ORDONNANCEMENT SOUS TARIFICATION DYNAMIQUE



Encadrants: Eric Angel, Vincent Chau, Feng Chu

Réalisés par : Billane Elmehdi, Erehaihi Sayfe-din, Taleb Anas

Filiere: M1 CNS Annee: 2024/2025

Contexte

Dans un environnement industriel, les machines de production consomment une quantité importante d'énergie électrique. Avec l'adoption croissante de tarifs dynamiques d'électricité (par exemple, heures pleines/creuses ou tarification temps réel), le coût d'utilisation des machines varie selon le moment de la journée.

Ainsi, exécuter une tâche à un certain moment peut être deux à trois fois plus cher qu'à un autre. Cela pose un défi majeur aux responsables de production : faut-il produire vite ou produire au moment le moins coûteux ?

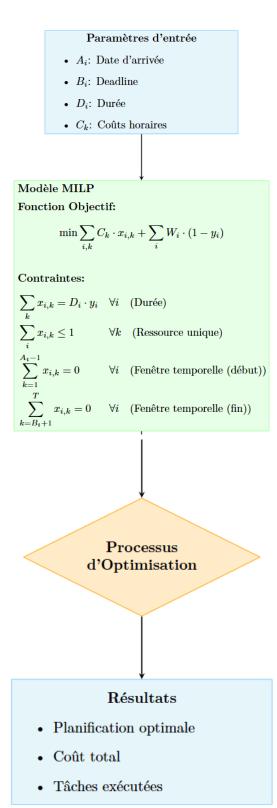
Objectif

L'objectif est de planifier l'exécution des tâches en respectant certaines contraintes (délais, priorités) et en optimisant des critères de performance (délais, taux d'achèvement, etc.).

Méthodologie

Approche Mathématique

Ce travail propose un modèle mixte en nombres entiers (MILP) pour résoudre un problème d'ordonnancement dynamique dans des systèmes critiques.



Approche Heuristique

Les heuristiques sont des méthodes intelligentes et rapides pour résoudre des problèmes complexes d'ordonnancement, en trouvant des solutions réalistes sans garantir l'optimalité.

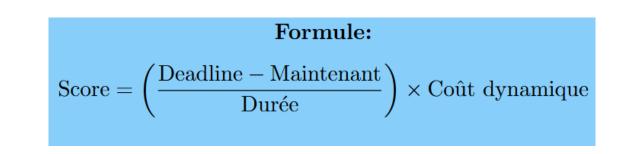
Approches Classiques (EDF, LLF, SPT)

Les heuristiques classiques telles que **EDF** (Earliest Deadline First), **LLF** (Least Laxity First) et **SPT** (Shortest Processing Time) sont des méthodes éprouvées optimisées pour des critères spécifiques, mais souvent limitées à une dimension unique.

Ces méthodes, bien qu'efficaces dans leur domaine, négligent souvent les coûts dynamiques ou les compromis multi-critères.

Heuristique DCS (Dynamic Cost-aware Scheduling)

L'heuristique personnalisée intègre coûts variables, urgences, et durées pour une décision équilibrée et économique. Elle calcule un score pour chaque tâche :



Cette approche surpasse les méthodes classiques en optimisant simultanément coûts et délais, idéale pour les systèmes énergétiques ou industriels soumis à des tarifs variables.

Approche Métaheuristiques

Les métaheuristiques permettent d'obtenir des solutions de haute qualité pour des problèmes complexes comme l'ordonnancement, sans garantir l'optimalité mais en évitant les pièges des approches classiques.

Recherche Tabou

Méthode basée sur la recherche locale, intégrant une mémoire pour éviter les cycles et améliorer progressivement la solution.

Algorithme Génétique

Inspiré de l'évolution naturelle, il fait évoluer une population de solutions par sélection, croisement et mutation.

Résultat

Génération des données

Paramètres par tâche (tirage aléatoire contrôlé):

— A_i (Date d'arrivée) $\in [0, 100]$ — D_i (Durée) $\in [10, 80]$, avec $D_i > 0$

— B_i (Deadline) $\geq A_i + D_i + \delta$, avec $\delta \in [1, 10]$, borné à 100

— W_i (Poids / priorité) \in [50, 500]

Ces paramètres assurent une bonne diversité des scénarios tout en respectant des contraintes réalistes de planification.

