

# Approche de résolution du problème d'affectation sous contraintes de compétences et préférences

RAOUDHA MKAOUAR HACHICHA, EL MOULOUDI DAFAOUI, ABDERRAHMAN EL MHAMED, I,

MGSI – IUT DE MONTREUIL  
140, rue de la Nouvelle France, 93100 Montreuil  
{r.mkaouar, e.dafaoui, a.elmhamedi}@iut.univ-paris8.fr

---

**Résumé** – La prise en compte des caractéristiques humaines s'est avérée indispensable pour l'amélioration des performances de l'entreprise. Dans cet article, nous nous intéressons particulièrement à assurer une meilleure correspondance entre les exigences des tâches et les compétences acquises par les ressources humaines tout en tenant compte de leurs préférences. Pour ce faire, nous proposons une nouvelle approche composée de trois étapes pour la résolution du problème d'affectation sous contraintes de compétences et préférences. La première étape permet de déterminer les niveaux de compétences acquis et requis. Ces niveaux ainsi que les données concernant les préférences sont par la suite exploités au cours de la deuxième étape pour la modélisation du problème d'affectation. Au niveau de la troisième étape un nouvel algorithme basé sur la combinaison des avantages de l'algorithme de l'abeille et du système immunitaire est développé pour résoudre le problème proposé. Enfin, l'approche est illustrée par un exemple didactique.

**Abstract** – The consideration of the human characteristics is essential to enhance the enterprise performance. In this paper, we are particularly interested to ensure a better matching between task requirements and human resources competences taking into account their preferences. To do this, we propose a new approach that consists of three steps to solve the assignment problem under competences and preferences constraints. The first step concerns the identification of the acquired and required competences levels. The second focus on the integration of these levels as well as the preferences' information into the problem formulation. A new algorithm based on the hybridization of the bee algorithm and the immune system is developed to solve the proposed problem. Finally, the approach is illustrated through a didactic example.

**Mots clés** – Problème d'affectation, Compétence et préférences, Algorithme de l'abeille, système immunitaire.

**Keywords** – Assignment problem, Competence and preferences, bee algorithm, immune system.

---

## 1 INTRODUCTION

Dans un environnement fortement concurrentiel, l'entreprise doit faire preuve de plus de flexibilité, de réactivité et d'innovation. Consciente de ces impératifs, elle accorde une attention particulière à l'implication du capital humain comme un élément distinctif de performance. En effet, l'adhésion du capital humain à travers la mobilisation de ses compétences constitue un levier efficace pour atteindre les objectifs et améliorer les performances de l'entreprise. A coté de cette préoccupation incontournable pour la gestion des compétences, les dirigeants des entreprises se trouvent accorder un intérêt croissant à la satisfaction des besoins de ces ressources qui permet d'entraîner une nette amélioration de la qualité de leur rendement et donc, des performances induites.

Nous souhaitons à travers ce travail fournir aux dirigeants des entreprises un outil concret d'aide à la décision qu'ils déploieraient pour remédier à l'une des problématiques liées à la conduite des processus industriels, telle que le problème d'allocation des ressources humaines tout en tenant compte de leurs compétences et de leurs préférences.

L'étude bibliographique présentée dans la section 2, nous permet de positionner notre problématique et de proposer par conséquent la démarche adoptée pour sa résolution. Composée de trois principales étapes, la démarche est détaillée en section 3. Elle commence, d'abord, par une identification des niveaux de compétences requis par chaque tâche, ainsi que ceux acquis par chaque ressource, suivie d'une modélisation du problème d'affectation. Les détails concernant la résolution par un algorithme hybride font l'objet de la section 4. Un exemple

didactique est présenté au niveau de la section 5. Pour clôturer, une conclusion et des perspectives sont présentées.

## 2 ETAT DE L'ART

La reconnaissance du rôle important du capital humain dans les problématiques liées à la conduite des processus industriels est justifiée davantage par une diversité de travaux de recherche qui s'est intéressée soit à l'intégration conjuguée des compétences et des préférences, soit à l'intégration de l'une des deux caractéristiques humaines (compétences ou des préférences), dans les problèmes d'affectation, de planification ou d'ordonnancement. Cette émancipation a engendré un changement au niveau des formulations de ces problèmes. D'ailleurs, une meilleure identification des compétences et une présentation distinguée des préférences constituent deux conditions à une modélisation plus précise des contraintes prenant en compte ces ressources dans leur milieu de travail.

### 2.1 Problèmes d'affectation selon les préférences et les compétences

L'intégration conjuguée des compétences et des préférences dans un problème d'affectation est rarement abordée en littérature. Néanmoins, les travaux existants concernent, essentiellement, la planification dans le secteur hospitalier et définissent la compétence comme la différence entre les ressources humaines en termes de grades ou de qualifications. A l'instar de [Aickelin et Dowsland, 2004] et [Gutjahr et Rauner, 2007] qui cherchent à créer des plannings hebdomadaires des infirmières d'un service hospitalier. Pour ce faire, les auteurs œuvrent à assurer d'une part l'équité entre

les différentes infirmières et d'autre part la réponse aux besoins de chaque vacation en termes de nombres d'infirmiers de différents grades. Le coût de préférence traduit l'utilité d'un planning pour une infirmière. Plus il est faible, meilleur est le planning en termes de satisfaction des préférences de l'infirmière. L'approche de résolution proposée par [Aickelin et Dowsland, 2004] se base sur des permutations des infirmières disponibles respectant la condition qu'une infirmière fortement qualifiée peut remplacer une autre de faible grade, mais pas l'inverse. [Peters et Zelewski, 2007] présentent le problème d'affectation sous forme d'un programme par buts pour satisfaire au mieux les trois objectifs définis en termes de compétences et de préférences. Pour ce faire, une identification préalable de certaines des variables du problème (les degrés d'importance des compétences par rapport à chaque poste, les préférences des compétences requises, les préférences des candidats par rapport aux compétences à mobiliser) par la méthode AHP s'avère indispensable. [Sabar, 2008] aborde le problème d'ordonnement et d'allocation de personnel en temps réel. Il propose un modèle mathématique du problème d'affectation dynamique des employés sur une chaîne d'assemblage avec la prise en considération des préférences, des compétences et des déplacements inter-postes des employés.

