

# UNIVERSITÉ PARIS-SUD

ECOLE DOCTORALE EN INFORMATIQUE, ED 427

LABORATOIRE DE RECHERCHE EN INFORMATIQUE

ÉQUIPE TAO (INRIA-SACLAY, CNRS, LRI)

DISCIPLINE : INFORMATIQUE

## THÈSE DE DOCTORAT

Soutenue le 22 septembre 2014 par

# Gaétan Marceau Caron

## Optimization and Uncertainty Handling in Air Traffic Management

|                                     |                      |   |
|-------------------------------------|----------------------|---|
| <b>Directeur de thèse :</b>         | M. Marc Schoenauer   | DR (INRIA-Saclay)                                 |
| <b>Co-directeur de thèse :</b>      | M. Pierre Savéant    | Ingénieur-Chercheur (Thales TRT)                  |
| <b><u>Composition du jury :</u></b> |                      |   |
| Président du jury :                 | M. Nicolas Durand    | Ingénieur en Chef-Chercheur (ENAC)                |
| Rapporteurs :                       | M. Jean-Marc Alliot  | DR (IRIT - Université de Toulouse)                |
|                                     | M. Eric Feron        | Professeur Dutton/Ducoffe (GeorgiaTech)           |
| Examineurs :                        | M. Pierre Bessiere   | DR (CNRS - Collège de France)                     |
|                                     | M. Xavier Gandibleux | Professeur (Université de Nantes)                 |
|                                     | M. François Yvon     | Professeur (LIMSI/CNRS - Université de Paris-Sud) |
| Invités :                           | M. Areski Hadjaz     | Responsable Innovation Lab (Thales Air Systems)   |
|                                     | M. Yann Le Bars      | Ingénieur (Thales Air Systems)                    |

# 1 Introduction

La présente thèse traite de la gestion efficace du trafic aérien et plus précisément, de l'optimisation globale des plans de vol déposés par les compagnies aériennes sous la contrainte du respect de la capacité de l'espace aérien. Une composante importante de ce travail concerne la gestion de l'incertitude entourant les trajectoires des avions. Dans la première partie du travail, nous identifions les principales causes d'incertitude associées à la prédiction de trajectoires. Celle-ci est la composante essentielle à l'automatisation des systèmes de gestion du trafic aérien. Nous étudions donc le problème du réglage automatique et en-ligne des paramètres de la prédiction de trajectoires au cours de la phase de montée avec l'algorithme d'optimisation CMA-ES. Notre principale conclusion, corroborée par d'autres travaux de la littérature, implique que la prédiction de trajectoires au sol n'est pas suffisamment précise aujourd'hui pour supporter l'automatisation complète des tâches critiques. Ainsi, un système d'optimisation centralisé de la gestion du trafic aérien doit prendre en compte le facteur humain et l'incertitude de façon générale.

Par conséquent, la seconde partie de cet ouvrage traite du développement des modèles et des algorithmes d'optimisation dans une perspective globale. Nous décrivons ensuite un modèle stochastique qui capture les incertitudes sur les temps de passage au-dessus des balises de survol pour chaque trajectoire. Ceci nous permet d'inférer l'incertitude engendrée sur l'occupation des secteurs de contrôle par les avions à tout moment.

Dans la troisième partie, nous formulons une variante du problème classique du *Air Traffic Flow and Capacity Management* (ATFCM) au cours de la phase tactique. L'intérêt de cette approche est de renforcer les échanges d'information entre le gestionnaire du réseau et les contrôleurs aériens. Nous définissons donc un problème d'optimisation dont l'objectif est de minimiser conjointement les coûts de retard et de congestion tout en respectant les contraintes de séquençage au cours des phases de décollage et d'atterrissage. Pour combattre le nombre de dimensions élevé de ce problème, nous avons choisi un) algorithme évolutionnaire multiobjectif avec une représentation indirecte du problème en se basant sur des ordonnanceurs gloutons.

Enfin, nous étudions les performances et la robustesse de cette approche en utilisant le modèle stochastique défini précédemment. Ce travail a été validé suite à une série d'expériences faites sur des problèmes réels obtenus du *Central Flow Management Unit* en Europe, densifiés artificiellement.

Ce court résumé a pour but de présenter ces concepts et de décrire les résultats majeurs de la thèse.

## 2 Prédiction de trajectoire

Le premier chapitre présente une approche de type boîte noire qui ajuste les paramètres de la prédiction de trajectoires. Lors de la première expérience, nous validons notre implémentation en mesurant les erreurs de prédiction en altitude en comparant la trajectoire générée avec la trajectoire observée. Pour ce faire, nous cherchons les paramètres du prédicteur qui génèrent la trajectoire minimisant l'erreur cumulative avec la trajectoire observée. L'erreur cumulative minimale de prédiction quantifie la limite de la précision du modèle choisi qui est défini à partir de cinq paramètres. Ces paramètres sont la masse de l'aéronef, les vitesses durant les différentes étapes de la montée et la différence de température avec le modèle atmosphérique standard. Les résultats montrent que les erreurs ponctuelles, c'est-à-dire mesurées à des instants précis, sont maximales durant la montée initiale, qui se situe avant l'étape d'accélération.

