

Une hyper-heuristique utilisant l'apprentissage incrémental pour l'ordonnancement dynamique des systèmes de production

Wassim BOUAZZA^{1,*} . Yves SALLEZ² . Olivier CARDIN¹

¹ Université de Nantes, École Centrale Nantes, CNRS, LS2N, UMR 6004, F-44000 Nantes, France

² LAMIH UMR CNRS 8201, Université Polytechnique Hauts-de-France, France

Une hyper-heuristique utilisant l'apprentissage incrémental pour l'ordonnancement dynamique des systèmes de production

Plan

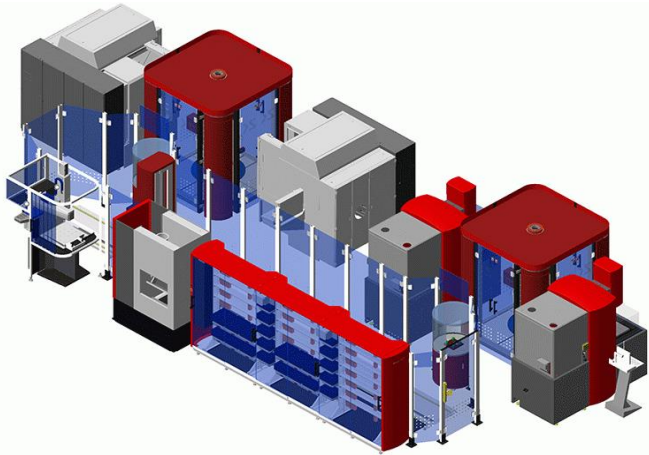
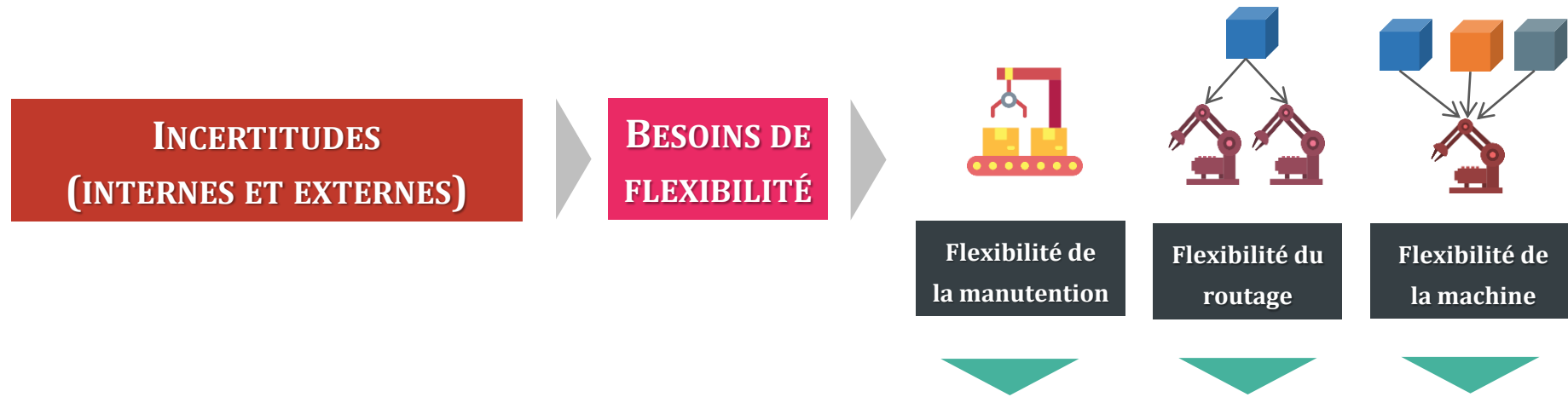
1 Contexte et motivation

2 Problème d'optimisation

3 Approche proposée

4 Expérimentation

5 Conclusion et perspectives



FMS (Flexible Manufacturing System)

- Ensemble de technologies visant à rendre flexible l'ensemble de l'**outil** de production (Hu 2013).
- Selon Mehrabi et al. (2002) : configuration du système de fabrication avec un logiciel pour **gérer les changements** : ordres de production, programmes de production et outils.
- Les SGF sont utilisés pour créer un **maximum de variétés de produits** en optimisant un nombre **limité de ressources**.

