

# CIGI QUALITA MOSIM 2023

## Prétraitement des données et post-traitement des plans d'ordonnancement pour une allocation équitable des tâches en contexte multiopérateurs

MALEK NAIMI<sup>1</sup>, JONATHAN GAUDREULT<sup>1</sup>, MAHA BENALI<sup>2</sup>, MARC-ANDRE MÉNARD<sup>1</sup>,  
MONA MELLIANI<sup>3</sup>, STEPHANE AGNARD<sup>3</sup>

<sup>1</sup> Consortium de recherche en ingénierie des systèmes industriels 4.0,  
Université Laval, Québec, Québec, CANADA  
malek.naimi.1@ulaval.ca,  
jonathan.gaudreault@ift.ulaval.ca,  
marc-andre.menard@iid.ulaval.ca

<sup>2</sup> Département de mathématiques et de génie industriel, Polytechnique Montréal, Montréal, Québec, CANADA  
maha.benali@polymtl.ca

<sup>3</sup> APN Global, Québec, Québec, CANADA  
mona.melliani@apnca.com,  
stephane.agnard@apnca.com

---

**Résumé** – La plupart des manufacturiers font usage de systèmes automatisés d'ordonnancement. Cependant, l'aspect humain est souvent négligé par les algorithmes utilisés alors qu'il est souvent important de veiller à ce que la charge de travail soit répartie de manière équitable. Nous utilisons des méthodes de prétraitement des données, de post-traitement et différentes combinaisons pour minimiser la différence de charge de travail maximale entre les opérateurs pour un système d'ordonnancement. Cette différence de charge est représentée par la différence du taux d'occupation entre l'opérateur qui était le plus occupé et celui le moins occupé durant la semaine (différence de charge de travail maximale), ou plus généralement par la dispersion des taux d'occupation des opérateurs. Au terme d'une semaine de travail au cours de laquelle un réordonnancement était réalisé à toutes les heures, une des méthodes combinées a permis de réduire de 70 % la différence de charge de travail maximale par rapport au système initial.

**Abstract** – Most manufacturers use automated scheduling systems. However, the human aspect is often overlooked by the algorithms used although it is often important to ensure a fairly distributed workload. We use data preprocessing, post-processing and different combinations to minimize the gap in workload between operators. This gap is presented by the difference in the occupancy rate between the operator who was the busiest and the least busy during the week (max gap in workload) or more generally represented by the distribution of the workload. At the end of a work week during which a rescheduling was carried out every hour, a combined method made it possible to improve the fairness of the initial system by 70%.

**Mots clés** – Équité de la charge de travail, Taux d'occupation, Allocation dynamique, Ordonnancement.

**Keywords** – Workload equity, Occupancy rate, Dynamic allocation, Task scheduling.

---

### 1 INTRODUCTION

Dans un contexte de transition numérique, les entreprises font place de manière grandissante aux systèmes de planification et d'ordonnancement automatisés afin de minimiser les retards, maximiser l'utilisation des ressources et permettre les ajustements rapides des plans à la suite de différents événements/perturbations. Cependant, peu d'attention est portée à l'aspect humain dans ces systèmes automatisés.

L'entreprise APN est spécialisée dans l'usinage de pièces de précision aéronautiques et industrielles. Récemment, APN a mis en œuvre un système de planification et d'ordonnancement automatisé permettant de réaliser l'allocation dynamique des tâches aux opérateurs.

Ce système utilise un modèle d'optimisation (Beauchemin et al., 2022) et permet d'assigner aux opérateurs disponibles de manière dynamique et en temps réel différentes tâches associées

aux machines de type commande numérique par ordinateur (CNC). Le but du système est de maximiser la productivité (nombre de pièces produites durant un horizon du temps précis) en assignant deux types de tâches aux opérateurs : i) des tâches réalisées sur la machine (changements d'outils et ajout de matière première) qui requièrent un arrêt des machines, et ii) des tâches hors machines (contrôle de la qualité grâce à des prises mesures des pièces).

