



Proposition de Sujet de thèse

Société Vekia, Lille

Université de Lille, laboratoire CRISTAL



Modélisation, simulation et optimisation d'une *supply chain* multi-échelle

Contexte de la thèse

Le sujet de thèse proposé sera préparé en collaboration avec l'entreprise Vekia (Lille) et l'équipe ORKAD du laboratoire CRISTAL. Ce nouveau sujet, fait suite à la thèse de Rabin Sahu, en cours de finalisation et réalisée dans le même contexte.

Vekia

Vekia est une startup Lilloise d'une quarantaine de personnes, fondée en 2008 sur l'idée d'utiliser les algorithmes issus de l'Intelligence Artificielle pour piloter automatiquement et optimalement la chaîne d'approvisionnement (Supply Chain) de grands groupes : « le bon stock au bon endroit, au bon moment ».

L'importance fondamentale d'avoir une Supply Chain saine et efficace, pour les entreprises elles-mêmes ou bien au niveau mondial (écologie, économies liées aux transports) fait de l'offre Vekia une réponse importante à un problème critique. Historiquement ses clients principaux sont issus du monde du retail (textile, magasins de bricolage, ...). Aujourd'hui l'activité de Vekia veut s'étendre à d'autres secteurs également, comme la distribution pharmaceutique ou les pièces détachées.

Pour tous ses clients, Vekia propose une solution SaaS qui permet de prévoir les besoins aux différents nœuds de la Supply Chain (principalement les magasins), puis d'en déduire les commandes d'approvisionnement vers les entités amonts comme les entrepôts ou les fournisseurs. La solution comporte également de nombreux alerteurs, outils de surveillance ou de pilotage qui facilitent le métier des approvisionneurs.

La proposition de valeur de Vekia se décline selon plusieurs aspects : une promesse de qualité supérieure des ordres de transfert, l'exploitation par l'IA d'une grande variété de données, un pilotage simplifié et l'automatisation des tâches répétitives.

A terme, l'ambition de Vekia est d'opérer en quasi-autonomie l'intégralité des Supply Chain les plus complexes.

Equipe ORKAD, CRISTAL, Université de Lille

ORKAD (Operational Research, Knowledge and Data) est une équipe de recherche du groupe thématique OPTIMA du laboratoire CRISTAL (Univ. Lille, CNRS, Centrale Lille - UMR 9189) - <https://www.cristal.univ-lille.fr/equipes/orkad/>

L'objectif principal de l'équipe ORKAD est d'exploiter simultanément l'optimisation combinatoire et l'extraction de connaissances pour résoudre des problèmes d'optimisation. Bien que les deux domaines scientifiques se soient développés plus ou moins indépendamment, la synergie entre l'optimisation combinatoire et l'extraction de connaissances offre la possibilité d'améliorer les performances et l'autonomie des méthodes d'optimisation grâce aux connaissances et, d'autre part, de résoudre efficacement les problèmes d'extraction de connaissances grâce aux méthodes de recherche opérationnelle [Corne et al. 2012], [Dhaenens-Jourdan2019]. Nos approches sont principalement basées sur l'optimisation combinatoire mono et multi-objectif. Les travaux de recherche de l'équipe sont à la fois académiques, mais également en coopération avec des hôpitaux

de la région (CHU Lille et GHICL) et des entreprises (Alicante, Meilleureassurance.com, OVH, Vekia). C'est dans ce contexte que se déroule cette thèse.

Contexte général – Problématique chez Vekia

Dans une supply chain multi-échelons, les marchandises proviennent de fournisseurs externes et sont transportées de nœuds en nœuds (entrepôts nationaux, régionaux, locaux...) jusqu'aux points de vente où elles quittent la supply chain dans les mains des clients, externes au système.

Les ordres de transfert des marchandises d'un nœud à l'autre sont issus de procédures devant tenir compte à la fois d'aspects locaux et globaux.

Les aspects locaux sont par exemple le maintien d'un taux de service sur un horizon court, des contraintes de capacité de réception ou de transport, une optimisation des coûts liés au stock, etc.