Bien que les compétences et préférences aient été bien définies dans ces travaux, les auteurs ont souvent négligé l'impact de l'un ou l'autre de ces deux aspects humains sur la performance industrielle. Un tel verrou nous a amené à explorer les études qui se sont intéressées de manière séparée aux problèmes d'affectation tenant compte des compétences et à ceux tenant compte des préférences.

## 2.2 Concept de compétence dans un problème d'affectation

Une diversité de travaux significatifs s'est intéressée principalement aux problèmes d'affectation des ressources humaines avec prise en compte des compétences. Certains considèrent la différence entre les opérateurs comme un facteur ayant un impact direct la performance opérationnelle. Ainsi, du moment que les acteurs sous-compétents passent généralement plus de temps que les acteurs compétents. [Bennour et Crestani, 2007] proposent de quantifier l'impact des dimensions individuelles (savoir, savoir-faire et savoir-être) et collectives (inter-métier et intra-métier) des compétences des ressources humaines dans l'estimation du taux de modulation de la performance nominale des différents métiers impliqués dans l'exécution des activités d'un processus. Dans d'autres études, les auteurs ont montré que la durée réelle d'une tâche peut varier linéairement selon le taux de compétence [Marmier, 2007] ou selon la productivité [Gruat La forme et al, 2006, 2007] de la ressource qui va l'exécuter. A la différence des deux dernières études, [Valls et al., 2009] supposent que le temps d'exécution d'une tâche varie par un certain pourcentage prédéfini selon le niveau d'expertise de la ressource (senior, standard, junior) qui lui est affectée. Plus récemment, [Hlaoittinun, 2009] et [Gonsalves et Itoh, 2010] proposent de corriger de la durée de réalisation d'une tâche en fonction d'un degré de similarité qui permet d'estimer la proximité entre les niveaux de compétences requis et acquis. Ainsi, le temps d'exécution peut être défini sous la forme d'une fonction linéaire d'un coefficient correcteur qui peut varier linéairement [Hlaoittinun, 2009] ou exponentiellement [Gonsalves et Itoh, 2010] selon le degré de similarité entre le niveaux requis et acquis.

## 2.3 Prise en compte des préférences dans un problème d'affectation

Cette problématique a été largement étudiée dans les problèmes de planification principalement dans le contexte hospitalier et aéronautique. Ainsi, Pour résoudre le problème d'affectation de personnels dans un contexte aéronautique, [El Moudani et al, 2001] expriment un intérêt à tenir compte des préférences du personnel pour certains vols aller/retour pendant le processus d'affectation. Pour cette raison, ils introduisent un degré de satisfaction qui les oblige à définir des contraintes supplémentaires pour garantir un minimum de satisfaction et une équité entre les différents personnels. Pour tenir compte des préférences des infirmières dans son modèle d'affectation, [Bard et Purnomo, 2005] suggèrent la variation du coefficient du coût d'affectation selon le degré de violation de ces préférences. Une formulation mathématique de la fonction coût a été proposée. Ainsi, plus le degré de violation est élevé, plus le coût de la solution est grand. Pour faciliter la tâche, les auteurs ont défini quatre valeurs de coût selon quatre degrés de violation (Simple, Importante, Grave, Extrême). La fonction telle qu'elle est définie permet de satisfaire équitablement les préférences des infirmières et obtenir des plannings de bonne qualité après résolution par la méthode de génération de colonnes. Plutôt que de parler de degré de violation, [Roland et al., 2008] supposent que les préférences de chaque chirurgien sont pondérées par des mesures de «désutilité» pénalisant plus ou moins fort le non respect de celles-ci. L'objectif du problème de planification est d'autoriser les chirurgiens à faire état de leurs agendas et à négocier un planning en adéquation avec leurs préférences. Les différentes formulations proposées sont comparées sur la base d'un cas réel d'application. Les résultats montrent que la prise en compte des préférences des chirurgiens n'a que peu d'effet sur la valeur de l'objectif par rapport à une approche sans intégration des préférences.

A la lumière de cette revue, nous pouvons remarquer que le sujet d'intégration des compétences et/ou des préférences dans la formulation des problèmes d'affectation a suscité l'intérêt de nombreux chercheurs. Différentes approches et méthodes de résolution ont été proposées et qui sont résumées dans le Tableau 1. Nous envisageons, dans le cadre de ce travail, d'enrichir cette base de travaux en mettant en exergue l'impact de l'introduction conjointe des compétences et des préférences sur la performance d'une organisation. La formulation et l'approche de résolution du problème d'affectation que nous proposons dans la section suivante, prend en considération ces deux contraintes.

## 3 APPROCHE PROPOSEE

Nous rappelons qu'un problème d'affectation classique permet d'affecter  $n$  individus à  $m$  tâches (avec  $n > m$ ). Pour chaque affectation partielle de l'individu  $i$  à la tâche  $j$ , il existe un coût [Pentico, 2007]. Dans le cadre de ce travail, notre objectif principal est de trouver la meilleure adéquation entre ces deux sous-ensembles avec un coût total minimum, en essayant de minimiser l'écart entre les compétences requises et acquises et de satisfaire les préférences des opérateurs. Pour optimiser la distribution du travail et assurer une meilleure performance, nous proposons une démarche globale de résolution composée de trois étapes (voir figure 1):

- **Première étape (Evaluation des compétences)** : Dans cette étape, nous utilisons le modèle de représentation linguistique 2-tuple [Herrera et Martinez, 2000] qui permet d'obtenir une évaluation objective des compétences acquises et requises générée par un groupe d'experts. Il a l'avantage de surmonter la perte et la

