HAL
open science

UNE APPROCHE D'AFFECTATION DYNAMIQUE DES OPERATEURS DANS UN CONTEXTE DE DEMANDE STOCHASTIQUE ET CHANGEANTE, BASEE SUR TOPSIS ET L'OPTIMISATION VIA SIMULATION

Achraf Ammar, Henri Pierreval, Sabeur Elkosantini

To cite this version:

Achraf Ammar, Henri Pierreval, Sabeur Elkosantini. UNE APPROCHE D'AFFECTATION DYNAMIQUE DES OPERATEURS DANS UN CONTEXTE DE DEMANDE STOCHASTIQUE ET CHANGEANTE, BASEE SUR TOPSIS ET L'OPTIMISATION VIA SIMULATION . MOSIM 2014, 10ème Conférence Francophone de Modélisation, Optimisation et Simulation, Nov 2014, Nancy, France. hal-01166616

HAL Id: hal-01166616

https://hal.science/hal-01166616

Submitted on 23 Jun 2015

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.

UNE APPROCHE D'AFFECTATION DYNAMIQUE DES OPÉRATEURS DANS UN CONTEXTE DE DEMANDE STOCHASTIQUE ET CHANGEANTE, BASÉE SUR TOPSIS ET L'OPTIMISATION VIA SIMULATION

AMMAR Achraf

Unité de recherche LOGIQ,
Université de Sfax, Tunisie
Achraf.ammar@ifma.fr,

PIERREVAL Henri

LIMOS, UMR CNRS
6158,Clermont université,
IFMA Aubière, France
henri.pierreval@ifma.fr

ELKOSANTINI Sabeur

Unite de recherche LOGIQ,
Université de Sfax, Tunisie,
Sabeur.Elkosantini@isima.rnu.tn

RÉSUMÉ : *Les problèmes d'affectation d'opérateurs sont connus pour avoir une influence importante sur les performances des systèmes de production. Nous nous intéressons, ici, aux problèmes d'affectation dynamique d'opérateurs flexibles, ayant des* niveaux *de compétence différents, qui doivent être affectés aux machines en temps réel, selon l'état actuel du système, afin de minimiser la durée moyenne du passage des pièces dans le système. Nous considérons des arrivées stochastiques et des demandes changeantes, ce qui implique une forte réactivité car les caractéristiques de la production à réaliser ne sont pas connues à l'avance. L'approche heuristique d'affectation dynamique proposée permet de choisir, en temps réel, une machine disponible pour affecter l'opérateur qui devient libre. Cette approche repose sur un choix multicritère à partir de l'état du système, abordé à l'aide de TOPSIS (Technique for Order Performance by Similarity to Ideal Solution). L'heuristique d'affectation est plus spécifiquement adaptée aux conditions opératoires du système et à l'objectif de production recherché grâce à une optimisation via simulation, qui est utilisée pour déterminer les valeurs de pondérations associées aux différents critères dans TOPSIS. L'usage de la simulation permet de prendre en compte des caractéristiques variées du système (temps de transports, gammes, etc.), ce qui permet à cette approche d'être adaptée à de nombreux types de systèmes différents. Elle est illustrée à l'aide d'un modèle de simulation d'un atelier de type job shop. Les résultats trouvés montrent son efficacité et son intérêt par rapport aux méthodes d'affectation les plus couramment utilisées dans la littérature.*

MOTS-CLÉS : *affectation dynamique, opérateurs, multicritère, optimisation, simulation.*

1 INTRODUCTION

Les problèmes d'affectation d'opérateurs font partie des problèmes industriels que les entreprises doivent résoudre afin d'améliorer leurs performances. Ils consistent à déterminer l'opérateur à affecter à une machine pour réaliser une ou plusieurs tâches durant une période donnée (Mahdavi et al. 2010, Xu et al. 2011). Les problèmes d'affectation d'opérateurs sont souvent NP-complet (Sirovetnukul and Chutima 2010 and Mahdavi et al. 2010).

Les opérateurs doivent souvent être flexibles, de manière qu'ils puissent se déplacer et être affectés, en temps réel, selon l'état actuel du système, entres différentes machines et traiter différentes tâches (Norman et al., 2002 et Yue et al., 2008). Dans ce cas, des contraintes liées à la flexibilité des opérateurs, et d'autres liées aux événements aléatoires s'ajoutent aux critères industriels classiquement considérés (coût, délais, pénibilité), ce qui augmente la complexité du problème d'affectation d'opérateurs (Gruat-la-forme et Botta-Genoulaz, 2007).

Nous nous plaçons dans un contexte particulier où la demande est stochastique et changeante. En conséquence, les méthodes d'optimisation plus classiques s'avèrent difficilement applicables puisque l'état du système évolue de façon peu prévisible car les tâches à réaliser ne sont pas connues à l'avance et les goulots peuvent apparaître sur plusieurs machines et sont mobiles. Les problèmes d'affectations sont donc traités de façon dynamique et sont beaucoup moins abordés dans la littérature. Les méthodes utilisées reposent le plus souvent sur des règles simples.

Nous nous intéressons, dans ce travail, aux problèmes d'affectation dynamique d'opérateurs flexibles. Bien que l'approche que nous présentons par la suite puisse être appliquée à d'autres types de systèmes, nous nous attacherons plus particulièrement aux ateliers de type « job-shop » où le nombre d'opérateurs est inférieur à celui des machines, produisant des produits divers, et

dont les tâches ne sont pas interruptibles. Les opérateurs ont des degrés de flexibilité différents. Certains opérateurs sont qualifiés pour une seule machine et d'autres sont qualifiés pour plusieurs. De même, plusieurs opérateurs peuvent être qualifiés pour une même machine à condition qu'ils ne soient jamais affectés à cette machine durant une même période.