Ces aspects sont typiquement gérés par un "moteur de commande" local à chaque nœud, qui prend des décisions en se basant sur un modèle local de la supply chain : essentiellement les nœuds parents immédiats et les règles physiques de l'évolution d'un stock en fonction des ventes, réceptions, etc.

Ce modèle local, associé à une prévision de la demande au nœud en question, permet de simuler l'avenir local du nœud sur une courte période de temps, simulation servant alors de base pour la prise de décision.

Les aspects globaux nécessitent quant à eux une vision plus générale ainsi que des prévisions à horizon plus lointain et granularité plus grosse.

Par exemple, pour certains articles le choix du fournisseur doit être effectué basé sur un volume de vente annuel estimé.

Afin de garantir un fonctionnement global optimal, les paramètres des moteurs locaux doivent ainsi être ajustés à partir d'un modèle global et grande échelle de la supply chain.

Ainsi vue comme un système dynamique, la supply chain multi-échelon propose deux challenges majeurs qui concernent d'une part le modèle et d'autre part le contrôle.

Le modèle

Le premier challenge est celui du modèle lui-même et de ses paramètres.

Les moteurs locaux (single echelon) comme globaux (multi echelons) nécessitent donc des modèles de la supply chain ainsi que des prévisions, mais à diverses échelles.

Ceci pose fondamentalement le problème de la cohérence :

- cohérence des différents modèles et des informations qu'ils véhiculent,
- cohérence des prévisions.

En particulier, en ce qui concerne les prévisions, l'approche aujourd'hui utilisée se base sur des algorithmes de Machine Learning qui extrapolent dans le futur les historiques d'activités propres à chaque nœud, engendrant les problèmes de cohérence suivants :

1. Les différentes prévisions qui sont effectuées le sont de manière plus ou moins indépendantes les unes des autres et ne sont donc pas cohérentes entre elles.
2. Puisque les algorithmes de ML apprennent en se basant sur les activités passées, les prévisions ne peuvent tenir compte de changements de comportement futurs, par exemple ceux liés à d'un changement de topologie.
3. Enfin il est difficile dans une approche Machine Learning de tenir compte d'informations ponctuelles tangibles: par exemple, si un entrepôt est relié à 10 magasins et que certaines commandes de ces magasins sont déjà connues, comment mettre à jour les prévisions

fournies par le ML? A l'avenir la Supply Chain va se doter de plus en plus de systèmes d'informations exhaustifs et de capteurs en temps réel (IoT) qui permettront d'avoir énormément d'informations dont il conviendra de tenir compte de manière directe.

Pour répondre à cette problématique de cohérence, une approche possible est de remplacer les modèles multiples et partiels par un modèle global unique et complet: un jumeau digital (digital twin).

Connecté à un flux d'informations provenant de la supply réelle, le jumeau en serait une représentation probabilisée et mise à jour en temps réel.

Il assurerait par construction une cohérence globale des comportements simulés et des informations. Ainsi les prévisions aux nœuds internes seraient effectuées par simulation du comportement de la supply à partir des prévisions de la demande externe uniquement. De la même manière, toute information peut être directement exploitée à partir du moment où celle-ci est exprimable dans le modèle.

Cette approche de simulation pose cependant plusieurs questions et défis:

1. La divergence entre simulation et réalité elle suffisamment lente pour être utile, i.e., y a-t-il un nombre de pas de temps au delà duquel l'approche s'effondre ?
2. Comment répondre aux défis du temps de calcul pour des simulations à horizon long ?
3. Quelle architecture logicielle adopter pour construire une boîte à outils généraliste permettant de simuler tout type de supply chain et d'intégrer une grande variété d'informations et de dynamiques?

Le contrôle

Le deuxième problème fondamental est celui du contrôle optimal des paramètres.

Les KPI (Key Performance Indicators) d'une supply chain sont connus : on peut citer le taux de disponibilité des marchandises aux différents nœuds, le niveau de stock, les coûts de transports ou les taux de remplissage des camions.

On peut raffiner ces KPIs en intégrant également des coûts écologiques, ou des coûts liés au bien être des personnels de la supply, par exemple.

