

# Les apports de l'intelligence artificielle (IA) dans la résolution du Problème d'affectation dynamique des emplacements de stockage – 'Storage Location Assignment Problem' (SLAP)

**Yacouba Samoura**

Université des Sciences Sociales et de Gestion de Bamako  
Faculté des Sciences Économiques  
et de Gestion de Bamako, Mali

&

Université Clermont Auvergne  
CNRS, SIGMA Clermont, Institut Pascal  
F-63000 Clermont-Ferrand, FRANCE

&

Cité des Sciences et de l'Innovation  
de la Guinée, CSIG  
[samourayacouba@gmail.com](mailto:samourayacouba@gmail.com)

**Olivier Devise**

Université Clermont Auvergne CNRS, SIGMA Clermont,  
Institut Pascal  
F-63000 Clermont-Ferrand, FRANCE  
[olivier.devise@sigma-clermont.fr](mailto:olivier.devise@sigma-clermont.fr)

**Jean-Luc Paris**

Université Clermont Auvergne CNRS, SIGMA Clermont, Institut  
Pascal F-63000 Clermont-Ferrand, FRANCE  
[jean-luc.paris@sigma-clermont.fr](mailto:jean-luc.paris@sigma-clermont.fr)

**Résumé—** L'objectif de cette étude est de présenter une synthèse des travaux récents associant la résolution de problème de logistique de type SLAP avec les méthodes issues de l'intelligence artificielle comme le Deep Learning.

On s'intéressera tout particulièrement à la méthode de l'entropie croisée (Cross Entropy) utilisée pour résoudre les problèmes liés au placement des produits et à la distance parcourue dans la préparation de commandes, on comparera différentes solutions issues de cette méthode qui permet de trouver en un temps relativement court de très bonnes solutions aux problèmes SLAP.

**Mots-clés—** Intelligence artificielle (IA), Storage Location Assignment Problem (SLAP), entropie croisée, optimisation combinatoire

## I. INTRODUCTION

Les problèmes liés à la gestion des entrepôts connaissent depuis quelques années un intérêt particulier motivé par de nouveaux enjeux et l'application de l'intelligence artificielle dans l'optique de réduire le plus possible le temps de préparation et/ou la distance parcourue par les opérateurs lors de l'opération de préparation de commandes. Ces difficultés relèvent des problèmes de l'optimisation combinatoire que l'on rencontre classiquement en logistique et ils sont dits Npcomplexes ou NP-difficiles. Il est donc très compliqué de résoudre des instances de grande taille liés à ces problèmes de façon optimale ou sub-optimale.

Dans un monde où les clients sont de plus en plus exigeants au niveau des temps d'attente et des coûts de dépenses, pour répondre à ces attentes il est crucial de repenser plus efficacement les fonctionnalités des entrepôts dans leur gestion logistique. Plusieurs études ont été menées dans ce sens ; Frazelle [9], Ten Hompel & Schmidt [28], Tompkins et al. [29] considèrent que pour répondre à une demande spécifique d'un client, l'ordre de 'picking' qui correspond au fait de retirer des produits des zones de stockage, est le plus coûteux en main d'œuvre et surtout le plus critique en temps dépensé dans la réalisation de ces opérations, et Hwang et al. [12] et Rana [19] affirment que cela est dû au fait que l'ordre de 'picking' est très laborieux, et surtout, demande beaucoup de répétitions. Selon Merkurjev, Merkurjeva & Burinskiene [17] cet ordre de "picking" est responsable de près de 60 % de tous les travaux dans un entrepôt. Dans ELA/AT Keamey [13], il a été affirmé que 20 % des sommes

dépensées dans la logistique dans le secteur privé concerne les opérations de gestion d'entrepôts.

Parmi ces nouveaux enjeux, on voit que l'optimisation du stockage des produits occupe une grande place surtout dans les entreprises de distribution et de préparation de commandes. Le problème de la gestion du stockage des produits est à lui seul, très complexe et dans notre étude viennent s'ajouter à ce problème plusieurs contraintes telles que : la gestion des emplacements de stockage (capacité par type de 'picking' de stockage par exemple complet, demi ou vide), la gestion des produits par famille et par type (appartenance à l'une de nos 5 familles, produits fragiles, lourds, ...), et la gestion des distances parcourues par le préparateur de commandes.

