

Université de RENNES 1

Master Recherche en Informatique



Étude bibliographique

**Simulation avec optimisation des systèmes complexes à
base de systèmes multi-agents et d'optimisation
métaheuristique**

Application à un processus de valorisation de bio-déchets conditionnés

Réalise par :

M^r Merouane MAZAR

Encadrant :

M^r M'hammed SAHNOUN

| |
|--------------------------------------|
| Année Universitaire 2016/2017 |
|--------------------------------------|

Table des matières

| | | |
|----------|---|----------|
| 1 | Introduction | 2 |
| 2 | L'utilisation des systèmes multi-agent pour la modélisation et la simulation des systèmes complexe | 3 |
| 3 | Technique de simulation et leurs limite | 5 |
| 4 | La limite de l'optimisation | 5 |
| 5 | Simulation et optimisation | 6 |
| 6 | Optimisation-Simulateur | 6 |
| 7 | Conclusion | 9 |

Table des figures

| | | |
|---|--|---|
| 1 | Modèle de systèmes multi-agents : les agents et leurs interactions par [4] et [13] | 3 |
| 2 | La composition et le comportement de l'agent Turbine par [4] et [13] | 4 |
| 3 | Formalization of heterarchy and hierarchy using graph theory. par [15] | 5 |

Liste des tableaux

| | | |
|---|---|---|
| 1 | Caractéristiques des modèles NRMO, MASS et DRTP par [16] | 7 |
| 2 | Classes d'information et fonctions de décision pour différentes politiques par [16] . . . | 8 |

Résumé

Cette article présente la problématique de la simulation et l'optimisation des systèmes complexes en se basant sur des architectures distribuées tel que les systèmes multi-agents.

En effet, durant l'évolution de n'importe quel système complexe, un ou plusieurs acteurs (agents) sont amenés à prendre une ou plusieurs décisions dans des instants et contextes différents. Ces prises de décision sont dépendantes et présentent une myopie dans le temps. La simulation quant-à-elle permet l'exploration du temps mais présente une myopie dans l'espace d'état (permet le déroulement d'un nombre limité de scénarios).

Plusieurs techniques de sim-optimisation sont utilisés pour répondre à cette problématique et lever ces types de myopie tels que les méthaheuristiques à plusieurs stages, la programmation dynamique approximative (ADP) et les techniques d'optimisation stochastique. Cet article détaille ce problème et explore les différentes méthodes utilisées pour le résoudre.

Le stage vise à optimiser le placement des déconditionneurs de bio-déchets pour assurer un bilan énergétique positif et réduire les coûts et le bilan carbone en prenant en compte l'évolution du comportement des différents acteurs tels que les fournisseurs de bio-déchets, les exigences environnementales et les technologies. Dans ce contexte, l'utilisation de la sim-optimisation trouve toute sa légitimité pour trouver des solutions viables dans le temps.

Mots clés

Sim-optimisation, simulation des systèmes multi-agents, méthaheuristique, programmation dynamique approché, déconditionnement.

1 Introduction

La simulation des systèmes complexes (SC) devient de plus en plus nécessaire pour leur évaluation et leur fonctionnement optimal. Toutefois, la difficulté de prédire le comportement de ces systèmes et leur forte dynamique rendent leur simulation une tâche complexe et difficile à mettre en place. L'utilisation des systèmes distribués tel que les systèmes multi-agents, pour la modélisation et la simulation de ce type de système a montré son efficacité dans plusieurs applications [4] [13].

Au cours de l'évolution d'un système complexe, différents acteurs sont souvent amenés à prendre des décisions à des différents instants. En effet, plusieurs problèmes de simulation demandent de faire recours à la prise de décisions durant la simulation, où nous sommes amenés à faire le meilleur choix possible [10]. Pour prendre ces décisions il faut non seulement tenir compte de ce que nous savons à cet instant, mais également prendre en compte les impacts de cette décision sur le système dans le futur. Les méthodes métaheuristiques pour l'optimisation ont aussi prouvé leur efficacité et connu de grands avancés durant les deux dernières décennies. Ces méthodes sont souvent utilisées pour trouver une solution optimale à un instant donné de la vie du système, ce qui est souvent insuffisant pour l'optimisation du fonctionnement du système sur une longue période (toute sa durée de vie). [9]

Durant ce stage, nous allons utiliser des techniques de simulateur-optimisation (sim-optimisation) pour améliorer le fonctionnement d'un système de gestion de bio-déchets conditionnés en utilisant des unités de déconditionnement.

