



HAL
open science

Modélisation de la logistique interne d'une usine automobile comme un système multi-agents

Santiago Montoya Zapata, Nathalie Klement, Cristovão Silva, Olivier Gibaru,
Meriem Lafou

► To cite this version:

Santiago Montoya Zapata, Nathalie Klement, Cristovão Silva, Olivier Gibaru, Meriem Lafou. Modélisation de la logistique interne d'une usine automobile comme un système multi-agents. S-MART 2023 : 18ème Colloque national S.mart, Arts et Métiers Paristech ENSAM Aix-en-Provence, Université de Toulon [UTLN], Apr 2023, Carry-le-Rouet, France. hal-04397912

HAL Id: hal-04397912

<https://hal.science/hal-04397912v1>

Submitted on 16 Jan 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.

Modélisation de la logistique interne d'une usine automobile comme un système multi-agents

S. Montoya Zapata ^{a,c,*}, N. Klement ^a, C. Silva ^b, O. Gibaru ^a, M. Lafou ^c,

^a Arts et Métiers Paristech, LISPEN, HESAM Université, Lille 59046, France

^b Université de Coimbra, CEMMPRE, Département de Génie Mécanique, 3004-531 Coimbra, Portugal

^c Groupe Renault, 1 Av. du Golf, Guyancourt 78280, France

* e-mail : santiago.montoya-zapata@renault.com

1. INTRODUCTION

L'industrie automobile fait face à un changement permanent, avec une tendance actuelle marquée par la personnalisation de masse et la variété croissante des produits. L'introduction d'un nouveau produit implique des changements importants sur la configuration d'une chaîne de production. Ainsi, la pérennité d'un site de fabrication automobile s'exprime à travers la flexibilité et la capacité d'évolution de son outil de production afin de répondre à la demande du marché. Par conséquent chaque usine doit être capable d'assurer la production de nombreux modèles sur une même ligne d'assemblage [1].

Les travaux de cette étude sont menés dans une usine de carrosserie-montage du Groupe Renault. Actuellement, ce site de production fabrique 3 modèles de véhicules différents avec une cadence de production de l'ordre de 30 à 60 véhicules par heure. Comme choisi par de nombreux grands constructeurs automobiles [2], l'approvisionnement de pièces à la ligne d'assemblage est réalisé par kitting. Cela signifie que le processus d'assemblage est fourni avec des collections de composants et/ou de sous-ensembles à différents endroits de la chaîne, afin de supporter une ou plusieurs opérations d'assemblage pour un produit donné.

Nous étudions les flux d'approvisionnement de pièces à la zone kitting en question, la constitution des kits dans la zone et la livraison de ces kits depuis la zone kitting à la ligne de montage.

L'approvisionnement de pièces à la zone kitting comporte le transfert des pièces depuis la gare routière de l'usine jusqu'aux meubles de la zone kitting. Ce processus est assuré par une boucle de deux véhicules à guidage automatique (AGV de Automated Guided Vehicle) tracteurs et par trois opérateurs équipés de cars à fourches. Ensuite, au sein de la zone kitting, il y a une deuxième boucle d'AGV qui transporte les kits qui y sont

constitués par des opérateurs, au fur et à mesure que l'AGV avance dans la zone. Puis, ces AGV transportent les kits jusqu'à la ligne de montage des portes. Tout cela en suivant la séquence de production prédéfinie dans un environnement industriel dynamique et avec une forte présence d'opérateurs et d'engins mobiles.

Dans ce contexte où un site de production automobile doit être capable de fabriquer différents modèles sur la même ligne d'assemblage avec une forte cadence de production, un nombre élevé de composants de véhicules, un volume de production évolutif, et où le nombre de moyens et systèmes impliqués dans le processus d'approvisionnement de pièces à la ligne de montage est important, la logistique interne des usines automobiles est rendue complexe et est sujette à l'apparition de perturbations fréquentes.

Afin de garantir une bonne performance de l'ensemble du processus logistique de livraison du bon kit, au bon endroit et au bon moment pour le processus d'assemblage, tous les systèmes impliqués dans le processus (caristes, AGVs, systèmes d'information) doivent interagir et communiquer entre eux et avec les opérateurs concernés.