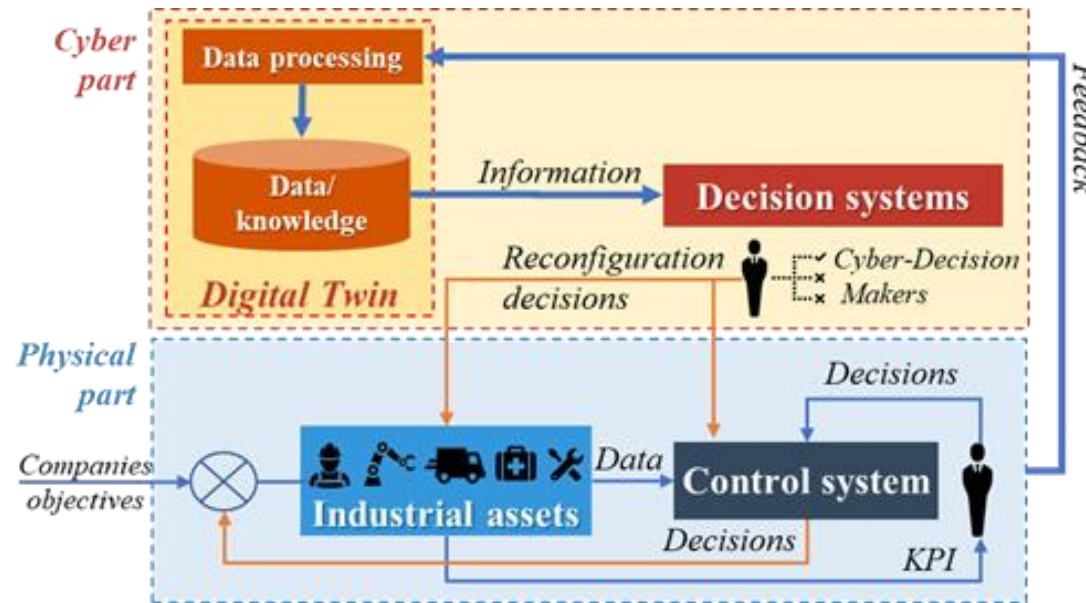
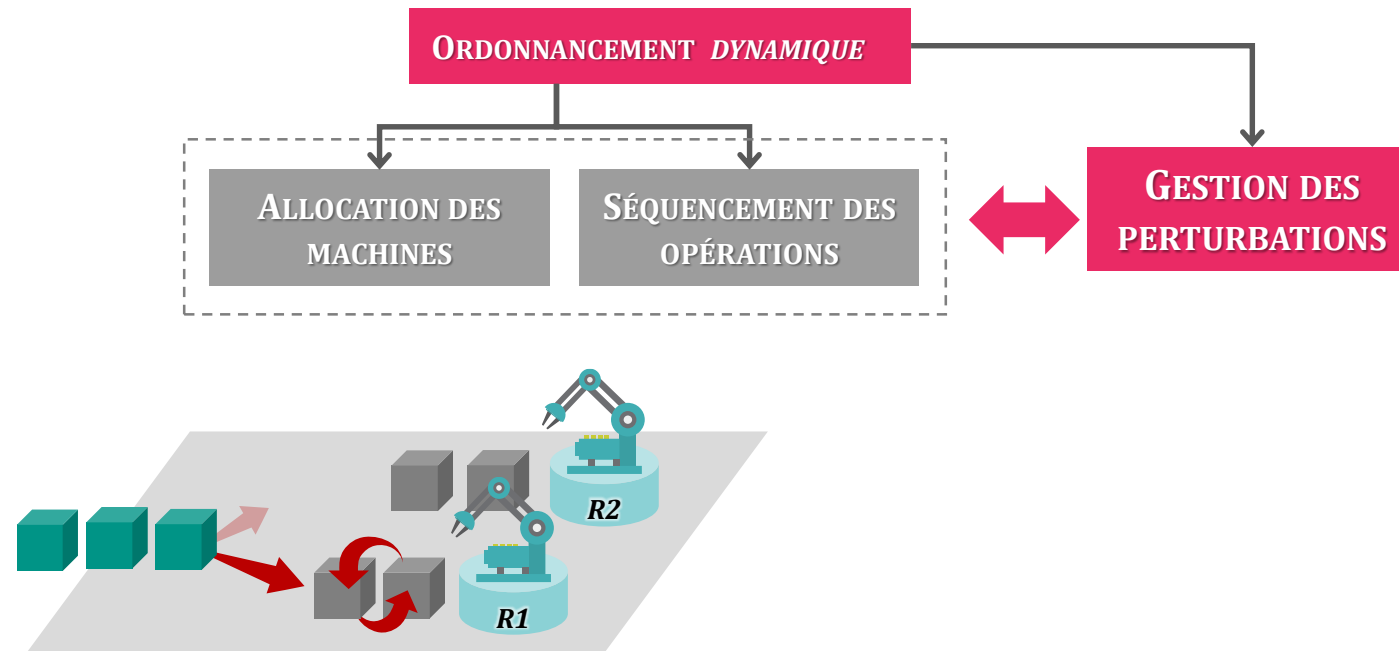