**Tableau 1: L'état de l'art sur le problème d'affectation avec modélisation des compétences et/ou des préférences**

Références	Contexte	Fonction objectif	Méthode de résolution	Compétence	Préférence
Aickelin et Dowsland, 2004	Hospitalier	-Minimiser les coûts de préférence de toutes les infirmières	Algorithme génétique	Différents grades	Jour ou nuit, nombre de jours successifs de travail, rotation des weekends
Gutjahr et Rauner, 2007	Hospitalier	-Minimiser le coût d'affectation composé de coûts de pénalités liés aux réglementations, aux préférences des infirmières et des hôpitaux et à la réponse aux demandes	Algorithme de colonies de fourmis	Différentes qualifications	-Hôpital : qualification -Infirmière : weekends, nombre de jours consécutifs de travail et de congé
Peters et Zelewski, 2007	Assurance	-Réduire l'écart entre les niveaux acquis et requis -Maximiser les préférences des candidats par rapport aux compétences à mobiliser et aux conditions générales des postes	Programmation par buts	Connaissances techniques	-Compétence -Conditions de travail et des caractéristiques du poste
Sabar, 2008	Assemblage	-Minimiser les coûts salariaux, d'affectation et de transfert et les coûts de pénalités dus à l'insatisfaction préférences	Approches à base d'agents et recuit simulé	Binaires	Préférences de la durée du quart de travail, préférences des activités et préférences du nombre de transferts inter-postes
Bennour et al., 2007	Production	Performance globale (délai, qualité, coût)	Algorithme dichotomique	Savoir, savoir-faire, savoir-être	-
Gruat la forme et al., 2006 / Gruat la forme et al., 2007	Atelier de tapisserie	-Minimiser les coûts, les délais -Maximiser la qualité d'exécution -Equité de la charge de travail -Minimiser la pénibilité d'exécution	Méthode hybride (heuristiques + méthode exacte)	- Rendement d'exécution - Qualité d'exécution	-
Marmier, 2007	Service maintenance	-Minimiser les retards dans le traitement des tâches et le nombre de tâches en retard -Equilibrer la charge de travail entre les opérateurs et	Heuristique basée sur la méthode kangourou	Connaissances techniques	-
Valls et al., 2009	Centre d'appel	-Charge de travail équitable -Répondre le plus rapidement aux urgences -Allouer le meilleur candidat à chaque tâche	Algorithme génétique hybride	Connaissances techniques	-
Hlaoittinun, 2009	Médical	-Minimiser les coûts supplémentaires dus au manque de maîtrise de l'acteur et à l'intervention d'un tuteur, et les coûts liés à l'écart par rapport à l'objectif de compétences.	Recuit simulé	Connaissances techniques, règles de conduite et capacités opératoires	-
Gonsalves et Itoh, 2010	Gestion de Projet	-Minimiser les déliés et coûts de développement	Essaim de particules multi-objectif	Savoir, savoir-faire, savoir être	-
El Moudani et al., 2001	Aéronautique	-Minimiser le coût des affectations -Maximiser la satisfaction des personnels	Heuristique + Algorithme génétique	-	- Vol aller/retour
Bard et Purnomo, 2005	Hospitalier	-Minimiser les coûts liés à l'insatisfaction des infirmières	Génération de colonnes	-	Jours de congés
Roland et al., 2008	Hospitalier	- Minimiser les coûts de l'ouverture des blocs opératoires et des heures supplémentaires et les coûts de désutilité des chirurgiens	CPLEX	-	- Demi-journées de chaque opération, de présence et nombre d'opérations par demi-journée