L'objectif de cet article est de proposer une architecture permettant de modéliser le processus logistique d'approvisionnement en composants de la chaîne de montage d'un site de fabrication automobile comme un système multi-agent. De cette manière, les techniques d'apprentissage multi-agents et d'intelligence collective peuvent être appliquées pour garantir la performance globale du processus ainsi que pour faire face aux perturbations qui peuvent survenir au cours du processus.

Ce papier est organisé de la façon suivante : la section 2 présente les origines des systèmes multi-agents et ses applications. La section 3 propose une architecture

permettant de modéliser le système d'étude comme un système multi-agent. La section 4 montre les interactions actuelles et souhaitées du système d'étude. Finalement, la dernière section présente les conclusions des travaux effectués et des suggestions pour les travaux futurs.

2. ETAT DE L'ART

L'Intelligence Artificielle Distribuée (IAD) a pour objectif de résoudre des problèmes dans des domaines où plusieurs entités ou individus sont physiquement ou logiquement distribués en termes d'information, d'expertise ou de ressources [3]. La résolution des problèmes de cette nature implique le partage et l'échange de plusieurs avis. L'IAD a principalement trois axes de travail : l'IA parallèle, la résolution coopérative de problèmes et les systèmes multi-agents.

Les systèmes multi-agents sont des systèmes composés d'agents autonomes ayant des objectifs individuels qui sont en interaction dans un même environnement. Ces agents peuvent coopérer ou entrer en conflit pour atteindre leurs propres objectifs [4]. Des défis actuels tels que la conduite automatisée, le contrôle distribué des feux de circulation et la coordination de grands essaims de robots, ainsi que les applications web comme Wikipedia, Amazon et YouTube ont une nature distribuée et impliquent des degrés élevés d'incertitude [5]. Ainsi, les agents modélisant ces systèmes doivent prendre en compte des environnements dynamiques et changeants. Afin de résoudre ce type de problèmes, ils doivent apprendre de manière autonome à partir de l'expérience [6]. Grâce au travail sur ces applications, l'IA a progressivement changé d'orientation, passant de la tentative de reproduire l'intelligence humaine à l'augmentation des capacités humaines [7].

Nombreuses sources de la littérature mentionnent que les systèmes multi-agents sont utilisés dans un grand nombre de domaines et de types d'applications. [8, 9] présentent deux revues systématiques de la littérature. Dans la première, les auteurs analysent 152 applications de systèmes multi-agents publiées entre 2000 et 2012. Dans la seconde, 279 articles publiés entre les années 2009 et 2016, dont 194 étaient des applications sont étudiés. Ces études permettent de constater que le nombre de secteurs d'activité (22) couverts par les publications est considérable. Cependant les secteurs de la logistique et la production industrielle, les télécommunications, la défense et l'aérospatial restent les principaux utilisateurs des systèmes multi-agents.

Un autre élément pertinent que ces revues révèlent, c'est qu'uniquement 22,56% des articles analysés présentent des cas d'études réels et que les 77,44% restants ne présentent que des simulations, évaluations ou des comparaisons à travers des cas d'études contrôlés. En outre, 82% de ces études ont été menées par le secteur académique, alors que des études coopératives entre l'industrie et l'académie se limitent à 16% et celles sans présence de l'académie à 6%. Ainsi, la création des liens entre l'académie et l'industrie est nécessaire pour

augmenter le nombre d'applications réelles dans le domaine des systèmes multi-agents.

En regardant des publications plus récentes, il est possible de remarquer que les algorithmes les plus avancés et les plus sophistiqués dans ce domaine se trouvent dans les jeux vidéo. Des jeux populaires comme cache-cache [10] et capture the flag, développés respectivement par Open AI et Deepmind [11], en sont des exemples. Une application similaire peut être trouvée dans [12] où les algorithmes d'apprentissage par renforcement sont implémentés dans un contexte de jeu de Polo.