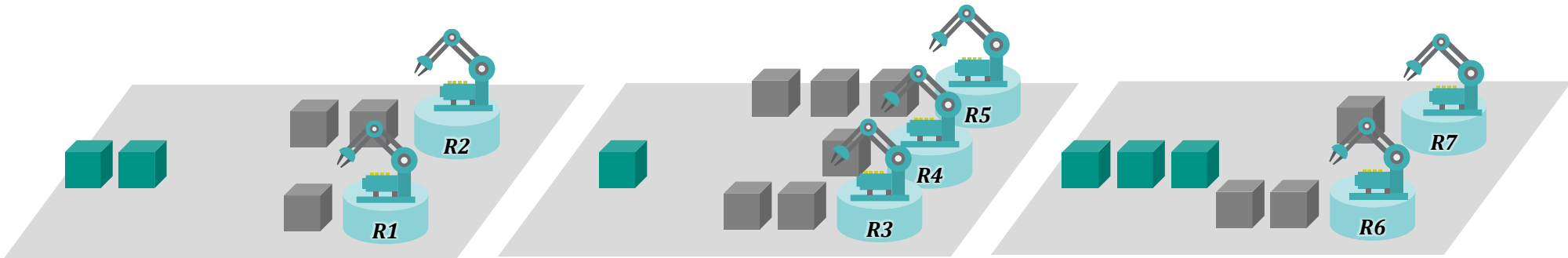
Fig. 1. Architecture d'un CPPS générique

- **CPPS** : “**Systèmes de systèmes** d’éléments **autonomes et coopératifs** se connectant les uns aux autres en fonction de la situation, à tous les niveaux de la production, depuis les processus jusqu’aux réseaux de production et de logistique en passant par les machines, **améliorant** les processus de **prise de décision** en temps réel, la réponse aux conditions imprévues et l’évolution au fil du temps” (Cardin 2019).
- La partie **cybernétique** → analyse le **comportement** de la partie **physique** et de son environnement → déterminer si elle est en mesure d’atteindre les **objectifs** qui lui ont été assignés précédemment.
- Si ce n’est pas le cas, un processus de **reconfiguration** est censé être déclenché, soit sur les biens physiques eux-mêmes, soit sur le système de contrôle.

PROBLÈME D'OPTIMISATION DE L'ORDONNANCEMENT

” L'ordonnement de la production est un **processus de prise de décision** concernant l'**allocation de ressources** à des **tâches** sur des périodes de temps, tout en **optimisant** une ou plusieurs fonctions "objectives" (Pinedo 2016).





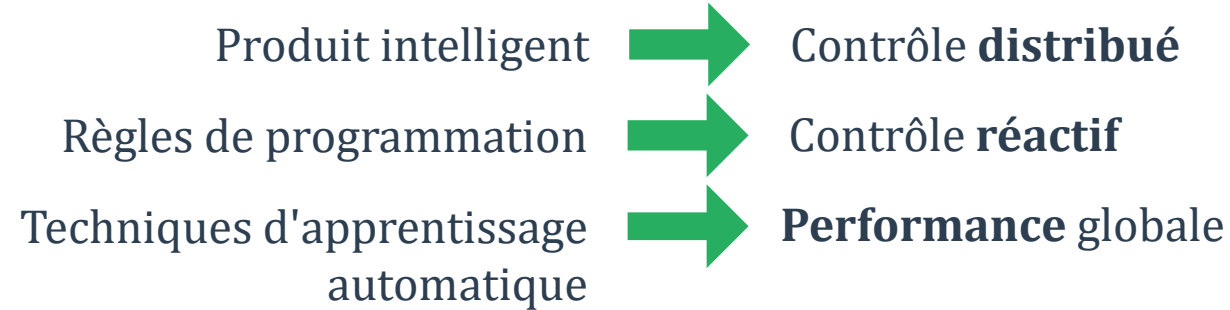
FMS (multi-étapes)