Conscients de la difficulté de ce problème, un des grands défis pour les entreprises de distribution et de préparation de commandes est la mise en place de cette optimisation en tenant compte du grand nombre de contraintes citées ci-dessus. Cela permettrait d'une part d'effectuer un gain considérable en temps et en coûts de production et une nette amélioration de la productivité et de la qualité d'autre part. Dans cette quête de perfectionnement, Roodbergen et Koster [21] ont établi que quatre grandes approches ont été utilisées pour réduire le temps et la distance effectuée par un préparateur de commandes : (1) la détermination du chemin de préparation de commandes approprié, (2) la zone des entrepôts logistiques, (3) l'affectation des produits à la suite dans les emplacements de stockage, (4) l'ordre d'affectation des lots. Plusieurs méthodes et techniques issues de l'IA ont été appliquées afin de résoudre des problèmes d'optimisation combinatoires de ce type. Une de ces méthodes qui est très puissante est la méthode de l'entropie croisée.

La méthode de l'entropie croisée, est une méthode générique, motivée par le souci d'estimer les probabilités d'événements rares par les algorithmes adaptatifs dans les domaines stochastiques complexes, qui traitent la minimisation des variances (voir Rubinstein [24]). Rubinstein ([25], [22]) et [23]) a très tôt réalisé qu'une simple modification de l'entropie croisée pouvait être utilisée non seulement pour l'estimation probabilistes d'événements rares, mais aussi dans la résolution des problèmes d'optimisation combinatoire.

Ce travail est divisé en quatre grandes parties. Dans une première partie (section 2) on traitera les algorithmes issus de l'IA dans la résolution des problèmes SLAP. Une deuxième partie (section 3) sera consacrée à la méthode de l'entropie croisée, ses principes et ses algorithmes. Dans une troisième partie (section 4), je fournirai les résultats de l'entropie croisée appliquée à un problème SLAP issu d'un entrepôt logistique d'une grande entreprise française avec des données réelles et comparerai l'entropie croisée aux méthodes issues de l'IA et qui sont décrites dans la section 2. Dans une quatrième et dernière partie (section 5), nous donnerons quelques idées et perspectives pour les futures études et finirons par conclure.

## II. IA DANS LES PROBLÈMES SLAP

Force est de reconnaître qu'il existe un grand nombre de méthodes et d'algorithmes dans la résolution des problèmes d'optimisation combinatoire liés à la gestion des entrepôts de stockage. Dans cette partie, on s'intéresse à différents travaux et méthodes qui y sont associées dans la résolution de notre problème à savoir l'optimisation du temps de préparation et/ou la distance totale parcourue par les opérateurs lors de l'opération de préparation de commandes. La recherche tabou, présentée par Glover en 1986, est considérée comme une des méthodes de l'IA pouvant être utilisée dans la résolution des problèmes d'optimisation combinatoire (voir Glover et Laguna [10]). Le principe de la recherche tabou est le suivant : on part d'une solution initiale, on identifie toutes les solutions voisines et on prend la meilleure solution tout en gardant le reste dans une liste T. Alors la solution gardée devient notre solution initiale et on réévalue ses voisins en interdisant de revenir aux solutions présentes dans la liste T et ainsi de suite. Sun et al. [26] ont appliqué la méthode de la recherche tabou afin de résoudre un problème de la formation cellulaire dans lequel ils cherchent à minimiser les flux intercellulaires et ce travail a été amélioré par Wu et al. [30] en appliquant une combinaison de la recherche tabou et des algorithmes génétiques. Goldberg [11] s'est intéressé à l'application des algorithmes génétiques dans la résolution des problèmes d'optimisation combinatoire. Très récemment, Xie et al [31] se sont intéressés à un algorithme génétique basé sur une approche hyper heuristique pour résoudre des problèmes de types SLAP sous des contraintes de regroupement par programmation génétique. Ils fournissent des solutions quasi optimales dans un court laps de temps.