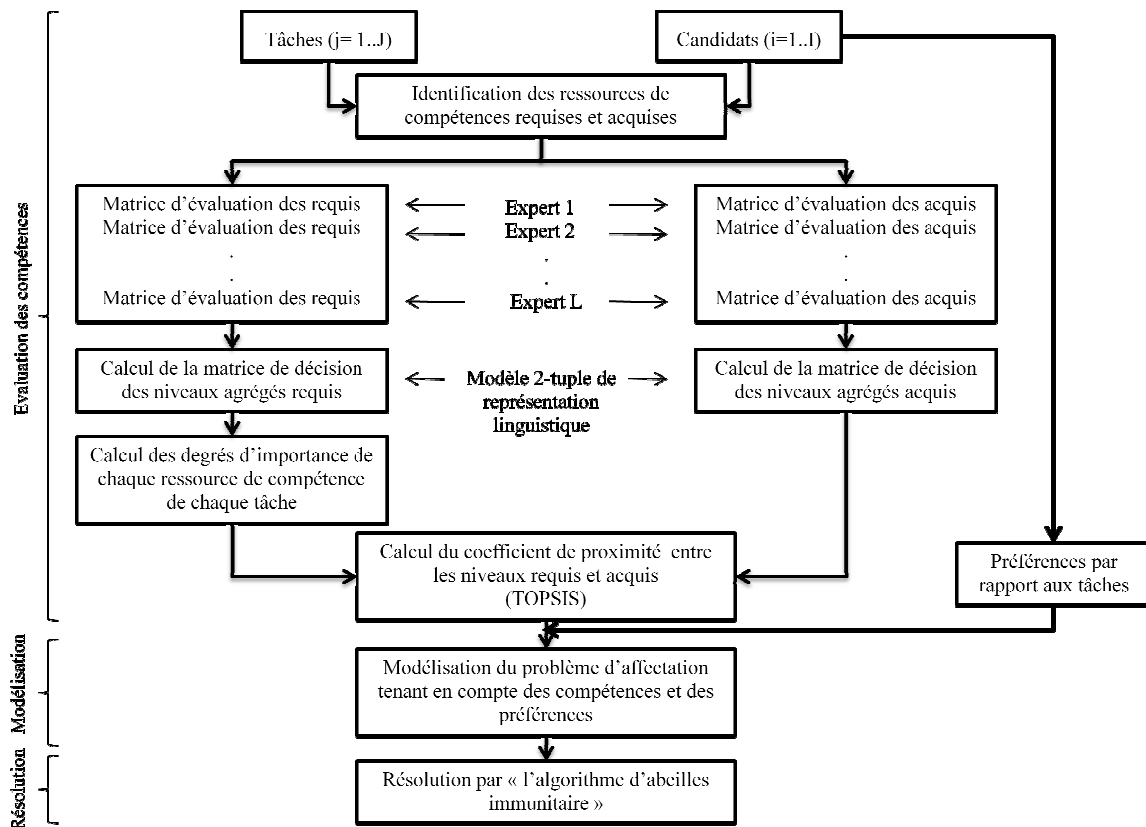


Figure 1 : Organigramme de l'approche proposée

distorsion de l'information et à offrir des informations concluantes sur les niveaux de compétence [Mkaouar Hachicha et al., 2009]. Les évaluations obtenues sont des données d'entrée de la technique TOPSIS (Technique for Order Preference by Similarity to Ideal Solution) qui cherche à contribuer à la définition du coefficient de proximité  $CC_{ij}$  entre les niveaux requis et acquis [Mkaouar Hachicha et al., 2010].

- **Deuxième étape (Modélisation)** : Elle concerne la modélisation du problème d'affectation en tenant compte des compétences et des préférences des opérateurs,
- **Troisième étape (Résolution)** : Un algorithme hybride, basé sur la combinaison des avantages de l'algorithme d'abeilles et du système immunitaire, est utilisé pour la résolution du problème.

Nous consacrons les sous-sections suivantes à la modélisation du problème d'affectation ainsi qu'à l'algorithme de résolution proposé tout en tenant compte des résultats issus de la première étape présentés dans [Mkaouar Hachicha et al., 2011].

### 3.1 Modélisation du problème d'affectation

La formulation que nous proposons prend la forme d'un problème général d'affectation (Generalized assignment problem, GAP). Elle admet l'affectation d'une ressource humaine à différentes tâches tout en permettant une consommation progressive et proportionnelle à chaque tâche sans dépasser la charge totale de temps de travail appropriée à chaque ressource humaine. A priori, une modélisation selon GAP ne permet pas de mettre en exergue les contraintes de compétences et de préférences. Pour cette raison et du moment que nous envisageons la dépendance de la performance financière des contraintes de compétences et de préférences, il s'avère utile d'apporter une modification au coefficient du coût

de la fonction objectif du modèle de base. Une telle modification nécessite sans doute la définition de nouvelles variables. Le coût proposé est particulièrement composé de deux types de coût : un coût d'exécution et un coût de pénalité due à l'insatisfaction des ressources humaines.

#### 3.1.1 Coût d'exécution

En général, le coût d'exécution d'une tâche dépend de la quantité du temps passé sur cette tâche. Dans cette étude, nous adoptons l'idée de la dépendance du temps d'exécution du degré de similarité entre les niveaux de compétence requis et acquis afin de mieux communiquer l'impact de la réduction de l'écart entre les niveaux requis et ceux acquis sur la performance ciblée. A cet égard et afin de garantir une meilleure qualité d'affectation, nous supposons la variation du temps d'exécution sous forme d'une fonction linéaire du temps d'exécution moyen (défini à partir de l'historique des temps d'exécution réalisés par des ressources humaines différentes) d'une tâche,  $p_{avr,j}$ , et d'un coefficient correcteur,  $\theta$ . Elle s'écrit sous la forme suivante :

$$p_{ij} = p_{avr,j} \times 2^\theta$$

Nous avons choisi de faire varier exponentiellement le coefficient correcteur par rapport aux différentes valeurs allant de 0 à 1 du degré de similarité ou du coefficient de proximité  $CC_{ij}$  (défini au niveau de l'étape précédente). Le coefficient correcteur s'exprime comme suit :

$$\theta = \tau - CC_{ij}.$$

La variable  $\tau$  est une constante dont le choix de sa valeur dépend de celle de  $\theta$  et de  $CC_{ij}$ . Il doit être défini de manière à permettre une variation opposée entre le coefficient correcteur et le coefficient de proximité. En raisonnant par rapport à la valeur médiane de  $CC_{ij}$ , la ressource  $i$  remplit à 50% les

besoins requis. Elle n'est ni médiocre pour mettre un temps de réalisation trop long, ni parfaite pour la finir en un temps court. Par conséquent, nous admettons que lorsque  $CC_{ij} = 0.5$ , le temps d'exécution équivaut au temps de réalisation moyen. Mathématiquement, pour que  $p_{ij}$  soit égale à  $p_{avr,j}$ , il faut que l'expression  $2^\theta$  soit égale à 1. Ceci est vrai pour une valeur de  $\theta = 0$ . Ainsi, d'après l'expression de  $\theta$ , la valeur de  $\tau$  est égale à 0.5 lorsque  $CC_{ij} = 0.5$ .

### 3.1.2 Coût de pénalité

En nous inspirant de la forme du coût de pénalité présenté dans [Bard et Purnomo, 2005], une expression mathématique de  $(s_{ij})$  a été proposée pour être exprimée en fonction du degré de préférence des ressources humaines. Plus le degré de préférence de la ressource humaine pour la tâche en question est respecté, plus faible est le coût de pénalité.

Afin d'identifier le degré de violation de la préférence de chaque ressource pour chaque tâche, nous comparons le degré de préférence de toute ressource humaine susceptible d'exécuter une tâche à un degré de satisfaction référence. Ce degré « référence » exprime le cas de parfaite satisfaction (qui n'est autre que la valeur de l'évaluation la plus élevée) par rapport à l'exécution de cette tâche. Le recours à une telle comparaison offre la chance de tendre vers l'idéal où le gain est garanti pour la ressource humaine et l'organisation. En effet, désigner la ressource humaine qui exprime une parfaite préférence à la tâche en question permet, d'une part, de réduire voire anéantir le coût de pénalité à supporter et d'autre part de satisfaire les attentes de la ressource humaine.