Contraintes

1. **Arrivée dynamique des commandes** : aucune information n'est disponible sur les produits avant l'arrivée de la commande.
2. **Familles de produits** : cela signifie que chaque produit appartient à une famille spécifique. Ces groupes sont constitués d'un ensemble de produits partageant les mêmes caractéristiques de processus.
 - ” Les familles d'emplois sont des emplois pré-groupés ayant les mêmes exigences en matière de processus (Chen et al., 2013).
3. **Précédence** : les opérations de chaque famille ont lieu dans un ordre prédéfini unique.
4. **Temps de préparation (dépendant de la famille)** : outre le temps de traitement, une ressource peut nécessiter une opération de préparation supplémentaire. Elle peut avoir lieu avant le traitement de la tâche (par exemple, pour adapter les outils ou pour préchauffer une machine).



Une hyper-heuristique qui utilise une technique d'apprentissage automatique pour combiner efficacement les règles d'ordonnancements



Approches centralisées

Bonne Optimisation à long terme

Bien adapté aux problèmes de **petite taille**

Ne gère pas bien les **perturbations**

Inefficace et **peu pratique pour résoudre des problèmes de grande taille** en raison de l'augmentation du temps de calcul nécessaire (Joo & Kim, 2015).

Approches distribuées

Produire une réponse **réactive** face à une **perturbation** dynamique

Les **décisions** sont alors **locales** et ne vont généralement pas dans le sens de la performance globale du système.

Ce phénomène, dû au **manque de visibilité** des entités autonomes, est également appelé **myopie** (Zambrano Rey et al., 2014).

- **Hyper-Heuristique (HH)** : *Heuristique qui choisit des heuristiques afin de résoudre un problème d'optimisation combinatoire donné* (Bruke et al. 2019).
- **La stratégie décisionnelle (SD)** : utilisée pour encapsuler un ensemble de règles d'ordonnancement.
- Le SD définit quand et quelle règle doit être utilisée par le produit intelligent.
- L'hyperheuristique permet alors de générer le meilleur SD possible.

Fig. 2. Le modèle de stratégie décisionnelle développé (Bouazza et al. 2021)

