



**HAL**  
open science

# Conception et mise en oeuvre d'une alimentation robotisée autonome d'une machine-outil par un manipulateur mobile dans le cadre du projet COROT

Wafae Sebbata, Jean-François Brethé

## ► To cite this version:

Wafae Sebbata, Jean-François Brethé. Conception et mise en oeuvre d'une alimentation robotisée autonome d'une machine-outil par un manipulateur mobile dans le cadre du projet COROT. Cahiers de la logistique, 2024, La robotisation dans les entrepôts logistiques (5). hal-04852969

**HAL Id: hal-04852969**

**<https://normandie-univ.hal.science/hal-04852969v1>**

Submitted on 21 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.

# CONCEPTION ET MISE EN ŒUVRE D'UNE ALIMENTATION ROBOTISÉE AUTONOME D'UNE MACHINE-OUTIL PAR UN MANIPULATEUR MOBILE DANS LE CADRE DU PROJET COROT

Wafae SEBBATA<sup>1</sup>, Jean-François BRETHÉ<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Laboratoire GREAH, Université Le Havre Normandie  
wafaesebbata@yahoo.fr  
jean-francois.brethe@univ-lehavre.fr

## RESUME

Le projet Interreg Trans-Manche CoRoT (2017-2022) avait pour objectif principal d'accompagner l'entrée des PME de l'Arc TransManche dans l'Industrie 4.0 en leur fournissant un certain nombre d'outils et de formations. Sur le plan des nouvelles technologies proposées, l'accent était mis sur la conception et la mise en œuvre de manipulateurs mobiles. Dans cet article est présentée la solution de manipulation mobile robotisée étudiée et réalisée au sein du laboratoire GREAH afin de pouvoir saisir des pièces brutes dans un magasin, les transporter en toute sécurité en traversant différents ateliers, puis les déposer avec précision dans les mors d'un étau de machine-outil. Pour fonctionner de manière autonome, chaque étape de ce processus nécessite l'utilisation d'algorithmes robustes et une modélisation fine des contraintes rencontrées. Les méthodes proposées permettent alors de lever les verrous scientifiques en utilisant des algorithmes issus de l'intelligence artificielle et ouvrent de nouvelles perspectives pour les entreprises utilisatrices.

**MOTS CLÉS:** Intralogistique, Manutention Robotisée, Manipulateur Mobile, Intelligence Artificielle, Industrie 4.0.

## ABSTRACT

The Interreg Trans-Manche CoRoT project (2017-2022) aimed to support the transition of Arc Trans-Manche SMEs into Industry 4.0 by providing them with specific tools and training courses. The new technologies offer focused on the design and implementation of mobile manipulators. This article presents the mobile robotic handling solution designed and implemented by the GREAH laboratory to pick up raw parts from a storage area, transport them safely through various rooms, and place them precisely in the jaws of a machine-tool vice. In order to operate autonomously, each stage of this process requires the use of robust algorithms and detailed modelling of the constraints encountered. The proposed methods manage to overcome the scientific obstacles by using algorithms derived from artificial intelligence, and open up new opportunities for SMEs.

**KEYWORDS:** Intralogistics, Robotic Handling, Mobile Manipulator, Artificial Intelligence, Industry 4.0.

## **1. Introduction**

Le projet Interreg Trans-Manche CoRoT a réuni de 2017 à 2022 des instituts de recherche (LINEACT CESI, IRSEEM-ESIGELEC, GREAH-Université Le Havre Normandie, Université d'Exeter, Université de Greenwich) et des entreprises fournisseurs de technologies (Autofina, Alstef Group, CERL..) afin d'améliorer la compétitivité des PME manufacturières dans le cadre de leur feuille de route vers l'Industrie 4.0. Les travaux du projet sont structurés en sept modules :

1. Gestion globale du projet (structurelle, opérationnelle, financière)
2. Communication (workshops, site internet, lettres d'information)
3. Conception et mise en œuvre en environnement industriel (CERI) d'un manipulateur mobile (Autofina, Alstef group, ESIGELEC, GREAH)
4. Utilisation de manipulateurs mobiles dans des cas d'usage spécifiques.
5. Supervision des systèmes manufacturiers intégrés flexibles
6. Organisation de formations (PMEs, écoles d'ingénieurs,...) et diffusion scientifique.
7. Études de marché

La flexibilité de l'outil de production a été identifiée comme l'un des défis majeurs à relever pour faire face à l'évolution observée des marchés (variabilité des volumes, petites séries, délais réduits). Pour répondre à ce challenge, le projet COROT a mené des actions spécifiques sur la conception et réalisation de manipulateurs mobiles : il s'agit de robots mobiles autonomes (AMR : Autonomous Mobile Robot) sur lesquels est fixé un bras manipulateur.

Les manipulateurs mobiles autonomes sont particulièrement adaptés à la préparation de commande où ils peuvent remplacer l'homme dans les tâches de saisie et transport dans les entrepôts logistiques. Un deuxième secteur d'activités prometteur est l'alimentation robotisée de machines, particulièrement les machines de test. En effet, si les centres d'usinage sont aujourd'hui conçus pour intégrer un dispositif de chargement/déchargement automatique de pièces à partir d'un magasin intégré, de nombreuses machines nécessitent encore d'être chargées par un humain. Par exemple les machines de tests (vibrations, température) pour les cartes électroniques sensibles doivent être alimentées à des intervalles réguliers (3 à 8h) et imposent une organisation de travail de nuit afin d'être utilisées en continu. Dans ce cadre, l'alimentation robotisée permet d'améliorer les conditions de travail et la productivité. C'est ainsi que le GREAH a proposé et travaillé sur un cas d'usage spécifique : l'alimentation robotisée des machines par des manipulateurs mobiles.

