBILES AUTONOMES DANS LES ENTREPÔTS LOGISTIQUES

Mourad A. Kenk<sup>1</sup>, Jean-François Brethé<sup>2</sup>, M. Hassaballah<sup>3,4</sup>

<sup>1</sup>Cybersecurity Department, College of Engineering and Information Technology  
Buraydah Private College, Saudi Arabia

<sup>2</sup>GREAH, Université Le Havre Normandie, 75, Rue Bellot, 76058  
Le Havre Cedex, France

<sup>3</sup>Department of Computer Science, Faculty of Computers and Information,  
South Valley University, Qena, Egypt

<sup>4</sup>Department of Computer Science, College of Computer Engineering and Sciences,  
Prince Sattam Bin Abdulaziz University, AlKharj, Saudi Arabia

## RESUME

Dans la logistique 4.0, les tâches de manutention se robotisent. L'introduction des robots mobiles est une première étape qui permet de remplacer l'homme pour le transport et évite les pertes de temps liées aux déambulations dans les allées. Cependant ces robots mobiles qui partagent le même espace géographique que les opérateurs humains, doivent respecter des contraintes pour assurer la sécurité physique et psychique des opérateurs. Le robot, devenu cobot, doit apprendre à distinguer les obstacles humains des obstacles non humains. Dans cet article, nous nous intéressons à cette problématique. Nous montrons en effet que les LIDAR 2D ne suffisent pas pour gérer ces aspects et qu'il faut fusionner cette information avec des données issues d'autres capteurs comme les caméras RGB-D pour que le comportement du cobot soit sûr et socialement acceptable.

**MOTS CLÉS:** Entrepôts logistiques, Robots Mobiles Autonomes, Cobotique, Evitement d'obstacles, Sécurité opérateurs

## ABSTRACT

In Logistics 4.0, handling tasks are being robotised. The introduction of mobile robots is a first step towards replacing human for transport and avoiding the time wasted wandering through aisles. However, these mobile robots, which share the same geographical space as human operators, must respect certain constraints to ensure the physical and psychological safety of the operators. The robot, now becoming a cobot, must learn to distinguish between human and non-human obstacles. This paper focuses on this issue. We show that 2D LIDARs information is not sufficient to manage these issues and that this information must be merged with data from other sensors such as RGB-D cameras to ensure that the cobot's behaviour is safe and socially acceptable.

**KEYWORDS:** Logistics Warehouses, Autonomous Mobile Robot, Cobotics, Collision avoidance, Human safety.

# 1. Introduction

Dans le secteur logistique et plus spécifiquement dans les activités de préparation de commande, les opérateurs humains passent plus de 50% de leur temps à déambuler dans les allées de l'entrepôt. Le reste du temps de travail est dédié aux tâches de saisie des objets ou de traçabilité. Or les tâches de saisie sont encore difficiles à robotiser du fait que dans un entrepôt, les géométries, les textures et les masses des objets à saisir sont souvent très différentes. De plus persistent un certain nombre de verrous scientifiques (identification de l'objet, localisation précise, détermination de la position de saisie) qui commencent seulement à être levés grâce aux développements de l'intelligence artificielle.

Pour augmenter la productivité, les premières solutions robotisées ont consisté à transporter les objets à saisir vers l'opérateur. Les objets sont placés sur des étagères et les étagères sont transportées par des robots mobiles. Les robots mobiles et les opérateurs ne partagent pas le même espace. Ce sont des systèmes robotisés développés initialement par Kiva Systems, société rachetée par la suite par Amazon. L'organisation robotisée est connue sous la dénomination "goods to man". Depuis de nombreux autres concurrents proposent des produits similaires.

Une autre organisation consiste à permettre aux robots mobiles autonomes de partager le même espace de travail que les opérateurs. Des sociétés comme Locus Robotics proposent cette organisation avec des "robots assistants" qui se positionnent devant les étagères. Les opérateurs s'approchent des robots assistants et lisent sur l'interface homme-machine les objets à saisir. De ce fait, ces robots deviennent collaboratifs et sont dénommés cobots. Dans ce contexte, il est impératif d'assurer la sécurité des opérateurs et l'objectif poursuivi est double : d'une part assurer l'intégrité physique et éviter les collisions homme-cobot, d'autre part, faire en sorte que le comportement du cobot soit socialement acceptable et ne provoque pas de stress pour l'opérateur. La théorie de la proxémique nous indique qu'une distance de 1.20 m est nécessaire entre un opérateur et un cobot en mouvement, avec une vitesse d'évolution réduite pour le cobot, pour que l'opérateur ne se sente pas en danger.

Une autre alternative consiste à installer un bras manipulateur sur un robot mobile pour en faire un "manipulateur mobile", capable de saisir les objets et de remplacer l'homme dans les deux tâches de déambulation et de saisie. Ces manipulateurs mobiles sont aussi souvent amenés à partager le même espace géographique que les opérateurs et les règles de sécurité précédemment mentionnées s'appliquent. Un des verrous scientifiques rencontrés est la nécessité de doter le cobot de capacités de perception et de décision lui permettant d'identifier un obstacle humain d'un obstacle non-humain. En effet, le comportement du cobot sera fondamentalement différent en fonction de cette classification : si l'obstacle est un humain, le cobot doit cesser tout mouvement lorsque la distance est inférieure à 1.20 m et si l'obstacle est non-humain, il peut s'approcher de l'obstacle (typiquement la palette) et effectuer ses mouvements de manipulation pour saisir l'objet désiré.