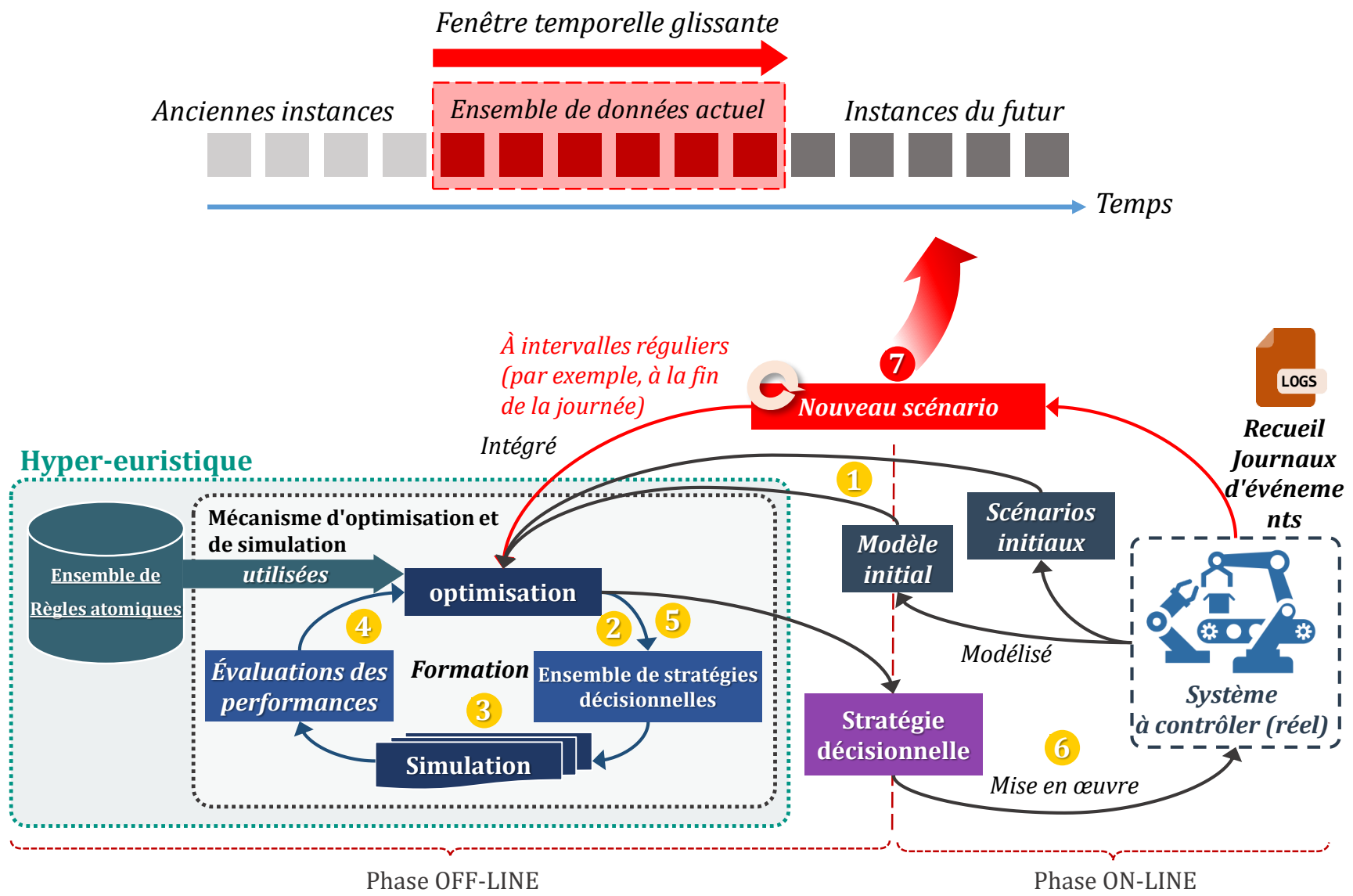


Fig. 3. Fonctionnement global de l'HH

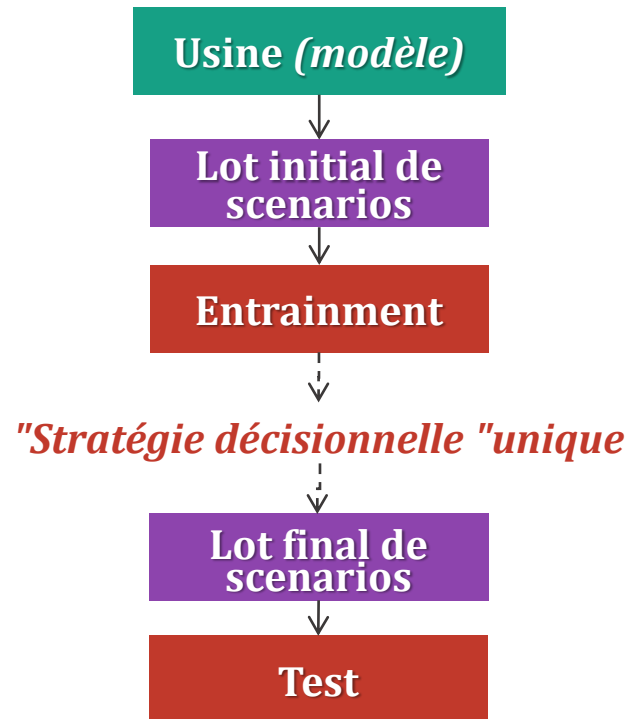


Fig. 4. Approche initiale (Bouazza et al. 2021)