## **2. Présentation générale d'une étude de cas (GREAH)**

### **2.1 Le scénario**

Les opérations développées pour le cas d'études GREAH consistent à mettre en œuvre un manipulateur mobile afin de saisir des pièces brutes dans le magasin de stockage, transporter ces pièces en navigant à travers plusieurs ateliers pour arriver à la machine d'usinage, enfin placer la pièce dans la machine. L'ensemble des différentes étapes du processus doit fonctionner de manière autonome en temps réel et ceci nécessite de percevoir l'environnement et d'utiliser les informations collectées pour prendre les meilleures décisions. Les techniques utilisées et proposées

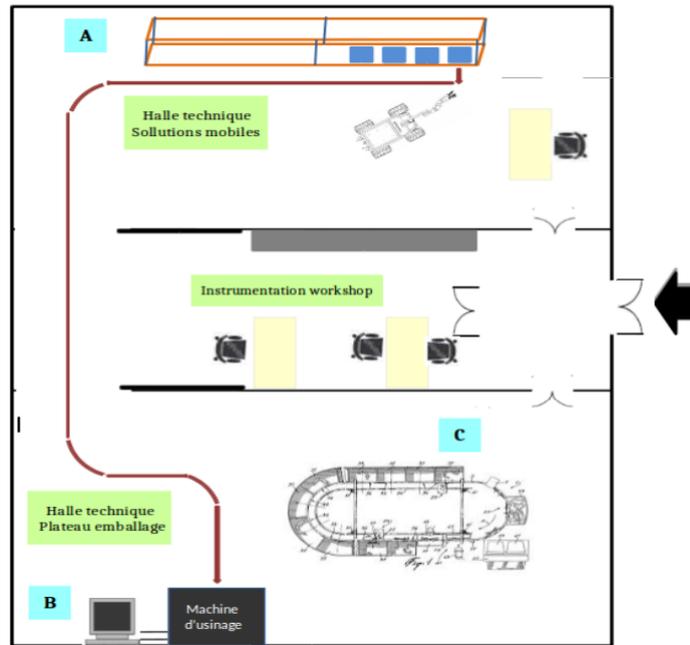


FIGURE 1 – La carte de la halle robotique du PIL

sont détaillées dans la thèse de Mme Sebbata (2021) et nous nous attachons dans cet article à restituer succinctement les verrous scientifiques à lever et les solutions mises en œuvre.

Le cas d’usage se déroule au sein de la halle robotique du PIL modélisée sur la Figure 1. Le manipulateur mobile doit assurer trois tâches distinctes qui comportent chacune des verrous scientifiques spécifiques :

- La manipulation d’objet : les pièces à usiner sont stockées dans la zone A. Le robot mobile Robotnik se positionne proche de la zone de stockage des pièces pour les saisir par le biais d’un bras manipulateur UR5 équipé d’une pince à deux doigts. Le déplacement du bras robotique dépend de l’estimation de la pose de la pièce obtenue par le traitement visuel. La pièce est alors déposée sur la plate-forme mobile et le bras replié en position de sécurité avant de passer à l’étape suivante. Les problématiques étudiées sont relatives au positionnement du robot mobile par rapport à la zone de saisie, l’identification et la localisation des pièces dans l’espace de stockage, le choix du mode de préhension (ouverture ou fermeture de pince) en fonction de la face présentée par la pièce et la planification de mouvement. Les travaux relatifs à la saisie des objets dans l’espace de stockage sont présentés dans la section 3.
- Le transport de l’objet : le robot mobile se déplace de manière autonome dans l’atelier pour aller de la zone A vers la zone C et s’approcher de la machine d’usinage. Les problématiques étudiées sont relatives à la navigation autonome, l’évitement d’obstacles et l’asservissement visuel pour le positionnement précis ; elles sont décrites dans la section 4.
- La dépose de la pièce dans la machine : cette tâche est contrainte par le jeu fonctionnel à respecter au niveau des mors de l’étau avant serrage automatisé. La répétabilité et la précision du robot manipulateur sont modélisées afin d’évaluer la fiabilité du processus et les travaux relatifs sont présentés dans la section 5.

## 2.2 Le manipulateur mobile

La Figure 2 montre le manipulateur mobile utilisé, constitué d'un bras manipulateur cobotique UR5 à 6 degrés de liberté embarqué sur un robot mobile holonome Summit XL. Une pince à deux doigts Robotiq est montée à l'extrémité terminale du bras robotique. Pour ce qui concerne la perception de son environnement, le manipulateur mobile est équipé des capteurs suivants : deux LiDARs permettant de repérer les obstacles dans un plan horizontal situé à 7 cm du sol et utilisés pour la navigation autonome ; deux caméras PTZ (Pan Tilt Zoom) permettant de scruter le demi-espace situé au-delà de 30 cm du sol. Deux caméras RGB-D (Red Green Blue - Depth) sont placées à des hauteurs différentes sur deux mâts fixés sur le robot mobile. Elles sont exploitées pour avoir une vue 2D et 3D d'une zone spécifique de l'espace de saisie. Une troisième caméra RGB-D est ajoutée à la plate-forme précisément au poignet de l'UR5. Cette caméra est utilisée pour la saisie adaptative des pièces brutes.