Étant donné qu'il existe deux types de tâches différents (tâches critiques et tâches non-critiques), le modèle réalise une optimisation en deux phases. Lors de la première phase, le retard sur les tâches critiques est minimisé. Lors de la deuxième phase, le retard total est minimisé sous la contrainte que le retard sur les tâches critiques ne soit pas supérieur à celui obtenu lors de la phase 1 (mais aucune des décisions de la phase 1 n'est conservée).

Le contexte étant fortement dynamique, le modèle est périodiquement réexécuté (p.ex. chaque 5 minutes) dans le but de générer un nouveau plan pour un horizon de temps H. Pour chaque tâche sont spécifiés en entrée l'heure de début au plus tôt, ainsi que la durée estimée. Le modèle produit en sortie la liste ordonnée des tâches à réaliser pour chaque opérateur.

Parmi les problématiques rencontrées en testant le modèle dans l'usine, nous avons observé que sur une semaine ouvrable, la charge de travail affectée aux différents opérateurs (résultant de l'ensemble des plans d'allocation générés par le modèle au fil du temps) n'est pas nécessairement répartie de manière équitable. En d'autres termes, le modèle peut surcharger de manière répétitive certains opérateurs. Cela peut entraîner stress et fatigue chez les opérateurs surchargés, ainsi qu'une baisse de motivation chez les autres.

Figure 1 illustre le taux d'occupation des opérateurs (soit le pourcentage de temps réellement travaillé par rapport au temps passé en usine) pendant une semaine ouvrable et met en évidence que les opérateurs ne sont pas équitablement occupés.

La présente étude vise à améliorer l'équité induite par le système d'ordonnancement. On souhaite que sur une semaine

ouvrable, l'allocation de la charge de travail aux différents opérateurs (résultant de l'ensemble des plans d'allocation générés par le modèle pendant la semaine) soit équitable. À cette fin, nous proposons des méthodes de prétraitement des données d'entrée du modèle, ainsi que des méthodes de post-traitement qui permettent de réaffecter les tâches aux opérateurs sans réduire la valeur de la fonction-objectif. La performance de ces méthodes sera comparée à celle obtenue avec des méthodes combinant les deux types de traitement. L'évaluation sera réalisée en utilisant des données réelles d'APN.

L'article est structuré comme suit : la section 2 décrit les travaux préliminaires en relation avec cette étude et présente une brève revue de littérature. Dans la section 3 sont définies les méthodes de prétraitement et de post-traitement, ainsi que les méthodes combinées. Finalement, les résultats et la conclusion sont respectivement présentés dans les sections 4 et 5.

## 2 REVUE DE LITTÉRATURE

Dans un contexte où chaque opérateur est assigné à une machine, l'allocation des tâches est alors facilement réalisable. Cependant, une plus grande efficacité est possible si chaque opérateur peut être affecté à n'importe quelle machine de manière dynamique. Dans ce cas, le problème d'allocation (connu sous le nom de *Flexible Job Shop Problem*) devient plus complexe.

Beauchemin et al. (2022) ont proposé un modèle de programmation par contrainte (PPC) (Rossi et al., 2006) qui permet de résoudre ce problème. Ce modèle minimise le retard sur les tâches en deux phases : i) minimiser le retard des tâches critiques qui entraînent un arrêt de la machine (un arrêt automatique ou un arrêt manuel par l'opérateur), et ii) minimiser le retard des tâches non-critiques en assurant de reproduire le même retard obtenu à la phase i pour les tâches critiques (les tâches de la phase i peuvent être déplacées à volonté).