En ce qui concerne les applications dans le domaine industriel, nous pouvons trouver deux branches différentes : les systèmes multi-agents homogènes et les systèmes multi-agents hétérogènes. La première concerne les systèmes composés de plusieurs agents ayant les mêmes caractéristiques et des objectifs similaires. Dans ce cas, nous pouvons trouver des applications comme le contrôle robotique mobile [13] et la contextualisation en robotique coopérative [14]. D'autre part, la seconde concerne les systèmes composés d'agents, où chaque agent a des caractéristiques différentes des autres agents. L'utilisation de systèmes multi-agents dans ce contexte permet de traiter des problèmes tels que l'ordonnancement en ligne dans les usines intelligentes [15] et l'organisation de systèmes de production reconfigurables [16], [17]. De même, nous pouvons trouver l'utilisation de systèmes multi-agents pour détecter des anomalies dans plusieurs processus dans l'industrie, comme il est présenté dans [18].

En conclusion, nous pouvons voir que la problématique abordée dans cet article appartient au domaine des systèmes multi-agents hétérogènes. Plus précisément, en considérant les attributs des systèmes impliqués dans le processus et en se basant sur la classification des agents proposée par Nwana [19], ces travaux traitent avec des agents intelligents : les opérateurs de l'usine et des agents collaboratifs : les machines physiques.

En complément, aucune étude considérant l'application des techniques des systèmes multi-agents dans une zone de picking kitting d'un processus industriel n'a été trouvée. Par conséquent, nous proposons une architecture pour appliquer des techniques d'apprentissage multi-agents et d'intelligence collective afin de garantir une bonne performance de l'ensemble du processus logistique de fourniture de composants au processus d'assemblage dans une usine Renault. Les sujets couverts par les papiers [16], [17] et [18] sont une source d'inspiration pour la proposition présentée dans la section suivante.

3. PROPOSITION D'ARCHITECTURE

La livraison des pièces depuis les zones de préparation des kits jusqu'à la chaîne de montage implique plusieurs acteurs et systèmes. Si l'on considère qu'un agent intelligent est une entité capable de détecter son environnement, de prendre des décisions et d'effectuer des actions en fonction de ses objectifs [20], parmi la

variété d'agents impliqués dans le processus logistique étudié, seuls les opérateurs, c'est-à-dire les êtres humains, répondent à cette définition. D'autres entités comme les AGV, les robots, les cars à fourches ou les systèmes d'informations, ont un programme fixe qu'ils doivent respecter. Si un événement non prévu dans leur programme survient, ils ne sont pas en mesure de prendre des décisions ou de proposer des solutions pour y faire face. Les humains, en revanche, en sont capables.

Sur la base de l'architecture mentionnée dans [18], des expériences précédentes d'installation de systèmes impliquant l'intelligence artificielle dans le domaine industriel et connaissant la méfiance envers ce type de systèmes, nous proposons l'architecture suivante dans le but d'implémenter des techniques d'intelligence collective et d'apprentissage multi-agent pour faire face aux perturbations ou événements inattendus.

L'architecture est présentée dans la Figure 1. Elle est composée de trois niveaux. Le premier niveau, en bas de la figure, représente le niveau du processus de production, les agents du domaine industriel. Le deuxième niveau est appelé le niveau de proposition de solution. Il s'agit de la représentation numérique du premier niveau. Chaque agent du premier niveau a son agent numérique dans le deuxième niveau. Enfin, le troisième niveau est le niveau de décision. Ici, un agent est chargé de centraliser toutes les informations envoyées par chaque agent du deuxième niveau et de communiquer aux opérateurs la décision prise pour faire face à la perturbation.

3.1. Niveau du système de production

Ce niveau est composé des systèmes physiques impliqués dans la livraison des kits à la chaîne de montage. Ils peuvent être classés en deux groupes :

- Agents non intelligents : bases roulantes, robots de kitting, AGVs, kits de pièces, pièces, emballages de pièces, palettes de pièces.
- Agents intelligents : opérateurs de la zone de stock, conducteurs des cars à fourches (caristes), opérateurs de préparation des commandes de kits.