Dans cet article, nous nous focalisons sur cette dernière problématique. Après une étude de l'état de l'art, nous proposons une approche qui utilise deux types de capteurs (LIDAR 2D et caméra RGB-D), fusionne les informations dans la carte de navigation. La méthode est testée en simulation puis dans des conditions réelles.

## 2. Détection et localisation d'un opérateur humain

### 2.1 Etat de l'art

La navigation autonome de robots mobiles dans un entrepôt utilise principalement des LIDARs qui permettent de dresser une carte 2D où apparaissent les contours des obstacles dans une section plane de la scène à quelques centimètres du sol. Des caméras de type RGB-D peuvent aussi être exploitées pour avoir une vision 3D de la scène. Krajník et al. (2017) ont proposé d'utiliser des caractéristiques visuelles hétérogènes telles que des points, des segments, des lignes, des plans et des points de fuite pour traiter une localisation et une cartographie visuelles simultanées (SLAM) ou pour utiliser des informations de profondeur à partir d'un capteur à faible coût (RGB-D) pour localiser les obstacles. Dans Yang et al. (2016), un contrôleur non linéaire est conçu pour réaliser le suivi de la cible et l'évitement des obstacles dans des environnements complexes. Dans Malone et al. (2017), des ensembles stochastiques atteignables sont utilisés pour générer un champ de potentiel artificiel précis pour les obstacles dynamiques afin de planifier la trajectoire en ligne. Dans Nardi and Stachniss (2017), une approche probabiliste est développée pour modéliser les trajectoires incertaines des entités mobiles qui partagent l'espace de travail avec le robot.

La plupart des travaux de recherche précédents considèrent les humains comme des obstacles dynamiques en utilisant différentes techniques et modalités de détection. Néanmoins, considérer les humains comme des obstacles dynamiques pour simplement les éviter est certainement suffisant du point de vue de la sécurité, mais peut causer des désagréments pour les humains. En effet, la proxémique, qui théorise l'interaction spatiale homme-robot (HRSI), conseille de sélectionner des distances d'interaction appropriées entre les robots et les humains. Ainsi pour Lindner and Eschenbach (2017), en phase de navigation, le robot doit garder une distance supérieure à 1.20 m par rapport à l'homme pour ne pas violer son espace personnel.

De ce fait, il apparaît clairement que la navigation des cobots dans des environnements complexes nécessite de mettre en œuvre des algorithmes évolués. Par exemple, Choi et al. (2017) ont proposé une génération de trajectoire par processus gaussien prédisant la trajectoire future de l'opérateur en utilisant deux caméras Microsoft Kinect. Dans Zimmermann et al. (2018), la planification de la trajectoire du robot est faite en estimant la pose 3D de l'homme dans les images RGB-D. Dans Song et al. (2017), le schéma de commande combine l'évitement actif des obstacles et la prédiction du mouvement de l'homme en utilisant un détecteur de jambe par capteur laser 2D.

Linder et al. (2016) ainsi que Song et al. (2017) mettent en œuvre un classificateur binaire exploitant l'intensité du signal laser réfléchi par les jambes de l'opérateur en la caractérisant à l'aide de quatorze paramètres prédéfinis tels que le nombre de points réfléchis, la largeur, la linéarité, la circularité et le rayon, comme décrit par Arras et al. (2007). Néanmoins, ces méthodes produisent un nombre élevé de fausses détections ce qui rend difficile leur application dans les entrepôts logistiques. Comme les détecteurs humains basés sur la vision 3D montrent des performances élevées en environnement industriel Munaro et al. (2016) et entrepôts intralogistiques Linder et al. (2018), nous avons dirigé nos travaux vers la fusion des informations LIDAR et caméra RGB-D pour résoudre la problématique posée.

## 2.2 Principe générale de la méthode de fusion capteurs LIDAR 2D et caméra 3D

La commande de cobot mobile proposée intègre les informations de capteurs LIDAR (2D) et de caméras RGB-D (3D) afin d'être capable de distinguer en temps réel les obstacles humains et non-humains en environnement dynamique et de respecter l'intégrité physique des opérateurs et leur sérénité sur la base des critères de la proxémique.