En effet un déconditionneur permet de séparer le biodéchets de son emballage. L'installation des déconditionneurs est soumise à des contraintes d'accessibilité, de disponibilité de gisement et d'unités de méthanisation ainsi que à des contraintes de coût et de bilan énergétique. A cela s'ajoute la technologie utilisée pour le déconditionnement et de très fortes contraintes de temps. La modélisation de ces contraintes et la simulation de ce système est une étape primordiale pour pouvoir dimensionner et placer correctement les unités de déconditionnement en prenant en compte des contraintes réelles. Durant ce processus, plusieurs acteurs sont amenés à prendre des décisions à des instants différents du fonctionnement du processus. L'optimisation du fonctionnement du système consiste à prendre à chaque fois la meilleure décision durant toute la vie du système, et cela pour des objectifs globaux pour tout le système où des objectifs locaux pour chaque agent [15].

Dans le laboratoire LINACT du CESI de Rouen les chercheurs ont développé un premier modèle basé sur les systèmes multi-agents permettant l'identification des composantes du système et leurs comportements ainsi que les relations entre ces différents éléments. Une première version d'un simulateur simplifié basé sur ce modèle a été développée pour tester le fonctionnement du système et le déroulement du processus de déconditionnement. Ils ont utilisé la plateforme NetLogo pour mettre en place ce simulateur.

Les objectifs de ce stage sont :

- Enrichir le modèle et le simulateur avec l'introduction des unités d'hygiénisation et les positions exactes des gisements, des unités de méthanisation et des unités d'incinération ainsi que la prise en charge des contraintes logistiques lors du déplacement des camions.
- Identifier les différents centres de prise de décisions dans le modèle et aussi les moments importants dans la prise de décisions.

- Identifier les instant clé dans la vie du système pour lancer les moteurs d'optimisation
- Définir et implémenter des indicateurs de performances du système tels que le bilan énergétique, le coût et le bilan carbone du système pour évaluer les différentes solutions proposées.
- Implémenter un système d'aide à la décision (simulateur + module d'optimisation) sur une plateforme de simulation comme NeteLogo.

2 L'utilisation des systèmes multi-agent pour la modélisation et la simulation des systèmes complexe

Pour simuler les systèmes complexes il faut tout d'abord les modéliser pour pouvoir suivre leur comportement, ensuite l'exécution du modèle mathématique obtenue permet de prévoir le déroulement des systèmes avant de passer par la pratique, et elle permet de faire les meilleurs choix pendant la simulation dans plusieurs cas aléatoire.

Dans [4] et [13], ils ont adapté l'approche multi-agent pour prévoir des comportements différents pour les parcs éoliennes offshore dans une période et améliorer les stratégies d'exploitation et de maintenance, ils ont essayé différentes approches pour voir la meilleure façon d'utiliser chaque boîte de vitesses de chaque éolienne, car la boîte de vitesses est considérée comme l'une des composantes principale qui cause des pannes la plupart des temps comme le voit beaucoup de chercheurs. [6] et [2] La difficulté de l'entretien des parcs éoliens offshore est liée à la météo et à la disponibilité de ressources humaines adéquatement qualifiées, de pièces de rechange, de bateaux appropriés et de grues.

Pour faciliter la tâche [4] et [13], ont adapté un système multi-agent qui est divisé en sept parties interconnectées. Chaque partie du système est constituée d'un ou plusieurs agents autonomes, comme représenté sur la Figure 1.