3.2. Niveau de proposition de solution

Ce niveau est composé d'agents intelligents virtuels, où chaque agent représente un agent physique. Ses fonctions sont les suivantes :

- La collecte de données : chaque agent virtuel traite et surveille les données générées par chaque agent physique dans le processus de production. Les données sont également transmises à l'agent central. Ainsi, ces agents sont appelés agents collecteurs de données.
- Réaction face à une perturbation : lorsqu'une perturbation survient ou est prédite, chaque agent peut proposer une solution basée sur ses propres connaissances et objectifs. La solution est ensuite transmise à l'agent central.

3.3. Niveau de prise de décisions

La capacité d'un groupe d'agents à coopérer pour résoudre des problèmes importants et complexes, où chacun apporte une contribution indépendante, est définie comme l'intelligence collective [21]. Le rôle de l'agent central virtuel est de collecter les contributions des agents virtuels et puis de les exploiter.

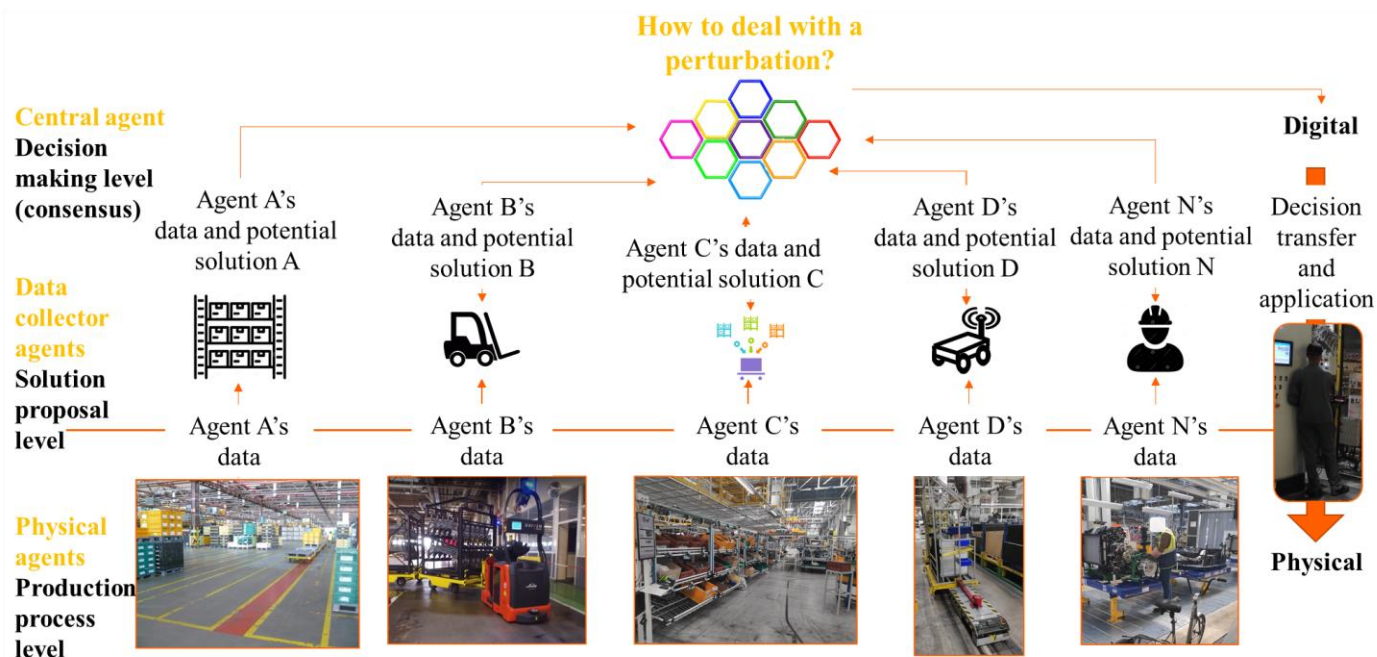


Figure 1 – Architecture multi-agent proposée

Il reçoit toutes les données collectées par les agents collecteurs. Sa fonction est de détecter s'il y a un comportement anormal dans les données. Si une anomalie est détectée, l'agent central doit identifier la cause, considérer toutes les propositions de solution et sélectionner la plus adéquate. Ensuite, la décision est communiquée aux opérateurs physiques.