Du moment que l'échelle utilisée pour l'expression des préférences est une échelle linguistique composée de 7 niveaux allant de 0 à 6 (Tableau 2), le degré de référence correspond à la valeur de 6. Ainsi, l'expression du coût de pénalité prend la forme suivante :

$$s_{ij}(b_{ij}) = 2^{6-b_{ij}}$$

avec  $b_{ij}$  : la valeur numérique associée à chaque variable linguistique correspondant au degré de préférence de la ressource  $i$  pour la tâche  $j$ .

### 3.1.3 Modèle

En utilisant les notations précédentes et la définition des variables, et en respectant les contraintes de charge des opérateurs, nous proposons une fonction objectif qui cherche à minimiser le coût total d'affectation. Ainsi, la formulation du problème se présente comme suit:

$$\text{Min} \sum_i \sum_j (e_i p_{ij} + s_{ij}) x_{ij}$$

s/c

$$\sum_i x_{ij} = 1, \quad 1 \leq j \leq m$$

$$\sum_j p_{ij} x_{ij} \leq CT_i^{max}, \quad 1 \leq i \leq n$$

$$x_{ij} \in \{0,1\},$$

Avec :

$e_i$  : le coût journalier de la ressource humaine  $i$

$p_{ij}$  : le temps d'exécution de la tâche  $j$  par la ressource humaine  $i$

$s_{ij}$  : le coût de pénalité due à l'insatisfaction de la ressource humaine  $i$  pour faire la tâche  $j$

$CT_i^{max}$  : la charge maximale de travail de la ressource  $i$

$x_{ij} = 1$  si la ressource  $i$  est affectée à la tâche  $j$ , 0 sinon.

**Tableau 2 : Echelle à variables linguistiques**

Variable linguistique	Valeur numérique
Nulle	0
Très Faible	1
Faible	2
Moyen	3
Elevé	4
Très Elevé	5
Parfait	6

## 4 RESOLUTION

### 4.1 Justification de la méthode

La modélisation que nous avons proposé prend la forme d'un problème d'affectation généralisé qui est un problème d'optimisation NP-difficile [Fisher et al, 1986]. Pour ce type de problème, la recherche de solutions optimales pour des cas de grandes tailles en termes de nombre de variables a été prouvé difficile (Bailey et Field 1985). Pour cette raison, nous avons opté pour l'utilisation d'une des méthodes approchées. Parmi une liste assez large de méthodes approchées, nous avons opté pour la combinaison entre les avantages de l'algorithme d'abeilles et l'algorithme du système immunitaire par vaccination donnant naissance à une nouvelle méthode hybride, à savoir l'algorithme d'abeilles immunitaire. Non seulement ce mariage n'a, à notre connaissance, pas encore fait objet d'intérêt des scientifiques, mais, il est en mesure :

- d'assurer une facilité d'utilisation et une simplicité d'adaptation au problème d'affectation considéré,

- de gérer simultanément, plutôt qu'alternativement, une bonne recherche globale et locale. Cet avantage est initialement spécifique à l'algorithme d'abeilles [Özbakir et al., 2010].

- de mettre en valeur l'introduction des contraintes de compétences et de préférences au moment de la résolution, principalement lors de la phase d'intensification permettant d'affiner les solutions pour une éventuelle convergence rapide. Une telle propriété revient premièrement à l'algorithme du système immunitaire par vaccination déjà connu par sa capacité à apporter des améliorations aux recherches locales des autres algorithmes et à mobiliser les caractéristiques spécifiques du problème d'optimisation [Zhang et Wu, 2010].

### 4.1.1 Algorithme proposé

En nous inspirant des étapes de l'algorithme d'abeilles [Pham et al., 2006] et de ceux de l'algorithme du système immunitaire par vaccination [Zhang et Wu, 2010], l'algorithme proposée se compose de 8 étapes suivantes :

#### 4.1.1.1 Initialisation

Le nombre d'abeilles butineuses  $S$ , le nombre d'abeilles découvreuses  $P$ , le nombre d'abeilles réceptrices  $O$ , le nombre de vaccination, la température initiale et le critère d'arrêt.

#### 4.1.1.2 Construction d'une solution pour chaque abeille butineuse

L'algorithme commence par placer aléatoirement les  $S$  abeilles butineuses dans l'espace de recherche. Chacune cherche à proposer une solution d'affectation. Pour cela, elle choisit aléatoirement une tâche  $j$  à la quelle elle affecte un agent  $i$ . Et ainsi de suite jusqu'à ce que toutes les tâches soient affectées. Les solutions obtenues ne respectent pas nécessairement la contrainte de capacité spécifique à chaque agent.

### 4.1.1.3 Sélection des meilleures solutions,

Les solutions générées par les  $S$  abeilles butineuses sont évaluées selon leur valeur fitness respectives. Nous rappelons que la fonction fitness retenue s'écrit sous la forme suivante :

$$\sum_i \sum_j (e_i p_{ij} + s_{ij}) x_{ij} + \sum_i \alpha_i \max \left\{ 0, \sum_j p_{ij} x_{ij} - CT_i^{max} \right\}$$

Elle est composée de la fonction objectif du problème d'affectation généralisé et d'une expression  $\max\{0, \sum_j p_{ij} x_{ij} - CT_i^{max}\}$  qui mesure le degré de violation de la capacité de l'agent  $i$ . Le paramètre  $\alpha_i$  correspond à un paramètre de pénalité. Son rôle est de pénaliser les solutions non réalisables et aider à converger vers les solutions réalisables. Sa valeur peut être constante tout au long du processus de la résolution comme elle peut varier selon un certain mécanisme d'adaptation [Yagiura et al, 2004]. Dans le cadre de cette étude, nous considérons le cas de  $\alpha_i = 1$ .

Les  $P$  meilleures valeurs fitness (correspondant au nombre des abeilles découvreuses) seront retenues et pour lesquelles seront recrutées des abeilles réceptrices.