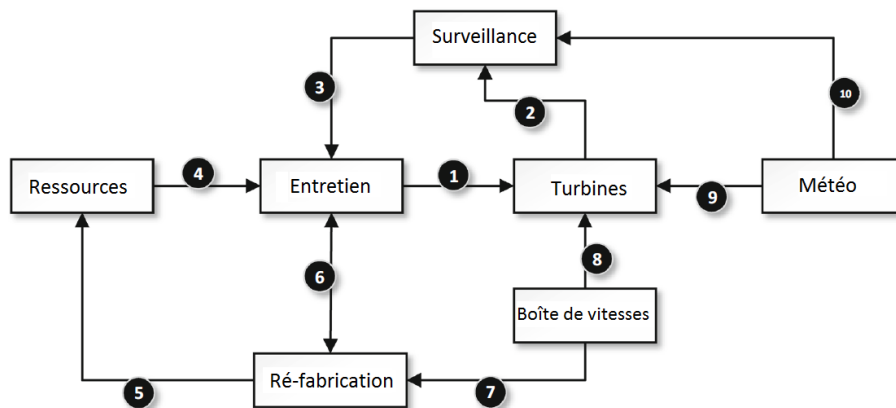


FIGURE 1 – Modèle de systèmes multi-agents : les agents et leurs interactions par [4] et [13]

- Turbine (plusieurs agents : un agent par turbine)
- Surveillance (un agent)
- Entretien (plusieurs agents : un agent par type de maintenance ils peuvent avoir un type différent en ce qui concerne le type de maintenance)
- Ressource (un agent par type de ressource : ingénieur, technicien, bateaux, ...)
- Météo (un agent)
- ré-fabrication (plusieurs agents : un agent par tâche de ré-fabrication)
- Boîte de vitesses (plusieurs agents : un agent par boîte de vitesses)

Les numéros entre 1 et 10 dans la Figure 1 indique l'influence d'un agent a un autre par exemple dans la relation 9 l'agent météorologique permet la turbine de produire l'énergie grâce au vent ou les

conditions météorologiques jouent un grand rôle sur la défaillance des parcs éolien.

Chaque agent turbine est caractérisé par des variables qui représentent son état, son facteur de santé (EHF) et l'énergie qu'il produit. Chaque turbine a une règle de dégradation et une règle de maintenance, l'état de santé (EHF) est considéré comme neuf après chaque entretien parce que (EHF) se dégrade avec le temps, comme présenté dans la Figure 2.

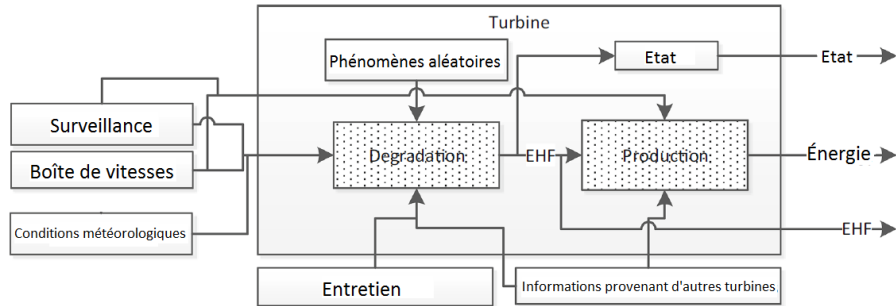


FIGURE 2 – La composition et le comportement de l'agent Turbine par [4] et [13]

La modélisation de chacun de ces agents permet une simulation de tout le système pour la partie application (expérience).

Après que les chercheurs ont modélisé chaque système, ils ont construit pour leurs modèles les interactions entre les agents du système et les différentes décisions prises par les agents.

Sur la partie expérience et discussion [4] et [13], ont développé un simulateur sous le logiciel NetLogo 5.1.0. Il s'agit d'un environnement de modélisation programmable multi-agent bien connu, particulièrement adapté à la modélisation de systèmes complexes évoluant dans le temps [14].

L'objectif dans [4], est de faire une prévision sur l'état des parcs éolien est prendre en considération le coût de maintenance et l'empreinte de dioxyde de carbone "CO2e" parce que les éolienne produise une énergie propre et durant une maintenance ou surtout si il y'a un changement d'une boîte de vitesse l'empreinte de carbone augmente, pour cela ils ont fait une simulation sur deux étape principale, la première est de changer la boîte à vitesse lorsque sa défaillance sans la réparation et la deuxième avec la réparation.