FIGURE 2 – Le manipulateur mobile « GREAH »

## 3. La saisie des pièces

L'objectif est de saisir de manière autonome une pièce brute dans le magasin de stockage. Nous avons conçu et imprimé en 3D une pièce industrielle en plastique, de couleur unie, sans texture et présentant des faces de caractéristiques différentes comme l'illustre la Figure 3. Le processus de saisie de cette pièce respecte les étapes suivantes : la détection d'objet, la classification des faces de l'objet pour un mode de préhension adaptatif, l'estimation de pose et le déploiement du bras robotique. La Figure 4 illustre les différentes étapes du processus.

**Détection de l'objet par apprentissage profond :** La pièce brute est stockée sur une table et est observée à l'aide d'une caméra 1 positionnée au dessus de la scène. La détection de la pièce dans l'image est réalisée en temps réel en utilisant un algorithme d'apprentissage profond basé sur un réseau neuronal convolucional dénommé YOLO (You Only Look Once). YOLO permet d'identifier la présence de l'objet recherché dans l'image, de construire les contours de la zone rectangulaire englobant l'objet et de calculer une probabilité d'appartenance à la classe identifiée. Redmon et al. (2016) ont présenté la première version de YOLO. Au cours des dernières années, les chercheurs ont publié plusieurs versions ultérieures de YOLO : YOLO-V2 par Redmon

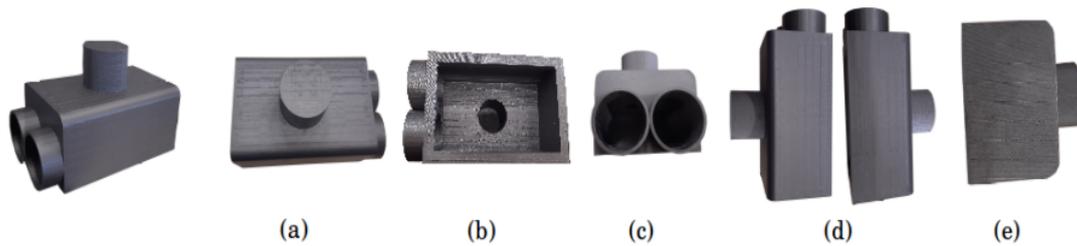


FIGURE 3 – La pièce industrielle conçue ; (a) face supérieure, (b) face inférieure, (c) face droite, (d) face avant / arrière (e) face gauche.

and Farhadi (2017), YOLO-V3 par Redmon and Farhadi (2018), YOLO-V4 par Bochkovski et al. (2020), YOLO-V5 par Zhan et al. (2022), YOLO-V6 par Li et al. (2022), YOLO-V7 par Wang et al. (2023) et récemment YOLO-V8. Il existe quelques versions révisées et limitées, telles que YOLO-LITE par Huang et al. (2018), PP-YOLOE par Xu et al. (2022) et plusieurs d'autres.

Dans nos travaux, la détection de la pièce est effectuée en employant YOLO-V3 et retestée sur YOLO-V4 après son lancement. Une base de données de l'objet a été préparée, contenant 996 images dans différentes conditions. Après avoir annoté toutes les images, l'entraînement du réseau de neurones YOLO-V3 a été réalisé par le processus dit "transfert learning" à partir de la classe "plastic part". Cet entraînement a utilisé 60% des images comme des données d'apprentissage et le reste des images pour le test et la validation. Au final, un rectangle 2D couvrant la pièce détectée dans la scène apparaît dans l'image. Il est sous-titré d'une étiquette (labellisation) comme illustré sur la Figure 4 (a).

**Estimation de pose :** La méthode utilisée pour l'estimation de la position 3D de l'objet par rapport au robot consiste à utiliser deux informations : d'une part, les données du nuage des points de la scène obtenues par la caméra de profondeur 1 à l'aide de la bibliothèque PCL (Point Cloud Library) ; d'autre part, les coordonnées du rectangle 2D englobant l'objet détecté dans l'image 2D à l'étape précédente. La combinaison de ces deux informations permet de générer un pavé 3D englobant la pièce.

**Classification de la face de l'objet par apprentissage profond :** Cette étape consiste à identifier la face présentée par la pièce sur l'image produite par la caméra 2 placée au poignet du bras robotique comme l'illustre la Figure 4 (b). La méthode de reconnaissance utilise YOLO mais le réseau de neurones a été re-entraîné avec une base de données de 4430 images annotées correspondant à cinq classes qui représentent les faces de la pièce industrielle. A l'issue de cette étape nous identifions la face de la pièce vue par la caméra 2 parmi les différentes faces possibles présentées sur la Figure 3.

**Préhension adaptative de l'objet :** La préhension adaptative est réalisée par une pince à 2 doigts parallèles permettant de saisir l'objet suivant la face présentée, soit par l'ouverture, soit par la fermeture des doigts. La décision du type de prise (par ouverture ou fermeture des doigts) dépend de la face de la pièce identifiée à l'issue de l'étape de classification. Par exemple, sur la Figure 4 (c), la face observée est la face inférieure et la prise s'effectuera par ouverture des doigts.

