

Proposition de sujet de thèse

Méthodes d'optimisation dynamique pour l'ordonnancement d'atelier

UMR de rattachement	LIMOS, UMR CNRS 6158, Mines Saint-Etienne
Directeur de thèse	Xavier Delorme
Co-encadrant	Damien Lamy
Ecole doctorale	EDSIS 488
Financement de la thèse	CIFRE avec la société Astree Software
Mots clés	Ordonnancement, optimisation dynamique, recherche opérationnelle
Date de début	--

Contexte industriel

La société Astree Software est un acteur français de l'usine du futur et éditeur du logiciel MES (Manufacturing Execution System) Aquilib fonctionnant en technologie full web et répondant aux besoins de dématérialisation des opérations de production. Développé par module, Aquilib intègre un outil d'ordonnancement, Aquilibo, permettant à la personne en charge de la planification de construire automatiquement un ordonnancement de la meilleure qualité possible en un laps de temps limité au regard d'un certain nombre de contraintes qui auront été paramétrées/programmées pendant la construction du projet. De manière générale, chaque industriel organise la production qu'il va réaliser en opérations, qui doivent ensuite être planifiées dans le temps et sur les machines disponibles, tout en respectant un certain nombre de contraintes. Cet outil est à ce jour employé par des industriels issus de secteurs d'activités très différents, et ayant des contraintes de production elles-aussi variées. Ainsi, il est déployé chez des industriels du secteur des adhésifs, de la domotique, du packaging, de la plasturgie, de la tôlerie, ou encore de l'aéronautique. Si des contraintes sont généralement communes à certains de ces industriels (respect de gammes opératoires, compatibilité des machines, dates de livraisons, etc.), de nombreuses sont aussi propres à leur outil de production (fenêtres de temps, regroupements par code matière, gestion de la sous-traitance, etc.). Au-delà des contraintes, les objectifs peuvent concerner la minimisation de la date de fin des opérations, du nombre d'ordres de fabrication en retard par rapport à leur date de butée, du nombre de changements d'outils sur une machine, etc.

Aujourd'hui, la solution proposée par l'entreprise est relativement statique : un ordonnancement est produit à une date donnée et reste figé dans le temps. Cependant les systèmes de production sont rarement statiques et sont soumis à un ensemble d'événements aléatoires qui peuvent induire des dérives sur l'ordonnancement initialement prévu. De par la remontée d'informations issues du terrain, il est actuellement possible de lever des alertes lorsque l'ordonnancement n'est plus en cohérence avec les contraintes exprimées. Cependant, au-delà de la détection d'une telle situation, il est essentiel pour les industriels de pouvoir réordonnancer rapidement et efficacement leur production. Or, l'ensemble des données remontées vers le MES peuvent également être utilisées pour aider au réordonnancement lorsque des aléas interviennent ou pour anticiper le comportement du système et ainsi proposer des ordonnancements de meilleure qualité et plus robustes, qui reposent sur des connaissances basées sur l'ensemble des données en provenance du terrain. Fort de ces informations, il est alors envisageable de proposer une approche d'optimisation dynamique afin de produire des ordonnancements de meilleure qualité et pouvant évoluer avec les contraintes aléatoires auxquelles sont soumis les systèmes de production.

Descriptif de la thèse

Ce sujet propose de s'intéresser à l'utilisation des méthodes d'optimisation dynamique pour des problèmes d'ordonnancement d'atelier. En effet, les méthodes actuellement implémentées dans le module d'ordonnancement permettent la définition de solutions dans un contexte purement prédictif. Cependant, les systèmes de production sont dynamiques et les solutions proposées à un instant donné, quand bien même de bonne qualité, sont tributaires de l'environnement dans lequel elles sont mises en œuvre, notamment de par l'évolution du marché et du comportement des clients ainsi que de par la présence d'événements aléatoires que cela soit des indisponibilités sur une ressource, de