Les résultats avec la réparation de la boîte à vitesse dans [4], ont montré leur performance à long terme par contre avec la rechange de cette dernier a une capacité de gain juste pour la premier décennie des parcs éolien offshore.

Dans [13], ils ont adaptés trois stratégies différentes dans le simulateur pour comparer la puissance généré et le coût de chaque type de maintenance sur le cycle de vie d'une turbine, et prendre une meilleure décision pour choisir une manière de faire la maintenance des éoliennes qui apporte le plus de gain sur une vision lointaine.

Les stratégies prise sont :

- La stratégie de maintenance systémique (SGS) qui est basée sur des actions de maintenance systémique effectuées tous les 6 mois, combinées à des actions de maintenance corrective en cas de panne. Après une tâche de maintenance, la date de la maintenance systémique est recalculée.
- Stratégie de maintenance conditionnelle (CBMS) qui est basée sur les actions de maintenance CBM requises lorsque l'EHF de la turbine est inférieur à un seuil aux actions de maintenance corrective effectuées en cas de panne.
- Stratégie hybride (combinant conditionnel, systémique et correctif : HS) basée sur l'agent "sur-

veillance" sélectionnant le type de tâche de maintenance à effectuer sur la base de la turbine choisie pour la maintenance. Si la turbine choisie a un état sanitaire bas, une tâche conditionnelle est choisie, si elle est sélectionnée car elle n'a pas été maintenue depuis plus de 6 mois la tâche de maintenance systémique est effectuée et si elle est sélectionnée après une panne une tâche de maintenance corrective est choisie.

Dans les résultats obtenue par [13], la stratégie hybride a montré des performance remarquables par rapport aux deux stratégie restantes.

Les systèmes multi-agent pour la modélisation et la simulation des systèmes complexe nous permet d'avoir une vue globale avec des prévisions dans plusieurs cas et méthodes qu'on veut adapter pour notre systèmes, et de faire le meilleur choix possible pour suivre le chemin efficace qui mène vers des résultats performantes.

3 Technique de simulation et leurs limite

La simulation assistée par l'agent les possibilités de soutien des agents dans les environnements de modélisation et de simulation ont été répertoriées par [9]. La compréhension de la machine dans la simulation assistée par un agent peut être utile dans les interfaces frontales : "Les interfaces frontales sont utilisées pour spécifier, éditer ou générer des éléments d'un problème de simulation tels que l'objectif de l'étude, le modèle paramétrique, les paramètres du modèle, la conception des expériences et les conditions expérimentales pour divers types d'expériences telles que l'analyse de sensibilité, le dépistage variable, la compréhension, l'optimisation et l'aide à la décision.

4 La limite de l'optimisation

Dans les systèmes de fabrication hétérogènes, de nombreuses interactions sont utilisées pour assurer des décisions efficaces de l'entité. Plus globalement, les systèmes de contrôle hétérogènes peuvent être regroupés en quatre catégories : bionique et bio-inspirée, multi-agent, holonique et stigmerien [15]. Les architectures hétérarchiques sont une possibilité pour concevoir un système de contrôle distribué dans lequel aucune relation maître-esclave n'existe entre les entités. Des architectures semi-hétéroclites peuvent également exister. Ceux-ci se caractérisent par la présence de relations hétérarchiques avec les hiérarchiques classiques au sein d'un système de contrôle unifié [15].

La Figure 3 présentée par [15] : qui montre par des graphes la formalisation de l'hétérarchie et de la hiérarchie.