La méthode de recuit simulé, inspirée du processus de recuit physique, peut être vue comme une amélioration de la méthode de descente dans la résolution des problèmes d'optimisation combinatoire (voir Kirkpatrick et al. [14]). Le principe de cette méthode est de répéter une procédure itérative cherchant des configurations de coûts plus faible tout en acceptant de façon contrôlée des dégradations de la fonction coût. Muppani et Adil [15] ont, dans un premier temps, appliqué un recuit simulé pour résoudre un modèle complexe d'entiers binaires, qui alloue simultanément des produits à une famille et un emplacement de stockage. Ils ont ensuite formulé le problème d'allocation basée sur les familles (classes) comme étant une programmation d'entiers

non linéaires et développé un algorithme de branchement et de liaison pour résoudre ce problème.

L'algorithme de la méthode des colonies de fourmis, dont le principe est basé sur l'utilisation d'une métaheuristique telle que la recherche tabou et l'évaluation de la forte probabilité par rapport au choix de passage (équiprobable au début mais ensuite biaisée par les couches de phéromone disponible sur chaque chemin), a été à l'origine utilisé dans la résolution du problème de voyageur de commerce et par la suite adapté aux problèmes d'optimisation combinatoire. Les travaux de Dorigo et al. [6], montrent que l'algorithme de colonies de fourmis peut très bien être utilisé dans les problèmes d'optimisation dans les entrepôts logistiques et fournir des solutions acceptables.

Récemment, Chiang et al. [4] ont développé une approche adaptative dans la résolution des problèmes (SLAP) basée sur une approche 'data-mining' (exploration des données) dans la gestion des entrepôts logistiques. Dans cette nouvelle approche 'data-mining', une nouvelle technique (AIX) est proposée et permet d'évaluer la sensibilité et la meilleure association des nouveaux produits avec les emplacements restants non affectés, et ainsi le SLAP peut être formulé et résolu comme une programmation d'entiers binaires.

Chiang et al. [4] se sont intéressés au stockage de 787 produits dans un entrepôt logistique rectangulaire composé de 21 ailes formées de 800 emplacements, chaque produit est affecté à un et un seul emplacement et les commandes sont préparées par ordre d'arrivées. L'approche proposée par Chiang et al. [4] ne traite pas le stockage de tous les produits mais juste celui d'une partie des produits (30 sur les 787 produits par exemple). Avec cette approche on constate une réduction de 4.21 % de la distance parcourue pour la préparation des commandes liée aux 30 produits. Cette approche 'data-mining' ne peut donc pas être comparée aux autres méthodes qui traitent le problème dans sa globalité à savoir le stockage de tous les 787 produits. Cruz-Dominguez et Santos-Mayorga [3] se sont intéressés à l'application de l'IA dans la résolution des problèmes d'affectation des produits dans les systèmes de vente au détail. Ils soulèvent dans leurs travaux quelques difficultés que rencontrent les produits dans les problèmes SLAP qui sont entre autres liées à la famille ou au groupement des produits, au volume de vente de chaque produit, du type et des caractéristiques de chaque produit. Ils proposent une méthode alternative combinant les méthodes réseaux de neurones et les algorithmes génétiques pour résoudre des problèmes SLAP dans un petit centre de distribution en détail.

Dans un de leurs travaux, Fontana et Nepomuceno [8] ont développé un modèle multicritère de prise de décision sur la classification des produits et la résolution des problèmes SLAP dans un entrepôt logistique. Le modèle développé est basé sur la méthode ELECTRE III, qui est une méthode issue de l'IA et dont le principe est bien détaillé dans Fontana et Nepomuceno [8]. Un des avantages de cette méthode est qu'il n'y a pas de compromis entre les contraintes et qu'il est possible de considérer plusieurs contraintes simultanément.