La flexibilité d'un opérateur lui permet, dès qu'il finit une tâche sur une machine et devient libre, de se déplacer vers une nouvelle machine. Nous considérons pour l'instant, que les temps de déplacement sont négligeables devant les temps opératoires. Les durées opératoires des produits sont connues et indépendantes des opérateurs choisis.

Nous abordons une classe de systèmes dont l'évolution de l'état n'est pas prévisible, notamment parce que les arrivées des commandes fluctuent au cours du temps et sont aléatoires. Les tâches à réaliser ne sont donc pas connues à l'avance. Les décisions d'affectation s'effectuent donc de façon dynamique, en temps réel selon l'état du système à l'instant où l'opérateur devient libre (charge des machines pour lesquelles l'opérateur est qualifié, etc.).

Nous présentons dans la suite une approche heuristique qui permet de déterminer, à l'instant de la libération d'un opérateur, la prochaine machine à laquelle il doit être affecté dont l'objectif est de minimiser la durée moyenne du passage des pièces dans le système. Cette approche traite le problème d'affectation dynamique comme un problème de choix multicritère en temps réel. Elle utilise la méthode TOPSIS pour faire le choix entre les machines. Etant donné que l'importance des critères à prendre en compte peut varier selon les problèmes, nous montrons comment une optimisation via simulation permet de sélectionner les critères influant et d'ajuster leurs poids dans TOPSIS. A notre connaissance, une telle démarche multicritère ne semble pas avoir été considérée dans la littérature relative à l'affectation dynamique d'opérateurs ni l'usage de l'optimisation via simulation.

L'approche heuristique d'affectation proposée sera testée sur la base d'un exemple de système de production de type job shop et comparée par simulation avec les méthodes d'affectation qui semblent les plus utilisées dans la littérature, afin de montrer son efficacité.

Le reste du papier est organisé comme suit. Une analyse de la littérature de l'affectation d'opérateurs et les méthodes utilisées sera présentée dans la deuxième section. Ensuite, l'approche d'affectation proposée sera décrite dans la troisième section. L'efficacité de l'approche d'affectation dynamique sera montrée dans la quatrième section par une étude par simulation de l'affectation dynamique d'opérateurs dans un atelier de type job shop. Nos conclusions et perspectives de recherche terminent cet article.

2 ANALYSE DE LA LITTÉRATURE

De nombreux travaux de recherche, traitant les problèmes d'affectation d'opérateurs, ont été publiés. Quelques chercheurs ont analysé les travaux existants de l'affectation d'opérateurs comme (Ammar et al., 2013, Xu et al., 2010 et Bergh et al., 2013). Ces analyses montrent que la majorité des travaux ont abordé l'affectation statique où les opérateurs sont affectés pour réaliser des tâches connues à l'avance.

Les problèmes d'affectation statiques sont généralement résolus en utilisant des méthodes d'optimisation classiques comme les méthodes exactes, les heuristiques et les méta-heuristiques (Nakade et Nishiwaki, 2008, Chaves et al., 2007, Anzanello et Fogliatto, 2007). Ces méthodes statiques peuvent ne pas être pertinentes, par exemple, en cas d'arrivée aléatoire des demandes clients, de pannes des machines, de temps opératoires stochastiques, etc. Dans ce cas, les opérateurs sont souvent affectés de façon dynamique (en temps réel) selon l'état actuel du système (caractérisé par exemple, en termes d'encours, de durées d'attentes des pièces, etc.) et selon la ou les mesures de performances à optimiser (par exemple, temps de passage des pièces dans le système, durée d'attente des pièces, etc.).

Certains chercheurs ont étudié les mouvements d'opérateurs flexibles entre les stations de travails afin de résoudre des problèmes impliquant une affectation d'opérateurs. Par exemple, Bartholdi et al. 2001 et Bratcu et Dolgui, 2005 ont utilisé le principe de 'bucket brigade' pour déplacer les opérateurs entre les différentes stations d'une ligne d'assemblage. Bien que les opérateurs exécutent des tâches sur des stations voisines (aider un opérateur en amont ou en aval) afin d'équilibrer la charge entre les différentes stations de travail. Toutefois ce contexte est différent, en termes de latitude, d'instant de décision, d'information disponibles et d'alternatives. Dans notre cas les tâches à traiter sont imprévues et l'opérateur ne peut pas connaitre sa prochaine affectation qui est décidée à l'instant de sa libération en fonction de l'état global du système.

2.1 Méthodes d'affectation dynamique

Dans la littérature, l'affectation dynamique d'opérateurs se base sur deux concepts principaux, qui permettent d'indiquer quand un opérateur est considéré libre et doit être affecté de nouveau à une autre machine et à quelle machine cet opérateur doit être affecté. Ces deux concepts sont désignés par les règles d'affectation de type 'when' et 'where' (Fredendall et al., 1996 ; Kher, 2000). Les règle d'affectation de type 'when' sont utilisés pour gérer la fréquence de déplacements et la durée d'affectation d'un opérateur alors que les règles de type 'where' permettent de choisir la machine à laquelle l'opérateur libre va être affecté (Kher, 2000 ; Xu et al., 2011).

Les travaux récents qui ont utilisé les règles d'affectation d'opérateurs suggèrent que le choix des règles d'affectation à utiliser dépend des conditions opératoires du système et les objectifs désirés (Araz and Salum, 2008). Parmi les conditions opératoires ayant un impact sur le choix de la règle d'affectation de type 'when', on trouve la durée de déplacement des opérateurs entre les machines et l'efficience des opérateurs sur les tâches à réaliser (Malhotra et Kher, 1994 et Kher, 2000).