3.4. Transfert et application de la décision

Pour mettre en œuvre la décision prise à travers les trois niveaux précédents, une activité additionnelle est nécessaire : **le transfert et l'application de la décision** (Figure 1 à droite). Un point clé de cette architecture est l'importance des opérateurs industriels sur le terrain. Ils sont les agents intelligents de notre contexte industriel, ils peuvent percevoir leur environnement, prendre des décisions et réaliser des actions. De plus, grâce à leur expérience, ils ont une grande connaissance du terrain industriel.

Ainsi, dans notre proposition, les opérateurs sont les agents qui vont recevoir les propositions faites par l'agent central et les évaluer en fonction de leur expérience. Une fois les propositions validées, les opérateurs vont effectuer les actions nécessaires sur un ou plusieurs agents, pour ajuster le comportement du système physique. De cette manière, nous nous assurons que la proposition mise en œuvre soit bénéfique pour le processus industriel et nous gagnons progressivement la confiance des opérateurs industriels sur le système.

4. MODELE SYSTEME MULTI-AGENTS

Les couples agent physique-agent virtuel composant l'architecture présentée par la Figure 1 permettent de faire des ensembles d'agents intelligents capables d'interagir. La Figure 2 illustre le fonctionnement actuel du système d'étude, les agents impliqués et leurs interactions. Dans ce cas, les agents Pièces, Emballages, Palettes et Kits sont complètement passifs et ne prennent aucune initiative. Ils sont juste transportés et manipulés par les opérateurs et les AGVs. Également, la gestion des alertes et des perturbations est effectuée uniquement par les opérateurs de la zone de kitting.

La Figure 3 présente le fonctionnement souhaité du système en utilisant les ensembles intelligents. Ici, grâce aux ensembles intelligents agent physique-agent virtuel, les pièces, les emballages et les kits, au lieu d'être uniquement des éléments à transporter deviennent des agents actifs ayant des connaissances telles que les niveaux de stocks de chaque référence de pièce ou la composition et la position géographique de chaque kit. De cette manière, les interactions avec ces agents pourraient être plus riches. En outre, des nouveaux liens entre ces agents et d'autres agents dans le système peuvent être envisagés. Ainsi, dans le cadre du fonctionnement souhaité, les alertes et les perturbations ne seraient pas communiquées qu'aux opérateurs de la zone de kitting mais aussi aux autres agents impliqués dans le système, de cette façon, ils pourraient proposer des solutions pour

ou faire face. La Figure 4 montre un exemple d'un tel fonctionnement. Dans ce cas, le kit A informe l'agent global qu'il a une pièce manquante. L'agent global lance une requête auprès des autres kits pour savoir quel kit possède une pièce de la même référence que la pièce manquante. Après recevoir la réponse des autres kits, l'agent global informe le kit A quel kit pourrait lui fournir la pièce et demande à l'opérateur de la zone de kitting de mettre une pièce supplémentaire dans le kit N.

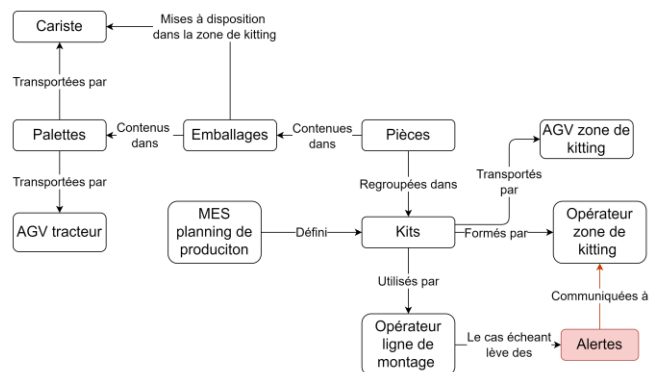


Figure 2 Fonctionnement actuel du système d'approvisionnement de pièces à la ligne de montage de véhicules