En pratique, le système d'ordonnancement basé sur le modèle de Beauchemin et al. (2022) utilise en temps réel les données provenant des machines pour créer un plan d'allocation de tâches, assignant chaque tâche à un opérateur. Ce plan est mis à jour toutes les X minutes pour s'adapter aux changements

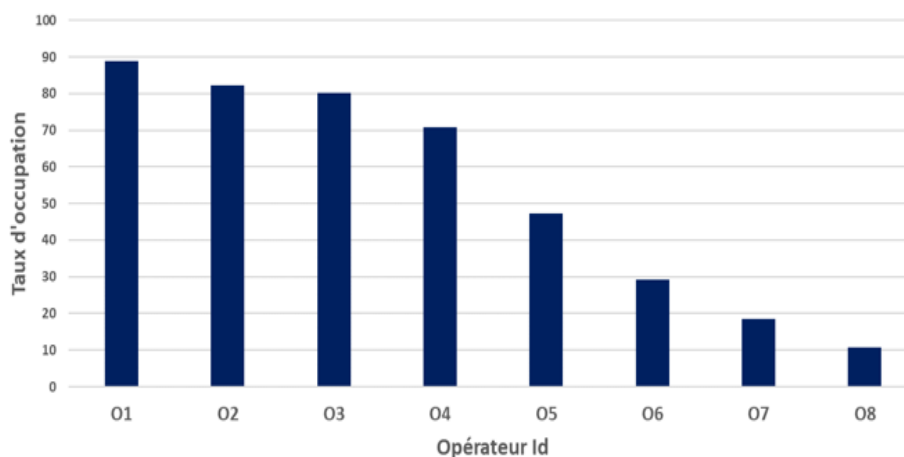


Figure 1. Taux d'occupation des opérateurs avec le système d'ordonnancement initial (semaine type de production).

imprévus survenant au sein de l'usine, permettant ainsi de rester le plus proche possible de la réalité (p.ex. la fabrication d'une pièce non conforme qui nécessite une vérification de toutes les pièces fabriquées précédemment, le retard dans la production de certaines pièces, etc.). Le modèle de Beauchemin et al. (2022) ne tient pas compte de la charge de travail entre les opérateurs. Par conséquent, on maximise la performance au prix d'une faible équité entre les opérateurs (voir Figure 1).

Le problème de l'allocation en temps quasi-réel des tâches aux opérateurs d'un atelier d'usinage sans tenir compte de la charge de travail distribué entre les ressources a été largement abordé dans la littérature, notamment par Xia and Wu (2005), Agnetis et al. (2014) et Cunha et al. (2019).

La revue de littérature de Montoya-Torres et al. (2019) a souligné la présence de travaux traitant du problème d'allocation des tâches tout en considérant les facteurs humains (p.ex., la fatigue, les compétences et l'expertise). Ces travaux utilisaient principalement des heuristiques ou des modèles de programmation linéaire mixte en nombres entiers (MILP) dans le but d'inclure les aspects humains dans les problèmes d'ordonnancement. L'évaluation de ces méthodes se base principalement sur des indicateurs économiques et des indicateurs de productivité. Majoritairement, ces travaux sont appliqués sur des ensembles de données générés aléatoirement.

Lou et al. (2020) proposent un modèle d'optimisation multi-objectifs non linéaire pour l'allocation des commandes de livraison dans l'industrie alimentaire tout en considérant les aspects humains. Ce modèle vise à minimiser les coûts opérationnels et à équilibrer la charge de travail entre les livreurs et garantir un revenu minimum pour tous les livreurs.

Liu et al. (2021) utilisent un modèle mathématique bi-objectif basé sur l'algorithme NSGA-II pour minimiser à la fois la durée totale des travaux (*makespan*) et la charge de travail des opérateurs dans le contexte d'une production hybride type *seru* (organisation de fabrication cellulaire polyvalente, centrée sur les travailleurs, proposé par Stecke et al. (2012) pour l'industrie de l'électronique au Japon).

Vital-Soto et al. (2022) proposent un modèle d'optimisation multiobjectif, basé sur l'algorithme NSGA-II qui minimise la durée totale des tâches, la charge de travail maximale et les retards.