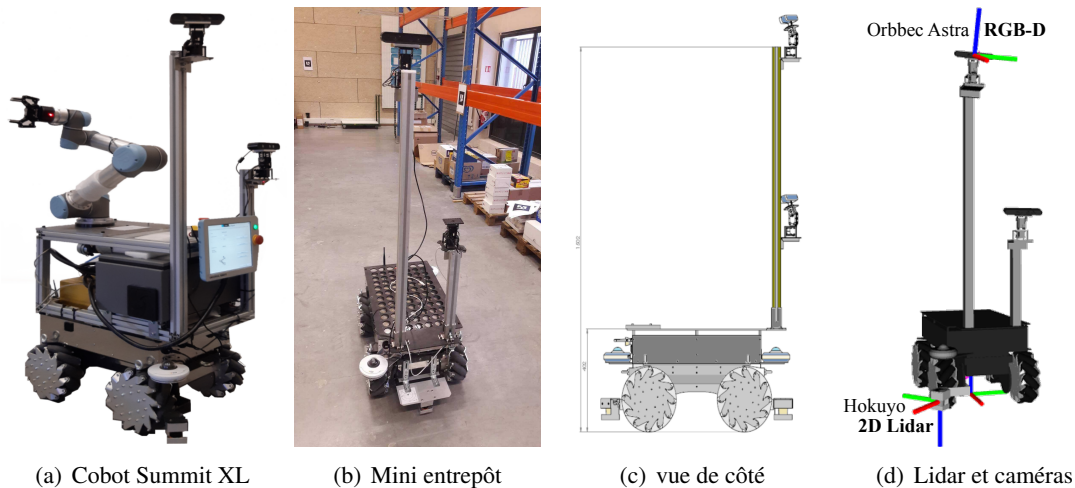


FIGURE 1 – Caractéristiques du cobot et de l'environnement

La Figure 1 montre les caractéristiques du robot mobile Robotnik utilisé pour les expériences. Ce cobot est commandé via le Middleware ROS (Robot Operating System) disposant d'un logiciel de visualisation (Rviz) et de simulation dynamique (Gazebo). ROS possède en outre de nombreuses fonctionnalités avancées (Toolboxes) comme le module navigation autonome<sup>1</sup>. Les signaux des LIDAR 2D permettent de dresser une carte des obstacles en temps réel dans un plan 2D parallèle au sol. Le module navigation dispose d'un planificateur global qui va donner les grandes directions de déplacement et d'un planificateur local qui permet d'éviter les obstacles qui pourraient se trouver sur la trajectoire générée et qui ne figurent pas dans la carte initiale. Il est donc important de bien déterminer les paramètres de ce module. Parmi ces paramètres, il faut ajuster une distance de sécurité par rapport aux obstacles pour construire la zone possible d'évolution du robot. C'est à ce point qu'il est nécessaire de savoir si l'obstacle est humain ou non-humain : pour un obstacle non-humain comme une palette, la distance sera fixée à 5 cm pour pouvoir s'approcher de la palette afin de saisir l'objet alors que pour un obstacle humain, nous fixerons la distance à 1.20 m. Chaque fois qu'un opérateur est détecté par la caméra 3D, il faudra utiliser cette information pour intégrer un obstacle correspondant à un disque virtuel de rayon 1.20 m dans la carte 2D LIDAR utilisée pour la navigation : il s'agit donc d'une fusion multicapteur.

## 2.3 Détection et localisation d'obstacles humains vs. non-humains

Pour la détection d'obstacles humains, le schéma fonctionnel est détaillé sur la Figure 2. Les signaux issus de la caméra utilisée de type RGB-D (Red-Green-Blue Depth) sont récupérés via la bibliothèque OpenNI et aboutissent à la construction d'un nuage de points 3D permettant de visualiser la surface de l'obstacle exposée au rayonnement infrarouge ou laser de la caméra. Il est nécessaire de travailler sur ces données pour réussir à classifier l'obstacle (humain vs. non-humain).

1. ROS navigation, <http://wiki.ros.org/navigation>.

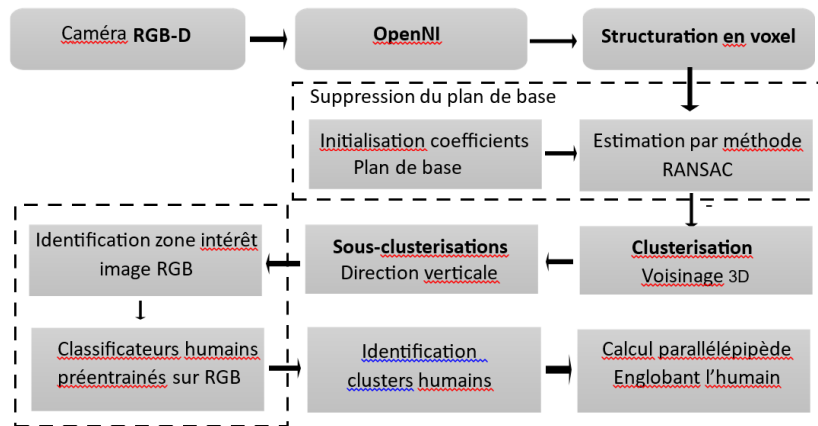


FIGURE 2 – Schéma fonctionnel de la méthode d'identification et de localisation d'un obstacle humain.

La bibliothèque logicielle PCL (Point Cloud Library) permet de passer d'une représentation des points 3D à une représentation en voxel (plus petit élément d'une image en 3D, équivalent du pixel en 2D) de type cube d'arête 6 cm. A ce stade, les éléments correspondant au plan de base (le sol) sont éliminés de l'image 3D par un algorithme de filtrage de type RANSAC (Random Sample Consensus) et méthode des moindres carrés. Les voxels restants sont agrégés dans des parallélépipèdes rectangles en fonction de leurs distances euclidiennes respectives. Pour chaque parallélépipède, une segmentation est effectuée sur l'axe vertical pour associer aux différentes positions verticales les volumes détectés. Cette distribution statistique est ensuite testée dans un détecteur 2D de caractéristiques de distribution type d'humains afin d'éliminer les fausses détections et de garder les vrais positifs. La position d'une tête par exemple peut être détectée.

À ce stade, deux méthodes sont étudiées :

- Une méthode habituelle d'apprentissage automatique de détection d'un humain basée sur l'histogramme de gradient orienté, (HOG) Histogram of Oriented Gradients avec les configurations d'entraînement recommandées par Dalal and Triggs (2005).
- Une méthode de réseau neuronal profond basée sur le calcul de renforcement mis en œuvre dans le CPU ou le GPU : Détecteur humain basé sur YOLO par Redmon and Farhadi (2018) dans le cadre open source Darknet avec 53 couches convolutives pour l'extraction de caractéristiques.

