Optimisation par Essaim particule des systèmes de production modélisés par réseau de petri étiqueté

Hichem kmimech[1] Achref jabeur telmoudi[2] Lotfi Nabli[3]

[1,2,3] Ecole Nationale d'ingénieurs de Monastir -Tunisie

hichemkmimech@gmail.com

Résumé

A l'ère de la mondialisation et de la croissance économique, il est devenu impératif d'optimiser la conception des systèmes de production afin de garantir un maximum de profit tout en satisfaisant nombreuses contraintes telles que la qualité, la sécurité des processus de fabrication, les couts et délais. Ceci justifie l'intérêt d'utiliser un model de simulation dés les stades primitifs afin de garantir un pilotage optimal en amont. La phase conceptuelle est très complexes car elle englobe de nombreux sous problèmes nécessitant une étude spécifique. Dans ce papier, nous nous intéressons au problème d'allocation des ressources pour des systèmes modélisés par réseau de pétri étiquetée LPN. Dans ce cas, la recherche d'optimum se heurte a un vaste champ d'exploration incluant un grand nombre de solutions sous optimales. Pour remédier a ce problème, nous proposons une démarche qui couple la recherche de marquage minimale initiale MIM avec la méta-heuristique Essaim particule PSO qui s'avère particulièrement efficace en termes de calcul et de résultats.

Mots Clef

Réseau de Petri étiqueté, optimisation, essaims particules, marquage initiale.

Abstract

In the era of globalization and economic growth, it has become imperative to optimize the design of production systems to ensure maximum profit while meeting many constraints such as quality, safety of manufacturing processes, the costs and deadlines. This justifies the interest of using a simulation model from primitive stages in order to guarantee optimal control upstream. The conceptual phase is very complex because it includes many sub-problems requiring a specific study. In this paper, we are interested in the problem of resource allocation for LPN-tagged systems. In this case, the search for optimum faces a vast field of exploration including a large number of suboptimal solutions. To remedy this problem, we propose an approach that combines the initial minimal marking search MIM with the meta-heuristic PSO particle swarm that proves particularly effective in terms of calculation and results.

Keywords

Labeled Petri Nets, optimization, particle swarm, initial marking(s).

1 Introduction

En raison de modernisation, divers systèmes doivent garantir des exigences de disponibilité, de continuité de service ,d'hétérogénéité des trafics, de robustesse et de qualité de service des applications visées parfois dans un contexte de forte mobilité. Parmi eux, nous nous intéressons a la chaine de production ou il est question de partager les ressources (stocks, machines, robots ….) et les capacités de production de façon optimale, et faire de l'allocation de ressources a la demande. Généralement, le problème d'allocation des ressources est apparu dans le but d'améliorer la performance globale sous contraintes liées au marché. Elle consiste primordialement a l'optimisation de la disponibilité des machines donc implicitement d'autres paramètres tels que le couts , délai de production et les pré-allocations .L'allocation des ressources est souvent traité dans la littérature ,la continuité de la production est un objectif commun dont le but est de définir une procédure d'orientation de la production. On peut particulièrement citer les travaux de (1) dont les auteurs ont posé la problématique de conception et d'optimisation d'allocation de ressources dans les lignes d'usinage reconfigurables ;de (2) qui présente un système intelligent de gestion de données de ressources induite par répartition tout en visant a fournir une efficience décisionnelle pour l'allocation des ressources en temps opportun. Dans les travaux basés sur les réseaux de petri ,le problème d'allocation des ressources intervient en temps que champ d'application parmi plusieurs problèmes traités. En effet ces travaux s'intéressent a des fondements théoriques dans des cas généraux. Le problème d'allocation de ressources intervient dans les travaux de (3) et (4) comme champ d'application des problèmes d'estimation de marquage initiale d'un rdp modélisant un processus donné. Tout en se basant sur les travaux précédemment cités,(5),(6)ont proposé une approche générale de minimisation d'allocation des ressources .Dans ce papier , nous proposons une nouvelle approche d'estimation de MIM en respectant l'algorithme proposé auquel nous couplons et adaptons la méta-heuristique PSO, l'objectif étant de réduire le temps de calcul pour des cas complexes . Le reste de l'article est organisée comme suit :

1.1 Terminologie

Dans cette section nous passons en revue les définitions de base ainsi que la terminologie utilisée tout au long de ce papier.