L'équité de charge de travail est également abordée dans la littérature sur les horaires pour les infirmières (Sangai & Bellabdaoui, 2017), où différents types de modèles ont été utilisés (p. ex., programmation linéaire entière, programmation entière mixte et programmation par contraintes).

Dans cet article, nous tenons compte de la nécessité de l'ajustement dynamique du plan d'allocation (p.ex. chaque 5 minutes, un nouveau plan est généré) et nous proposons des approches permettant de générer une situation équitable après un certain nombre d'exécutions du modèle. Nous visons également à ce que les approches (en particulier les approches reposant sur le pré-traitement des données) puissent être utilisées avec des systèmes existants sans toucher au modèle de planification/ordonnancement.

### 3 METHODOLOGIE

Dans cette section, nous présentons les données utilisées et la métrique choisie pour évaluer l'équité du système d'ordonnancement. Ensuite, nous décrivons les différentes méthodes proposées.

#### 3.1 Données et métriques utilisées pour l'évaluation de l'équité

Dans cette étude, nous utilisons les mêmes données que Beauchemin et al. (2022). Celles-ci ont été extraites des systèmes ERP/MES de l'entreprise à toutes les heures pendant une période d'une semaine (108 heures de travail du lundi jusqu'au samedi). À chaque exécution du modèle, des tâches (63 en moyenne) doivent être allouées à 34 opérateurs ayant des horaires de travail différents. Il existe deux sortes de données : i) des informations en relation avec les tâches à exécuter (p.ex., l'identifiant et le type de la tâche, la fréquence de la tâche, etc.), et ii) des informations en relation avec les opérateurs telles que les identifiants des opérateurs, leurs régimes de travail (à temps plein/ à temps partiel), les heures de travail planifiées par jour et leurs compétences (soit leur capacité à exécuter quels types de tâches).

Tableau 1 présente les statistiques sur le nombre de tâches, le temps d'exécution des tâches, ainsi que le nombre d'opérateurs impliqués.

**Tableau 1. Statistique des données utilisées pour les plans d'allocation**

	Moyenne	Maximum	Minimum
Nombre de tâches	63,10	108,00	16,00
Temps d'exécution des tâches (minutes)	15,28	33,92	5,03
Nombre d'opérateurs	9,95	19	2

Pour évaluer l'équité entre les opérateurs, nous proposons de calculer le *taux d'occupation des opérateurs* comme étant le temps travaillé par un opérateur (temps passé à réaliser les tâches qui lui sont affectées) divisé par son temps de présence à l'usine.

Cette mesure n'est donc pas associée à UN plan, mais bien à l'ensemble des plans produits pour la période étudiée, en l'occurrence une semaine.

En utilisant ces données industrielles, nous avons pu émuler hors-ligne l'exécution de 108 appels au système d'ordonnancement, ce qui nous a permis d'observer l'équité entre les opérateurs en fonction du système d'ordonnancement utilisé (Section 3.2).

#### 3.2 Méthodes évaluées

Nous proposons différentes méthodes destinées à améliorer l'équité induite par le système d'ordonnancement. Une première famille de méthodes consiste à tout simplement altérer les

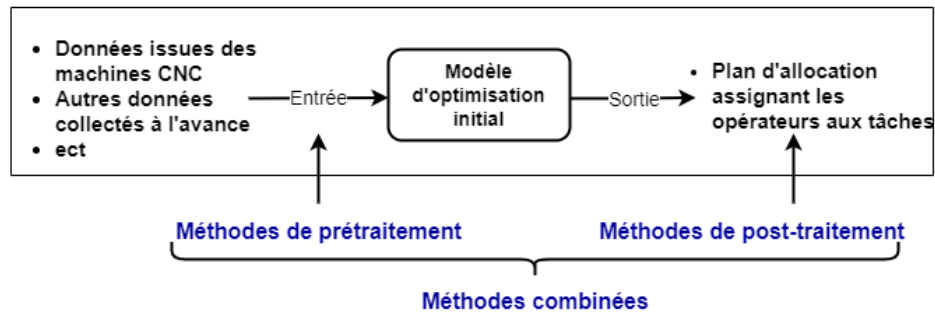


Figure 2. Méthodes de prétraitement et de post-traitement

données d'entrées du modèle (*prétraitement*). Une seconde famille de méthodes consiste à appliquer une réallocation des tâches via une phase d'optimisation supplémentaire (*post-traitement*). Finalement, des méthodes combinées sont testées.