Les différentes étapes détaillées précédemment sont illustrées sur la Figure 3 : sur la première ligne, de gauche à droite, l'image de profondeur issue de OpenNI, puis l'agrégation des voxels dans des parallélépipèdes rectangles, la segmentation en sous-ensembles ; sur la seconde ligne, la détection d'humains sur l'image RGB (rectangle rouge pour le détecteur YOLO et rectangle jaune pour le détecteur HOG) et enfin la visualisation des régions 3D correspondant à des obstacles 3D humains visualisées dans l'environnement associées à un indice de confiance via une publication sur un ROS topic.

## 2.4 Création de la zone de sécurité autour de l'humain dans la carte LIDAR

Une fois les obstacles humains identifiés et localisés par le processus précédent, la théorie de la proxémie nous indique qu'une distance minimale de sécurité égale à 1.20 m doit être

2. Darknet, <https://pjreddie.com/darknet/>



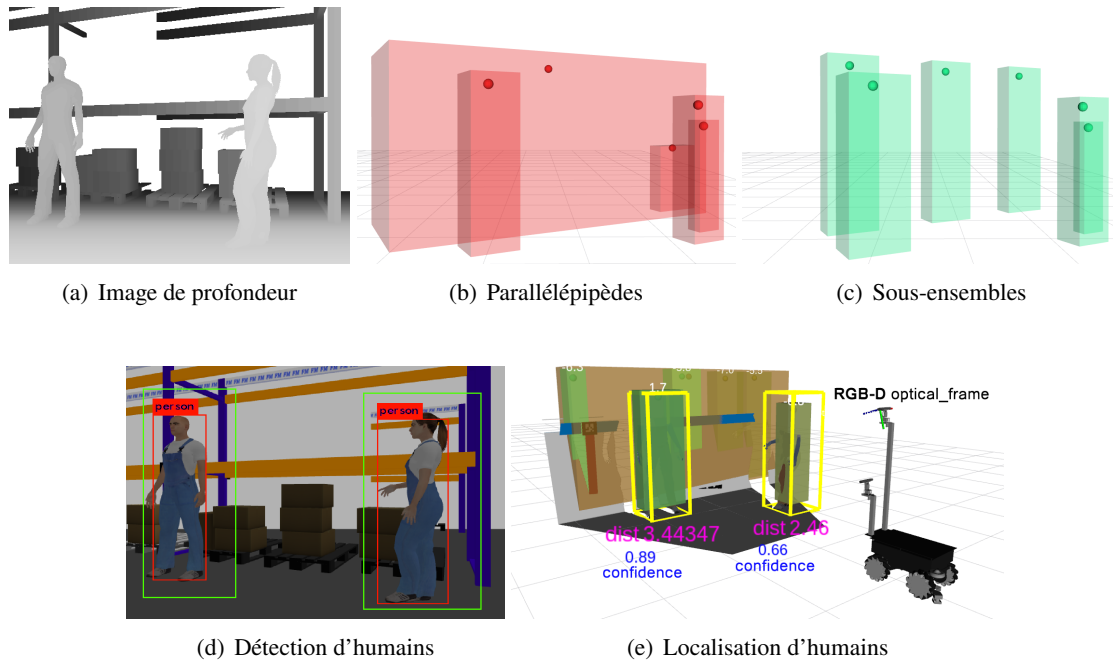


FIGURE 3 – Les différentes étapes de l’identification et localisation d’un humain

respectée entre l’homme et le cobot. Comme le cobot mobile navigue à partir de la carte LIDAR 2D de son environnement, il convient donc d’ajouter une zone plus large autour des obstacles humains pour que la présence d’un humain se traduise par un obstacle correspondant à un disque centré sur l’homme de rayon 1.20 m dans la carte LIDAR 2D du cobot mobile. Ce processus nécessite un traitement mathématique que nous avons mis en œuvre et détaillé dans Kenk et al. (2019) et qui est résumé sur la figure 4 : le centre du parallélépipède contenant l’homme est noté  $(x_c, y_c)$  ; L est le centre du LIDAR. Dans le secteur angulaire  $\widehat{N_iLP_i}$ , il convient de déterminer les points d’intersection de tous les impacts du laser avec l’arc de cercle  $\widehat{N_iP_i}$  et d’intégrer ces points dans la carte 2D de l’environnement du cobot. Les calculs doivent être effectués pour chaque humain identifié. Dans notre cas, les LIDAR sont de type Hokuyo UST-20L placés à 12 cm du sol avec un rayon de détection de 20 mètres maximum et couvrent un secteur angulaire de  $270^\circ$ . Le pas de discrétisation des angles couverts par le LASER est de  $\Delta = 0.25^\circ$ .

Le processus de fusion consiste à injecter dans la carte LIDAR 2D les impacts du rayon Laser avec le disque fictif de rayon 1.20 m centré sur  $(x_c, y_c)$ . Ceci est illustré sur la Figure 5 : à gauche, les points noirs correspondent aux impacts des rayons laser avec un obstacle statique représenté par une palette et les deux jambes  $D_1$  et  $D_2$  d’un humain en déplacement dynamique ; à droite, les impacts sur les deux jambes sont remplacés par les impacts sur le disque fictif ; la carte est mise à jour en temps réel et est utilisée ensuite par le cobot mobile pour sa navigation.