Les travaux qui ont considéré les durées de déplacement d'opérateurs comme Malhotra et Kher, 1994 ont recommandé l'utilisation de la règle 'when décentralisée' (When DEC) qui ne permet à l'opérateur de se déplacer et être affecté à une autre machine que si la file d'attente de la machine à laquelle il est affecté devient totalement vide.

Dans les systèmes où le temps opératoire d'une tâche sur une machine dépend de l'opérateur affecté sur cette machine et/ou les durées de déplacement des opérateurs sont négligeables, la règle 'when centralisé' (when CEN) est recommandée. Cette règle permet à l'opérateur d'être affecté dés qu'il finit une tâche même s'il y a d'autres pièces en attente sur la machine actuelle (Fredendall and Melnyk 1995, Kher 2000, Xu et al. 2011).

Plusieurs règles de type 'Where' ont été utilisées dans la littérature afin de choisir la machine à laquelle l'opérateur libre doit être affecté. Parmi ces règles, on trouve :

- First In System First Served (FISFS) : affecte l'opérateur à la machine qui a la plus ancienne pièce en attente dans le système.
- Largest Number in Queue (LNQ) : affecte l'opérateur à la machine qui a la plus grande quantité d'encours en attente.
- Longest waiting time (LWT) : affecte l'opérateur à la machine qui contient la pièce ayant la plus longue durée d'attente sur la machine actuelle.
- Earliest Due Date (EDD) : affecte l'opérateur à la machine qui contient la pièce qui a la date d'échéance la plus proche.
- Shortest Processing Time (SPT) : affecte l'opérateur à la machine qui a la pièce avec la courte durée opératoire.

Trelven et Elves, 1985 ont testé onze règles de type 'where'. Ils ont conclu que l'affectation des opérateurs peut être basée sur d'autres critères que ceux utilisés dans ces règles. Kher, 2000 a proposé deux nouvelles règles de type 'where'. La première est basée sur une modification de la règle LNQ qui affecte l'opérateur libre à la machine où il y a le plus grand nombre de pièces de forte priorité (la priorité est définie selon la date d'arrivée des demandes clients). La deuxième se base sur une modification de la règle EDD. Elle affecte l'opérateur libre à la machine où il y a des pièces de fortes priorités ayant les dates d'échéance les plus proches.

Compte tenu de la complexité des problèmes d'affectation dynamiques, ces règles, malgré qu'elles aient été étudiées depuis longtemps, sont toujours utilisées dans des publications récentes (Ertay et Ruan, 2005, Araz 2005, 2007, Salum et Araz 2009). Elles ont été évaluées et comparées par simulation, qui est la technique la plus utilisée dans les études d'affectation dynamique d'opérateur. Ces études montrent que l'intérêt de ces règles dépend des conditions opératoires. Araz et Salum, 2008 ont constaté que les règles d'affectation doivent être choisies selon l'état du système. Ils ont combiné un réseau de neurone et la logique floue avec la simulation et décomposent la durée de production en sous périodes pour sélectionner au début de chaque sous période (et donc pas en temps réel), les règles d'affectation à utiliser.

Suite à cette analyse, les approches où les auteurs expriment une résolution dynamique en contexte stochastique sont en grande majorité basées sur des règles de priorités. D'autres considèrent des sous périodes de décision et non des événements déclenchant, avec une décision basée sur l'état instantané du système ou bien que certaines données sont connues à l'avance.

S'agissant des règles qui sont conçues pour ce type de décision, on peut noter qu'elles déterminent des priorités à partir d'un seul critère pour caractériser l'état du système, ce qui peut être trop limité pour prendre une décision pertinente.

En cohérence avec (Ammar et al. 2013), nous n'avons pas identifié de travaux utilisant des méthodes multicritères de choix, ni d'optimisation via simulation pour définir des méthodes d'affectation. Ces deux approches sont à la base de l'heuristique présentée dans le paragraphe suivant.

3 HEURISTIQUE PROPOSEE

3.1 Principes globaux

Le processus de prise de décision, dans notre heuristique s'effectue à tout moment où un opérateur i ($i \in I$: ensemble d'opérateurs dans le système) se libère et n'implique donc pas de périodes. En fait, la libération d'un opérateur est considérée comme un événement déclenchant de notre approche d'affectation (Mebarki et Pierreval, 1997). En prenant compte les contraintes associées aux problèmes, l'heuristique commence par la construction d'un ensemble S_{it} des alternatives possibles (ensembles des machines auxquelles l'opérateur i peut être affecté à l'instant t). Pour choisir parmi les machines possibles de S_{it}, elle se base sur plusieurs indicateurs issus de l'analyse de l'état du système considérés comme des critères influençant le choix (nous définissons $C = (C_1 \ldots C_m)$ *le vecteur des critères*). Ce choix est donc

effectué par une méthode d'aide multicritère à la décision.

En général, ces critères ne sont pas de la même importance. En effet, cette importance dépend de la nature du problème traité, de l'objectif envisagé et des conditions opératoires caractérisant le système étudié. La méthode multicritère ne peut donc être suffisamment générique pour traiter des cas divers et nécessite d'être adaptée aux particularités du cas étudié.

Une synthèse des principes globaux de l'heuristique d'affectation est donnée dans la figure 1.