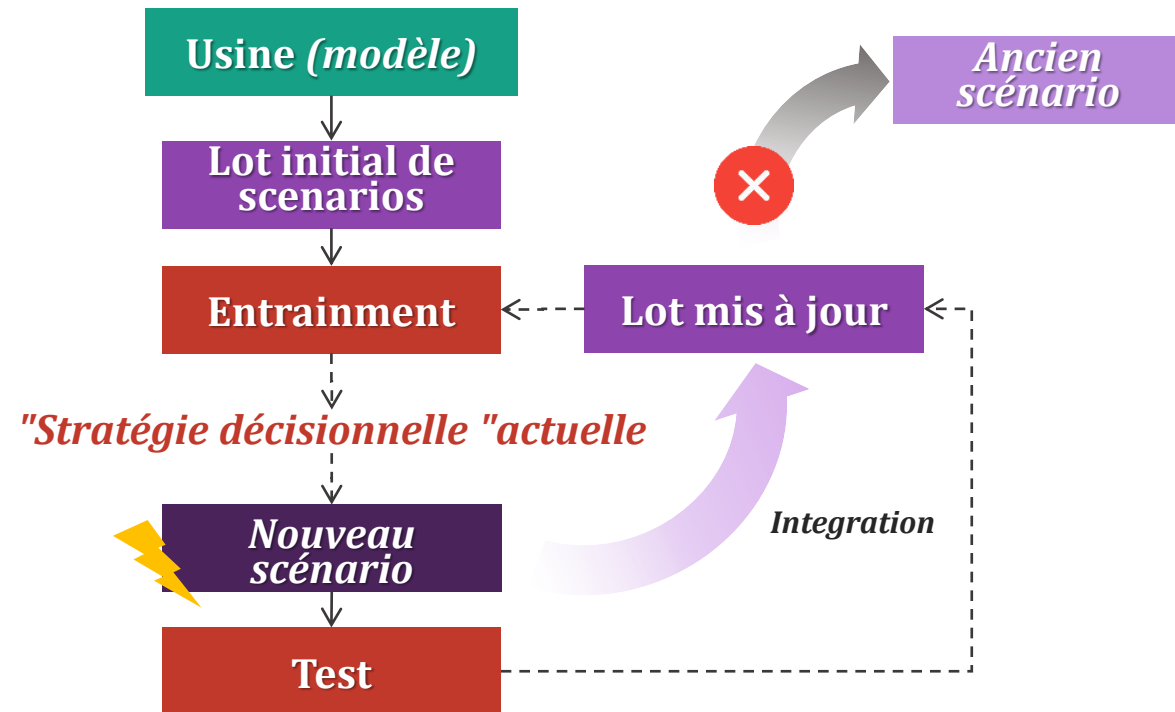


Fig. 5. Nouvelle approche améliorée avec l'apprentissage incrémental (Bouazza et al. 2024)

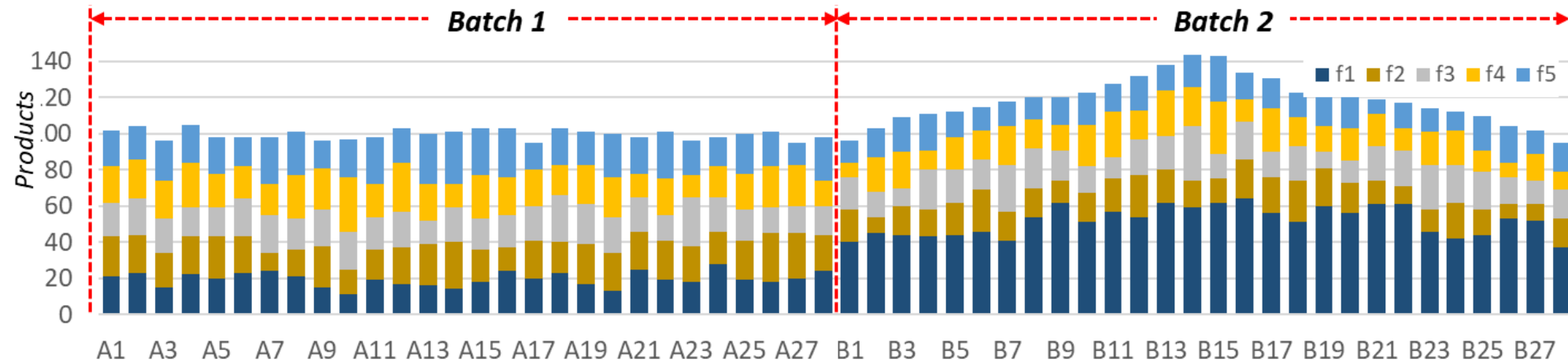



Fig. 6. Répartition des familles de produits dans les deux lots *100P5F_60T28U_1* & *120P5F_60T28U_1c*