Déterminer les paramètres optimaux ouvre de nombreuses questions:

1. faut-il régler les paramètres sur la base d'un simulateur plus ou moins précis du système, et si oui, ce simulateur doit-il ou peut-il être le même que le digital twin ?
2. au contraire peut-on ou faut-il baser l'optimisation sur les résultats effectifs provenant de la supply chain réelle ?
3. comment contrôler les paramètres tout en assurant une forme de continuité ? En effet un changement dans la supply chain, par exemple l'ouverture d'un magasin, ne doit pas provoquer un changement abrupt des paramètres, qui à son tour engendrerait une rupture brutale dans les habitudes des personnels de la supply.
4. quels algorithmes d'optimisation adopter pour pouvoir gérer les problèmes de grande dimensionnalité dans les paramètres, d'objectifs multiples sous contraintes, de non convexité ou non différentiabilité des fonctions objectifs sous-jacentes ?
5. est-il possible de formuler un processus de contrôle optimal qui soit, généraliste, utilisable et performant sur une grande variété de supply chain ?

Dans le cadre de sa thèse, le(la) candidat(e) aura essentiellement le problème de contrôle optimal comme tâche finale.

Cependant il participera également au sein de l'entreprise Vekia à la modélisation et à l'évolution du modèle dynamique existant, qui doit être amélioré notamment du point de vue des problèmes de cohérence, en suivant ou non l'idée du digital twin.

Objectifs de la thèse

Dans ce contexte vaste des problématiques de la supply chain présentées ci-dessus, nous souhaitons, dans le cadre de cette thèse, mettre en œuvre des méthodes d'optimisation adaptatives permettant d'apporter des solutions à la partie contrôle. Ainsi, ces méthodes d'optimisation devront :

- être en capacité de différencier différents modèles de supply chain et s'adapter,
- pouvoir prendre en compte certaines modifications locales de la supply chain,
- être utilisable sur des problèmes de grandes tailles,
- pouvoir considérer un ou plusieurs KPI(s) comme fonction objectif (optimisation mono et multi-objectif),

Le développement de ces méthodes se fera en interaction avec l'évolution des modèles de prévision prévue au sein de Vekia, permettant d'aller vers plus de cohérence de ces prévisions aux différents niveaux de la supply chain.

Approche envisagée

Le problème d'optimisation de la supply chain peut être vu comme un problème d'optimisation combinatoire dans lequel un ensemble de décisions respectant un ensemble de contraintes doivent être prises.

Les enjeux de la thèse concernent le développement de méthodes pouvant s'adapter d'une part à différents types de réseaux, de contraintes, d'objectifs, et d'autre part à l'évolution nécessaire des modèles de prévision de la demande.

Pour cela nous proposons de nous orienter vers le design de **meta-heuristiques (multi-objectif) adaptatives**.

Méthodes d'optimisation combinatoire pour la supply chain

La supply chain a depuis quelques décennies été un sujet d'étude pour les approches d'optimisation. Partant de problèmes plus ou moins complexes de logistique pure (problème de tournées, par exemple), les problèmes se sont complexifiés et prennent désormais en compte les différentes étapes de la chaîne d'approvisionnement.

Parmi les méthodes d'optimisation, nous pouvons distinguer les méthodes exactes et les méthodes heuristiques. Les méthodes exactes donnent la meilleure solution à un problème mais sont sujettes à l'explosion combinatoire dès que la taille du problème augmente ; les méthodes heuristiques cherchent à produire en temps limité une bonne solution approchée du problème. Nous nous focaliserons principalement sur ce second type de méthode, même s'il n'est pas exclu d'intégrer des méthodes exactes pour des sous-problèmes.

Parmi les heuristiques, les méta-heuristiques sont des schémas génériques permettant de s'adapter à différents types de problèmes d'optimisation. Ces approches sont particulièrement bien adaptées pour des problèmes de grande dimension, ce qui est le cas dans la problématique abordée.