Protocoles d'expérimentation :

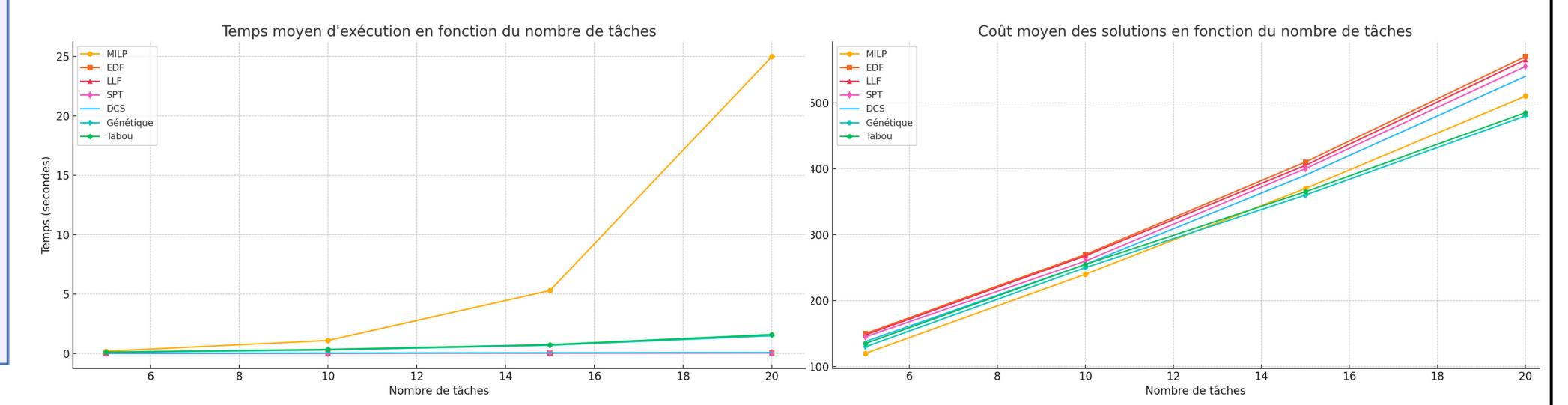
Groupe	Nombre de tâches (n)	Instances générées
G1	5	50
G2	10	50
G3	15	50
G4	20	50

Total : 200 instances testées.

Les résultats montrent que l'approche MILP fournit les meilleurs coûts, mais devient rapidement impraticable au-delà de 15 tâches.

Les heuristiques (EDF, LLF, SPT, DCS) sont très rapides mais génèrent des coûts plus élevés.

Les métaheuristiques (Génétique, Tabou) offrent un bon compromis entre performance et qualité, avec un temps raisonnable et un coût proche de l'optimal.



Conclusion

Ce travail compare plusieurs approches d'ordonnancement sous tarification dynamique.

L'approche MILP fournit des résultats optimaux mais devient rapidement coûteuse. Les heuristiques (EDF, LLF, SPT) sont très rapides, mais moins efficaces en termes de qualité. L'heuristique DCS améliore cet équilibre.

Les métaheuristiques offrent un bon compromis entre performance et temps de calcul. Ces résultats encouragent l'intégration de solutions intelligentes dans les systèmes de production soumis à des contraintes énergétiques.

Références

- [1] Daniele Catanzaro, Raffaele Pesenti, and Roberto Ronco. Job scheduling under time-of-use energy tariffs for sustainable manufacturing: a survey. European Journal of Operational Research, 308(3):1091–1109, 2023.
- [2] Bo Chen and Xiandong Zhang. Scheduling with time-of-use costs. European Journal of Operational Research, 274(3):900-908, 2019.
- [3] Lin Chen, Nicole Megow, Roman Rischke, Leen Stougie, and José Verschae. Optimal algorithms for scheduling under time-of-use tariffs. Annals of Operations Research, 304:85–107, 2021.