- Le CPPS mis en œuvre est un FFSH composé de 7 ressources, réparties dans 3 cellules de production (2, 3 et 2).
- Les temps d'utilisation et de configuration dépendent des familles de produits (soit 5 familles au total).
- 56 scénarios (nommés de A1 à A28 pour le lot 1 et de B1 à B28 pour le lot 2)
- Tous les ensembles de données sont disponibles en ligne <https://github.com/wbouazza/OpenData4Manufacturing> 
- *Chaque scénario du lot 1 contient entre 95 et 105 arrivées de produits dynamiques.*
- *Le nombre de produits dans le deuxième lot est compris entre 95 et 145 arrivées de produits, avec une demande croissante pour les produits de la famille 1.*

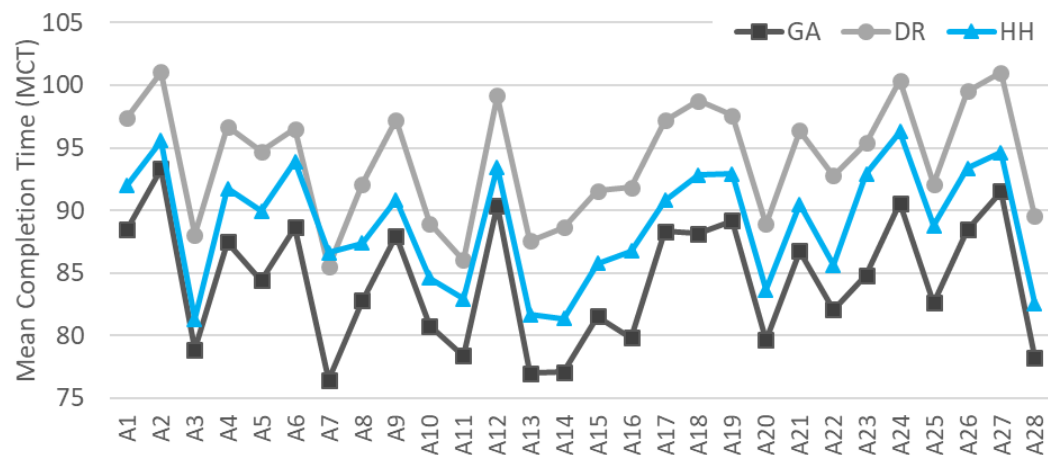


Fig. 7. Temps de réalisation moyen pour les scénarios du lot 1

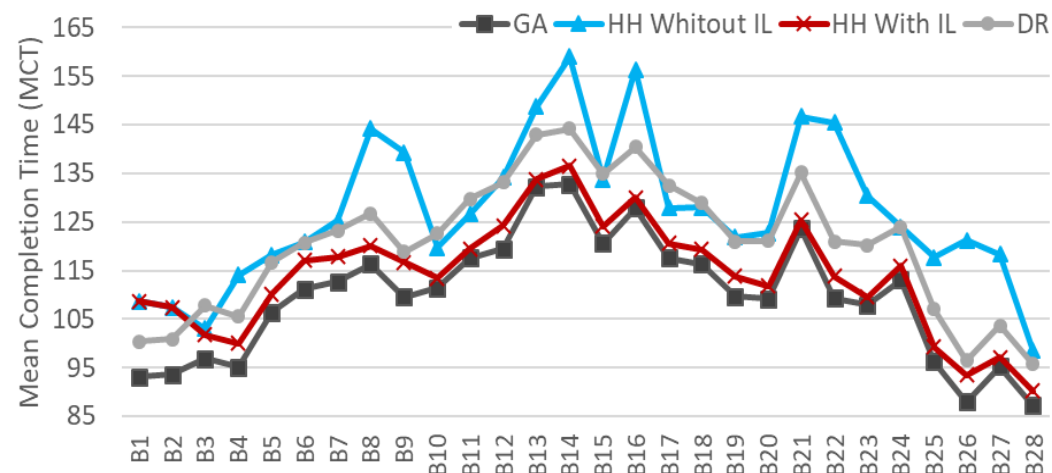


Fig. 8. Temps de réalisation moyen pour les scénarios du lot 2

- ✓ Les HHs sont toujours **plus performants que les DR**
- ✓ L'HH obtient des résultats **très proches de ceux de la métaheuristique** dans certains cas.
- ✓ HH atteint **95,66%** de la performance de l'AG dans le premier lot.
- ✓ Le SD peut être suffisamment **généralisé** pour réagir efficacement dans le cas de nouveaux scénarios.
- ✓ L'apprentissage **incremental** permet de mieux gérer l'**augmentation** de la demande dans la famille 1, suivie de la **diminution**.
- ✓ La CPPS peut intégrer de **nouvelles expériences** afin d'adopter une approche plus réactive et plus efficace au fil de l'**évolution du contexte**.

En conclusion :

- ✓ Cet article traite du problème de l'**ordonnement dynamique** des FMS, avec des **contraintes** multiples (*familles de produits, temps de configurations, etc.*).
- ✓ Le contrôle réactif est basé sur des **stratégies décisionnelles** utilisées par des **produits intelligents** (*architecture hétéroarchique*).
- ✓ Le mécanisme d'apprentissage incrémental (IL) permet aux **produits intelligents** du CPPS d'**apprendre continuellement**.
- ✓ Des simulations ont montré que ce mécanisme permet **d'adapter le comportement** du système à des **conditions changeantes**.
- ✓ Une deuxième comparaison avec un AG montre que l'HH avec IL a des performances **proches de la métaheuristique (offline)** et supérieures à celles de l'HH sans IL et des règles de dispatching classiques.

Quelques perspectives :