**Planification des trajectoires du bras robotique :** Le déplacement de notre bras robotique UR5 à 6 degrés de liberté est réalisé par Moveit! développé par Chitta (2016). Moveit! est une plate-forme de planification de trajectoire compatible avec ROS (Robot Operating System) qui fournit un système assez complet d'outils de génération et d'exécution de mouvement tenant

compte de l'environnement perçu pour éviter les collisions avec les obstacles. Cette plate-forme intègre un ensemble d'algorithmes de planification de mouvement, d'évitement d'obstacles et de collisions sous différentes bibliothèques telles que : OMPLSukan et al. (2012), SBPL Likhachev (2024), CHOMP Ratliff et al. (2009).

Pour résumer, après la détection et l'estimation de la pose de la pièce dans la scène, le bras robotique se déplace au-dessus de la table pour observer la face de l'objet vue par la caméra 2 et la classer afin de déterminer le mode de préhension adapté. Le générateur de trajectoire est alors utilisé pour amener le robot au niveau de la pose identifiée pour saisir l'objet. Enfin, le bras robotique se déplace pour déposer la pièce sur la plate-forme du robot mobile. Plus de détails pourront être trouvés dans Sebbata et al. (2020)

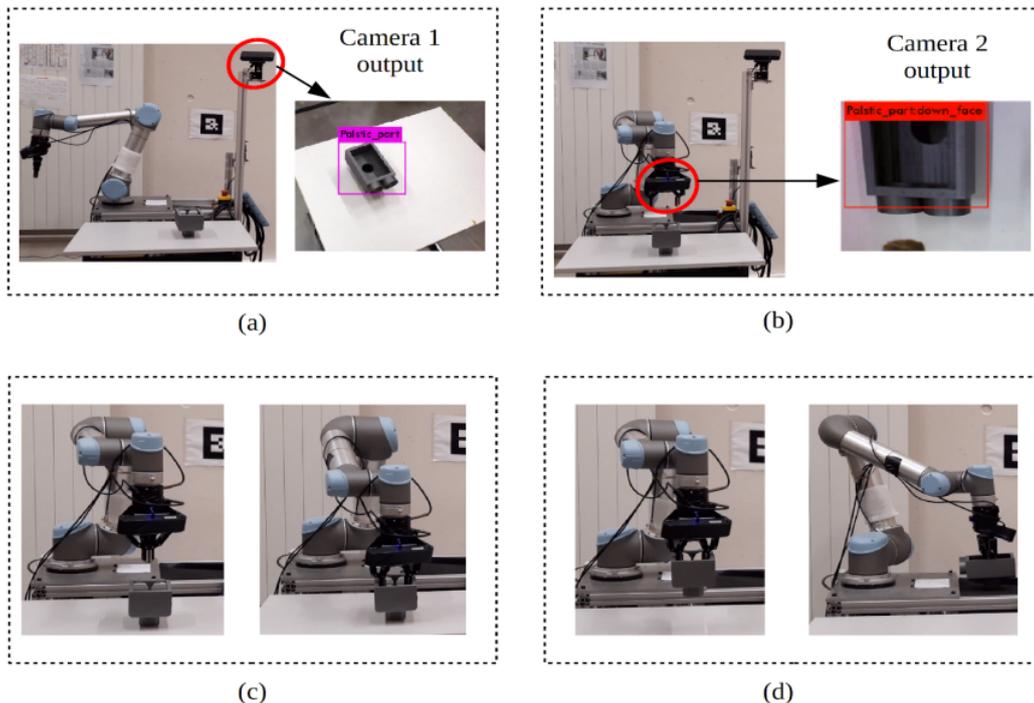


FIGURE 4 – Les étapes de picking de l'objet multifaces : (a) détection de l'objet et estimation de la pose, (b) classification de la face de l'objet et décision de mode de préhension, (c) saisie de l'objet, (d) planification et exécution du mouvement.

#### 4. La navigation autonome

Le robot mobile peut évoluer dans un terrain ouvert (« outdoor navigation») ou fermé («indoor navigation»). Dans les deux cas, la navigation autonome nécessite d'une part de disposer de capteurs pour percevoir l'environnement (LiDARs, caméras, ...), d'autre part de construire une modélisation de l'environnement (cartes 2D ou 3D) pour pouvoir localiser le robot et planifier sa trajectoire. Du fait de l'évolution dynamique de certains obstacles, la trajectoire dite globale planifiée initialement est souvent modifiée lors de la navigation par l'utilisation d'un planificateur local.