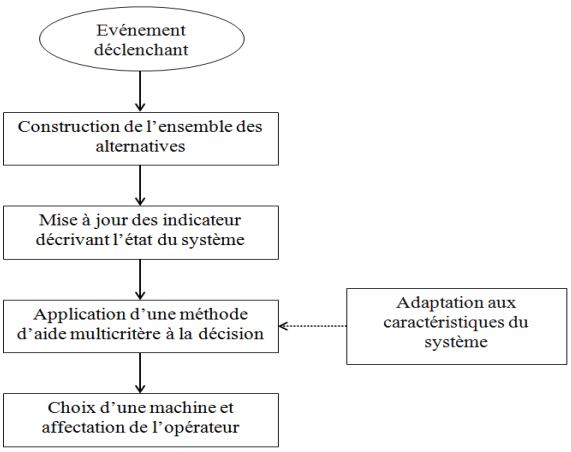

Figure 1 : Principe de l'approche d'affectation en temps réel

3.2 Evénement déclenchant : libération d'un opérateur

La méthode d'affectation s'applique à chaque fois qu'un opérateur i se libère. La règle 'when CEN' est utilisée dans cette heuristique pour indiquer quand un opérateur peut être considéré libre et pourra être affecté à une nouvelle machine. La règle 'when CEN', recommandée dans les cas où la durée et le coût du déplacement des opérateurs ne sont pas prises en compte dans le calcul des mesures de performances, considère un opérateur libre et peut être affecté à une autre machine dès qu'il finit une tâche même s'il y a des pièces en attente sur la machine à laquelle il a été affecté.

3.3 Construction de l'ensemble des alternatives

L'ensemble S_{it} contient les machines pour lesquelles l'opérateur i peut être affecté. La construction de cet ensemble dépend des contraintes qui doivent être respectées en appliquant l'approche d'affectation. Ces contraintes sont données comme suit :

Contrainte de qualification : seulement les machines pour lesquelles l'opérateur i est qualifié peuvent être dans l'ensemble S_{it} des alternatives.

Contrainte de disponibilité : un opérateur libre ne peut pas être affecté à l'instant t à une machine non disponible (occupée par un autre opérateur).

Contrainte de charge en attente : cette contrainte assure que l'opérateur ne sera pas affecté à une machine vide. Elle vérifie que l'ensemble des machines de S_{it} sont chargées chacune par au minimum une pièce en attente.

3.4 Indicateurs et critères de choix

Quatre indicateurs ont été choisis pour caractériser la situation présente lorsqu'un opérateur se libère. La définition de ces indicateurs se base sur les principes des règles d'affectation (de type 'where') les plus utilisées dans la littérature (SPT, LNQ, FISFS et LWT) pour l'optimisation de la durée moyenne du passage des pièces dans le système (MFT = Mean Flow Time). Ces indicateurs seront utilisés afin de construire le vecteur C des critères de choix pour sélectionner, par TOPSIS, une machine de S_{it}.

Indicateur 1 : la quantité Q_{jt} de charge en attente sur chaque machine j de S_{it} à l'instant t : cet indicateur permet de contrôler et équilibrer la quantité d'encours dans le système. Le principe de la règle d'affectation LNQ est utilisé pour définir cet indicateur.

$$Q_{jt} = \sum_{l}^{L_{jt}} T_{ljt} \; ; \; l = 1, 2, \dots, L_{jt} \; ; \; j \in S_{it} \qquad (1)$$

Où L_{jt} représente le nombre de pièces en attente sur la machine j à l'instant t et T_{ljt} représente le temps opératoire de la pièce en attente sur la machine j à l'instant t qui a la position l, avec (l = 1, 2, …, L_j).

Indicateur 2 : la durée d'attente A_{jt} de la première pièce sur chaque machine j de S_{it} : cet indicateur permet de contrôler et équilibrer les durées d'attente des pièces sur les machines. Le principe de la règle d'affectation LWT est utilisé pour définir cet indicateur.

$$A_{jt} = t - E_{1j} \qquad (2)$$

Où E_{1j} représente le temps d'arrivée, à la machine j, de la pièce qui a, à l'instant t, la première position de la file d'attente de la machine j.

Indicateur 3 : La durée opératoire T_{1jt} de la première pièce en attente sur chaque machine de S_{it} à l'instant t : cet indicateur permet de prendre en compte la durée que l'opérateur i devra passer s'il est affecté à cette machine pour traiter la première pièce. Le principe de la règle d'affectation SPT est utilisé pour définir cet indicateur.

Indicateur 4 : la durée passée dans le système par la première pièce en attente sur chaque machine : cet indicateur permet de prendre en compte la durée totale du passage d'une pièce dans le système. Le principe de la règle d'affectation FISFS est utilisé pour définir cet

indicateur. Une variable F_{1jt} $(j \in S_{it})$ qui détermine pour chaque machine de S_{it} la durée que la première pièce dans sa file d'attente a passé dans le système est la suivante.

$$F_{1jt} = t - R_{1j} \quad (3)$$

Où R_{1j} représente le temps d'arrivée de la pièce située à la première position de la file d'attente de la machine *j*.

Les valeurs à l'instant *t* de ces critères décrivant l'ensemble S_{it} des machines seront utilisées pour constituer la matrice de décision *M* qui regroupe les performances associées aux *n* alternatives (*n* est le nombre d'élément dans S_{it}) selon *m* critères (*m=4* est le nombre de critères dans *C*).

$$M = (D_{jk})_{1 \le j \le n, 1 \le k \le m} \quad (4)$$

3.5 La méthode TOPSIS : Technique for Order by Similarity to Ideal Solution

Proposée par (Hwang et Yoon, 1981), la méthode TOPSIS est une des méthodes les plus utilisée d'aide multicritère à la décision. Elle est basée sur le choix d'une solution qui se rapproche le plus de la solution idéale (meilleure sur tous les critères) et s'éloigne le plus de la pire solution (qui dégrade tous les critères). Elle compare un ensemble d'alternatives par l'identification des poids de chaque critère, la normalisation des scores de chaque cirière et le calcul de la distance euclidienne entre chaque alternative et l'alternative idéale qui a le meilleur score dans chaque critère. Les *m* poids des critères sont compris entre 0 et 1 et définis par le vecteur $Ve = (W_1, W_2, \ldots, W_m)$. Certains critères ont un effet positif (critères de bénéfice) si une bonne alternative obtient un score élevé sur ce critère. D'autres critères ont un effet négatif (critère de coût) si une bonne alternative par rapport à ce critère a un score peu élevé.