Figure 2 illustre les entrées et les sorties du modèle initial pour l'allocation des tâches aux opérateurs, ainsi que les méthodes prétraitement et de post-traitement proposées.

### 3.2.1 Méthodes de prétraitement

Ces méthodes consistent principalement à interchanger les positions des opérateurs dans la liste fournie au modèle entre deux appels au modèle. Ainsi, lorsque le modèle a le choix entre deux opérateurs « interchangeables », il ne choisira pas toujours le même à chaque exécution.

Nous définissons les 3 méthodes suivantes pour changer l'ordre des opérateurs dans le système d'ordonnancement :

1. **Méthode aléatoire (ALEA)** : changer aléatoirement l'ordre des opérateurs avant chaque exécution ;
2. **Méthode de permutation (PERM)** : faire une rotation des opérateurs de type *round-robin*. À terme, chaque opérateur sera le premier de la liste à tour de rôle ;
3. **Méthode de triage (TRIA)** : trier les opérateurs en ordre inverse du taux d'occupation observé depuis le début de la semaine.

### 3.2.2 Méthodes de post-traitement

Via ces méthodes, nous proposons de modifier le plan proposé par le modèle d'optimisation initial en ajoutant une phase d'optimisation supplémentaire. Une réallocation des tâches aux opérateurs est effectuée dans le but de proposer un nouveau plan plus équitable, mais qui doit nécessairement performer aussi bien que le plan initial. En d'autres termes, il est possible qu'un nouveau plan d'ordonnancement (associé à un nouveau plan d'allocation) soit proposé s'il ne génère pas plus de retard que le plan initial, en plus d'assurer une meilleure équité entre les opérateurs.

Deux variantes sont testées :

4. **Minimiser la somme des déviations (MinSomDev)**: soit minimiser la somme des écarts des taux

d'occupation depuis le début de la semaine pour toutes les paires d'opérateurs;

5. **Minimiser l'écart du taux d'occupation (MinÉcartTaux)** : soit minimiser l'écart entre le taux d'occupation de l'opérateur le plus occupé et celui du moins occupé depuis le début de la semaine.

Étant donné la nature du système d'ordonnancement qui fait partie des modèles de planification de catégorie NP-complet (Özkul et al., 2021) et les variables ajoutées dans la phase post-traitement, le modèle ne peut pas être résolu en temps polynomial. Par conséquent, nous fixons un temps limite d'exécution.

### 3.2.3 Méthodes combinées

Nous proposons de tester différentes combinaisons des méthodes de prétraitement et celles de post-traitement. L'idée est d'interchanger à la fois l'ordre des opérateurs dans la liste des opérateurs avant de rouler le système d'ordonnancement et ajouter la phase post-traitement afin de trouver des plans plus équitables. Nous avons testé deux méthodes combinées, chacune se fait en 3 étapes :