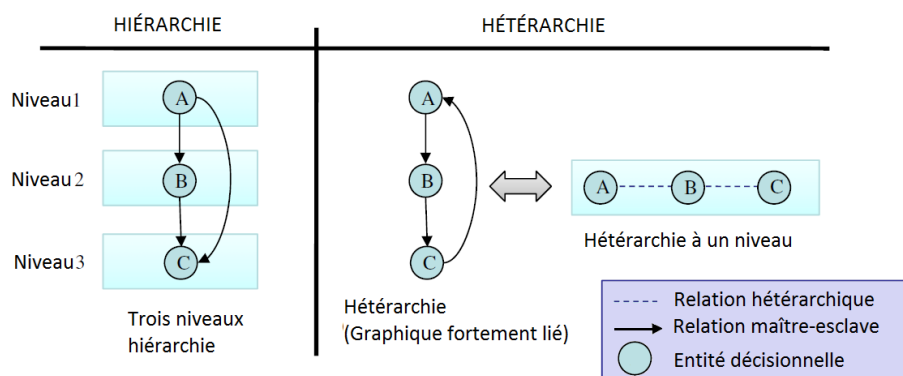


FIGURE 3 – Formalization of heterarchy and hierarchy using graph theory. par [15]

Les modèles des systèmes multi-agent sont organisés de manière hétérogène, ce qui assure la distribution contrôlée des décisions entre les entités au même niveau hiérarchique et utilise une approche multi-agent pour bénéficier de leur comportement dynamique.

Le problème majeur dans ces modèles de systèmes hétérarchiques est le comportement "myope", ce qui rend difficile la fourniture de résultats efficaces et de mécanismes d'optimisation. Bien que ce comportement myope puisse se révéler avantageux pour l'individu, plus encore, il est peut-être défavorable à la réussite à long terme de tout le système [15].

5 Simulation et optimisation

Quand on prend dans un simulateur un certain nombre de décisions durant le déroulement de la simulation, tel que ces décisions sont basées sur un ou plusieurs paramètres. La Simulation-optimisation permet d'optimiser ces paramètres pour que le système fonctionne bien. Cette méthode est utilisée par plusieurs chercheurs pour des systèmes complexes et avec différentes techniques, chacun adapte une métaheuristique qui lui convient pour son système comme les Algorithmes génétiques (GA), l'optimisation des colonies de fourmis (ACO), le recuit simulé (SA), et l'algorithme de recherche Tabu (TSA).

Comme dans [5] où les auteurs ont étudié l'intégration de l'algorithme d'optimisation GA avec un simulateur de circuit de meulage préexistant appelé simulateur de circuits de fraisage à billes (BMCS) dans l'environnement MATLAB.

Dans [7] les auteurs proposent un système multi-agent qui exploite l'efficacité de l'agilité technique, en mettant particulièrement l'accent sur la réactivité des programmes de production qui rencontrent des perturbations. Leur idée est d'utiliser une procédure d'enchères itérative, pilotée par un mécanisme d'optimisation de recuit simulé (SA), jusqu'à ce que les coûts de production totaux soient minimisés. Le mécanisme global d'optimisation est alors supporté par les algorithmes SA.

6 Optimisation-Simulateur

Cette méthode est de plus en plus utilisée par les chercheurs son but est d'optimiser au fil du temps pour les problèmes de simulation, pour cela il faut prendre des décisions qui doivent tenir compte de futur de system. Il est important de ne pas confondre ce point de vue avec la méthode précédente 'simulation-optimisation' qui utilise une règle de décision gouvernée par un ou plusieurs paramètres qui doivent alors être choisis de manière optimale. [11].

Une caractéristique des modèles de simulation est leur capacité à gérer l'incertitude et, par conséquent, un niveau constant d'attention académique a été porté à l'intégration de l'incertitude dans les modèles d'optimisation. [16]

Powell et al, ont publié plusieurs articles qui adaptent la méthode de simulateur d'optimisation ou 'optimisation-simulateur' en utilisant la programmation dynamique approximative pour résoudre différents problèmes d'optimisation. Dans certains cas de leurs articles ils ont basé sur le problème de transport aérien des avions militaires des Etats Unis, comme [16] et [10].

Dans [16] les auteurs ont présenté leurs méthodes DRTP (problème de transformation dynamique des ressources) et d'autres méthodes basées sur les modèles d'optimisation comme NRMO (NPS / RAND Mobility Optimizer) créée par l'Ecole Supérieure Navale (NPS) et La RAND Corporation décrite dans [1] et [3], et les modèles de simulation comme MASS (Système d'aide à l'analyse de la mobilité) décrit dans [12], et aussi une méthode basée sur la programmation stochastique en multi-étape SSDM (stochastic sealift deployment model) décrite dans [8].