Les différentes étapes de TOPSIS sont les suivantes :

Etape 1 : normalisation des performances

$$N_{jk} = \frac{D_{jk}}{\sqrt{\sum_{j=1}^{n} D_{jk}^2}} \; ; j = 1, 2, \ldots, n \; ; \; k = 1, 2, \ldots, m \quad (5)$$

Où *n* est le nombre d'alternatives (nombre de machines de S_{it}), *m* est le nombre de critères et D_{jk} est la valeur associée à l'alternative *j* selon le critère *k*.

Etape 2 : Calcul du produit des performances normalisées par les valeurs des pondérations relatives aux critères

$$V_{jk} = N_{jk} \, . W_k \; ; \; j = 1, 2, \ldots, n \; ; \; k = 1, 2, \ldots, m \quad (6)$$

Où W_k représente la valeur de la pondération du critère *k* et V_{jk} est la matrice des performances normalisée et pondérée.

Etape 3 : détermination des solutions idéales (V^+) et anti-idéales (V^-)

$$V^+ = \{(max_j \, V_{jk} \mid k \in K), (min_j \, V_{jk} \mid k \in K') \; j = 1, 2, \ldots, n; \; k = 1, 2, \ldots, m\} \quad (7)$$

$$V^- = \{(min_j \, V_{jk} \mid k \in K), (max_j \, V_{jk} \mid k \in K') \; j = 1, 2, \ldots, n; \; k = 1, 2, \ldots, m\} \quad (8)$$

Où *K* représente l'ensemble de critères de bénéfice et *K'* représente l'ensemble de critères de coût.

Etape 4 : Calcul de la distance euclidienne par rapport aux solutions V^+ et V^-

$$S_j^+ = \sqrt{\sum_{k=1}^{m} (V_{jk} - V^+)^2} \; ; \; j = 1, 2, \ldots, n; \; k = 1, 2, \ldots, m \quad (9)$$

$$S_j^- = \sqrt{\sum_{k=1}^{m} (V_{jk} - V^-)^2} \; ; \; j = 1, 2, \ldots, n; \; k = 1, 2, \ldots, m \quad (10)$$

Etape 5 : Calcul de la proximité par rapport à la solution idéale positive :

$$P_j^* = \frac{S_j^-}{S_j^+ + S_j^-} \; ; j = 1, 2, \ldots, n \; ; 0 \le P_j^* \le 1 \quad (11)$$

Etape 6 : Ranger les actions en fonction des valeurs décroissantes de P_j^*

Malgré qu'elle soit simple à appliquer, la méthode TOPSIS reste sensible aux pondérations des critères (*Ve*) qui doivent être fixées a priori. D'ailleurs, une mauvaise attribution des importances aux critères peut conduire à un mauvais choix par cette méthode (Azadeh et al., 2011). Afin de bien adapter la méthode TOPSIS aux caractéristiques du problème étudié, nous proposons de déterminer les valeurs de pondérations associées aux différents critères par optimisation via simulation.

3.6 Détermination de l'importance des critères par optimisation via simulation

Afin d'obtenir une bonne performance de l'approche d'affectation proposée, les valeurs des pondérations associées à l'ensemble des critères, présentées sous la forme d'un vecteur, doivent être optimisées et adaptées à la configuration du système étudié et aux objectifs désirés. La recherche des bonnes valeurs pour ces pondérations est effectuée par optimisation via simulation (calcul réalisé « hors ligne »). Une fois que les valeurs des pondérations sont obtenues, l'approche d'affectation peut être utilisée (« en ligne ») pour affecter les opérateurs en temps réel. On peut supposer que les valeurs des pondérations peuvent être utilisées même s'il y a de petites modifications des conditions opératoires

(ex. ajout ou suppression d'un nouveau type de produit). Toutefois si la modification est importante (ex. modification du nombre de machines dans le système, modification des compétences des opérateurs), l'approche doit être adaptée à ces changement par une nouvelle optimisation des valeurs de pondérations.

Le choix de $Ve = (W_1, W_2, \ldots, W_m)$ doit être fait pour optimiser la fonction objectif, qui est la minimisation de la durée moyenne du passage des pièces dans le système (MFT). Le problème d'optimisation est formulé comme suit :

Minimiser $F(Ve) = E\,(MFT)$ (12)

S/C

$0 \leq W_k \leq 1\ ;\ k = 1, 2, \ldots, m$ (13)

$\sum_{k=1}^{m} W_k = 1;\ k = 1, 2, \ldots, m$ (14)

L'aspect stochastique qui caractérise l'arrivée des pièces est pris en compte dans la définition de la fonction objectif qui vise à minimiser l'espérance de la durée moyenne du passage des pièces dans le système comme présenté par l'expression (12). Les équations (13) et (14) assurent que toutes les valeurs des pondérations sont comprises entre 0 et 1 et que leur somme est égale à 1.

Plusieurs méthodes d'optimisation via simulation peuvent être appliquées pour ce type de problème (Ramaswamy et Joshi, 1994, Pierreval et Mebarki, 1997, Angelidis et al. 2012). Dans ce travail, OptQuest pour Arena est utilisée pour déterminer l'importance des critères à utiliser pour l'affectation dynamique d'opérateurs. Cette technique combine une méthode de recherche tabou, un réseau de neurone et une méthode de dispersion dans une seule méthode de recherche globale (Kleijnen et Wan, 2006). OptQuest permet à l'utilisateur de spécifier les bornes supérieures et inférieures ainsi que les valeurs suggérées de chaque variable à optimiser, qui représentent le point de départ de l'optimisation. Elle permet, aussi, d'utiliser plusieurs réplications. Plus de détails concernant OptQuest peuvent être trouvées dans le travail de (Adenso-Diaz et Laguna, 2006).