Il s'avère que de nombreuses méta-heuristiques ont été proposées pour résoudre des problèmes issus de la logistique et de la supply chain. Voir par exemple, parmi beaucoup d'autres, les références [Griffis2012], [Hanne2015], [Deroussi2016] ou encore les travaux de Rabin Sahu, doctorant au sein de Vekia [Sahu-Veerapen 2019], [Sahu et al. 2020]. L'intérêt des meta-heuristiques est de pouvoir, avec une modélisation pertinente, introduire les spécificités des problèmes étudiés.

Des méthodes adaptatives

Une des difficultés liée à la généricité des méta-heuristiques est le nombre de paramètres envisageables. Mais cela peut être vu également comme une richesse, permettant une meilleure adaptation de ces méthodes aux problèmes étudiés. Ainsi, une même méthode peut être développée pour un ensemble de supply chain partageant certaines caractéristiques, et les paramètres de cette méthode optimisés pour chaque supply chain en particulier.

Le paramétrage d'une méthode peut être effectué soit avant ("off-line") soit pendant ("on-line") son exécution. Dans le premier cas, le paramétrage est donc fixe. Il est généralement effectué au moyen d'outils de configuration automatique d'algorithmes tels que irace [López-Ibáñez2011] ou paramILS [Hutter2009] entre autres. Ceux-ci permettent d'avoir des algorithmes correctement paramétrés pour résoudre des instances de même type. Le paramétrage a priori de l'algorithme peut aussi s'effectuer à partir des analyses effectuées sur la structure du problème et ses caractéristiques [Marmion2011] qui, corrélées avec des analyses de performances, renseignent sur les stratégies (et donc le paramétrage) à adopter.

Dans le cas « on-line », le paramétrage évolue au cours de l'exécution de l'algorithme au moyen de règles prédéfinies (méthode déterministe) [Pellegrini2014], de règles qui évoluent suivant l'exécution (méthode adaptative) [DaCosta2008], [Burke2011], ou de l'algorithme lui-même (méthode auto-adaptative), difficile à réaliser en pratique. Les règles sont définies à partir des connaissances sur le problème lui-même et/ou à partir d'analyses effectuées au préalable sur la structure du problème. Quand ces règles évoluent au cours de l'exécution de l'algorithme, des analyses sont alors effectuées au fil de l'eau.

Le contexte de la problématique rencontrée par Vekia se prête bien à l'exploration de la combinaison des modes « off-line » et « on-line ». Les prédictions classiques ou un digital twin plus avancé se prêtent naturellement au cas off-line car toutes les caractéristiques du problème sont maîtrisées et un budget de temps conséquent peut être alloué à l'optimisation des paramètres. À l'inverse, si l'on souhaite s'adapter rapidement aux changements d'un système en production, le cas « on-line » est éminemment pertinent. Cette optimisation en direct peut être initialisée par les résultats de l'optimisation off-line.

Des méthodes robustes et ajustables

L'optimisation robuste est une approche développée pour gérer l'incertitude dans les données des problèmes d'optimisation (cas des prévisions de demandes, par exemple). Contrairement à la programmation stochastique, qui nécessite une connaissance exacte des distributions de probabilité, une optimisation robuste décrit la variabilité des données incertaines à travers des ensembles d'incertitude bornés [Poss2018]. L'optimisation robuste peut, par exemple, chercher à optimiser le pire des cas. Cependant il n'est pas rare que les données incertaines, lors de la recherche de solution, puissent s'affiner à l'approche de mise en œuvre de la décision. On parle alors de modèles ajustables, capables de prendre en compte cette évolution dans la connaissance de la donnée. Ce domaine, assez récent est surtout développé pour le cas continu [Bertsimas2015]. Ici nous regarderons comment, avec des variables discrètes, cela peut être envisagé pour tenir compte de l'incertitude sur les prévisions, entre autre.

Peu importe la précision du digital twin, il y aura vraisemblablement toujours un écart entre ses prévisions et les données réelles. L'optimisation robuste permettra donc de mieux tenir compte d'un tel delta et de rendre plus facilement applicables les recommandations basées sur les prévisions, notamment en proposant des solutions applicables au système réel sans modifications majeures.

Des méthodes multi-objectif

Comme nous l'avons vu différents KPIs sont proposés pour l'optimisation de la supply chain. Si les critères économiques (coûts, rentabilité) restent bien sûr centraux, ces critères ne sont pas les seuls à être considérés.