Les différents chercheurs qui utilisent les méthodes NRMO, MASS, SSDM et DRTP ont le même problème à résoudre, c'est le problème de transport aérien des avions militaire des Etat Unis pour transporté les marchandises et passagers, pour cela ils ont utilisé les mêmes données TPFDD (Time-Phased Force Deployment Data) qui contient une liste très détaillée des cargaisons et des troupes qui sont requises par les plans d'urgence pour un théâtre d'opérations donné en (1993), ces listes sont présenté dans [1].

Dans [16] les auteurs ont mis un tableau qui caractérise chaque modèle. Dans le Tableau 1, les chercheurs ce concentre sur le modèle (qui est, la représentation du problème physique) plutôt que l'algorithme utilisé pour résoudre le problème.

| Modèle | NRMO | MASS | SSDM | DRTP |
|---------------------------------|---|--|---|--|
| Catégorie | Programmation linéaire à grande échelle | Simulation | programmation stochastique en multi-étape | Optimisation du simulateur |
| Processus d'information | Nécessite de connaître toutes les informations dans $\mathcal{T}^{horizon}$ à l'instant 0. Ne peut pas faire la distinction entre le temps connaissable t et le temps actionnable $t' \geq t$. | Assume que le temps actionnable est égal au temps connaissable. Mais ne peut pas faire de distinction entre temps connaissable t et le temps actionnable $t' \geq t$. | Le temps actionnable est égal au temps connaissable. | Modélisation générale du temps connaissable et actionnable. À l'instant t , permet de connaître les informations qui peuvent être traitées à l'instant $t' \geq t$. |
| Espace d'attribut | Flux multicomodèle (attribut comprend le type et l'emplacement de l'avion) | Multi-attribut (emplacement, niveau de carburant, maintenance) | Navires et cargaisons homogènes, extensibles à plusieurs types de navires | Mise en couches des ressources générales |
| Complexité du système dynamique | Systèmes linéaires d'équations | Système dynamique complexe | Systèmes linéaires simples d'équations | Système dynamique complexe |
| Nombre de scénarios | Unique | Peut être multiple | Multiple | Peut être multiple |
| Sélection de décision | Basée sur les coûts | Basé sur les règles | Basée sur les coûts | hybride |
| Modélisation de l'information | Suppose que tout est connu | Myopes, informations locales | Suppose la connaissance de la distribution de probabilité des scénarios. | Modélisation générale de l'information |
| Comportement du modèle | Réagit intelligemment aux changements de données | Réponse bruyante aux changements de données d'entrée | Semblable au PL, mais produit des allocations robustes | Peut réagir avec l'intelligence; Affichera un bruit caractéristique de la simulation |

TABLE 1 – Caractéristiques des modèles NRMO, MASS et DRTP par [16]

Pour le modèle DRTP les auteurs ont adapté plusieurs politiques pour construire le modèle et la fonction objectif, chaque politique dépend des informations existantes, ces politiques sont résumé dans le Tableau 2, par ordre du contenu de l'information de chaque politique, présenté par [16].

Les politiques utilisés sont :

- (RB :R-A) qui utilise les informations $I_t = R_{tt}$ qui signifie que le temps actionnable est le même que le temps connaissable.
- (MP :R-AL/KNAN) et (MP :RL-AL/KNAN) qui utilisent les informations $I_t = (R_{tt}, c_t)$ qui signifie que le temps actionnable est le même que le temps connaissable, et l'inclusion des coûts dans le jeu d'information.
- (MP :R-AL/KNAF) et (MP :RL-AL/KNAN) qui utilisent les informations $I_t = ((R_{tt'})_{t' \geq t}, c_t)$, ici t est désigné comme le temps connaissable alors que t' est désigné sous le nom de temps actionnable.
- (RH) qui considère non seulement tous les avions et les besoins qui sont connus aujourd'hui (et peut-être une action à l'avenir), mais aussi les prévisions de ce qui pourrait devenir connu maintenant. Dans la politique d'horizon roulant, les chercheurs utilisent les informations qui pourraient être disponibles dans l'horizon de planification : $I_t = \{(R_{tt'})_{t' \geq t}, c_{t'} \mid t' \in \mathcal{T}_t^{ph}\}$.
- (ADP) qui emploie une fonction de valeur approximation $V_{tt'}$ pour évaluer l'impact des décisions prises dans une période de temps sur une autre période de temps. La fonction de valeur évalue la récompense des ressources dans certain état.
- (EK) qui demande une connaissance d'expert qui peut ajouter des informations qui ne sont pas disponibles dans le modèle, comme la trajectoire des avions par exemple d'éviter l'envoi d'un avion dans des trajets où il n'y a pas des techniciens pour faire son entretien. ρ représente un pourcentage du temps pour qu'ils doivent agir sur une ressource ayant un attribut avec une décision.