4 EXEMPLE D'APPLICATION

4.1 Atelier de production job shop

Afin de montrer son efficacité, l'approche d'affectation proposée est appliquée pour gérer l'affectation dynamique d'opérateurs en temps réel dans un atelier de production de type job shop. Cet atelier est composé de 20 centres de travail avec une seule machine dans chaque centre. Le nombre d'opérateurs à affecter représente 50% du nombre de machines (10 opérateurs travaillent dans cet atelier). Les opérateurs sont multitâches avec des degrés de flexibilité qui diffèrent d'un opérateur à un autre (un opérateur ayant un degré de compétence supérieur à 1 signifie que cet opérateur peut être affecté à plus qu'une seule machine). Une machine doit avoir au moins un opérateur qualifié et chaque opérateur doit avoir au minimum un degré de compétence. Le tableau 1 présente la matrice de qualification de tous les opérateurs. La valeur binaire est égale à 1 si l'opérateur *i* est qualifié pour traiter des tâches sur la machine *j*, et 0, si l'opérateur *i* n'est pas qualifié pour traiter des tâches sur la machine *j*.

Huit types de pièces seront traités dans le système avec une arrivée aléatoire qui suit une loi exponentielle. Afin de simuler des changements dans la demande des clients, la durée de production comporte 15 sous-périodes (*d*=1, 2… 15) et on a défini pour chaque type de produit *r* (*r* = 1, 2, .., 8) le paramètre de la loi exponentielle λ_{rd} qui décrit son arrivée durant une sous période *d*. Le tableau 2 présente les valeurs des paramètres λ_{rd} selon les sous périodes. Ces changements sont à l'origine des goulots d'étranglement qui se déplacent entre les machines selon les produits en cours et qui nécessitent des changements au niveau de l'affectation d'opérateurs.

Chaque pièce est traitée suivant un ordre de séquence prédéfini en passant par un ensemble de machines selon la règle de priorité FIFS (premier arrivé premier servi). Le temps de transfert des pièces entre les machines est négligeable et les temps opératoires des pièces sur les machines sont déterministes et varient selon le type de la pièce et la machine sur laquelle elle sera traitée.

Machines | Opérateur	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
1	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2	0	0	0	0	0	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
3	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0
4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0
5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	1	0	0	0	0	0
6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	0	0	0	0
7	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	1	0
8	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1
9	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
10	0	0	0	0	0	1	0	1	1	0	0	1	0	1	1	1	0	1	1	0

Tableau 1 : matrice de qualification des opérateurs

Sous-période / Types de produit	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
1	40	15	90	40	90	90	40	15	30	40	40	25	90	30	40
2	30	90	40	90	40	25	20	40	90	90	40	90	30	40	90
3	40	15	90	40	30	30	40	15	90	40	40	25	35	30	40
4	30	90	40	90	40	25	20	40	40	90	40	90	30	40	90
5	40	15	40	40	90	90	40	15	35	40	40	25	35	30	40
6	30	90	40	30	40	25	20	40	40	35	40	25	30	40	30
7	40	15	30	40	90	30	40	15	35	40	40	25	90	30	40
8	30	15	40	90	40	25	20	40	40	90	40	30	30	40	90

Tableau 2 : Changement de la demande moyenne sur 15 sous périodes selon les pièces

4.2 Expérimentation et analyse des résultats

Le système décrit au dessus a été modélisé avec Arena 14. Une première étape est réalisée au début en utilisant OptQuest pour Arena afin d'optimiser les valeurs de pondérations associées aux quatre critères définis au paragraphe 3.3. Les valeurs suggérées des pondérations sont donnés dans le tableau 3. Après 72 heures de calcul sur un PC Intel Core 2 Quad CPU, 2.39 GHz, 3.25 GO de RAM, les valeurs des pondérations sont optimisées « hors ligne » (voir tableau 3). L'amélioration de la fonction objectif depuis le vecteur de départ V_{e0} est donnée dans la figure 2. Cette amélioration nécessite 538 simulations avec 5 réplications chacune. La phase transitoire correspond au temps nécessaire pour fabriquer 130 pièces et chaque exécution donne la mesure de performance calculée sur 870 pièces.

Une fois les valeurs de pondération optimisées, nous comparons notre heuristique de choix multicritère, en utilisant la simulation, à trois règles d'affectation usuelles qui sont SPT, LWT, LNQ. Ces règles ont été utilisées dans la littérature pour la minimisation de la durée moyenne du passage des pièces dans le système (Kher, 2000, Kher et Fry, 2001 et Salum et Araz, 2009).

Vecteur des pondérations	Valeur suggérée	Valeur optimisé
W_1	0.1	0.136
W_2	0.2	0.401
W_3	0.2	0.411
W_4	0.7	0.052

Tableau 3 : Optimisation des valeurs de pondération

Trente réplications sont effectuées, en utilisant les variables déjà optimisées, dans les mêmes conditions expérimentales décrites dans la phase d'optimisation via simulation (la durée transitoire estimée et le nombre de pièces traitées dans chaque réplication). Les performances estimées (la minimisation de la durée moyenne du passage des pièces dans le système) trouvées par simulation sont donnés dans le tableau 4.

Afin de comparer les résultats trouvés, un test de Student pour échantillons appariés est effectué entre les résultats de notre heuristique et chacune des règles au seuil $\alpha = 0.05$.

Les tests réalisés nous permettent de conclure que l'approche d'affectation proposée est significativement plus efficace que les règles d'affectation utilisées pour faire la comparaison.