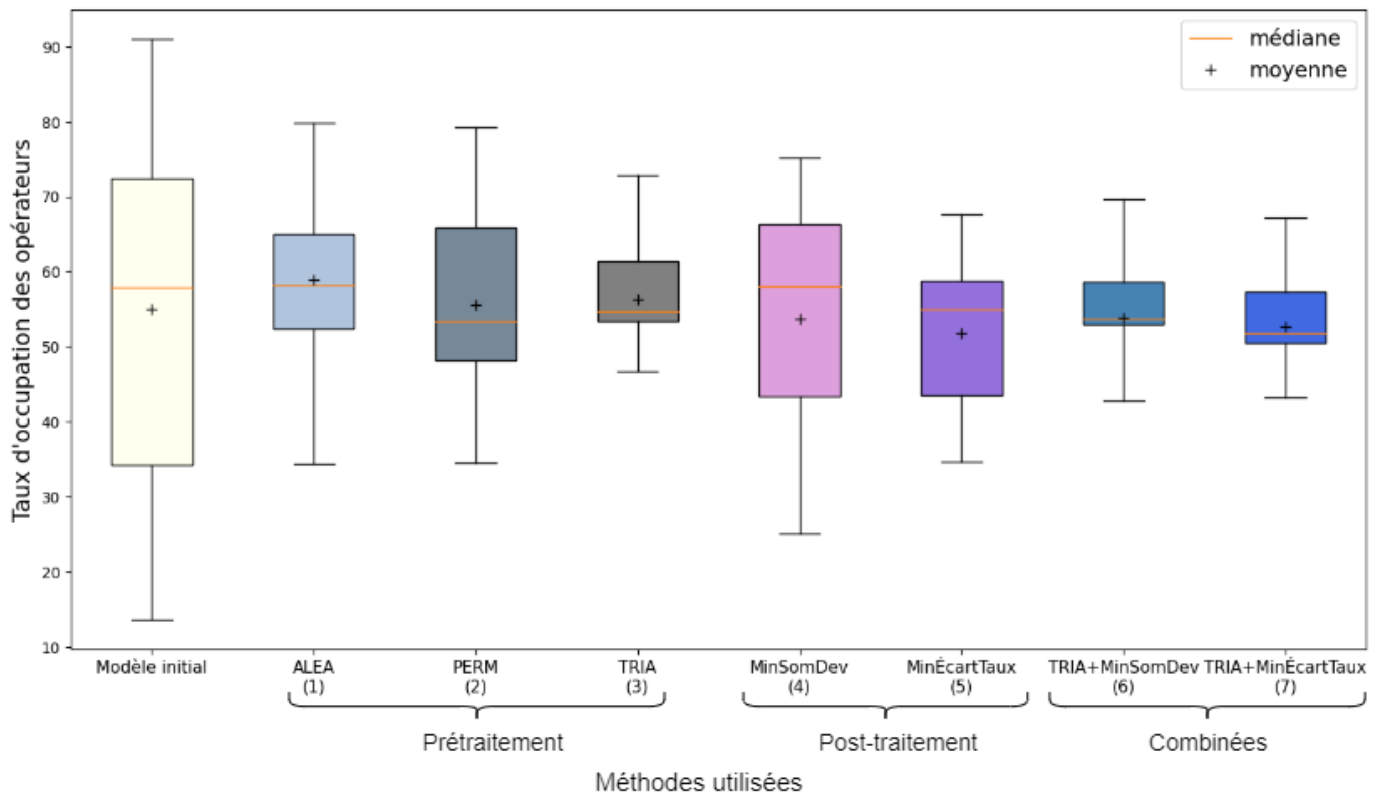
6. **TRIA + MinSomDev** ;
7. **TRIA + MinÉcartTaux**.

Pour nos expérimentations, les plans d'allocation sont générés à chaque heure proposant une nouvelle planification des tâches. Le modèle est résolu en utilisant le solveur Chuffed pour un temps limite d'optimisation de 2 minutes.

## 4 RESULTATS ET DISCUSSION

Nous nous intéressons à la distribution du taux d'occupation des opérateurs pour une semaine de travail complète (c'est-à-dire, après 107 exécutions du modèle).