Le middleware ROS propose un module de navigation autonome "Stack" détaillé par Zheng (2021) qui gère les trois fonctions de perception, localisation et planification comme illustré

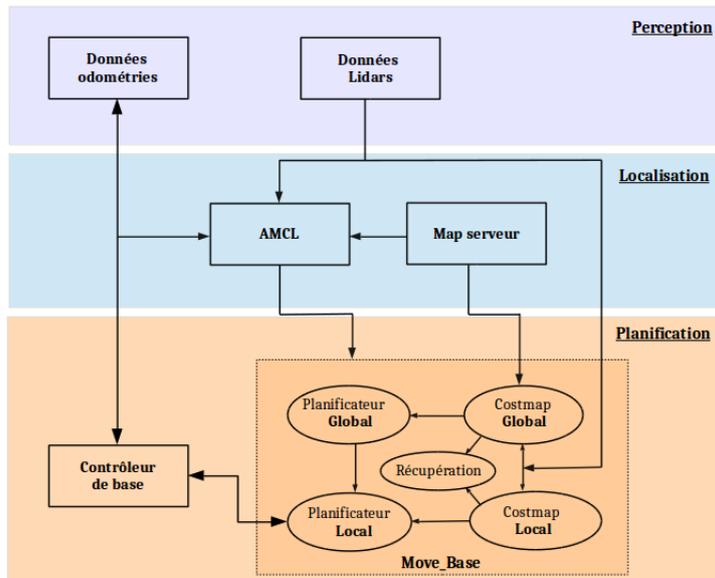


FIGURE 5 – L'architecture de navigation stack sous ROS.

sur la Figure 5. À partir des données de l'environnement perçues par le capteur LiDAR et les informations géographiques issues du serveur Map, le robot se localise dans l'espace de navigation en utilisant l'approche AMCL (Adaptive Monte Carlo Localization) initiée par Thrun et al. (2001) et complétée par Reis et al. (2021). La trajectoire se génère par Move\_base pour atteindre la position désirée en tenant compte des données de localisation du robot. L'avantage de cette approche est qu'elle permet de localiser le robot mobile en temps réel.

Comme la carte de l'environnement n'est pas statique mais évolue en fonction des obstacles, l'approche SLAM (Simultaneous Localization And Mapping) décrite dans Taheri and Xia. (2021) s'avère particulièrement pertinente pour une utilisation robuste en milieu industriel. L'étape de cartographie est effectuée en continu ; les capteurs du robot balayent l'environnement pour mettre à jour la carte en temps réel. Pour la localisation, le robot utilise cette carte. Les algorithmes de SLAM présentent différentes variantes selon les types des capteurs (caméras RGB ou RGB-D ; capteurs LiDAR).

Pour la planification, le robot détermine le chemin optimal depuis son emplacement actuel jusqu'à la position souhaitée. La navigation Stack est basée sur Move\_base présenté par Conner and Willis. (2017). Cette plate-forme contient plusieurs algorithmes de planification et prend en considération l'ensemble des entrées suivantes : les données de localisation, les informations de la carte de l'environnement et les signaux des LiDARs. Nous obtenons à la sortie deux trajectoires illustrées par la Figure 6) : une globale (en bleu) et une locale (en rose). La trajectoire globale est planifiée initialement du point de départ du robot jusqu'à la position finale et est construite à partir d'une carte initiale statique (global costmap) contenant toutes les informations statiques sur l'environnement de navigation. La trajectoire locale représente le chemin suivi par le robot qui s'ajuste en fonction des obstacles dynamiques détectés en temps réel autour du robot (local costmap). La carte locale de forme rectangulaire entourant le robot représentée par un rectangle blanc dans la Figure 6 ne prend en compte qu'un espace restreint autour du robot.

En résumé, la mise en œuvre de ces différents outils logiciels utilisant les informations des capteurs LiDAR installés sur la base mobile permet une navigation autonome et robuste dans

les allées des différents ateliers.



FIGURE 6 – Le robot localisé dans la carte de l’entrepôt réel PIL du laboratoire sur RVIZ avec les trajectoires, globale en bleu, locale en rose et la trajectoire suivie en temps réel en vert.

## 5. La dépose des pièces dans la machine-outil

La dépose d’une pièce dans les mors de l’étau d’une machine-outil est effectuée aujourd’hui de manière autonome par des bras manipulateurs fixés sur le bâti de la machine. Par exemple, les centres d’usinage japonais KITAMURA (2021) utilisent des bras robotiques pour le chargement et déchargement autonome. Ces opérations sont réalisées avec une grande fiabilité du fait que les performances en précision des robots industriels sont excellentes. Comme l’explique la norme ISO9283 (1998) illustrée par la Figure 7, il convient de définir deux indicateurs de performance liés à la précision : lorsque le robot est commandé pour atteindre une cible  $P_0$ , et que la position réelle du robot par rapport à la cible est estimée par un dispositif métrologique, si ce mouvement est répété 30 fois, les différentes positions atteintes forment un nuage de points. La distance entre la moyenne des points atteints et la cible correspond à l’erreur d’exactitude, alors que le rayon de la sphère englobant le nuage est définie comme l’erreur de répétabilité. Or l’erreur de répétabilité de la plupart des bras manipulateurs industriels (Yaskawa, Fanuc, Kuka, ABB, Staubli,...) est de l’ordre de 0.05 mm donc permet de respecter le jeu fonctionnel entre la position nominale de dépose de la pièce et les mors de l’étau dont l’ordre de grandeur est du centimètre.

Par contre, lorsque le bras est embarqué sur un robot mobile, la précision du système robotique complet n’a pas été encore étudiée de manière approfondie et constitue encore un verrou scientifique freinant l’utilisation plus large des manipulateurs mobiles dans l’industrie 4.0. Aussi le travail de recherche concerne à modéliser cette précision en adaptant des outils statistiques et probabilistes développés lors de travaux menés par Brethé et al. (2006), Nzue et al. (2010), Brethé (2010).