On peut, également, remarquer, en examinant les valeurs de pondérations trouvées par l'optimisation via simulation (tableau 3), que la durée opératoire des pièces (C_3) et la durée d'attente sur les machines (C_2) sont les critères les plus importants dans le choix d'une machine vue que leurs valeurs de pondération (W_3 et W_2) représentent 80% de la somme de toutes les pondérations.

5 CONCLUSION

Dans ce travail, une approche dynamique a été proposée pour affecter les opérateurs en temps réel. Cette approche heuristique permet d'affecter un opérateur libre à une machine selon l'état actuel du système dans un contexte de demande stochastique et changeante. Quatre indicateurs décrivant l'état du système ont été définis et intégrés pour être utilisés par TOPSIS comme des critères de choix. Les performances de TOPSIS ont été améliorées grâce à une optimisation des valeurs de pondérations associées aux différents critères. Cette optimisation a été réalisée 'hors ligne' en utilisant une optimisation via simulation.

L'approche d'affectation proposée a été testée par un modèle de simulation d'un atelier de production de type « job shop » caractérisé par un nombre d'opérateurs inférieur à celui des machines, des dégrées de flexibilités différents entre les opérateurs et des arrivées aléatoire des demandes qui varient au cours du temps.

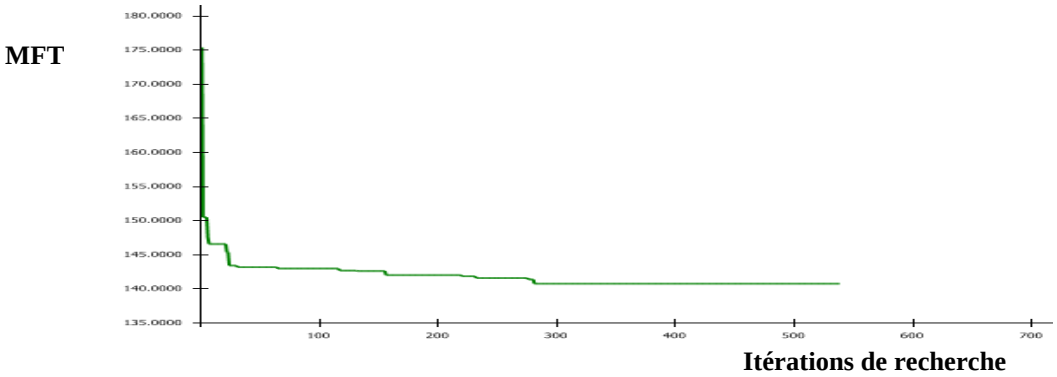

Figure 2 : Amélioration de la fonction objectif durant l'optimisation via simulation

réplications	LNQ	LWT	SPT	Méthode Proposée
1	171	131	147	121
2	170	148	143	131
3	191	154	157	140
4	245	157	165	146
5	224	179	225	178
6	280	198	199	180
7	133	114	114	108
8	140	114	114	114
9	237	172	212	156
10	161	135	130	127
11	254	166	174	152
12	143	117	117	110
13	175	153	148	134
14	242	177	217	161
15	291	209	210	186
16	135	116	116	106
17	167	127	143	119
18	219	174	220	157
19	198	161	164	155
20	141	115	115	108
21	170	148	143	129
22	143	117	117	110
23	237	172	212	156
24	161	135	130	118
25	245	157	165	143
26	198	161	164	155
27	171	131	147	123
28	291	209	210	186
29	224	179	225	162
30	237	172	212	156
Moyenne	199.8	153.26	165.16	140.9

Tableau 4 : comparaison de la méthode de choix multicritère avec les règles d'affectation

Une comparaison des résultats avec ceux des règles d'affectation utilisées couramment dans la littérature a montré l'intérêt de l'affectation dynamique d'opérateur basée sur plusieurs critères du système.

Cette heuristique peut être adaptée à des systèmes de production et des conditions opératoires sensiblement différentes (niveaux d'effectif, degrés de flexibilités séquences des produits, etc.) et à d'autres fonctions objectif. Elle peut être intégrée dans les progiciels de gestion intégrés pour indiquer à chaque opérateur sa prochaine affectation en utilisant des interfaces mobiles sur les assistants numériques personnels (de type PDA ou téléphone portable).

Ce travail ouvre la voie à plusieurs travaux de recherche. L'heuristique peut être améliorée en traitant le problème d'affectation comme un problème multi objectif et en tenant compte d'autres critères destinés à anticiper des situations indésirables (coûts de déplacement des opérateurs, pièces en retards, machines chargées, opérateurs inactifs, etc.). D'autres aspects humains (par exemple, la fatigue et la récupération), ainsi que des aspects sociaux et légaux du travail (par exemple, le nombre d'heures de travail pour chaque opérateur, la pénibilité, etc.) peuvent, aussi, être prises en compte en adaptant l'approche d'affectation proposée.

D'autres méthodes de choix multicritères méritent également d'être étudiées et d'autres approches d'optimisation via simulation peuvent être envisagées.

REMERCIEMENTS

Ce travail a été partiellement réalisé grâce au soutien apporté par le projet Utique CMCU 14 G 14 12.

REFERENCES

Adenso-Diaz, B., and M. Laguna, 2006. Fine-tuning of algorithms using fractional experimental designs and local search. Operations Research, 54(1), p. 99-114.

Angelidis, E., D. Bohn, and O. Rose, 2012. A simulation-based ooptimization heuristic using self-organization for complex assembly lines. Simulation Conference (WSC 2012), Berlin, Germany, p. 1 - 10.

Ammar, A., H. Pierreval, and S. Elkosantini, 2013a. Worker Assignment Problems in Manufacturing Systems : a Literature Analysis. International Conference on Industrial Engineering and Systems Management (IESM 2013), Rabat, Morocco, p. 1-7.