### 3. Résultats expérimentaux

Des expériences ont été menées dans la halle robotique de l’ISEL (PIL) au sein d’un mini entrepôt logistique. Le cobot mobile utilisé est un Summit XL de la société Robotnik qui dispose de deux capteurs laser aux extrémités Nord-Ouest et Sud-Est de la plate-forme permettant ainsi de couvrir l’intégralité du plan autour du cobot. Deux caméras Orbbec Astra de type RGB-D sont montées sur deux mâts permettant une vue 3D dans l’espace environnant. L’ensemble du dispositif est détaillé

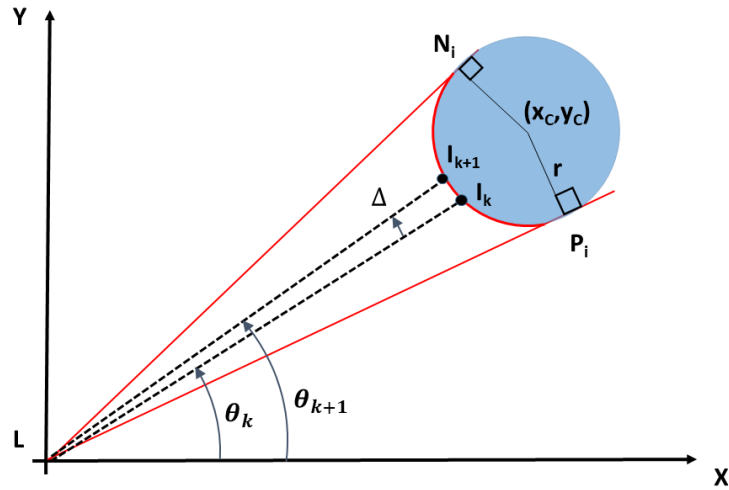


FIGURE 4 – Calcul dynamique dans la carte LIDAR 2D de la zone de sécurité de l'humain

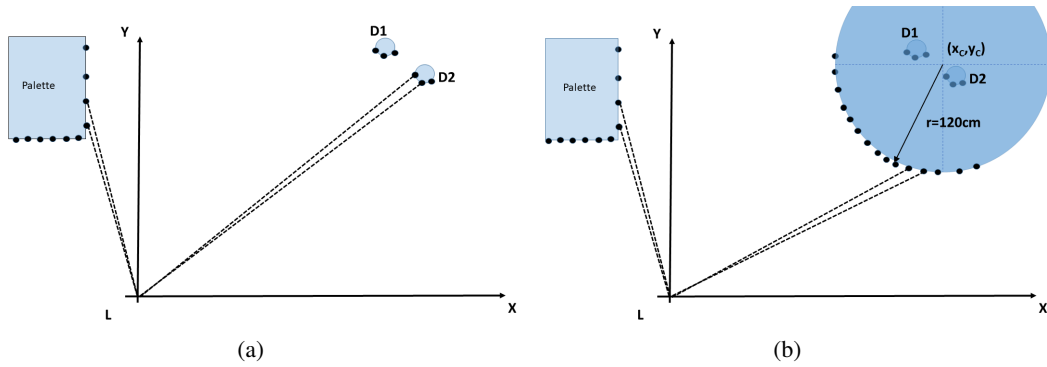


FIGURE 5 – Fusion dynamique des informations dans la carte LIDAR 2D

sur la Figure 1.

### 3.1 Performances des méthodes de détection d'un humain

Pour évaluer les performances de la détection d'un humain dans l'environnement du cobot mobile, nous suivons la méthodologie proposée par Goutte and Gaussier (2005). La métrique définie est construite à partir de quatre catégories : humain détecté et présent (Vrai Positif VP), humain détecté et absent (Faux Positif FP), humain non détecté et présent (Faux Négatif FN), humain non détecté et absent (Vrai Négatif VN). Plusieurs indicateurs de performance sont couramment estimés à partir des occurrences de ces catégories :

- $I_P = VP / (VP + FP)$  est le rapport des détections exactes d'un humain sur l'ensemble des détections qui prédisent la présence d'un humain ("Precision" en anglais)
- $I_R = VP / (VP + FN)$  donne le rapport des détections correctes sur l'ensemble des cas où l'humain est présent ("Recall").
- $I_A = (VP + VN) / (VP + VN + FP + FN)$  donne le rapport des détections ou non détections exactes sur l'ensemble des détections ("Accuracy").
- $I_{FP} = FP / (FP + VN)$  donne le rapport des fausses détections sur l'ensemble des cas où l'humain est absent ("FP-Rate").

Les deux méthodes proposées précédemment pour la détection d'un humain à partir

TABLE 1 – Performances de la méthode de détection d’un humain à partir d’une caméra RGB-D dans l’entrepôt.

Méthode	GPU	dét (sec)	Hz	$I_A$	$I_P$	$I_R$	$I_{FP}$
HOG	Off	0.039	18.82	0.718	0.664	0.619	0.154
HOG	On	0.021	34.57	0.741	0.761	0.672	0.136
YOLO	Off	1.961	5.29	0.966	0.906	0.813	0.021
YOLO	On	0.008	53.80	0.974	0.912	0.830	0.018

de l’utilisation des données de la caméra RGB-D (HOG et YOLO) sont mises en œuvre et les performances de ces méthodes sont comparées. La mise en œuvre de chaque méthode est testée sous deux configurations de calcul : utilisation de la CPU uniquement ou utilisation CPU/GPU. Nous disposons à cet effet d’un PC Intel Core i7-6700HQ CPU 2.60 GHz, 32 GB de RAM et Nvidia Quadro GPU M3000M avec 4 GB de mémoire et 1024 coeurs CUDA sous Ubuntu 16.04 (Xenial) avec ROS Kinetic.

