

Allocation de tâches sous contraintes par commande prédictive en robotique mobile : Application à la logistique industrielle

Arnaud BELHOMME^{1,*}, François GUERIN¹

¹*GREAH, University Le Havre Normandie, Le Havre, France;*

**arnaud.belhomme@univ-lehavre.fr*

Ce travail présente une méthode d'allocation de tâches décentralisée pour des robots mobiles, basée sur une commande prédictive MPC (Model Predictive Control). Le cadre proposé prend en compte des contraintes externes telles que les demandes des opérateurs et les capacités des robots afin d'allouer les tâches de manière efficace. L'idée est que chaque robot puisse évaluer ce qu'il est capable de faire, résoudre les conflits avec les autres via un mécanisme de consensus, et ainsi choisir les tâches de manière autonome et efficace. Les résultats d'expérimentations en laboratoire avec des robots équipés de ROS confirment la performance et l'adaptabilité du système.

La logistique industrielle joue un rôle clé pour assurer la fluidité de la production, en acheminant les matériaux jusqu'aux lignes d'assemblage [1]. Pour cela, les robots mobiles sont devenus incontournables. Pourtant, les systèmes d'organisation actuels sont souvent centralisés, ce qui pose des limites en matière de flexibilité, d'extensibilité à plus grande échelle et de robustesse. Une alternative consiste à répartir les décisions de manière décentralisée, surtout quand le contrôle central n'est pas adapté à des environnements complexes ou contraints [2, 3].

Le MPC est un outil de contrôle avancé qui permet d'optimiser les choix en tenant compte des contraintes en temps réel. S'il est déjà bien implanté dans les domaines de la navigation et de la manipulation robotique [6–10], son utilisation pour l'allocation de tâches reste encore peu explorée. Différentes approches ont toutefois montré son efficacité : navigation en milieu risqué [6], planification adaptative avec incertitudes [7], manipulation en environnement non structuré [8], ou transport collaboratif d'objets [9].

Notre système repose sur une flotte de robots (R) et plusieurs postes d'opérateurs (N). Chaque robot possède ses propres caractéristiques : position, niveau de batterie, vitesse, et capacité de charge. L'objectif est que chaque robot choisisse la tâche qui lui correspond le mieux, en fonction de son état et des besoins du système. L'environnement est connecté via l'IoT : il collecte les données sur les niveaux des stations en bacs et les demandes des opérateurs en temps réel. Pour tester le système, nous avons utilisé trois robots Turtlebot3, avec ROS Noetic et la boîte à outils do-mpc [13]. Chaque robot navigue avec la technologie SLAM et partage les données de tâches via une base de données commune. Les demandes ont été simulées, et plusieurs indicateurs ont été suivis pour évaluer les performances.

L'algorithme proposé a montré sa capacité à gérer efficacement l'allocation de tâches, même dans des contextes industriels contraints. Il repose sur une évaluation en temps réel, une modélisation fine des contraintes et un mécanisme de consensus entre les robots. Il s'agit d'une solution à la fois performante et résiliente. Les travaux futurs incluent une mise en œuvre dans des systèmes industriels réels et une intégration avec l'apprentissage automatique pour une évaluation adaptative des tâches.

Références:

- [1] Y. Shang, "Design of an Integrated Approach to Industrial Logistics Information Based on Supply Chain Management," *Advances in Multimedia*, 2022.
- [2] M. De Ryck et al., "Decentral task allocation for industrial AGV-systems," *Journal of Manufacturing Systems*, 2021.
- [3] P. Mahato et al., "Consensus-based fast and energy-efficient multi-robot task allocation," *Robotics and Autonomous Systems*, 2023. 1
- [4] S. Teck et al., "An efficient multi-agent approach to robot scheduling," *Simulation Modelling Practice and Theory*, 2023.
- [5] N. Sharma et al., "A Review of Mobile Robots: Applications and Prospects," *IJPEM*, 2023.
- [6] K. Ryu and N. Mehr, "Predictive Motion Uncertainties in Crowds," *IEEE ICRA*, 2024.
- [7] O. M. de Groot, "Probabilistic Motion Planning in Dynamic Environments," 2024.
- [8] M. V. Minniti et al., "Interaction Control for Mobile Manipulation," *IEEE ICRA*, 2021.
- [9] I. Muhammed et al., "Multi-Robot Object Transport: MPC Approach," *IEEE MESA*, 2024.
- [10] X. Du et al., "Hierarchical Task MPC for Sequential Manipulation," *IEEE RA-L*, 2024.
- [11] E. F. Camacho and C. Bordons, *Model Predictive Control*, Springer, 2007.
- [12] J. B. Rawlings et al., *Model Predictive Control: Theory and Design*, Nob Hill Publishing, 2017
- [13] do-mpc.com, "Model predictive control python toolbox," 2025.
- [14] A. Belhomme et al., "Decentralised Bio-inspired Task Allocation," *CoDIT*, 2024.