TABLEAU I  
Tableau comparatif des méthodes heuristiques

| Méthodes            | Principe dans le SLAP                                                                                          | Foces                                                                             | Solution                                                                                          | Complexité                                                                     |
|---------------------|----------------------------------------------------------------------------------------------------------------|-----------------------------------------------------------------------------------|---------------------------------------------------------------------------------------------------|--------------------------------------------------------------------------------|
| Recuit Simulé RS    | Recherche locale stochastique<br>Explore différentes configurations d'affectation, accepte des solutions pires | Simple et flexible<br>Eviter les minimums locaux<br>SLAP de taille moyenne        | Bonne si recuit bien paramétré<br>Pas toujours optimale<br>Solution locale que globale            | Evaluation de voisinages basiques<br>Convergence lent pour I grand<br>$O(I.N)$ |
| Recherche Tabou RT  | Recherche locale itérative avec mémoire adaptative évitant les cycles (liste tabou)                            | Flexible et efficace pour SLAP à grande dimension et contraintes multiples        | Bonne qualité<br>Converge vers de bons minima locaux                                              | Dépend du nombre de voisins<br>$O(I.V.N)$                                      |
| Colonie des fourmis | Construction de solutions via les phéromones<br>Utilisation d'une métaheuristique                              | Très efficace pour SLAP avec 'picking' (organisation multi-allées ou multi-zones) | Lent au début<br>Amélioration progressive<br>Possible optimale                                    | Coûteux pour n grand Pour A fourmis $O(I.A.N^2)$                               |
| Méthode générique   | Reproduction par sélection<br>Croisement et mutation<br>Population P et génération G                           | Très flexible<br>Hybride facile à combiner avec RS et RT                          | Bonne exploration globale<br>Qualité dépend de la diversité et du codage (risque d'optima locaux) | Evaluation de N individus<br>$O(P.G.N)$                                        |
| Entropie croisée    | Mise à jour itérative d'une distribution de probabilités via minimisation de la divergence KL                  | Très performant pour les SLAP stochastiques<br>Parallélisable et converge vite    | Recherche très globale<br>Bonne qualité Optimale atteinte                                         | Coût élevé itération I<br>Echantillonnage massif S<br>$O(I.S.N)$               |

### III. PRINCIPE DE LA MÉTHODE DE L'ENTROPIE CROISÉE

La méthode de l'entropie croisée peut être appliquée dans la résolution des problèmes d'optimisation combinatoire. Le principe général de la méthode est détaillé dans Rubinstein et Kroese [20] et la méthode est ensuite adaptée pour résoudre des problèmes d'optimisation combinatoire.

Soit  $X$  un ensemble fini d'Etats et  $S$  la fonction objectif ou score, à valeurs réelles sur  $X$ . Considérons le problème d'optimisation comme un problème de minimisation. Trouvons le minimum de  $S$  sur  $X$  et soit  $x^*$  l'état auquel ce minimum est atteint. Notons  $\beta^*$  ce minimum tel que :

$$\beta^* = S(x^*) = \min_{x \in X} S(x) \quad (1)$$

Le point de départ dans la méthodologie de la méthode de l'entropie croisée est d'associer un problème d'estimation au problème de minimisation donné ci-dessus. On commence d'une part par définir une suite de fonction indicatrice  $\mathbb{I}_{\{S(X_i) \leq \beta\}}$  sur  $X$  qui varie selon les paramètres ou les niveaux  $\beta \in \mathbb{R}$  telle que :

$$\mathbb{I}_{\{S(X_i) \leq \beta\}} := \begin{cases} 1, & \text{si } S(X_i) \leq \beta \\ 0, & \text{sinon,} \end{cases} \quad (2)$$

et d'autre part, soit  $\{\varphi(\cdot; u), u \in V\}$  une famille de fonction densité de probabilité (fddp) sur  $X$ . Cette fddp peut être discrète ou continue et est paramétrée par un paramètre (vecteur)  $u$  à valeurs réelles. Pour un certain vecteur  $v \in V$ , nous définissons l'équivalent du problème de minimisation précédent :

$$\ell(\beta) = \mathbb{P}_v(S(X_i) \leq \beta) = \sum_{x \in X} \mathbb{I}_{\{S(X_i) \leq \beta\}} \varphi(x; v) = \mathbb{E}_v \mathbb{I}_{\{S(X_i) \leq \beta\}} \quad (3)$$

qui est le problème stochastique associé au problème de minimisation donné par (1), où  $P$  est la probabilité sous laquelle l'état  $X$  a pour fddp  $\varphi(\cdot; u)$  et  $E_v$  correspond à l'espérance sous les mêmes conditions.