| Politique | Classes d'information | Fonctions de décision |
|---|--|-----------------------|
| Basé sur les règles | $I_t = R_{tt}$ | (RB :R-A) |
| Myopique basé sur le coût, une demande pour une liste d'avions, connus maintenant et à l'action maintenant | $I_t = (R_{tt}, c_t)$ | (MP :R-AL/KNAN) |
| Myopique basé sur le coût, une demande pour une liste d'avions, connus maintenant et à l'action à l'avenir | $I_t = ((R_{tt'})_{t' \geq t}, c_t)$ | (MP :R-AL/KNAF) |
| Myopique basé sur le coût, une liste des demandes pour une liste d'avions, connus maintenant et pouvant être exploités maintenant | $I_t = (R_{tt}, c_t)$ | (MP :RL-AL/KNAN) |
| Myopique basé sur le coût, une liste des demandes pour une liste d'avions, connus maintenant et pouvant être mis en œuvre dans l'avenir | $I_t = ((R_{tt'})_{t' \geq t}, c_t)$ | (MP :RL-AL/KNAF) |
| Horizon roulant | $I_t = \{(R_{tt'})_{t' \geq t}, c_{t'} \mid t' \in \mathcal{T}_t^{ph}\}$ | (RH) |
| Adaptatif | $I_t = \{(R_{tt'})_{t' \geq t}, c_{t'}, V_{tt'} \mid t' \geq t\}$ | (ADP) |
| Connaissances approfondies | $I_t = \{(R_{tt'})_{t' \geq t}, c_{t'}, V_{tt'}, \rho \mid t' \geq t\}$ | (EK) |

TABLE 2 – Classes d'information et fonctions de décision pour différentes politiques par [16]

Les abréviations utilisés dans le Tableau 2 pour spécifier le contenu de l'information d'une politique sont donné par [16] :

- RB - Basée sur des règles (la politique utilise une règle plutôt qu'une fonction de coût). Toutes les politiques qui ne sont pas basées sur des règles utilisent une fonction objective.

- MP - La politique myope qui utilise seulement l'information qui est connue et actionnable maintenant.
- RH - La politique de l'horizon roulant, qui utilise les prévisions des activités qui pourraient se produire à l'avenir.
- R - Un seul besoin.
- RL - Une liste des besoins.
- A - Un avion unique.
- AL - Une liste des avions.
- ADP - programmation dynamique approximative - il s'agit de politiques qui utilisent une approximation de la valeur des ressources (en particulier, les avions) à l'avenir.
- EK - Connaissance approfondie - il s'agit de politiques qui utilisent des modèles pour guider le comportement.
- KNAN - Connus maintenant, actionnables maintenant - Ce sont des politiques qui utilisent uniquement des ressources (avions et besoins) qui sont actionnables maintenant.
- KNAF - Connus maintenant, actionnable dans le futur - Ces politiques utilisent des informations sur les ressources qui peuvent être traitées à l'avenir.

Pour évaluer le simulateur d'optimisation les chercheurs dans [16] ont testé leurs différentes politiques en utilisant les données TPFDD, sauf sur la politique (RH) car ils disent qu'il faut générer une prévision d'événements futur sur les données TPFDD.

Les politiques ont montré une performance dans les résultats obtenue par [16], à chaque fois qu'ils montent dans l'ordre du contenu de l'information les coûts de transport diminuent.