- Techniques de validation plus évoluées telles que la validation **K-Fold**
- Des modèles de **stratégie** plus **élaborés, c'est-à-dire** en proposant des méthodes alternatives pour la sélection de la règle d'ordonnement.
- Technique plus complexe comme les **réseaux neuronaux profonds** pour une sélection plus efficace des règles.

Merci de votre attention

Une hyper-heuristique utilisant l'apprentissage incrémental pour l'ordonnancement dynamique des systèmes de production

Bouazza, W., Salles, Y., Cardin, O. (2024). A Hyper-heuristic for Dynamic Scheduling of Cyber-Physical Production Systems Using Incremental Learning. Service Oriented, Holonic and Multi-Agent Manufacturing Systems for Industry of the Future. SOHOMA 2023. Studies in Computational Intelligence, vol 1136. Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-031-53445-4_17

Bouazza W, Salles Y, Trentesaux D (2021) Dynamic scheduling of manufacturing systems : a product-driven approach using hyper-heuristics. Int J Comput Integr Manuf 34:641-665. <https://doi.org/10.1080/0951192X.2021.1925969>

Cardin O (2019) Classification des applications des systèmes de production cyber-physiques : Proposition d'un cadre d'analyse. Comput Ind 104:11-21. <https://doi.org/10.1016/j.compind.2018.10.002>

Joo, C. M. et Kim, B. S. (2015) 'Hybrid genetic algorithms with dispatching rules for unrelated parallel machine scheduling with setup time and production availability', Computers & Industrial Engineering, 85, pp. 102-109. doi : 10.1016/j.cie.2015.02.029.

Kacem, I., Hammadi, S. et Borne, P. (2002) 'Approach by localization and multiobjective evolutionary optimization for flexible job-shop scheduling problems', IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews), 32(1), pp. 1-13. doi : 10.1109/TSMCC.2002.1009117.

Trentesaux, D., Pach, C., Bekrar, A., Salles, Y., Berger, T., Bonte, T., Leitão, P. et Barbosa, J. (2013) 'Benchmarking flexible job-shop scheduling and control systems', Control Engineering Practice, 21(9), pp. 1204-1225. doi : 10.1016/j.conengprac.2013.05.004.

Zambrano Rey, G., Bonte, T., Prabhu, V. et Trentesaux, D. (2014) 'Reducing myopic behavior in FMS control : A semi-heterarchical simulation-optimization approach', Simulation Modelling Practice and Theory, 46(0), pp. 53-75. doi : 10.1016/j.simpat.2014.01.005.