Les résultats expérimentaux figurent dans le tableau 1. Il apparaît que globalement la méthode YOLO est nettement plus performante que la méthode HOG. Cette conclusion doit cependant être relativisée et pondérée par l’étude de la durée de détection (en seconde). Si la mise en œuvre de la méthode YOLO doit se faire sur CPU uniquement, la durée de détection de 1.961 s est incompatible avec un fonctionnement temps réel du cobot mobile car elle ne peut assurer le maintien de la distance minimale de confort entre le cobot et l’humain. La méthode doit donc être implémentée sur GPU/CPU ce qui restreint sa diffusion dans le cadre contraint de systèmes embarqués. Dans ce dernier cas, la méthode YOLO est très performante avec une durée de détection extrêmement rapide (8 ms). Mise en œuvre avec ou sans GPU, la méthode HOG assure la détection avec une fréquence compatible avec les contraintes de la proxémique. Cependant ses résultats sont moins fiables que la méthode YOLO.

### 3.2 Navigation en environnement simulé

La simulation de l’environnement de l’entrepôt logistique est conçue sous le simulateur Rviz où des racks parallèles standard sont installés à des distances de 3.0 m les uns des autres. Pour les expériences de cartographie et de simulation, nous avons créé une carte SLAM par ROS Hector Kohlbrecher et al. (2011) et créé deux jeux de paramètres de coût pour la navigation globale et locale. Pour la navigation locale, la distance minimale aux obstacles est fixée à 5 cm après intégration de la fusion des obstacles humains. L’évitement d’obstacles est géré à l’aide des messages initiaux des LIDAR 2D enrichi par la fusion comme l’illustre la Figure 6.

La Figure 7 montre comment le robot mobile évite les humains présents dans l’entrepôt logistique simulé. La carte utilisée pour la planification locale est en gris clair ; la trajectoire verte est celle prévue par le planificateur global ; la trajectoire bleue est celle du planificateur local ; en vert le cercle de rayon 1.20 m délimitant la distance de sécurité.

3. Hector SLAM, [http://wiki.ros.org/hector\\_slam](http://wiki.ros.org/hector_slam)

4. Vidéo, <https://vimeo.com/325696517>

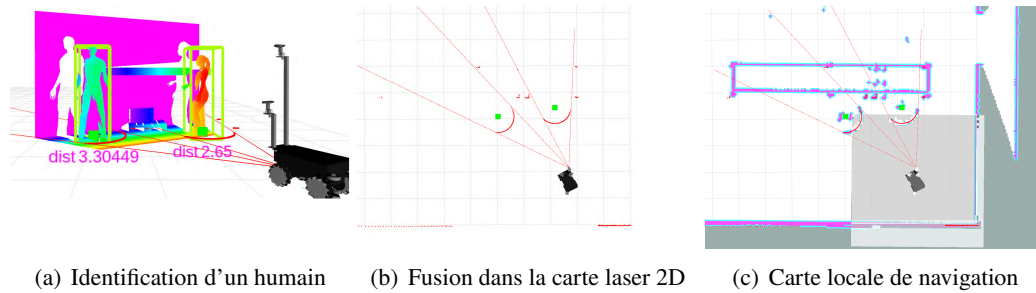


FIGURE 6 – Visualisation des processus d'identification 3D et de fusion laser 2D dans l'environnement simulé.