Ammar, A., H. Pierreval, and S. Elkosantini, 2013b. Serious Game Based on Visual Interactive Simulation for Dynamic Workers Assignment. of 8th Modelling and Simulation conference, (EUROSIM 2013), Cardiff, Wales, United Kingdom, pp. 78-83.

Anzanello, M. J. and F. S. Fogliatto, 2007. Learning curve modeling of work assignment in mass customized assembly lines. International journal of production research, 45(13), p. 2919–2938.

Araz, O.U. and L. Salum, 2008. A multi-criteria adaptive control scheme based on neural networks and fuzzy inference for DRC manufacturing systems. International Journal of Production Research, 48 (1), p. 1–20.

Azadeh, A., S.N. Shirkouhi, L.H. Shirkouhi and A. Ansarinejad, 2011. A unique fuzzy multi-criteria decision making : computer simulation approach for productive operators assignment in cellular manufacturing systems with uncertainty and vagueness, International journal of advanced manufacturing technology, 56(1), p. 329–343.

Bartholdi, J.J., D.D. Eisenstein and R.D. Foley, 2001. Performance of bucket brigades when work is stochastic. Operations Research, 49(5), p. 710–719.

Bartz-Beielstein, T., 2006. Experimental research in evolutionary computation; the new experimentalism. Springer, Berlin.

Bergh, J.V., J. Belien, P.D. Bruecker, E. Demeulemeester and L.D. Boeck, 2013. Personnels scheduling : A literature review. European Journal of Operational Research, 226(3), p. 367–385.

Bobrowski, P.M. and P.S. Park, 1993. An evaluation of labour assignment rules when workers are not perfectly interchangeable. Journal of Operations Management, 11(3), p. 257–268.

Bratcu, A.I. and A. Dolgui, 2005. A survey of the self-balancing production lines (''bucket brigades''). Journal of Intelligent Manufacturing, 16(2), p. 139–158.

Chaves, A.A., C. Miralles and L.A.N. Lorena, 2007. Clustering search approach for the assembly line worker assignment and balancing problem. International Conference on Computers and Industrial Engineering, Alexandria, Egypt, p. 1469–1478.

Ertay, T. And D. Ruan, 2005. Data envelopment analysis based decision model for optimal operator allocation in CMS. European Journal of Operational Research, 164(3), p. 800–810.

Felan, J.T. and T.D. Fry, 2001. Multi-level heterogeneous worker flexibility in a dual resource constrained (DRC) job-shop. International Journal of Production Research, 39 (14), p. 3041–3059.

Fredendall, L.D., S.A. Melnyk, G. Ragatz, 1996. Information and scheduling in a dual resource constrained job shop. International Journal of Production Research 34 (10), p. 2783–2802.

Gruat-la-forme, F.A., V. Botta-Genoulaz, J.P. Campagne, 2007. Problème d'ordonnancement avec prise en compte des compétences : résolution monocritère pour indicateurs de performance industriels et humains. Journal Européen des Systèmes Automatisés, 41(5), p. 617-642.

Hong, L.J. and B.L. Nelson, 2006. Discrete optimization via simulation using COMPASS. Operations Research, 54(1), p. 115-129.

Hwang C.L. and K. Yoon, 1981. Multiple attribute decision making : methods and applications : a state-of-the-art survey. Springer, New York, 186.

Kher, H.V., 2000. Examination of worker assignment and dispatching rules for managing vital customer priorities in dual resource constrained job shop environments. Computers and Operations Research, 27(6), p. 525–537.

Kleijnen, J.P.C. and J. Wan, 2006. Optimization of Simulated Inventory Systems : OptQuest and Alternatives. Tilburg : Operations research (CentER Discussion Paper), 75, p. 1-14.

Mahdavi, A., A. alaei, M.M. Paydar and M. Solimanpur, 2010. Designing a mathematical model for dynamic cellular manufacturing systems considering production planning and worker assignment. Computers and Mathematics with Applications, 60 (4), p. 1014–1025.

Malhotra, M.K., J.B. Jensen and P.R. Philipoom, 1994. Management of vital customer priorities in job shop manufacturing environments. Decision Sciences, 25 (5/6), 711–736.

Nakade, K. and R. Nishiwaki, 2008. Optimal allocation of heterogeneous workers in a U- shaped production line. Journal of Computers and Industrial Engineering, 54 (3), p. 432–440.

Norman, B.A., W. Tharmmaphornphilas, K. L. Needy, B. Bidanda and R.C. Warner, 2002. Worker Assignment in Cellular Manufacturing Considering Technical and Human Skills. International Journal of Production Research, 40(6), p. 1479–1492.

Pierreval, H. and N. Mebarki, 1997. Dynamic scheduling selection of dispatching rules for manufacturing system. International Journal of Production Research, 35(6), p. 1575-1591.

Ramaswam, S. E. et Joshi, S.B., 1990. A response surface approach to developing composite dispatching rules for flexible manufacturing systems. International Journal of Production Research, 32(11), p. 2613-2629.

Salum, L., Araz, O.U., 2009. Using the when/where rules in dual resource constrained systems for a hybrid push–pull control. International Journal of Production Research 47 (6), 1661–1677.

Sirovetnukul, R. and P. Chutima, 2010. The impact of walking time on U-shaped assembly line worker allocation problems. Engineering Journal, 14(2).

Xu, J., X. Xu and S.Q. Xie, 2011. Recent developments in Dual Resource Constrained (DRC) system research. European Journal of Operational Research, 215(2), p. 309–318.

Yue, H., J. Slomp , E. Molleman and D.J. Van der Zee, 2008. Worker flexibility in a parallel dual resource constrained job shop. International Journal of Production Research, 46 (2), p. 451–467.