### 4.1.1.4 Recrutement des abeilles réceptrices

Le recrutement des abeilles réceptrices se fait sur la base des valeurs de fitness des abeilles découvreuses. Comme en nature, nous veillerons à recruter plus d'abeilles pour les meilleures solutions apportées par les abeilles découvreuses. Pour ce faire, il s'avère intéressant de déterminer la proportion de chacune des meilleures valeurs fitness retenues par rapport à l'ensemble des valeurs selon l'expression suivante :

$$p_p = \frac{fit_p}{\sum_{i=1}^P fit_i}$$

Ainsi, le nombre  $O_p$  des abeilles réceptrices pour une abeille découvreuse  $p$ , peut être défini selon la fonction suivante :

$$O_p = O \times p_p$$

### 4.1.1.5 Recherche locale par le système immunitaire par vaccination

#### 4.1.1.5.1 Vaccination

La procédure de vaccination s'applique à toute solution générée par une abeille découvreuse (solution initiale) cherchant après un certain nombre de vaccination à améliorer la solution apportée par chaque abeille réceptrice recrutée. Cette phase permet d'exploiter le voisinage de la solution initiale en mettant en exergue les caractéristiques spécifiques du problème : les préférences et les compétences des agents.

Le vaccin considéré consiste à déplacer des agents de leur position actuelle dans la liste prédéfinie selon les coefficients de proximité (définis dans l'étape 1 de la démarche) à une autre position meilleure ou pire suite à la prise en considération des informations concernant les préférences. Ainsi, la procédure de vaccination veille à trouver un compromis entre l'ordre décroissant des coefficients de proximité et l'ordre décroissant des degrés de préférences. Ces principales étapes sont :

#### 4.1.1.5.1.1 Etape 1 :

Il s'agit de sélectionner aléatoirement une tâche et rappeler la liste des agents classés selon le coefficient de proximité, les degrés de satisfaction pour cette tâche et enfin localiser la position de l'agent  $i$  qui lui est actuellement affecté.

#### 4.1.1.5.1.2 Etape 2 :

Il s'agit de sélectionner un agent  $k$  parmi ceux constituant le sous ensemble des agents classés après l'agent actuel  $i$  tel que la différence entre son degré de préférence ( $SD_{kj}$ ) et celui de l'agent actuel  $i$  ( $SD_{ij}$ ) soit positive et la plus grande valeur :

$$i_1 = \text{Max}_{k \in L^a(k)} (SD_{kj} - SD_{ij})^+$$

#### 4.1.1.5.1.3 Etape 3 :

Il s'agit de sélectionner un agent  $k$  parmi ceux constituant le sous ensemble des agents classés avant l'agent actuel  $i$  tel que la différence entre le degré de préférence de l'agent actuel  $i$  ( $SD_{ij}$ ) et celui de l'agent  $k$  ( $SD_{kj}$ ) soit positive et la plus grande :

$$i_2 = \text{Max}_{k \in L^b(k)} (SD_{ij} - SD_{kj})^+$$

#### 4.1.1.5.1.4 Etape 4 :

Si  $\{i_1, i_2\} \neq \emptyset$ , alors  $i^* = \text{Max}_{k \in \{i_1, i_2\}} |SD_{ij} - SD_{kj}|$ . Permuter les positions de l'agent  $i$  et  $i^*$  provisoirement dans la liste.

Le raisonnement s'est articulé autour d'une comparaison entre les degrés de satisfaction des agents de la liste et celui de l'agent actuellement désigné pour cette tâche. La subdivision de la liste des agents en deux sous ensembles a permis l'identification d'un agent ayant un degré de préférence meilleure mais ayant un coefficient de proximité moins bon que l'agent actuel (étape 2) et d'un autre ayant un meilleur coefficient de proximité mais un degré de préférence moins attrayant que l'agent actuel (étape 3). Le choix provisoire entre ces deux agents s'effectue selon l'expression définie au niveau de l'étape 4.

#### 4.1.1.5.2 Sélection immunitaire

C'est au niveau de la sélection immunitaire que se fait l'évaluation de la consistance de ces mouvements de permutations. Pour ce faire, deux étapes sont considérées : le test immunitaire et le recuit de sélection.

#### 4.1.1.5.2.1 Le test immunitaire

Il permet de comparer la nouvelle solution (après changement provisoire de l'agent choisi lors de la procédure de vaccination) à l'ancienne (la solution initiale générée par l'abeille découvreuse). Lorsque la nouvelle solution est meilleure, elle est retenue pour devenir la référence pour les prochaines vaccinations. L'agent sélectionné est définitivement affecté à la tâche en question et placé dans sa nouvelle position dans la liste.

#### 4.1.1.5.2.2 Le recuit de sélection

Dans le cas contraire, la nouvelle solution est acceptée selon une probabilité d'acceptation qui décroît tout au long du processus de sélection. Nous parlons de recuit de sélection (selection annealing). La probabilité d'acceptation peut avoir la forme de la probabilité d'acceptation de la méthode du recuit simulé. En effet, elle est de la forme :

$$p_a = e^{(-\Delta F/T_i)}$$

avec  $\Delta F = f_{k+1} - f_k$  : la différence entre la nouvelle solution et la solution initiale et  $T_i$  : température à l'itération  $i$ .

La température varie elle aussi d'une itération à une autre selon l'expression suivante :  $T_i = \omega \times T_{i-1}$ .

Sa valeur initiale doit être fixée de manière à permettre l'acceptation des solutions moins bonnes que celles courante.

Une fois la probabilité d'acceptation est calculée, il importe de la comparer à une valeur aléatoire  $R$  variant de 0 à 1 :

- Si  $p_a \geq R$ , la nouvelle solution est retenue et l'agent sélectionné est définitivement affecté à la tâche en question et placé dans sa nouvelle position dans la liste.
- Si  $p_a \leq R$ , la solution courante est gardée en omettant le déplacement provisoire de l'agent.