Les résultats sont présentés à la Figure 3. Pour chaque méthode, le taux d'occupation moyen des opérateurs est illustré par le symbole « + » dans la Figure 3. Le taux médian est illustré par une ligne orange. La boîte couvre l'intervalle interquartile, là où se situent 50 % des taux d'occupation et reflète le niveau de dispersion des taux d'occupation des opérateurs. Plus une boîte est compacte, moins l'écart entre les opérateurs est important. Les deux extrémités des moustaches représentent respectivement le taux d'occupation de l'opérateur le plus occupé et le taux d'occupation de l'opérateur le moins occupé.



**Figure 3. Taux d'occupation obtenus avec le modèle initial et les différentes méthodes proposées**

La différence entre ces deux extrémités (*étendue des moustaches*) illustre dans notre cas la différence de charge maximale. Nous observons clairement que toutes les méthodes proposées réduisent la différence de charge de travail maximale par rapport au modèle initial.

Pour les méthodes de prétraitement, **ALÉA** réduit cette différence de charge maximale de 41,3 %, **PERM** de 42,3 % et **TRIA** de 66,3 %. Pour ces trois méthodes, nous notons également une plus petite dispersion des taux d'occupation (boîte interquartile plus compacte) comparée au modèle initial. **TRIA** est la méthode de prétraitement qui performe le mieux à cet effet. Il s'agit d'un résultat attendu puisque cette méthode tient compte de manière explicite des plans produits dans les périodes précédentes et les taux d'occupation des opérateurs durant la semaine. Le gain pour **ALEA** et **PERM** est malgré tout non négligeable.

Quant aux deux méthodes de post-traitement, on observe des gains de 35,3 % pour **MinSomDev** et 42,3 % pour **MinÉcartTaux**, toujours en comparaison avec le modèle initial.

Les méthodes combinées ont généré une grande réduction de la différence de charge maximale. La méthode **TRIA+MinÉcartTaux** offre la meilleure réduction de la différence de charge maximale, soit de 70 % par rapport au modèle initial. La méthode **TRIA+MinSomDev**, quant à elle, réduit la différence de charge maximale de 65 % par rapport au modèle initial.

Tel que présenté dans Tableau 2, la méthode **TRIA+MinÉcartTaux** est également celle qui retourne la plus petite valeur médiane. **TRIA+MinSomDev** semble offrir la plus petite dispersion des taux d'occupation des opérateurs lorsque on s'attarde à la boîte interquartile. Si on s'attarde à l'écart-type, il est de 5,48 pour **TRIA+MinÉcartTaux** et de 5,81 pour **TRIA+MinSomDev**. **TRIA+MinÉcartTaux** est donc globalement gagnante. Cela pourrait paraître surprenant puisque **TRIA+MinSomDev**, compte tenu de sa fonction objectif, devrait en théorie mieux équilibrer la charge que **TRIA+MinÉcartTaux**. La raison pour laquelle ça ne se produit pas est que le temps de calcul limité ne permet pas de résoudre les modèles utilisés par les deux méthodes à l'optimalité.

**Tableau 2. Moyenne, médiane et écart-type des taux d'occupation des méthodes proposées**

	Moyenne	Médiane	Écart-type
<b>ALÉA</b>	58,94	58,18	11,48
<b>PERM</b>	55,59	53,43	11,04
<b>TRIA</b>	55,73	54,65	8,59
<b>MinSomDev</b>	53,72	58,05	14,19
<b>MinÉcartTaux</b>	51,75	54,95	9,50
<b>TRIA+MinSomDev</b>	53,83	53,65	5,81
<b>TRIA+MinÉcartTaux</b>	52,69	<b>51,73</b>	<b>5,48</b>

## 6 CONCLUSION

L'équité de la charge de travail entre les opérateurs est une considération importante dans les problèmes d'ordonnancement. Via cette étude de cas, nous avons proposé différentes méthodes afin de réduire l'écart entre les taux d'occupation des opérateurs sans avoir à modifier les modèles déjà en place chez le partenaire industriel.