R = < P, T, Pré, Post >

P : ensemble de Places

T : ensemble de Transitions

Pré : Application $P \times T \rightarrow \mathbb{N}$: incidence avant

Post : Application $P \times T \rightarrow \mathbb{N}$: incidence arrière

Places : p est une place d'entrée de t si Pré (p, t) > 0
P est une place de sortie de t si Post (p, t) > 0

Transitions : t est une transition d'entrée de p si Post (p, t) > 0
t est une transition de sortie de p si Pré (p, t) > 0

Pré (., t) et Post (., t) sont des vecteurs colonnes associés à une transition t.

Pré (p, .) et Post (p, .) sont des vecteurs lignes associés à une place p.

$\forall$ p $\in$ P, M(p) $\geq$ Pré (p, t)

Notation « M(t > » ce qui signifie que t est franchissable

M'(p) = M(p) + Post (p, t) – Pré (p, t)

Soit M' = M + Post (., t) – Pré (., t)

La matrice d'incidence est régit par :

C : $P \times T \rightarrow \mathbb{Z}$ défini par :

$\forall$ p $\in$ P, $\forall$ t $\in$ T, C (p, t) = Post (p, t) – Pré (p, t)

Les travaux de [1] on permit d'évaluer le marquage initiale minimale de manière récursive via :

$\mathbf{M_{0\,j+1} = Max\ \{ M_{0\,j} + B_{\,j-1}\ ,\ B\text{-}\ (\ :\ ,\ t_{\,i\,j}\ )\ \}\ \text{-}\ B_{\,j-1}}$

Dans ce qui suit cette formule sera notre fonction objective

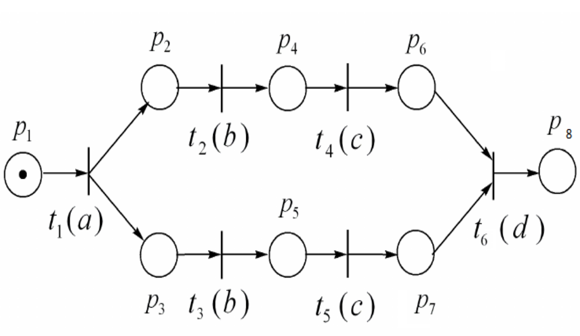

Fig.1 RDP Etiqueté

1.2 Méthaheuristique

La technique PSO s'inspire du comportement naturel des animaux lors de leur déplacement en groupe en quête de nourriture .Chaque individu est disposé de manière aléatoire et homogène qui par analogie sera nommé particule, qui se déplace dans l'hyper espace de solution potentielle. Une mémoire est alloué pour la meilleur position visitée d'une particule ainsi que sa capacité de communiquer avec son entourage. Grace a ces informations une particule suit une tendance fondé d'une part sur un retour a sa meilleur position ou solution optimale et d'autre part par son mimétisme comparé aux autres solutions de son voisinage .Sur la base d'optimum locaux et empirique, l'ensemble des particules converge naturellement vers un optimum globale du problème [7]

L'algorithme de base est très simple :

On note g la meilleure position connue de l'essaim et f(x) la fonction qui calcule le critère de x.

Pour chaque particule :

On initialise sa position

On initialise sa meilleure position p connue comme étant sa position initiale

Si f(p) < f(g), on met à jour la meilleure position de l'essaim

On initialise la vitesse de la particule.

Tant que l'on n'a pas atteint l'itération maximum ou une certaine valeur du critère :

Pour chaque particule i :

On tire aléatoire c2 et c3

On met à jour la vitesse de la particule suivant la formule vue précédemment

On met à jour la position xi

Si $f(x_i) < f(p_i)$,

On met à jour la meilleure position de la particule

Si $f(p_i) < f(g)$, on met à jour la meilleure position de l'essaim
g est l'optimum
Fin

$\mathbf{f = M_{0\,j+1} = Max\ \{ M_{0\,j} + B_{\,j-1}\ ,\ B\text{-}\ (\ :\ ,\ t_{\,i\,j}\ )\ \}\ \text{-}\ B_{\,j-1}}$

Dans ce qui suit un organigramme du mécanisme de recherche de la méta heuristique PSO.