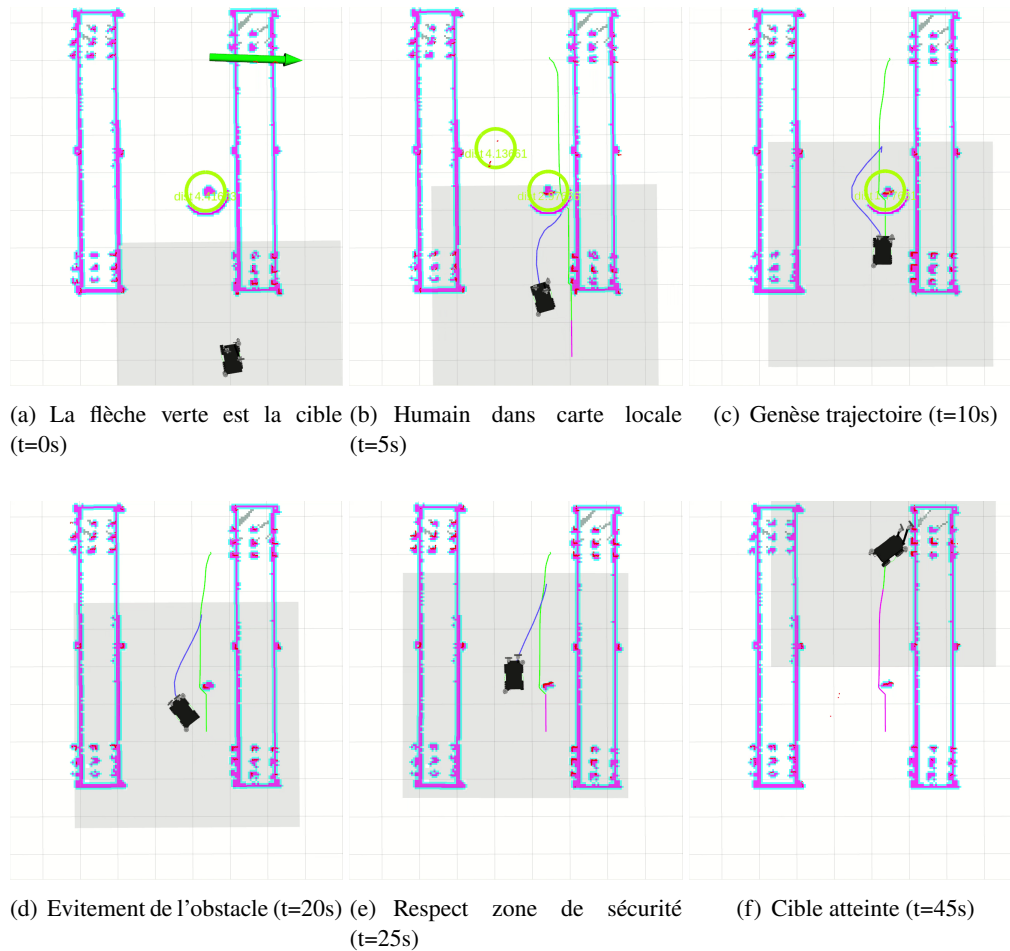


FIGURE 7 – Etapes clés de la navigation du cobot rencontrant un humain sur sa trajectoire dans l'environnement RViz.

### 3.3 Navigation en conditions réelles

Nous disposons d'un mini entrepôt logistique reconstitué avec un rack aux dimensions réelles dans une salle de longueur 20.5 m par 8.5 m. Le robot Summit XL précédemment cité est utilisé et navigue de manière autonome grâce au module Gmapping de ROS. Du fait que le cobot mobile ne dispose pas de GPU, nous sommes contraints de mettre en œuvre la méthode HOG pour la détection d'humain à partir des informations fournies par la caméra RGB-D. La Figure 8 démontre schématiquement la pertinence et l'efficacité du processus : en noir les obstacles repérés par le cobot dans la carte initiale ; en bleu la trajectoire planifiée initialement par le cobot pour

atteindre sa cible (target) ; en rouge, la trajectoire d'un humain qui se déplace de manière simultanée dans l'entrepôt ; en vert, la trajectoire d'évitement suivie par le cobot en respectant une distance de 1.20 m avec l'humain générée par le planificateur local.

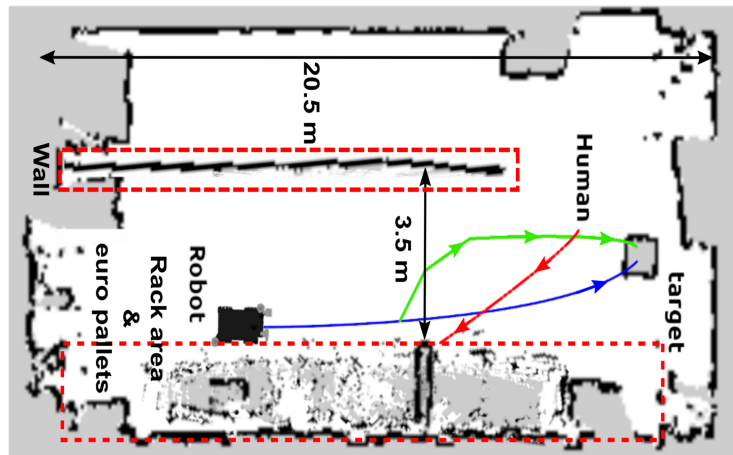


FIGURE 8 – Trajectoires du cobot (initiale en bleu et replanifiée en local en vert) et de l'humain (en rouge) dans le mini entrepôt.

## 4. Conclusions

Dans cet article, nous avons cherché à résoudre la problématique de classification des obstacles perçus par un cobot suivant qu'ils correspondent à un opérateur humain ou non-humain. Cette problématique prend tout son sens lors de l'introduction de cobots mobiles dans les entrepôts logistiques dans la mesure où le cobot doit pouvoir s'approcher à quelques centimètres d'un obstacle non-humain alors qu'il doit maintenir une distance minimale de 1.20 m avec un humain afin de ne pas le perturber. Nous avons montré que l'utilisation des seuls LIDAR 2D étant insuffisante, il était possible d'utiliser des caméras RGB-D et nous avons testé deux méthodes (HOG et YOLO). Les performances de ces deux méthodes ont été comparées : la méthode YOLO s'est révélée meilleure mais nécessitant l'utilisation d'une GPU pour une application temps réel. Une fois l'humain identifié et localisé sous la forme d'un parallépipède rectangle de centre connu, nous utilisons le centre de ce pavé pour construire un disque de rayon 1.20 m. Les points d'impact virtuel du faisceau laser avec ce disque sont ensuite calculés et fusionnés avec la carte LIDAR 2D pour mettre à jour la carte que le cobot mobile utilise pour la navigation. Des tests ont été menés en simulation pour vérifier la pertinence de la méthode globale, puis en environnement réel dans un mini entrepôt. La phase suivante consistera à améliorer les performances des méthodes de détection 3D en particulier pour une mise en œuvre en temps réel.

## Remerciements

Les auteurs remercient l'Université le Havre Normandie, la Région Haute-Normandie et le FEDER (Fonds Européen de Développement Régional) qui ont financé les travaux dans le cadre du projet XTERM : Usine du Futur.