Considérer simultanément plusieurs objectifs, le plus souvent antagonistes, puisqu'optimiser l'un revient souvent à dégrader l'autre, relève de l'optimisation combinatoire multi-objectif.

L'optimisation combinatoire multi-objectif fait partie du domaine de l'optimisation combinatoire [Deb2016]. Ainsi un certain nombre de définitions s'inspirent de l'optimisation combinatoire, mais différents concepts, spécifiques au multi-objectif, sont également introduits. En effet, la spécificité principale du multi-objectif étant l'existence de plusieurs fonctions à optimiser, il est en particulier nécessaire de revisiter la notion d'optimalité des solutions.

Un problème d'optimisation combinatoire multi-objectif (PMO) est défini par :

(PMO) Optimiser $F(x) = (f_1(x), f_2(x), \dots, f_n(x))$ sous $x \in D$

où n est le nombre d'objectifs ($n \geq 2$), $x = (x_1, x_2, \dots, x_k)$ est le vecteur représentant les variables de décision, D représente l'ensemble des solutions réalisables et chacune des fonctions $f_i(x)$ est à optimiser.

Contrairement à l'optimisation mono-objectif, la solution d'un problème multi-objectif n'est pas unique, mais est un ensemble de solutions non dominées, connu comme l'ensemble des solutions Pareto Optimales (PO).

Dans le cadre de la thèse de Rabin Sahu, un premier travail d'identification et de classification des KPIs a été réalisé et a mené à la proposition d'un framework [Sahu et al. 2020b]. Ce travail permet de proposer des ensembles cohérents de critères à considérer simultanément.

Les méthodes exactes d'optimisation multi-objectif ne sont pas efficaces pour aborder des problèmes NP-difficiles des grandes tailles [Deb2016]. C'est pour cela que nous nous tournerons, tout comme pour l'optimisation mono-objectif, vers les heuristiques et plus particulièrement les méta-heuristiques [Cardona-Valdés2014].

Dans la littérature, la proposition de méthodes adaptatives a surtout concerné les problèmes mono-objectifs. Or au sein de l'équipe de recherche ORKAD de CRISTAL, la thèse de Aymeric Blot, soutenue en 2018, a consisté en l'étude de l'extension au multi-objectif [Blot et al. 2018]. Nous pouvons donc nous appuyer sur les résultats obtenus dans cette thèse pour proposer des méthodes multi-objectives adaptatives [Blot 2018].

Références

- [Bertsimas2015] Bertsimas, D., Goyal, V., and Lu, B. "A tight characterization of the performance of static solutions in two-stage adjustable robust linear optimization". *Math. Program.* 150.2 (2015), pp. 281–319.
- [Blot 2018] *Blot, A., Reacting and adapting to the environment: designing autonomous methods for multi-objective combinatorial optimization*, Doctoral dissertation, Univ Lille, 2018.
- [Blot et al. 2018] *Blot, A., Hoos, H. H., Kessaci, M. E., & Jourdan, L., Automatic configuration of bi-objective optimisation algorithms: impact of correlation between objectives*. In 2018 IEEE 30th International Conference on Tools with Artificial Intelligence (ICTAI) (pp. 571-578).
- [Cardona-Valdés2014] *Cardona-Valdés, Y., Álvarez, A., & Pacheco, J. Metaheuristic procedure for a bi-objective supply chain design problem with uncertainty. Transportation Research Part B: Methodological*, 60, 66-84, 2014.
- [Corne et al. 2012] *Corne D., Dhaenens C., Jourdan L., Synergies between Operations Research and Data Mining: the emerging use of multi-objective approaches*, *European Journal of Operational Research*, Volume 221(3), pp. 469–479, 2012.
- [DaCosta2008] *L. DaCosta, A. Fialho, M. Schoenauer, and M. Sebag. Adaptive operator selection with dynamic multiarmed bandits*, *Proceedings of the 10th Annual Conference on Genetic Evolutionary Computation (GECCO)*, pp.913-920, 2008.
- [Deb2016] *Deb, K., Sindhyia, K., & Hakanen, J. Multi-objective optimization*. In *Decision Sciences: Theory and Practice* (pp. 145-184). CRC Press, 2016
- [Deroussi2016] *Deroussi, L. Metaheuristics for Logistics*. John Wiley & Sons, 2016.
- [Dhaenens-Jourdan 2019] *Dhaenens C., Jourdan L., Metaheuristics for data mining - Survey and opportunities for big data*, *4'OR: A Quarterly Journal of Operations Research*, Springer Verlag, 2019.
- [Griffis2012] *Griffis, S. E., Bell, J. E., & Closs, D. J. Metaheuristics in logistics and supply chain management. Journal of Business Logistics*, 33(2), 90-106, 2012.
- [Hanne2015] *Hanne, T., Deb, S., & Fong, S. Metaheuristics in logistics. Quantitative Modelling in Marketing and Management*, 393, 2015
- [Hutter2009] *F.Hutter, H. H. Hoos, K.Leyton-Brown, and T.Stützle. ParamILS: An Automatic Algorithm Configuration Framework*. *Journal of Artificial Research*, volume 36, pages 267-306, 2009.