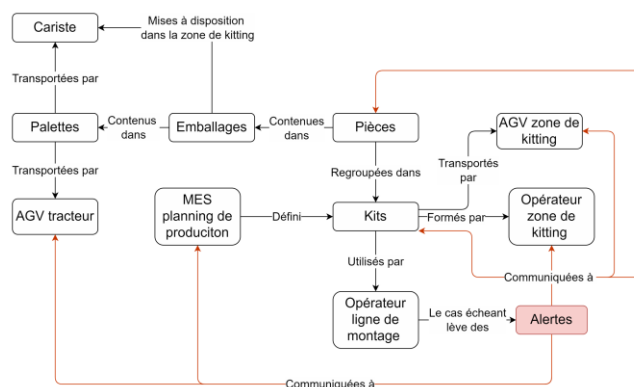


Figure 3 Fonctionnement souhaité du système d'approvisionnement de pièces à la ligne de montage de véhicules

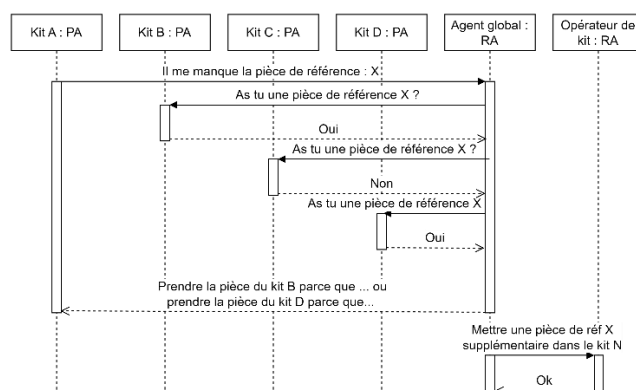


Figure 4 Diagramme d'interaction entre plusieurs kits et l'agent global pour le cas d'une pièce manquante dans un kit

CONCLUSION

Cet article présente une architecture pour modéliser le processus d'approvisionnement de pièces à la ligne de montage d'un site de fabrication automobile comme un système multi-agents hétérogènes. L'état de l'art proposé en Section 2 permet de vérifier la pertinence des systèmes multi-agents pour représenter des systèmes de nature distribuée où plusieurs entités sont en interactions dans un environnement dynamique, comme le système d'étude. Afin de garantir une bonne performance globale du processus logistique, une approche d'intelligence collective a été considérée pour la conception de l'architecture. Également, la Section 4 du papier présente les interactions actuelles et souhaitées entre les agents impliqués dans le système étudié pour réagir aux perturbations ayant lieu pendant le processus.

Les travaux futurs se concentreront sur le développement du modèle présenté en Section 4, le but étant d'enrichir et d'augmenter les interactions actuelles entre les agents impliqués dans le processus. Ces nouvelles interactions permettront d'aider les agents physiques à gérer les aléas de production. En vue de valider les solutions proposées, un protocole expérimental sera développé. Il sera basé sur des données extraites de situations réelles du processus logistique. Ce protocole pourra être utilisé pour comparer les solutions proposées par notre modèle avec d'autres modèles qui sont dans la littérature ou qui seront développés ultérieurement et éventuellement contribuer à des initiatives de plateformes comme celle présentée en [22].

REMERCIEMENTS

Ce travail est issu d'une thèse CIFRE accordée par le laboratoire LISPEN des Arts et Métiers et le département IF&A du Groupe Renault. Cette recherche est, également, partiellement sponsorisée par des fonds FEDER à travers le programme COMPETE - Programa Operacional Factores de Competitividade - et par des fonds nationaux à travers FCT - Fundação para a Ciência e a Tecnologia, sous le projet UID/EMS/00285/2020.