nouveaux ordres de fabrication à écouler, etc. ce qui nécessite de la part des industriels d'être en capacité de réagir rapidement aux différentes demandes [1]. L'ordonnancement en cours d'exécution lorsque ces événements interviennent peut rapidement ne plus correspondre aux nouvelles contraintes du système. Différentes approches ont été proposées sur ce type de problème [2, 3]. Elles concernent généralement soit la mise en place de règles de gestion qui visent à maintenir l'ordonnancement le plus stable possible ou la mise en place de méthodes réactives qui consistent à proposer un nouvel ordonnancement après application d'un algorithme exact ou approché (heuristiques, metaheuristiques). Peu de travaux font mention d'optimisation dynamique pour l'ordonnancement [4]. Ces approches consistent généralement à appliquer, en parallèle de la solution en cours d'exécution, une méthode d'optimisation en continue afin de bénéficier du temps pendant lequel aucun événement ne survient. Ainsi, lorsqu'une nouvelle solution doit être envisagée, l'outil d'optimisation est à même d'en proposer une instantanément, ou à défaut, plus rapidement que s'il fallait appliquer la méthode d'optimisation à la demande. Ces méthodes doivent notamment prendre en compte les conséquences des décisions et actions entreprises [5], et peuvent également bénéficier d'apprentissage afin d'améliorer leur comportement [6].

Plusieurs difficultés supplémentaires sont à considérer :

- Identifier les données pertinentes à exploiter pour déterminer un nouvel ordonnancement dans un contexte dynamique et étudier le dimensionnement des ressources de stockage et de calcul nécessaires à la mise en œuvre d'une approche d'optimisation dynamique ;
- Déterminer à quel moment le nouvel ordonnancement doit prendre le pas sur le précédent (i.e. des changements trop fréquents peuvent induire des difficultés au sein de l'atelier) ;
- Proposer des méthodologies de modélisation et des algorithmes d'optimisation reposant sur des outils d'apprentissage afin de proposer des ordonnancements bénéficiant d'informations passées et qui puissent être mis à jour sans provoquer de modifications majeures. Etudier la pertinence de privilégier (i) le calcul d'informations en vue de l'exécution d'une méthode de résolution lorsque l'ordonnancement doit changer sur (ii) l'optimisation continue sur un horizon glissant mais permettant une implémentation immédiate lorsqu'elle sera souhaitée.

Résultats attendus

Des méthodes d'optimisation seront étudiées pour le problème. Les approches proposées seront évaluées expérimentalement, et pourront être validées sur des cas d'études. Des couplages simulation/optimisation pourront être envisagés à cette fin.

Compte tenu de la diversité des problèmes traités, l'approche de résolution se voudra générique afin de pouvoir être implémentée facilement sur les nouveaux cas industriels qui se présenteront.

Les travaux seront valorisés par la publication d'articles scientifiques en journaux et en conférences.

Profil du candidat

Ingénieur et/ou Master de recherche français ou européen avec une coloration Génie Industriel ou Recherche Opérationnelle.

La personne recrutée devra disposer des compétences suivantes :

- Modélisation de problèmes ;
- Recherche opérationnelle ;
- Méthodes d'optimisation exactes ou approchées.

Des connaissances complémentaires dans l'un des domaines suivants seraient appréciées :

- Analyse de données ;
- Data/pattern mining.

Le candidat devra être motivé par l'aspect applicatif et le développement informatique.

Candidature

Le dossier de candidature devra comporter :

- Un CV ;
- Une lettre de motivation ;
- Relevés de notes des deux dernières années de formation ;
- Lettres de recommandation.

Le dossier est à envoyer par courrier électronique à: damien.lamy@emse.fr

Bibliographie

1. Rossit D, Tohmé F (2018) Scheduling research contributions to Smart manufacturing. *Manufacturing Letters* 15:111–114. <https://doi.org/10.1016/j.mfglet.2017.12.005>
2. Ouelhadj D, Petrovic S (2009) A survey of dynamic scheduling in manufacturing systems. *Journal of Scheduling* 12:417–431. <https://doi.org/10.1007/s10951-008-0090-8>
3. Mohan J, Lanka K, Rao AN (2019) A Review of Dynamic Job Shop Scheduling Techniques. *Procedia Manufacturing* 30:34–39. <https://doi.org/10.1016/j.promfg.2019.02.006>
4. Ning T, Huang M, Liang X, Jin H (2016) A novel dynamic scheduling strategy for solving flexible job-shop problems. *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing* 7:721–729. <https://doi.org/10.1007/s12652-016-0370-7>
5. Bosman PAN, La Poutré H (2007) Learning and Anticipation in Online Dynamic Optimization with Evolutionary Algorithms: The Stochastic Case. 8
6. Nguyen TT, Yang S, Branke J (2012) Evolutionary dynamic optimization: A survey of the state of the art. *Swarm and Evolutionary Computation* 6:1–24. <https://doi.org/10.1016/j.swevo.2012.05.001>