- [López-Ibáñez2011] *M.López-Ibáñez, J. Dubois-Lacoste, T.Stützle, and M.Birattari. The irace package, Iterated Race for Automatic Algorithm Configuration.* Technical Report TR/IRIDIA/2011-004, IRIDIA, Université libre de Bruxelles, Belgium, 2011.
- [Marmion2011] *M-E.Marmion, C. Dhaenens, L. Jourdan, A. Liefooghe, and S. Verel, NILS: a Neutrality-based Iterated Local Search and its application to Flowshop Scheduling,* In Proceedings of the 12th European Conference of Evolutionary Computation in Combinatorial Optimization, (EVOCOP'2011), LNCS, Springer, pages 191-202, Torino (Italy), April 2011.
- [Poss2018] *Michael Poss. "Robust combinatorial optimization with knapsack uncertainty".* Discrete Optimization 27 (2018), pp. 88–102.
- [Pellegrini2014] *P. Pellegrini, F. Mascia, T. Stützle, and M.Birattari. On the Sensitivity of Reactive Tabu Search to its Meta-parameters.* Soft Computing, 18(11):2177-2190, 2014.
- [Sahu-Veerapen 2019] *Sahu, R., & Veerapen, N., Stochastic Joint Replenishment Planning Optimization with an Iterated Local Search.* In : SLS-International Workshop on Stochastic Local Search Algorithms. 2019.
- [Sahu et al. 2018] *R Sahu, A Gerussi, C Dhaenens, J Zhang, M Davy, Multi-Objective Optimization of Retail Promotional Ordering with Probabilistic Forecast,* ILS2018 - International Conference on Information Systems, Logistics and Supply Chain, Jul 2018, Lyon, France.
- [Sahu et al. 2020a] *Sahu, R., Dhaenens, C., Veerapen, N., & Davy, M., An Approximate Method for Integrated Stochastic Replenishment Planning with Supplier Selection.* In International Conference on Operations Research and Enterprise Systems-ICORES 2020.
- [Sahu et al. 2020b] *R. Sahu, C. Dhaenens, N. Veerapen. A Performance Evaluation Framework for Inventory Management Systems.* ORBEL 34 - Annual conference of the Belgian Operational Research Society, 2020.

Déroulement de la thèse

Décomposition en tâches et livrables

Tâche 1: État de l'art [M1 -> M4]

Etat de l'art sur l'optimisation d'un réseau logistique et sur l'optimisation robuste

Livable L1 (M4) : Synthèse de l'état de l'art

Tâche 2 : Prise de connaissance des problématiques de Vekia [M1-> M4]

Intégration au sein de Vekia. Identification des problématiques liées à l'optimisation de la supply chain.