Dans une seconde expérience, le modèle est utilisé dans un contexte en ligne et donc, ses paramètres évoluent avec le temps. Les états de l'avion observés jusqu'à un moment donné sont utilisés pour apprendre les paramètres du modèle. Ensuite, ceci permet de prédire les états futurs avec une précision supérieure à la prédiction obtenue à partir du modèle avec les paramètres par défaut. Afin d'éviter le problème de surapprentissage, nous utilisons une méthode classique de validation croisée où nous divisons les observations en deux ensembles : l'ensemble d'apprentissage et l'ensemble de validation. Nous pouvons alors trouver les meilleurs méta-paramètres qui pénalisent l'écart entre les paramètres optimisés et les valeurs par défaut. Quand le vol termine sa phase d'accélération, notre méthode d'apprentissage en-ligne aug-

mente statistiquement la précision de la prédiction de trajectoire. Le gain est environ d'un niveau de vol (30.48m) à deux minutes et cinq minutes après la première observation, soit 10% d'amélioration. Entre cinq et dix minutes, les deux modèles (défaut et en-ligne) ne sont pas statistiquement différents en terme d'erreur de prédiction. Ceci implique que l'incertitude devient trop importante au-delà de cinq minutes. En conséquence, sans information supplémentaire sur les intentions de vol et les contraintes de l'espace aérien, la prédiction de trajectoire sol n'est pas suffisamment précise pour supporter l'automatisation de tâches critiques telles que la résolution de conflits. De plus, les conclusions de cette étude viennent réitérer l'importance d'augmenter les échanges d'information sol/bord et de développer de nouvelles solutions technologiques à ce problème. Les conclusions de ce chapitre nous amènent vers la définition formelle de l'incertitude pour estimer l'erreur de prédiction du modèle qui servira à l'optimisation globale.

### **3 Modèles de l'espace aérien**

Dans cette partie de la thèse, nous commençons par étudier les modèles prédictifs de la littérature utilisés pour résoudre le problème ATFCM. Ensuite, nous définissons une représentation temporelle et spatiale de l'espace aérien et un modèle simple de vol. À partir de ces représentations, nous pouvons traduire le problème ATFCM en un problème classique d'ordonnancement. Nous proposons alors trois ordonnanceurs générant des solutions avec des caractéristiques différentes. Ces ordonnanceurs peuvent ensuite être améliorés à l'aide d'heuristiques agissant sur leurs entrées. Finalement, nous présentons une méthode pour tester rapidement la difficulté d'une instance de problème. Dans la prochaine sous-section, nous décrirons les représentations, les ordonnanceurs et les heuristiques, qui sont des éléments essentiels de l'approche proposée dans la thèse.

### 3.1 Description du modèle et des ordonnanceurs

Tout d’abord, la représentation temporelle utilisée est continue et donc, il est possible d’associer un point sur la droite des réels à un évènement. De ce fait, la complexité de l’approche proposée dépend du nombre d’évènements se produisant dans le système. Cette hypothèse est différente de l’approche proposée par un grand nombre de travaux qui utilisent un pas de discrétisation temporelle. Ces évènements décrivent des changements d’états pour les vols et les ressources de l’espace aérien. Une ressource désigne un concept opérationnel tel que le secteur de contrôle, une piste d’aéroport ou les SIDs et les STARs<sup>1</sup>. Le vol est simplement modélisé comme un point ayant une position et une vitesse évoluant sur un graphe donné. Celui-ci est appelé *graphe de navigation* et permet de définir les balises de survol et les routes aériennes. Afin de relier les vols aux ressources, nous utilisons une couche intermédiaire que nous désignons comme le *graphe cellulaire*. Ce graphe partitionne l’espace aérien en cellules qui constituent les composantes élémentaires des ressources. Finalement, la relation d’adjacence entre les ressources est exprimée à travers le *graphe de ressources*.

Ces trois niveaux d’abstraction permettent de traduire les plans de vol en un problème d’ordonnancement classique. Pour résoudre ce problème, nous proposons une famille d’ordonnanceurs qui prennent une liste d’identifiants des vols en entrée et génèrent un ordonnancement en sortie. Ce dernier respecte les capacités des ressources, si cela est possible. Dans le cas contraire, un ordonnancement est tout de même généré en fonction d’une stratégie de relaxation des capacités. Ces ordonnanceurs sont inspirés des travaux de PARK, LEE et A. MEYN [11].

Le fonctionnement interne d’un ordonnanceur se définit par deux étapes : une propagation en avant des contraintes et une sélection en arrière des temps de passage. La propagation en avant se réduit à un problème de parcours de graphe acyclique, pour lequel nous comparons le *parcours en profondeur d’abord* avec le *parcours en largeur d’abord*. Pour la sélection en arrière, il faut d’abord choisir le temps d’arrivée optimal pour le vol courant et ité-

---

1. *Standard Instrument Departure* et *Standard Terminal Arrival Route*

rativement, propager et sélectionner les temps adéquats pour les ressources précédentes. La sélection se fait à partir d'une stratégie choisie au préalable. Dans ce travail, nous comparons les stratégies visant à minimiser la durée de vol, à minimiser l'écart avec le temps de référence et une stratégie hybride des deux précédentes en fonction du retard du vol. Nous croyons que cette dernière stratégie est la plus acceptable opérationnellement.