Afin d’étudier les caractéristiques du nuage de points, nous avons mis en œuvre deux dispositifs métrologiques qui nous permettent d’étudier la précision de positionnement du robot mobile par rapport à la machine-outil et la précision de la dépose de la pièce par rapport à l’étau de la machine-outil.

Le dispositif métrologique qui permet d’étudier la précision de positionnement du robot

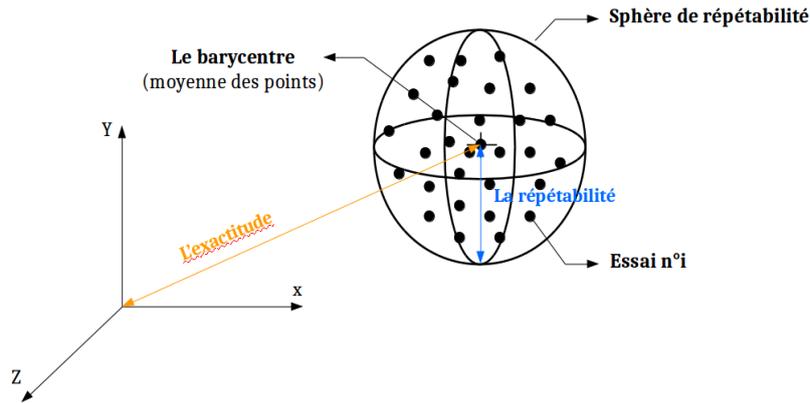


FIGURE 7 – La répétabilité de positionnement et l’exactitude suivant la norme ISO 9283

mobile (rectangle jaune) par rapport à la machine-outil (rectangle bleu) est illustré par la Figure 8. Il est constitué de deux équerres métrologiques de centre  $O_1$  et  $O_2$ . Les faisceaux des LiDARs placés en  $O_{RL}$  et  $O_{FL}$  viennent frapper les équerres et la position et l’orientation du robot mobile sont estimées à partir de l’exploitation statistique de ces nuages de points,

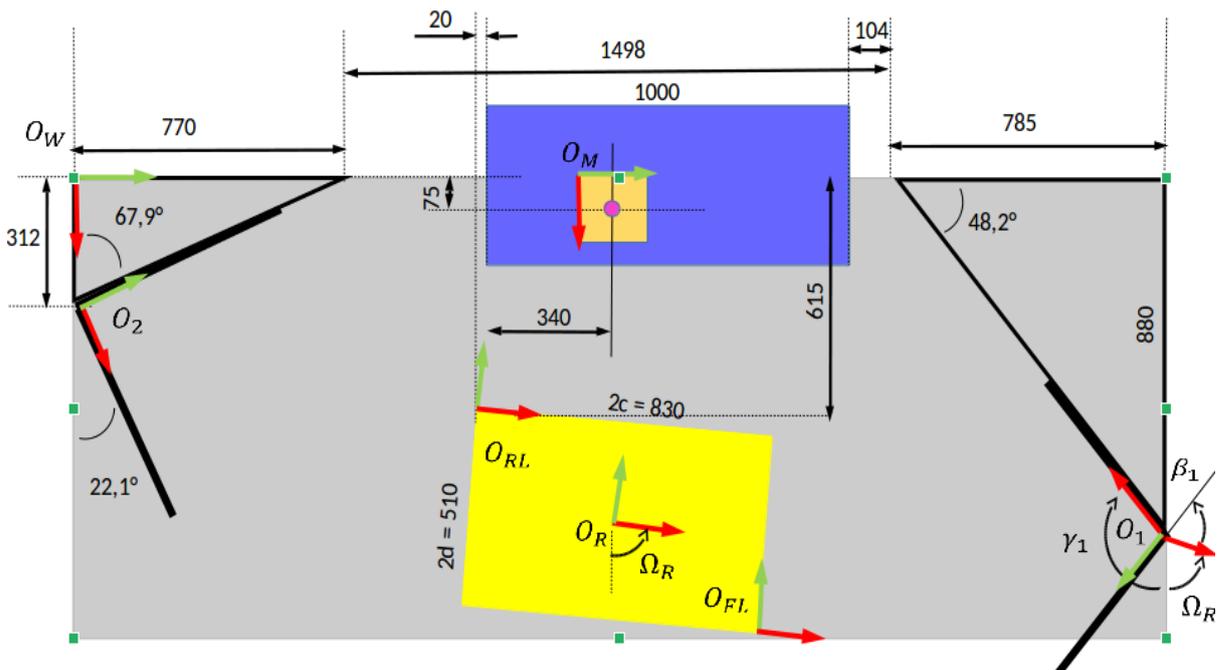


FIGURE 8 – Vue globale du dispositif métrologique.

Le dispositif métrologique qui permet d’estimer la précision de dépose de la pièce dans l’étai de la machine-outil utilise deux trièdres : un trièdre dit fixe tenu par les mors de l’étai de la machine-outil et équipé par trois micromètres numériques Mitutoyo d’une résolution de  $1 \mu\text{m}$  ; un autre trièdre dit mobile constitué d’un cube en acier cémenté, est fixé au poignet du bras robotique comme illustré dans la Figure 9.