7 Conclusion

En général, les modèles d'optimisation sont intelligents mais moins flexibles tandis que les modèles de simulation sont flexibles mais sont régis par des règles simples. (Powell 2003)

L'objectif de stage est mobilisé le système de déconditionneur en utilisant l'approche multi-agent et crée un simulateur sous le logiciel NetLog comme (SAHNOUN 2015) qui permet de visualiser une représentation graphique de notre modèle, et adapté l'optimisation-simulateur en utilisant une programmation dynamique approximative comme dans l'article de (powell), pour l'appliquer sur le déconditionneur. Pour cela il faut avoir les informations qui concernent notre système complexe pour avoir la possibilité de réagir dans un temps connu est déterminé le temps actionnable pour bien réagir aux différentes situations.

Références

- [1] Baker, Steven F., et al. "Optimizing military airlift." *Operations Research* 50.4 (2002) : 582-602.
- [2] Byon, Eunshin, and Yu Ding. "Season-dependent condition-based maintenance for a wind turbine using a partially observed Markov decision process." *IEEE Transactions on Power Systems* 25.4 (2010) : 1823-1834.
- [3] Crino, J. R., et al. "Solving the theater distribution vehicle routing and scheduling problem using group theoretic tabu search." *Mathematical and computer modelling* 39.6-8 (2004) : 599-616.
- [4] Dahane, Mohammed, et al. "Impact of spare parts remanufacturing on the operation and maintenance performance of offshore wind turbines : a multi-agent approach." *Journal of Intelligent Manufacturing* (2015) : 1-19.
- [5] Farzanegan, A., and S. M. Vahidipour. "Optimization of comminution circuit simulations based on genetic algorithms search method." *Minerals Engineering* 22.7 (2009) : 719-726.
- [6] Hameed, Z., et al. "Condition monitoring and fault detection of wind turbines and related algorithms : A review." *Renewable and Sustainable energy reviews* 13.1 (2009) : 1-39.
- [7] Lim, Ming K., Z. Zhang, and W. T. Goh. "An iterative agent bidding mechanism for responsive manufacturing." *Engineering Applications of Artificial Intelligence* 22.7 (2009) : 1068-1079.
- [8] Morton, David P., R. Kevin Wood, and J. Salmerón. "A stochastic program for optimizing military sealift subject to attack." (2009).
- [9] Oren, Tuncer, Levent Yilmaz, and Nasser Ghasem-Aghaee. "A systematic view of agent-supported simulation past, present, and promising future." *Simulation and Modeling Methodologies, Technologies and Applications (SIMULTECH), 2014 International Conference on. IEEE*, 2014.
- [10] Powell, Warren B. "The optimizing-simulator : Merging simulation and optimization using approximate dynamic programming." *Proceedings of the 37th conference on Winter simulation. Winter Simulation Conference*, 2005.
- [11] Powell, Warren B. "Approximate dynamic programming : lessons from the field." *Simulation Conference, 2008. WSC 2008. Winter. IEEE*, 2008.
- [12] Ryer, David M. "Implementation of the metaheuristic tabu search in route selection for mobility analysis support system". No. AFIT/GOA/ENS/99M-07. AIR FORCE INST OF TECH WRIGHT-PATTERSONAFB OH SCHOOL OF ENGINEERING, 1999.
- [13] Sahnoun, MŠhammed, et al. "Modelling and simulation of operation and maintenance strategy for offshore wind farms based on multi-agent system." *Journal of Intelligent Manufacturing* (2015) : 1-17.
- [14] Tisue, Seth, and Uri Wilensky. "Netlogo : A simple environment for modeling complexity." *International conference on complex systems*. Vol. 21. 2004.
- [15] Trentesaux, Damien. "Distributed control of production systems." *Engineering Applications of Artificial Intelligence* 22.7 (2009) : 971-978.
- [16] Wu, Tongquiang, Warren B. Powell, and Alan Whisman. "The optimizing simulator : An intelligent analysis tool for the military airlift problem." *Unpublished Report. Department of Operations Research and Financial Engineering, Princeton University, Princeton NJ* (2003).