Livable L2 (M4) : Restitution des problématiques et outils principaux de Vekia autour de l'optimisation de la supply chain

Tâche 3 : Identification d'un premier cas d'étude [M5-> M8]

A partir de la thèse de Rabin Sahu, identifier un premier cas d'étude de supply chain multi-niveau avec intégration de l'incertitude sur la demande

Livable L3 (M8) : Description du cas d'étude

Tâche 4 : Modélisation du premier cas d'étude [M9-> M10]

En synthèse de l'état de l'art et de la compréhension du premier cas d'étude, proposer une ou plusieurs modélisations sous forme de problème d'optimisation (Programmation linéaire)

Livable L4 (M10) : Modélisation

Tâche 5 : Résolution du premier cas d'étude [M11-> M16]

Proposition d'une première méthode d'optimisation de type méta-heuristique. Analyse des premiers résultats et optimisation.

Livable L5-1 (M13) : Analyse des premiers résultats de la méta-heuristique

Livable L5-2 (M16) : Résultats finaux

Tâche 6 : Introduction de l'optimisation robuste [M17-> M24]

Identifier les paramètres à modifier pour prendre en compte l'incertitude sur les prévisions.

Livrable L6-1 (M18) : Identification des paramètres

Livrable L6-2 (M20) : Interfaçage avec le modèle de simulation (jumeau digital)

Livrable L6-3 (M24) : Réalisation d'un prototype sur le premier cas d'étude interfacé avec le modèle de simulation

Tâche 7 : Généralisation à d'autres cas d'études [M25-> M30]

Analyse de l'adaptabilité de la méthode proposée par rapport à différents types de supply chain. Etude des possibilités de paramétrage on-line et off-line. Proposition de méthodes d'apprentissage pour la détermination d'un paramétrage adaptatif.

Livrable L7-1 (M27) : *Analyse des critères affectant la performance de la méthode par rapport aux caractéristiques de la supply chain*

Livrable L7-2 (M30) : *Proposition d'une méthode adaptative pour un ensemble de supply chain*

Tâche 8 : Validation, Communication, Diffusion [T3 -> T36]

Tout au long de la thèse un effort sera fait pour diffuser autour des résultats obtenus qui devront donc être au préalable validés.

Tâche 9 : Rédaction du manuscrit de thèse [T3 -> T36]

Cette tâche commencera dès la réalisation des premiers états de l'art pour se poursuivre jusqu'à la production du document final.

Livrable L9.1 (T34) : *Mémoire de thèse.*

Livrable L9.2 (T36) : *Soutenance de thèse.*

Année 1				Année 2				Année 3			
3	6	9	12	3	6	9	12	3	6	9	12
T 1											
T 2											
	T 3										
		T 4									
			T 5								
				T 6							
								T 7			
T 8 : Validation, Diffusion, Communication											
T 9 : thèse Rédaction/soutenance											
L1		L3	L4	L5-1	L6-1			L7-1		L9.1	
L2				L5-2	L6-2			L7.2		L9.2	
					L6-3						

Fig 1 : Planning prévisionnel (à revoir en fonction tâches ci-dessus)

Encadrement

Cette thèse fait suite à la thèse de Rabin Sahu, réalisée dans le même contexte.

La supervision de la thèse sera assurée par :

ORKAD, CRISAL :

Clarisse DHAENENS (HDR), Pr Université de Lille

Nadarajen VEERAPEN, McF Université de Lille

Entreprise Vekia :

Manuel Davy, Président

Hervé Lemai, Chief Technical Officer

Alexandre Gerussi, Head of Research LAB

Mots clés

Machine Learning, Artificial Intelligence, Times Series Forecasting, Dynamic Systems, Reinforcement Learning, Combinatorial Optimization, Operations Research, Supply Chain Planning, Multi Agents Systems.

Candidat recherché

Il(elle) aura une base solide en développement informatique et en mathématiques (notamment probabilités), associée à un intérêt et des connaissances pour le Machine Learning et les problèmes d'optimisation.

Une connaissance du monde de la supply chain sera un plus.

Pour candidater

Si vous êtes intéressés par cette proposition, vous pouvez candidate en envoyant:

- un CV,
- une lettre de motivation
- vos résultats de master ou d'école d'ingénieur

conjointement à

Clarisse.Dhaenens@univ-lille.fr;

Nadarajen.veerapen@univ-lille.fr;