Les résultats expérimentaux obtenus sont particulièrement significatifs et nous donnons ici les principaux résultats. En premier lieu nous rappelons que le positionnement du robot mobile devant la machine-outil se fait en deux temps : tout d’abord, la phase finale de la navigation se base

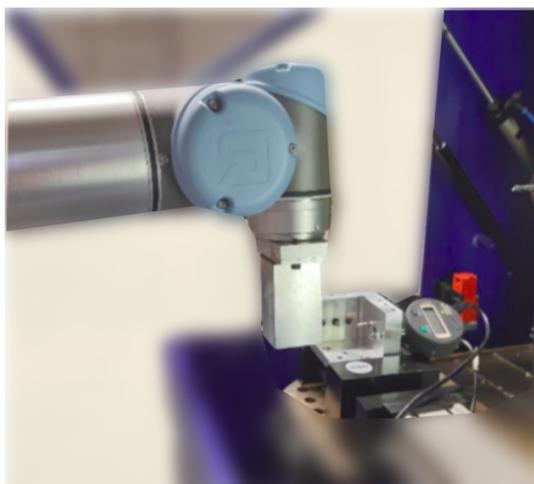


FIGURE 9 – Le dispositif de mesure pour les tests de précision du bras robotique

sur le module Stack de ROS et les signaux LiDAR ; ensuite nous avons utilisé un asservissement visuel sur un AR Tag (Augmented Reality Tag) fixé sur la machine-outil. Dans ces conditions, la répétabilité de pose du robot mobile est estimée à  $\pm 4.15cm$  en position et à  $\pm 3.49^\circ$  en orientation. Ceci signifie que le positionnement du robot mobile n'est pas assez répétable pour que le bras manipulateur puisse déposer la pièce dans l'état étant donné que le jeu fonctionnel est de l'ordre de grandeur du centimètre. On en déduit qu'il ne faut pas utiliser l'asservissement visuel pour obtenir une bonne répétabilité de pose de la base mobile et qu'il est préférable d'utiliser un asservissement basé sur les signaux LiDAR.

Par la suite, nous avons estimé la répétabilité du bras lorsque la base mobile est à l'arrêt devant la machine-outil. Dans ces conditions, la répétabilité de position est alors estimée à  $\pm 7.8mm$  et la répétabilité d'orientation à  $\pm 2.1^\circ$ . Or sur la fiche technique du constructeur, la répétabilité du bras est estimée à  $\pm 0.1mm$ . Cette différence de performance s'explique logiquement par la compliance de la structure mécanique de la base mobile supportant le bras, qui entraîne une variabilité de la pose de la base du bras lors de la répétition des mouvements et détériore la répétabilité du bras robotique. Plus le support du bras robotique est compliant, plus le bras perd ses performances en précision. Avec une répétabilité en position et orientation ainsi estimée, nous avons alors appliqué la méthode des ellipsoïdes stochastiques pour obtenir les zones de confiance à 0.01 % et conclu qu'il était nécessaire d'exploiter d'autres stratégies détaillées dans la thèse de Sebbata (2021) pour pouvoir réussir la dépose avec la fiabilité nécessaire à une application industrielle.

## 6. Conclusions

Dans cet article, nous avons détaillé le cas d'usage développé au sein de la halle robotique du PIL (Pôle Ingénieur Logistique) de l'Université Le Havre Normandie dans le cadre du projet Interreg Trans-Manche CoRot. L'objectif était de concevoir et mettre en œuvre un robot manipulateur mobile pour alimenter de manière autonome une machine d'usinage en pièces brutes. A cet effet, nous avons utilisé un robot mobile Summit XL sur lequel a été embarqué un bras manipulateur cobotique UR5 muni d'une pince à deux doigts.

Les travaux de recherche ont mis en évidence plusieurs verrous scientifiques et se sont

attachés à les résoudre. La saisie autonome de la pièce nécessite une phase d'identification et de localisation qui a été mise en œuvre en utilisant un réseau neuronal convolutif YOLO pour de l'apprentissage profond. Cette technique issue de l'intelligence artificielle a montré ici tout son potentiel pour réussir une saisie adaptative. Pour la partie navigation, les contraintes concernaient la prise en compte de l'aspect dynamique dans la modélisation de l'environnement en temps réel. Nous avons pu mettre à profit un ensemble de méthodes innovantes et utiliser les modules adhoc associés au middleware ROS pour une navigation sûre parmi les pièces de la halle robotique. Enfin, pour la partie dépose de la pièce, nous avons proposé une modélisation inédite de la précision du système, donnant ainsi les éléments méthodologiques qui permettent de choisir les capteurs et le processus permettant de réussir cette tâche de dépose en respectant les contraintes fonctionnelles.

Le scénario complet de saisie de l'objet, de navigation et de dépose par le robot manipulateur mobile a été mis en œuvre en toute autonomie et sécurité, ce qui constitue en soi une avancée importante dans le domaine. Pour les perspectives à venir, nous prévoyons de disséminer ce savoir-faire et de travailler à la mise en œuvre expérimentale de l'ensemble des solutions proposées pour une dépose précise. Des algorithmes, pour ajuster la pose du robot par rapport à la machine et la pose du bras manipulateur, sont en cours d'études et développement afin d'assurer la dépose de la pièce dans la machine avec précision.