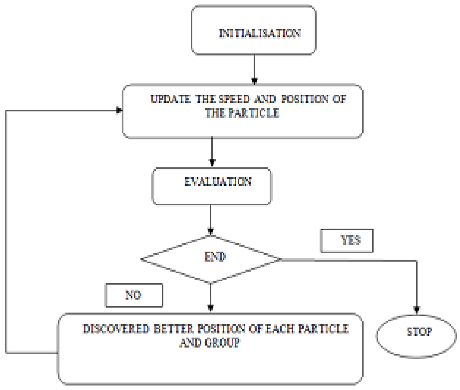

Fig.2 Organigramme PSO

2 Configuration et adaptation

L'algorithme de base de la P.S.O. travaille sur une population appelée *essaim* de solutions possibles, elles-mêmes appelées *particules*. Ces particules sont placées aléatoirement dans l'espace de recherche de la fonction objectif. A chaque itération, les particules se déplacent en prenant en compte leur meilleure position (déplacement égoïste) mais aussi la meilleure position de son voisinage (déplacement panurgien).Dans les faits, on calcule la nouvelle vitesse à partir de la formule suivante

Vk+1 = c1*Vk + c2 *(bestparticule - positionparticule) + c3 *(bestvoisin - positionparticule)

Où : Vk+1 et Vk sont les vitesses de la particule aux itérations k et k+1.

bestparticule est la meilleure position de la particule

bestvoisin est la meilleure position de son voisinage à l'itération k

positionparticule est la position de la particule à l'itération k

c1, c2, c3 sont des coefficients fixés, c2 est généré aléatoirement à chaque itération et, en général, c3 = c2

On peut ensuite déterminer la position suivante de la particule grâce à la vitesse que l'on vient de calculer :

Xk+1 =Xk + Vk+1

Où : Xk est la position de la particule à l'itération k

On génère X0 et V0 au début de notre algorithme.

3 Algorithme

Repeter
 Pour i=1jusqu'a nb faire
  Si $(f(x_i))> Pbest_i$ alors
   $Pbest_i = f(x_i)$
   $x\ best_i = x_i$
  Fin si

  Si $(f(x_i))> Vbest_i$ alors
   $Vbest_i = f(x_i)$
   $x\ Vest_i = x_i$
 Fin si
Fin pour

Pour i=1jusqu'a nb faire
$V_i = k(v_i + \acute{\rho}_1 (x\ best_i - x_i) + \acute{\rho}_2 (x\ Vest_i - x_i))$
Fin pour
Jusqu'a (fitness proche de Best_Val ou max_iter ou v proche de zero)

4 Simulation et résultats

Dans le cas des réseaux de petri étiqueté , un label est associé a chaque transition , ainsi ,l'ordonnancement d'un mot correspond a l'ensemble des combinaisons possibles relatives ,de ce faite , il faut générer toute les possibilités de séquence de tir puis faire les calculs pour estimer le MIM , nous considérons donc que chaque séquence de vecteur de tir correspond a une particule donc a une solution potentielle a l'état initiale .

4.1 Illustration

Considérons la structure PN de la figure 1, où nous associons à chaque transition une étiquette. Nous considérons la séquence d'étiquettes aabc qui se répète n fois pour une longueur maximale de 32 et ensuite calculer l'ensemble des estimations MIM en utilisant Algorithm, pour chaque vecteur de tir. Sur la figure, nous représentons le nombre d'estimations de marquage initial par rapport à la longueur de la séquence d'étiquettes

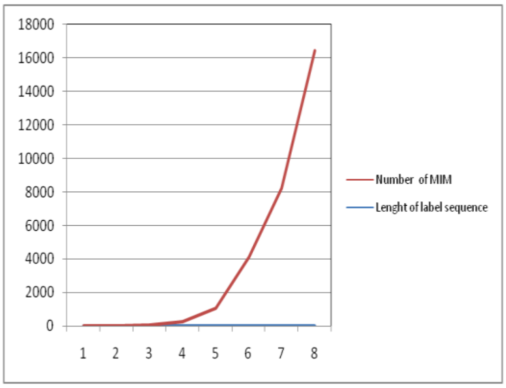

Fig.3 MIM relative a la longuer d'un mot

La complexité de l'algorithme est polynomiale pour des longueurs de séquence courte, mais elle est exponentiel pour des cas plus complexes [3] ce qui rend les calculs plus longs; Il serait donc intéressant d'exploiter une heuristique pour réduire le temps de recherche du MIM.