L'idée principale de la méthode de l'entropie croisée est d'estimer simultanément les niveaux  $\hat{\beta}_1, \hat{\beta}_2, \dots, \hat{\beta}_T$ , et les paramètres (vecteurs)  $\hat{u}_1, \hat{u}_2, \dots, \hat{u}_T$  tels que  $\hat{\beta}_T$  ait la valeur

optimale  $\beta^*$  et  $\hat{u}_T$  correspond à la plus grande densité de probabilité pour l'ensemble des états  $X$ . On procède ainsi :

- 1) On initialise  $u_0 = v$  et on choisit une quantité  $\rho \in ]0, 1[$  non nulle. L'itération  $t = 1$   
Pour tout  $u_{t-1}$  fixé, soit  $\beta_t$  le quantile d'ordre  $\rho$  de  $S(X)$  sous  $u_{t-1}$ . Alors  $\beta_t$  satisfait

$$\begin{aligned} \mathbb{P}_{u_{t-1}}(S(X) \geq \beta_t) &\geq 1 - \rho \\ \mathbb{P}_{u_{t-1}}(S(X) \leq \beta_t) &\geq \rho \end{aligned}$$

où  $X \sim \varphi(\cdot; u_{t-1})$ .

En générant un échantillon de solutions  $X^1, X^2, \dots, X^N$  à partir de la fddp  $\varphi(\cdot; u_{t-1})$ , on obtient un estimateur  $\hat{\beta}_t$  de  $\beta_t$  qui est le quantile d'ordre  $\rho$  de  $S(X)$  donné par

$$\hat{\beta}_t = S_{[\rho N]} \quad (4)$$

- 2) Pour tout  $\beta_{t-1}$  et  $u_{t-1}$  fixés,  $u_t$  est obtenu par la minimisation de la distance de Kullback-eibler, qui revient à résoudre

$$\max_u \mathbb{E}_{u_{t-1}} \mathbb{I}_{\{S(X) \leq \beta_t\}} \ln \varphi(X; u).$$

Pour tout  $\hat{\beta}_{t-1}$  et  $\hat{u}_{t-1}$  fixés, provenant de l'utilisation de l'estimation  $X^1, X^2, \dots, X^N$  et de  $u_{t-1}$ , alors  $\hat{u}_t$  correspond à la solution du problème suivant

$$\max_u D(u) := \max_u \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \mathbb{I}_{\{S(X^i) \leq \hat{\beta}_t\}} \ln \varphi(X^i; u). \quad (5)$$

- 3) Pour l'analyse de la convergence de la méthode de l'entropie croisée, on se réfère Rubinstein et Kroese [20], Dambreville [5] et Costa et al. [2].

*Remarque:* Comme indiqué dans Rubinstein et Kroese [20], au lieu de mettre à jour directement  $\hat{u}_t$  (voir l'équation (5)), il est recommandé d'utiliser la fonction suivant

$$\hat{u}_t = \delta \tilde{u}_t + (1 - \delta) \hat{u}_{t-1} \quad (6)$$

où  $\tilde{u}_t$  est la solution de l'équation (5) et  $\delta$  est un paramètre de lissage et on a de meilleurs résultats pour  $\delta$  compris entre 0.7 et 0.9. L'équation (6) nous permet de réduire la probabilité d'avoir des 0 ou des 1 dans les vecteurs paramètres lors des premières itérations.