Références

- [1] Beauville dit Eynaud, A., Klement, N., Gibaru, O., Roucoules, L., Durville, L.: Identification of reconfigurability enablers and weighting of reconfigurability characteristics based on a case study. *Procedia Manufacturing*. 28, 96–101, 2019.
- [2] Brynzér, H., Johansson, M.I.: Design and performance of kitting and order picking systems. *International Journal of Production Economics*. 41, 115–125, 1995.
- [3] Alonso, E.: AI and agents: State of the art. *AI Magazine*. 23, 25–29, 2002.
- [4] Tuyls, K., Weiss, G.: Multiagent learning: Basics, challenges, and prospects. *AI Magazine*. 33, 41–52, 2012.
- [5] Verbraeken, J., Wolting, M., Katzy, J., Kloppenburg, J., Verbelen, T., Rellermeyer, J.S.: A Survey on Distributed Machine Learning. *ACM Comput. Surv.* 53, 1–33, 2020.
- [6] Weiss, G.: *Multiagent Systems*. MIT Press, 2013.
- [7] Singh, V.K., Gupta, A.K.: From artificial to collective intelligence: Perspectives and implications. Presented at the Proceedings - 2009 5th International Symposium on Applied Computational Intelligence and Informatics, SACI 2009, 2009.
- [8] Müller, J.P., Fischer, K.: Application Impact of Multi-agent Systems and Technologies: A Survey. In: Shehory, O. and Sturm, A. (eds.) *Agent-Oriented Software Engineering: Reflections on Architectures, Methodologies, Languages, and Frameworks*. pp. 27–53. Springer, Berlin, Heidelberg, 2014.
- [9] Falco, M., Robiolo, G.: A Systematic Literature Review in Multi-Agent Systems: Patterns and Trends. In: 2019 XLV Latin American Computing Conference (CLEI). pp. 1–10, 2019.
- [10] Baker, B., Kanitscheider, I., Markov, T., Wu, Y., Powell, G., McGrew, B., Mordatch, I.: Emergent Tool Use From Multi-Agent Autocurricula. arXiv:1909.07528 [cs, stat], 2020.
- [11] Jaderberg, M., Czarnecki, W.M., Dunning, I., Marris, L., Lever, G., Castañeda, A.G., Beattie, C., Rabinowitz, N.C., Morcos, A.S., Ruderman, A., Sonnerat, N., Green, T., Deason, L., Leibo, J.Z., Silver, D., Hassabis, D., Kavukcuoglu, K., Graepel, T.: Human-level performance in 3D multiplayer games with population-based reinforcement learning. *Science*. 364, 859–865, 2019.
- [12] Movahedi, Z., Bastanfard, A.: Toward competitive multi-agents in Polo game based on reinforcement learning. *Multimed Tools Appl.* 80, 26773–26793, 2021.
- [13] Tigli, J.Y., Thomas, M.C.: Use of multi agent systems for mobile robotics control. In: *Proceedings of IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics*. pp. 588–592 vol.1, 1994.
- [14] Hortúa, F., Amaya, D., Ramos, O.: Contextualization in cooperative robotics. *International Journal of Applied Engineering Research*. 11, 7446–7455, 2016.
- [15] Zhou, T., Tang, D., Zhu, H., Zhang, Z.: Multi-agent reinforcement learning for online scheduling in smart factories. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*. 72, 2021.
- [16] Beauville dit Eynaud, A., Klement, N., Roucoules, L., Gibaru, O., Durville, L.: Framework for the design and evaluation of a reconfigurable production system based on movable robot integration. *Int J Adv Manuf Technol*, 2021.
- [17] Amzil, K., Yahia, E., Klement, N.: Causality learning approach for supervision in the context of Industry 4.0. In: *Lecture Notes in Mechanical Engineering*. p. 8. Springer, 2021.
- [18] Mateos, N.: Multi-agent system for anomaly detection in Industry 4.0 using Machine Learning techniques. *ADCAIJ: Advances in Distributed Computing and Artificial Intelligence Journal*. 8, 33, 2019.
- [19] Nwana, H.S.: Software agents: an overview. *The Knowledge Engineering Review*. 11, 205–244, 1996.
- [20] Wooldridge, M.: *An Introduction to MultiAgent Systems*. John Wiley & Sons, 2009.
- [21] Mannes, A.E., Larrick, R.P., Soll, J.B.: The social psychology of the wisdom of crowds. In: *Social judgment and decision making*. pp. 227–242. Psychology Press, New York, NY, US, 2012.
- [22] Piquié, R., Duigou, J.L., Grimal, L., Roucoules, L.: An open science platform for benchmarking engineering design researches. *Procedia CIRP*. 109, 472–477, 2022.