#### 4.1.1.6 Sélection des meilleures abeilles dans chaque voisinage

La meilleure solution retenue à l'issue de l'application de l'algorithme immunitaire par vaccination représente la solution d'une des abeilles réceptrices recrutée par une abeille découvreuse. Une seule abeille réceptrice dans chaque espace de voisinage est sélectionnée pour devenir une abeille découvreuse et être un membre de la nouvelle population de l'itération suivante.

#### 4.1.1.7 Abeilles butineuses restantes

Parallèlement au processus d'exploitation, les abeilles restantes ( $S - P$ ) continuent à explorer aléatoirement les alentours de l'espace de recherche cherchant à produire des solutions potentielles. Elles sont comparées aux meilleures solutions abeilles découvreuses pour une éventuelle mise à jour des meilleures solutions.

#### 4.1.1.8 Critère d'arrêt.

Nous avons utilisé un nombre maximum d'itérations comme condition d'arrêt.

### 5 EXEMPLE

L'approche de résolution proposée a été codée en JAVA et testée sur un exemple extrait d'un cas réel d'affectation d'ingénieurs à des tâches d'un projet informatique. Considérons cinq tâches {1, 2, 3, 4, 5} dont le temps d'exécution moyen de chacune est respectivement estimé à 20, 20, 15, 10, 20. Trois ingénieurs {a, b, c} sont désignés pour être affectés aux différentes tâches. Ils sont caractérisés par un coût journalier  $\{e_i\}$ , des préférences {Préf} pour chaque tâche et un coefficient de proximité  $\{CC_{ij}\}$  traduisant la similarité du niveau de compétence de chaque candidat à celui requis par chaque tâche (tableau 3).

Le nombre des abeilles a été initialisé à 5 abeilles butineuses  $S$ , 3 abeilles découvreuses  $P$  et 10 abeilles réceptrices  $O$ . Le nombre de vaccination est égal à 3. Les valeurs de la température et du paramètre  $\omega$ , ont été définies en se référant à l'étude de [Zhang et Wu, 2010] tel que :  $\omega = 0.9$  et  $T_0 = -|\Delta|_{max}/\ln p$  avec  $|\Delta|_{max}$  représente la distance maximale entre deux valeurs fitness aléatoirement définies et  $p_a = 0.7$ . Nous avons testé l'algorithme jusqu'à 100 itérations. Une stabilité a été constatée autour de 45 (Figure 2).

La meilleure solution enregistrée par l'algorithme proposé correspond bien à une solution optimale telle qu'elle a été générée par LINGO 12.0.

Tableau 3 : Caractéristiques des candidats

		a	b	c
$e_i$		5	5	4
1	$CC_{ij}$	0.75	0.52	0
	Préf	E	E	L
2	$CC_{ij}$	0.58	0.8	0.2
	Préf	E	E	TE
3	$CC_{ij}$	0.5	0.66	0.42
	Préf	E	M	M
4	$CC_{ij}$	0.13	0.91	0.27
	Préf	M	E	M
5	$CC_{ij}$	0.12	0.46	0.64
	Préf	M	E	TE

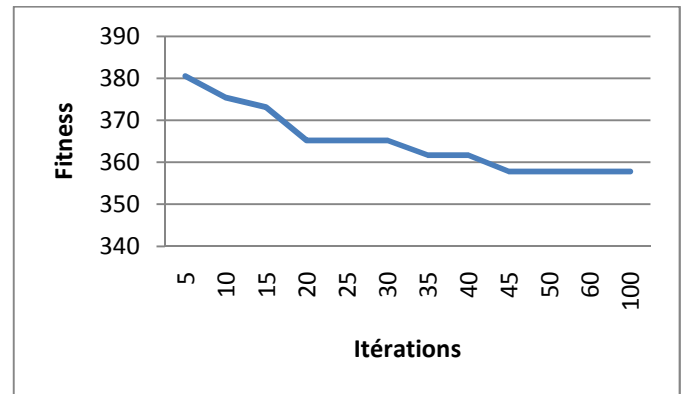


Figure 2 : Variation de la fitness selon le nombre d'itérations

En outre, l'affectation résultante présente un compromis entre la satisfaction des préférences des candidats et la minimisation de l'écart entre les niveaux acquis et requis (Figure 3).

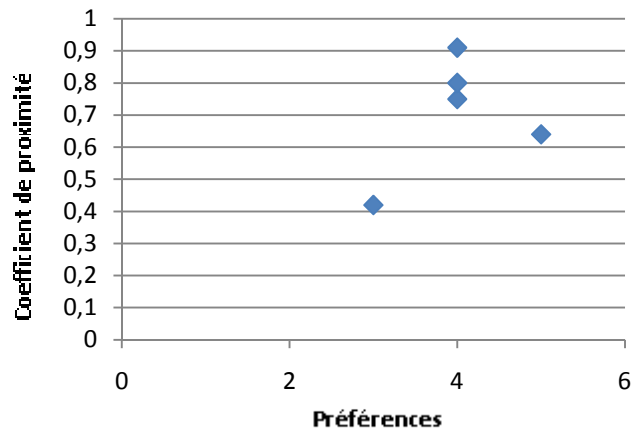


Figure 3 : Résultats d'affectation

### 6 CONCLUSION

Dans ce travail, une approche de résolution du problème d'affectation des ressources avec prise en compte de leurs compétences et de leurs préférences a été présentée. Composée de trois étapes (évaluation des compétences, modélisation du problème d'affectation, résolution), elle constitue un système d'affectation performant cherchant d'une part une meilleure correspondance entre les acquis d'un agent et les exigences d'une tâche et d'autre part la satisfaction des préférences des

agents. Une formalisation du problème d'affectation tenant compte de ces deux paramètres a été présentée. Pour le résoudre, un algorithme hybride nommé «algorithme d'abeilles immunitaire», basé sur la combinaison des avantages de l'algorithme d'abeilles et du système immunitaire a été développé et testé sur un exemple didactique.