#### IV. ENTROPIE CROISÉE ET IA : APPLICATIONS INDUSTRIELLES ET RÉSULTATS

Tout d'abord, on s'intéresse à un entrepôt logistique de distribution d'une entreprise française qui est un des leaders dans la distribution des produits de consommation. On a 503 emplacements de disponibles dans cet entrepôt et ces emplacements sont de trois types : 'picking' complet, demi-'picking' ou dynamique. On doit affecter des emplacements à 443 produits avec comme contraintes : un emplacement ne peut être affecté qu'à un et un seul produit et un produit ne peut être placé qu'à un et un seul emplacement. Les produits sont classés par famille, on a au total cinq (5) famille de produits dans notre entrepôt. Les nombres de produits par famille sont respectivement 120, 115, 109, 50 et 49. Un simple calcul d'analyse combinatoire nous permet d'affirmer qu'il y a exactement  $(120! * 115! * 109! * 50! * 49!) = 5.83 \ 10690$  solutions possibles pour notre problème d'affectation. Une des contraintes supplémentaires est que les premiers emplacements sont pour les produits de la première famille, ils sont suivis par les produits de la seconde famille et ainsi de suite jusqu'aux produits de la cinquième famille. Cette contrainte ajoutée par l'entreprise pour palier des problèmes logistiques, joue un peu sur l'efficacité de la méthode. Le problème SLAP qu'on cherche à résoudre par la méthode de l'entropie croisée est le suivant :

**Comment doit-on placer les produits dans l'entrepôt afin de minimiser la distance totale parcourue par le préparateur lors de la préparation de commandes (695 commandes au total) ?**

La distance parcourue par un préparateur pour une commande est la distance entre l'entrée et le premier produit plus la somme des distances entre chaque produit de la commande (du premier au dernier produit) auxquelles on ajoute la distance entre le dernier produit et la sortie de l'entrepôt voir figure ci-dessous : La distance totale parcourue par les préparateurs lors de la préparation de  $m$  commande données dans un entrepôt contenant  $n$  produits est égale à

$$\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m d_{ij}$$

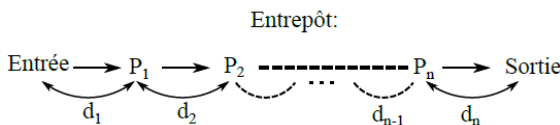


Fig. 1. Distance à parcourir pour une commande donnée

Un programme en C++ basé sur l'algorithme de la méthode de l'entropie croisée a été développé pour la résolution du problème SLAP donné ci-dessus. Plusieurs tests sur un PC classique ont été réalisés et le programme a été optimisé. A chaque itération, on regarde 1500 solutions potentielles et on garde les 300 meilleures, la solution optimale est atteinte après 1000 itérations et environ une heure et 30 minutes d'exécution. Ce résultat montre que la méthode de l'entropie croisée est très puissante et satisfaisante.

Les méthodes issues de l'IA et rappelées dans la section 2, principalement la recherche taboue dans Glover et Laguna [10], la méthode du recuit simulé introduite par Aarts et Laarhoven [1] et Kirkpatrick et al. [14], l'approche

'data-mining' de Chiang et al. [4], l'approche alternative basée sur les réseaux de neurones et les algorithmes génétiques proposée par Cruz-Dominguez et Santos-Mayorga [3], la méthode ELECTRE III développée par Fontana et Nepomuceno [8], ont en commun le fait qu'elles atteignent rarement voir jamais la solution optimale. Comme décrit dans les travaux de recherche, à la différence de la méthode de l'entropie croisée qui atteint la solution optimale, ces méthodes permettent en général d'avoir des solutions quasi-optimales. La plupart des méthodes de la section 2 proposent des alternatives et s'appliquent pour des cas particuliers des problèmes SLAP et il est donc très difficile de les comparer avec d'autres méthodes qui sont appliquées pour résoudre des problèmes SLAP généraux comme l'entropie croisée. Néanmoins, après une étude bibliographique approfondie de toutes ces méthodes et jusqu'à preuve du contraire, nous pouvons affirmer que la méthode de l'entropie croisée propose non seulement une quantité considérable de solutions satisfaisantes (la solution optimale y compris), mais tout cela en un temps relativement court.