## Références

- Arras, K. O., Mozos, O. M., and Burgard, W. (2007). Using boosted features for the detection of people in 2d range data. In *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pages 3402–3407. IEEE.
- Choi, S., Kim, E., Lee, K., and Oh, S. (2017). Real-time nonparametric reactive navigation of mobile robots in dynamic environments. *Robotics and Autonomous Systems*, 91 :11–24.
- Dalal, N. and Triggs, B. (2005). Histograms of oriented gradients for human detection. In *IEEE International Conference on Computer Vision & Pattern Recognition*, volume 1, pages 886–893. IEEE.
- Goutte, C. and Gaussier, E. (2005). A probabilistic interpretation of precision, recall and f-score, with implication for evaluation. In *European Conference on Information Retrieval*, pages 345–359, Berlin, Heidelberg. Springer, Springer Berlin Heidelberg.
- Kenk, M. A., Hassaballah, M., and Brethé, J.-F. (2019). Human-aware robot navigation in logistics warehouses. In *International Conference on Informatics in Control, Automation and Robotics*.
- Kohlbrecher, S., Von Stryk, O., Meyer, J., and Klingauf, U. (2011). A flexible and scalable slam system with full 3d motion estimation. In *IEEE International Symposium on Safety, Security, and Rescue Robotics*, pages 155–160. IEEE.
- Krajník, T., Cristoforis, P., Kusumam, K., Neubert, P., and Duckett, T. (2017). Image features for visual teach and repeat navigation in changing environments. *Robotics and Autonomous Systems*, 88 :127–141.
- Linder, T., Breuers, S., Leibe, B., and Arras, K. O. (2016). On multi-modal people tracking from mobile platforms in very crowded and dynamic environments. In *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pages 5512–5519. IEEE.
- Linder, T., Griebner, D., Vaskevicius, N., Arras, K. O., and Gmbh, R. B. (2018). Towards accurate 3d person detection and localization from rgb-d in cluttered environments.
- Lindner, F. and Eschenbach, C. (2017). An affordance-based conceptual framework for spatial behavior of social robots. In *Sociality and Normativity for Robots*, pages 137–158. Springer.
- Malone, N., Chiang, H.-T., Lesser, K., Oishi, M., and Tapia, L. (2017). Hybrid dynamic moving obstacle avoidance using a stochastic reachable set based potential field. *IEEE Transactions on Robotics*, 33(5) :1124–1138.
- Munaro, M., Lewis, C., Chambers, D., Hvass, P., and Menegatti, E. (2016). RGB-D human detection and tracking for industrial environments. In *Intelligent Autonomous Systems (IAS-13)*, pages 1655–1668. Springer.
- Nardi, L. and Stachniss, C. (2017). User preferred behaviors for robot navigation exploiting previous experiences. *Robotics and Autonomous Systems*, 97 :204–216.
- Redmon, J. and Farhadi, A. (2018). Yolov3 : An incremental improvement. *arXiv preprint arXiv :1804.02767*.

- Song, K.-T., Jiang, S.-Y., and Wu, S.-Y. (2017). Safe guidance for a walking-assistant robot using gait estimation and obstacle avoidance. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 22(5) :2070–2078.
- Yang, H., Fan, X., Shi, P., and Hua, C. (2016). Nonlinear control for tracking and obstacle avoidance of a wheeled mobile robot with nonholonomic constraint. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 24(2) :741–746.
- Zimmermann, C., Welschehold, T., Dornhege, C., Burgard, W., and Brox, T. (2018). 3D human pose estimation in RGBD images for robotic task learning. In *IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, pages 1986–1992. IEEE.

## Biographie des auteurs



Mourad A. Kenk est professeur assistant à la Faculté d'informatique et d'intelligence artificielle de l'Université de la Vallée du Sud, Hurghada, Égypte. En 2017, il a rejoint le Groupe de Recherche en Electrotechnique et Automatique du Havre (GREAH) en Normandie, France, en tant que chercheur. Pendant deux ans, il a travaillé sur la robotique logistique pour développer un système de commande sûre des cobots mobiles dans le contexte de la préparation de commandes dans un entrepôt logistique. Ses recherches portent sur la vision par ordinateur et la robotique. En particulier, la détection et le suivi d'objets, l'estimation de la pose et la navigation visuelle. Il a soutenu une thèse de doctorat en 2020 sur cette thématique. Depuis 2024, il est professeur assistant au Cybersecurity Department, College of Engineering and Information Technology, Buraydah Private College, Saudi Arabia.



Jean-François Brethé est Professeur des Universités en robotique à l'Université Le Havre Normandie, Institut Supérieur d'Etudes Logistiques (ISEL) et membre du GREAH (Groupe de Recherche en Electrotechnique et Automatique du Havre). Ses travaux de recherche portent initialement sur la modélisation, la conception et l'étude des performances en précision des robots manipulateurs industriels, puis se focalisent aujourd'hui sur les verrous scientifiques posés par l'introduction de cobots dans les entrepôts logistiques (préparation de commandes robotisée par robot manipulateur mobile, saisie de colis de taille variable par torse humanoïde).



M. Hassaballah a obtenu une licence en mathématiques en 1997 et une maîtrise en informatique en 2003 à l'université de South Valley en Égypte, puis un doctorat en informatique à l'université d'Ehime, au Japon, en 2011. Il a été chercheur invité au département d'informatique et de sciences de la communication de l'université de Wakayama (Japon) en 2013 et au laboratoire GREAH de l'université Le Havre Normandie (France) en 2019. Il est actuellement professeur d'informatique au département d'informatique du College of Computer Engineering and Sciences de l'université Prince Sattam Bin Abdulaziz, en Arabie saoudite. Il est également professeur d'informatique au département d'informatique de la faculté d'informatique et d'information de l'université de South Valley, en Égypte. Il est membre du comité de rédaction de Pattern Analysis and Applications, Real-Time Image Processing, IET Image Processing, Imaging Science. Il a publié 5 livres et plus de 100 communications internationales.