Le couplage de l'algorithme d'évaluation avec PSO permet de réduire le calcul en proposant des portes de sortie. En effet, des solutions optimales ou sous-optimales sont construites progressivement et un coefficient de confiance leur a donné lorsque la vitesse d'une particule reste constante et proche de zéro, et que son aptitude est acceptable, la recherche s'arrête.

4.2 Resultats

Nous déterminons le temps de calcul associé à la recherche séquentielle du MIM, puis nous reprenons le même exemple mais avec l'algorithme associé à PSO. Nous dessinons le graphique suivant qui illustre le temps nécessaire pour l'identification du MIM avec chacune des méthodes

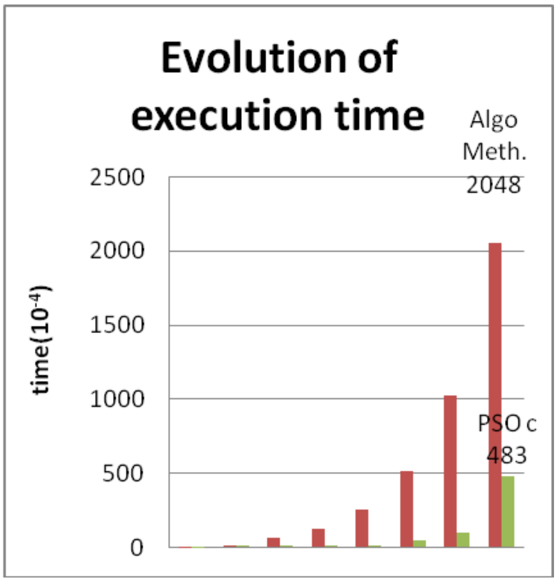

Fig.4 Evolution du temps d'execution

La figure illustre l'évolution du temps d'exécution par rapport à la recherche du marquage minimum pour différents vecteurs de tir, on remarque que pour une séquence courte, on retrouve une superposition des deux courbes, d'un autre côté l'écart augmente proportionnellement à l'augmentation de la longueur de la séquence, cela est dû au nombre de combinaisons qui augmentent donc à plus de calculs. De plus, la méthode de calcul basée sur PSO permet de renvoyer une solution ou une approximation dans un délai plus court. Il est clair que cette méthode converge plus vite car un calcul séquentiel nécessite une exploration totale de l'espace de solution, par contre, une solution construite via PSO peut être retenue si la variation du facteur de vitesse est presque nulle ou le fitness acceptable.

5 Conclusion

Dans cet article, nous avons proposé un codage spécifique et une adaptation du PSO pour résoudre le problème MIM dans les réseaux de Petri étiquetés. Une application simple typique a montré la perspective potentielle et prometteuse de notre approche. Les résultats confirment la convergence rapide et la fiabilité de la solution proposée, ce qui nécessite davantage d'investigations pour confirmer l'adaptabilité de la méthode aux problèmes de grande ampleur. Nos premières expériences ont montré une efficacité en termes de résultats et seront publiées dans nos prochains travaux.

Bibliographie

[1] Essafi, M., Delorme, X., Dolgui A. et Guschinskaya, O., 2010. A MIP approach for balancing transfer line with complex industrial constraints. Computers & Industrial Engineering, 58(3), 393-400.

.

[2] Lee, C. K. H., Choy, K. L., Law, K. M. Y., & Ho, G. T. S. (2014). Application of intelligent data management in resource allocation for effective operation of manufacturing systems. Journal of Manufacturing Systems.

[3] Li, L., & Hadjicostis, C. N. (2013). Minimum initial marking estimation in labeled Petri nets. Automatic Control, IEEE Transactions on, 58(1), 198-203.

[4] Giua A., "Petri net state estimatorsbased on event observation", Proc. 36th IEEEInt. Conf. Decision Control, pp.4086 -4091 1997

[5] Giua A., "Petri net state estimatorsbased on event observation", Proc. 36th IEEEInt. Conf. Decision Control, pp.4086 -4091 1997

[6] Giua A., C. Seatzu and D. Corona "Marking estimation of Petrinets with silent transitions", IEEE Trans. Autom.Control, vol. 52, no. 9, pp.1695 -1699 2007

[7] Shi, Y., & Eberhart, R. (1999). Empirical study of particle swarm optimization. In: Proceedings of congress on evolutionary computation(pp.1945–1950)