En termes de perspectives, une étude de sensibilité des paramètres de l'algorithme mérite d'être abordée pour surpasser le problème de leur initialisation. En outre, l'intégration du caractère dynamique des compétences (le cas de nouvelles contraintes de travail, nouveaux projets : BPR, implémentation de système d'information,...) peut constituer l'objet une recherche fructueuse.

## 7 REFERENCES

- Aickelina, U., Dowsland K. A., (2004) An indirect Genetic Algorithm for a nurse-scheduling problem, *Computers & Operations Research*, 31, pp. 761–778.
- Bailey, J., Field, J., (1985) Personnel Scheduling with Flexshift Models, *Journal of Operations Management*, 5 (3), pp. 327-338.
- Bard, J-F., Purnomo, H-W., (2005) Preferences scheduling for nurses using column generation. *European Journal of Operational Research*, 164, pp. 510–534.
- Bennour, M., Crestani, D., (2007) Using competencies in performance estimation : From the activity to the process. *Computers in Industry*, 58 (2), pp. 151-163.
- EL Moudani, W., De Coligny, M., Mora-Camino, F., (2001) A Bi-Criterion Approach for the Airline Crew Rostering Problem, *lecture notes in Computer Science*.
- Fisher, M-L., Jaikumar, R., Van Wassenhove, L-N., (1986) A multiplier adjustment method for the generalized assignment problem. *Management Science*, 32, pp. 1095–1103.
- Gonsalves, T., Itoh, K., (2010) Multi-Objective Optimization for Software Development Projects, proceeding of International MultiConference of Engineers and Computers Scientists, 1, Hong Kong.
- Gruat La Forme, F-A., Botta-Genoulaz, V., Campagne, J-P., (2006) Modélisation d'un problème d'ordonnancement avec prise en compte des compétences. *6<sup>ème</sup> conférence francophone de MOdélisation et SIMulation –MOSIM*, Rabat, Maroc, 3-5 Mai.
- Gruat-La-Forme, F-A., Botta-Genoulaz, V., Campagne, J-P., (2007) Approche hybride de résolution pour un problème d'ordonnancement multicritères sur ressources humaines, *7<sup>ème</sup> Congrès International de Génie Industriel*, Trois-Rivières, Québec, Canada, 5-8 Juin.
- Gutjahr, W. J., Rauner, M. S., (2007) An ACO algorithm for a dynamic regional nurse-scheduling problem in Austria, *Computers & Operations Research*, 34, pp. 642–666
- Herrera, F., Martinez, L., (2000) A 2-tuple fuzzy linguistic representation model for computing with words. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 8, pp. 746–752.
- Hlaoittinun, O., (2009) Contribution à la construction d'équipes de conception couplant la structuration du projet et le pilotage des compétences, *Thèse de doctorat*, Université Franche-Comté, France.
- Jahanshahloo, G.R., Afzalinejad, M., (2008) Goal programming in the context of the assignment problem and a computationally effective solution method, *Applied Mathematics and Computation*, 200, pp. 34-40.
- Marmier, F., (2007) Contribution à l'ordonnancement des activités de maintenance sous contrainte de compétence: une approche dynamique, proactive et multicritère, *Thèse de doctorat*, Université de Franche-Comté, France.
- Mkaouar Hachicha, R., Dafaoui, E-M., El Mhamedi, A., (2009) Competence evaluation approach based on 2-tuple linguistic representation model, *16th International Conference on Industrial Engineering and Engineering Management, IE&EM*, Beijing, China.
- Mkaouar Hachicha, R., Dafaoui, E-M., El Mhamedi, A., (2010) A competence based evaluation and selection problem by fuzzy linguistic computing, *3rd. International Symposium on Computational Intelligence and Design-ISCID*, Hangzhou, China.
- Mkaouar Hachicha, R., Dafaoui, E-M., Hadji, S., El Mhamedi, A., (2011) A competence-based evaluation and selection problem by fuzzy linguistic computing, *Soumis à Expert Systems with Applications*.
- Özbakir L., Baykasoglu A., Tapkan P., (2010) Bees algorithm for generalized assignment problem, *Applied Mathematics and Computation*, 215, pp. 3782-3795.
- Pham, D-T., Kog, E., Ghanbarzadeh, A., Otri S., Rahim, S., Zaidi, M., (2006) The Bees Algorithm – Novel Tool for Complex Optimisation Problems, *IPROMS, Proceeding 2nd International Virtual Conference on Intelligent Production Machines and Systems*, Oxford, Elsevier.
- Pentico, D-W., (2007) Assignment problems: A golden anniversary survey, *European Journal of Operational Research*, 176 (2), pp. 774-779.
- Peters, M-L., Zelewski, S., (2007) Assignment of employees to workplaces under consideration of employee competences and preferences, *Management Research News*, 30 (2), pp. 84-99.
- Roland, B., Di Martinelly, C., Riane, F., (2008) Planification du quartier opératoire en intégrant les préférences des ressources humaines, *7<sup>ème</sup> Conférence Francophone francophone conference de MOdélisation et SIMulation - MOSIM*, Paris, France, 31 Mars - 2 Avril .
- Sabar, M., (2008) Une approche à base d'agents pour la planification et l'ordonnancement en temps réel de personnel dans un contexte de chaîne d'assemblage flexible, *Thèse de doctorat*, Université Laval, Québec, Canada.
- Yagiura, M., Ibaraki, T., Glover, F., (2004). "An Ejection Chain Approach for the Generalized Assignment Problem". *INFORMS Journal on Computing*, 16 (2), pp. 133 - 151.
- Valls, V., Pérez, A., Quintanilla, S., (2009) Skilled workforce scheduling in Service centres, *European Journal of Operational Research*, 193, pp. 791-804.
- Zhang, R., Wu, C., (2010) A hybrid immune simulated annealing algorithm for the job shop scheduling problem, *Applied Soft Computing*, 10, pp.79-89.