#### V. CONCLUSION ET PERSPECTIVES

Ce travail met une fois de plus en évidence toute la difficulté pour la mise en place d'un système de gestion efficace dans les entrepôts logistiques. Nous avons rappelé dans ce travail que le problème d'optimisation lié à la gestion de stockage des produits dans les entrepôts logistiques est un problème d'optimisation combinatoire appelé Storage Location Assignment Problem (SLAP). Nous avons d'un part rappelé que plusieurs méthodes issues de l'IA ont été développées pour résoudre les problèmes de type SLAP et on a donné quelques avantages et inconvénients de ces méthodes, et d'autre part nous avons mis en évidence l'intérêt d'utiliser la méthode de l'entropie croisée. Après de nombreux tests sur des problèmes industriels réels, la méthode de l'entropie croisée fournit des résultats prometteurs avec une amélioration en moyenne de 25 % des distances totales parcourues par les opérateurs lors des opérations de préparation de commandes et le tout en un temps relativement court.

Une étude comparative montre que la méthode de l'entropie croisée, bien qu'elle soit peu utilisée dans la résolution des problèmes SLAP, fournit de très bons résultats par rapport aux méthodes citées dans la section 2. Cependant, pour pouvoir affirmer que l'entropie croisée est la meilleure, il serait judicieux d'appliquer sur un même cas industriel l'entropie croisée et plusieurs méthodes issues de l'IA (si possible) afin de dresser un tableau comparatif des résultats, du temps de calcul et des performances de toutes ces méthodes.

L'entropie croisée est une méthode puissante, efficace, simple à mettre en place. Cependant, une étude plus approfondie des paramètres de réglages de la méthode de l'entropie croisée, à savoir le quantile  $p$  et la taille  $N$  des échantillons des meilleures solutions utilisées pour mettre à jour la fonction densité de probabilité, peut nous conduire à une nette amélioration de notre méthode. On peut aussi essayer de voir comment optimiser la contrainte liée la construction et au stockage des familles de produits peut nous aider à améliorer l'efficacité de la méthode de l'entropie croisée.