Des méthodes de prétraitement et de post-traitement, ainsi que des méthodes combinées ont été testées. Les résultats montrent, premièrement, une nette amélioration du niveau d'équité avec toutes les méthodes proposées. En particulier, une réduction de l'ordre de 70 % en termes de différence de charge maximale par rapport au modèle initial a été obtenue avec la méthode de triage et avec la méthode combinée considérant en entrée la liste des opérateurs triées par ordre inverse de taux d'occupation (prétraitement), puis minimisant l'écart entre le taux d'occupation de l'opérateur le plus occupé et celui du moins occupé (post-traitement). Deuxièmement, les méthodes de prétraitement ont surpassé celles de post-traitement. Finalement, les méthodes combinées se différencient par une performance supérieure à la fois en termes de dispersion des taux d'occupation des opérateurs et en termes de réduction de l'inégalité maximale. ,

Les méthodes proposées pourraient être utilisées dans d'autres contextes industriels, notamment les méthodes de prétraitement qui peuvent être utilisées sans devoir modifier le système de planification/ordonnancement déjà en place.

## 7 REFERENCES

- Agnetis, A., Murgia, G., & Sbrilli, S. (2014). A job shop scheduling problem with human operators in handicraft production. *International Journal of Production Research*, 52(13), 3820-3831.
- Beauchemin, M., Ménard, M.-A., Gaudreault, J., Lehoux, N., Agnard, S., & Quimper, C.-G. (2022). Dynamic allocation of human resources: case study in the metal 4.0 manufacturing industry. *International Journal of Production Research*, 1-17.
- Cunha, M. M., Viegas, J. L., Martins, M. S., Coito, T., Costigliola, A., Figueiredo, J., Sousa, J. M., & Vieira, S. M. (2019). Dual resource constrained scheduling for quality control laboratories. *IFAC-PapersOnLine*, 52(13), 1421-1426.
- Liu, F., Niu, B., Xing, M., Wu, L., & Feng, Y. (2021). Optimal cross-trained worker assignment for a hybrid seru production system to minimize makespan and workload imbalance. *Computers & Industrial Engineering*, 160, 107552.
- Lou, Z., Jie, W., & Zhang, S. (2020). Multi-objective optimization for order assignment in food delivery industry with human factor considerations. *Sustainability*, 12(19), 7955.
- Montoya-Torres, J. R., Sánchez, S., & Moreno-Camacho, C. (2019). A literature-based assessment of human factors in shop scheduling problems. *IFAC-PapersOnLine*, 52(10), 49-54.
- Özkul, A. O., Küçük, G., Çelik, C., Öztuna, N., Demirkan, M., Nizam, E. Ç., Büyükmertoğlu, Y., Yüksel, D., & Toy, A. Ö. (2021). An Implementation of Flexible Job Shop Scheduling Problem in a Metal Processing Company. Digital Conversion on the Way to Industry 4.0: Selected Papers from ISPR2020, September 24-26, 2020 Online-Turkey,
- Rossi, F., Van Beek, P., & Walsh, T. (2006). *Handbook of constraint programming*. Elsevier.
- Sangai, J., & Bellabdaoui, A. (2017). Workload balancing in nurse scheduling problem models and discussion. 2017 international colloquium on logistics and supply chain management (LOGISTIQUA),
- Stecke, K. E., Yin, Y., Kaku, I., & Murase, Y. (2012). Seru: the organizational extension of JIT for a super-talent factory. *International Journal of Strategic Decision Sciences (IJSDS)*, 3(1), 106-119.
- Vital-Soto, A., Baki, M. F., & Azab, A. (2022). A multi-objective mathematical model and evolutionary algorithm for the dual-resource flexible job-shop scheduling problem with sequencing flexibility. *Flexible Services and Manufacturing Journal*, 1-43.
- Xia, W., & Wu, Z. (2005). An effective hybrid optimization approach for multi-objective flexible job-shop scheduling problems. *Computers & Industrial Engineering*, 48(2), 409-425.