## Références

- Bochkovskiy, A., Wang, C.-Y., and Liao, H.-Y. M. (2020). Yolov4 : Optimal speed and accuracy of object detection. *arXiv preprint arXiv :2004.10934*.
- Brethé, J.-F. (2010). Intrinsic repeatability : a new index for repeatability characterisation. In *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pages 3849–3854. IEEE. Anchorage, AK, USA.
- Brethé, J.-F., Vasselín, E., Lefebvre, D., and Dakyo, B. (2006). Modelling of repeatability phenomena using the stochastic ellipsoid approach. *Robotica*, page 477.
- Chitta, S. (2016). Moveit! : an introduction. *Robot Operating System (ROS) The Complete Reference*, 1 :3–27.
- Conner, D. C. and Willis., J. (2017). Flexible navigation : Finite state machine-based integrated navigation and control for ros enabled robots. *SoutheastCon*, 34(2) :1–8.
- Huang, R., Pedoeem, J., and Chen, C. (2018). Yolo-lite : A real-time object detection algorithm optimized for non-gpu computers. In *2018 IEEE International Conference on Big Data*, pages 2503–2510.
- ISO9283 (1998). Robots manipulateurs industriels.
- KITAMURA (2021). <https://www.kitamura-machinery.com/>. consulté en août 2021.
- Li, C., Li, L., Jiang, H., Weng, K., Geng, Y., Li, L., Ke, Z., Li, Q., Cheng, M., Nie, W., et al. (2022). Yolov6 : A single-stage object detection framework for industrial applications. *arXiv preprint arXiv :2209.02976*.
- Likhachev, M. (2024). <http://sbpl.net/>. consulté en avril 2024.
- Nzue, R.-M. A., Brethé, J. F., Vasselín, E., and Lefebvre, D. (2010). Comparative analysis of the repeatability performance of a serial and parallel robot. In *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pages 63–68. IEEE. Taipei, Taiwan.
- Ratliff, N., Zucker, M., Bagnell, J. A., and Srinivasa, S. (2009). Chomp : Gradient optimization techniques for efficient motion planning. *IEEE international conference on robotics and automation*, pages 489–494.
- Redmon, J., Divvala, S., Girshick, R., and Farhadi, A. (2016). You only look once : Unified, real-time object detection. *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, pages 779–788.
- Redmon, J. and Farhadi, A. (2017). Yolo9000 : better, faster, stronger. *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, pages 7263–7271.
- Redmon, J. and Farhadi, A. (2018). Yolov3 : An incremental improvement. *arXiv preprint arXiv :1804.02767*.

- Reis, W. P. N. d., Silva, G. J. d., Junior, O. M., and Vivaldini, K. C. T. (2021). An extended analysis on tuning the parameters of adaptive monte carlo localization ros package in an automated guided vehicle. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 117 :1975–1995.
- Sebbata, W. (2021). *Etude et développement de tâches de manipulation mobile dans le contexte de l'industrie 4.0*. Thèse, Normandie Université.
- Sebbata, W., Brethé, J.-F., et al. (2020). An adaptive robotic grasping with a 2-finger gripper based on deep learning network. *25th IEEE International Conference on Emerging Technologies and Factory Automation (ETFA)*, 1 :620–627. Vienna, Austria.
- Sucan, I. A., Moll, M., and Kavraki, L. E. (2012). The open motion planning library. *IEEE Robotics & Automation Magazine*, 19(4) :72–82.
- Taheri, H. and Xia., Z. C. (2021). Slam; definition and evolution. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 97 :104032.
- Thrun, S., Fox, D., Burgard, W., and Dellaert, F. (2001). Robust monte carlo localization for mobile robots. *Artificial intelligence*, 128(1-2) :99–141.
- Wang, C.-Y., Bochkovskiy, A., and Liao, H.-Y. M. (2023). Yolov7 : Trainable bag-of-freebies sets new state-of-the-art for real-time object detectors. *Proceedings of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition*, pages 7464–7475.
- Xu, S., Wang, X., Lv, W., Chang, Q., Cui, C., Deng, K., Wang, G., Dang, Q., Wei, S., Du, Y., et al. (2022). Pp-yoloe : An evolved version of yolo. *arXiv preprint arXiv :2203.16250*.
- Zhan, W., Sun, C., Wang, M., She, J., Zhang, Y., Zhang, Z., and Sun, Y. (2022). An improved yolov5 real-time detection method for small objects captured by uav. *Soft Computing*, 26 :361–373.
- Zheng, K. (2021). Ros navigation tuning guide. *Robot Operating System (ROS) The Complete Reference*, 6 :197–226.

## Biographie des auteurs



Wafae SEBBATA est docteur en robotique. Sa thèse de doctorat, soutenue en octobre 2021, intitulée "Étude et développement de tâches de manipulation mobile dans le contexte de l'industrie 4.0", a été réalisée au sein du laboratoire GREAH (Groupe de Recherche en Electrotechnique et Automatique du Havre), Université Le Havre Normandie, sous la direction du professeur Jean-François Brethé. Elle a travaillé comme ingénieure d'études en robotique dans le cadre du projet CoRoT de 2017 à 2022. Aujourd'hui, elle exerce comme enseignante à l'école d'ingénieurs ECE-Paris "École Centrale d'Électronique".



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).