## RÉFÉRENCES

- [1] E. H. L. Aarts and V. Laarhoven, Statistical cooling: A general approach to combinatorial optimization problems. *Philips J. Research*, vol. 40(4), pp. 193–226, 1985.
- [2] A. Costa, O. Dafydd, and D. Kroese, Convergence properties of the cross-entropy method for discrete optimization. *Oper. Res. Lett.*, vol. 35(5), pp. 573–580, 2007.
- [3] O. Cruz-Dominguez and R. Santos-Mayorga, Artificial intelligence applied to assigned merchandise location in retail sales systems. *South African Journal of Industrial Engineering*, vol. 27(1), pp. 112–124, 2016.
- [4] D. M. H. Chiang, C. P. Lin, and M. C. Chen, The adaptive approach for storage assignment by mining data of warehouse management system for distribution centres. *Taylor and Francis*, vol. 5(2), pp. 219–234, 2011.
- [5] F. Dambreville, Cross-entropy method : convergence issues for extended implementation. *Proceeding of the rare even simulation conference (RESIM)*, Bamberg, Germany, 2006.
- [6] M. Dorigo, V. Maniezzo, and A. Coloni, Ant system: optimization by a colony of cooperating agents. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B*, vol. 26(1), pp. 29–41, 1996.
- [7] O. Devise, J. L. Paris, S. Durieux, and P. G. Fradet, Storage assignment problem in logistics warehouse : Optimization of ‘picking’ locations by cross-entropy method. *IDMME-Virtual Concept Improve Ingegref*, Toulouse, France, pp. 1–7, 2014.
- [8] M. E. Fontana and V. S. Nepomuceno, Multi-criteria approach for products classification and their storage location assignment. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, vol. 88(9–12), pp. 3205–3216, 2016.
- [9] E. H. Frazelle, *World-Class Warehousing and Material Handling*. McGraw-Hill, New-York, 2002.
- [10] F. Glover and M. Laguna, *Tabu search*. Kluwer Academic Publishers, Norwell, MA, 1997.
- [11] D. E. Goldberg, *Genetic algorithms in search, optimization and machine learning*. Addison-Wesley Longman Publishing Co., Boston, MA, USA, 1989.
- [12] H. Hwang, W. Back, and M. Lee, Cluster algorithms for order ‘picking’ in an automated storage and retrieval system. *Int. J. Prod. Res.*, vol. 26, pp. 189–204, 1988.
- [13] AT. Keamey, *Excellence in Logistics*. ELA, Brussels, 2004.
- [14] S. Kirkpatrick, C. D. Gelatt, and P. M. Vecchi, Optimisation by simulated annealing. *America Association for the Advancement of Science*, vol. 220(4598), pp. 671–683, 1983.
- [15] V. R. Muppani and G. K. Adil, Efficient formation of storage classes for warehouse storage location assignment: A simulated annealing approach. *The International Journal of Management Science*, vol. 36(4), pp. 609–618, 2008a.
- [16] V. R. Muppani and G. K. Adil, A branch and bound algorithm for class based storage location assignment. *European Journal of Operational Research*, 189(2), pp. 492–507, 2008b.
- [17] Y. Merkurjev, G. Merkurjeva, and A. Burinskiene, Warehouse Order ‘picking’ Process. Chapter *Simulation Based studies in Logistics: Education and Applied Research*. Springer-Verlag, London, 2009.
- [18] D. M. Nguyen, H. A. Le Thi, and T. P. Dinh, Solving the multidimensional assignment problem. *J. Comb. Optim.*, vol. 27, pp. 808–823, 2012.
- [19] K. Rana, Order-‘picking’ in narrow-aisle warehouse. *Int. J. Phys. Distrib. Logist. Manage.*, vol. 29(9), pp. 9–15, 1991.
- [20] R. Y. Rubinstein and D. P. Kroese, *The Cross Entropy Method: A Unified Approach to Monte Carlo Simulation, Randomized Optimization and Machine Learning*. Springer, Verlag, 2004.
- [21] K. J. Roodbergen and R. D. Koster, Routing methods for warehouses with multiple cross aisles. *International Journal of Production Research*, vol. 39(9), pp. 1865–1883, 2001.
- [22] R. Y. Rubinstein, Combinatorial optimization, cross-entropy, ants and rares events. in S. U. Pardols and P. M. (eds), *Stochastic Optimization: Algorithms and Applications*, Kluwer, pp. 304–358, 2001a.
- [23] R. Y. Rubinstein, Combinatorial optimization via cross-entropy. In S. G. Harris and C. (eds), *Encyclopedia of Operations Research and Management Sciences*, Kluwer, pp. 102–106, 2001b.
- [24] R. Y. Rubinstein, Optimization simulation models with rares events. *European Journal of Operational Research*, vol. 99, pp. 89–112, 1997.
- [25] R. Y. Rubinstein, The cross-entropy method for combinatorial and continuous optimization. *Methodology and Computing in Applied Probability*, vol. 2, pp. 127–190, 1999.
- [26] D. Sun, L. Lin, and R. Batta, Cell formation using tabu search. *Computers and Industrial Engineering*, vol. 28(3), pp. 485–494, 1995.
- [27] L. Shi and S. Olafsson, Nested partitions method for stochastic optimization. *Methodology and Computing in Applied Probability*, vol. 2(3), pp. 271–291, 2000.
- [28] M. Ten Hompel and T. Schmidt, *Warehouse management: Automation and Organisation of Warehouse and Order ‘picking’ Systems*. Springer, Berlin, Germany, 2007.
- [29] J. Tompkins, J. White, Y. Bozer, E. Frazelle, and J. Tanchoco, *Facilities Planning*. John Wiley and Sons, New-Jersey, 2003.
- [30] H. Wu, J. Y. Yeh, and C. C. Chang, A hybrid tabu search algorithm to cell formation problem and its variants. *World Academy of Science, Engineering and Technology*, pp. 1090–1095, 2009.
- [31] J. Xie, Y. Mei, A. T. Ernst, X. Li, and A. Song, A genetic programming-based hyper-heuristic approach for storage location assignment problem. *IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC)*, pp. 3000–3007, 2014.