Par ailleurs, il se peut que pour une liste d'identifiants de vols donnée, qu'il n'y ait pas d'ordonnancement respectant les contraintes de capacité des ressources. Néanmoins, l'ordonnanceur retourne tout de même un ordonnancement à l'aide d'une stratégie de relaxation qui permet de faire des choix sur les contraintes violées. Dans cette étude, nous considérons la stratégie selon laquelle l'ordonnanceur suit les plans de vol initiaux et la stratégie myope qui utilise la ressource congestionnée au moment où il y a le minimum d'avions, sans prendre en compte les ressources suivantes.

Enfin, l'ordonnanceur requière une liste d'identifiants de vol afin de générer un ordonnancement. Cette liste peut être interprétée comme une liste de priorité, car un vol sera ordonnancé selon les contraintes générées par les vols qui le précèdent dans la liste. Il existe donc différentes façons d'attribuer des priorités aux vols, notamment à partir des caractéristiques de ceux-ci. Pour ce faire, nous utilisons certaines heuristiques classiques de la théorie de l'ordonnancement. On propose donc de trier les vols par les dates d'entrée, de sortie, par la durée minimale ou maximale de vol dans l'espace aérien, par la durée minimal ou maximal d'utilisation d'une ressource et par le nombre minimal ou maximal de ressources utilisées.

### **3.2 Description des résultats**

La première expérience concerne l'évaluation de trois ordonnanceurs, nommés respectivement EH, HT et NM, en terme des retards cumulés. L'ordonnanceur EH ne modifie que la date d'entrée des vols dans l'espace aérien alors que HT et NM modifient aussi les durées d'utilisation des ressources. La différence entre les deux derniers est que HT minimise la durée de vol alors que NM utilise la stratégie hybride. Le premier résultat confirme l'hypothèse

que les changements de durée permettent de minimiser davantage la somme des retards. Le second résultat compare l'écart entre HT et NM. Ce résultat confirme que la minimisation de la durée de vol permet effectivement de réduire la somme des retards. En effet, réduire la durée nominale d'utilisation des ressources permet d'augmenter la capacité. Cependant, cette stratégie augmente la charge de travail des contrôleurs qui doivent modifier tous les vols et augmente aussi le coût d'opération pour les compagnies aériennes. Le dernier ordonnanceur génère un peu plus de retards que le second en fonction des instances, mais il possède l'avantage de ne modifier que les vols qui nécessitent des changements pour respecter l'heure d'arrivée prévue.

La seconde expérience concerne les temps de calcul des trois ordonnanceurs. Le premier résultat démontre l'adéquation du parcours en profondeur d'abord avec la sélection de la plus courte durée de vol, qui constitue l'ordonnanceur HT. En effet, les temps de calcul de HT sont comparables à ceux de EH, qui ne modifie que les temps d'entrée dans l'espace aérien. Néanmoins, les temps de calcul de l'ordonnanceur nominal sont plus élevés ce qui s'explique par le parcours en largeur d'abord.

La troisième expérience compare les heuristiques pour l'ordonnanceur nominal. Pour justifier l'utilisation des heuristiques, nous générons un nuage de points dans l'espace objectif avec des permutations aléatoires. Les heuristiques qui génèrent des points à l'extérieur de ce nuage sont intéressantes, car elles génèrent des solutions avec une faible probabilité pour une mesure uniforme sur l'espace des permutations. En particulier, les heuristiques triant les vols par les dates d'entrée et de sortie permettent de trouver facilement des solutions ayant moins de congestions que les autres heuristiques et le nuage de points aléatoires. L'intérêt de cette expérience est de montrer le potentiel associé à l'initialisation de la population de l'algorithme évolutionnaire qui sera utilisé pour l'optimisation multiobjectif.

## 4 Modèle d'incertitude

Une partie importante de la thèse concerne l'étude des phénomènes aléatoires dans la gestion du trafic aérien. Pour ce faire, nous utilisons un cadre

probabiliste dans lequel les variables définies dans le modèle précédent sont remplacées par des variables aléatoires. En particulier, nous définissons un modèle stochastique pour le modèle de vol et nous propageons, à travers les trois couches d'abstraction, l'incertitude engendrée.

Dans un premier temps, nous étudions un modèle stochastique pour la trajectoire d'un seul vol. Nous adoptons l'hypothèse classique de Markov qui s'exprime comme l'indépendance entre les temps d'arrivée futurs et les temps d'arrivée précédents sachant le temps d'arrivée sur la balise courante. Cette hypothèse simplifie grandement le modèle probabiliste et les méthodes d'échantillonnage associées. En effet, on définit une loi de probabilité temporelle sur le point d'entrée de l'espace aérien et une loi de probabilité conditionnelle entre chaque pair de balises successives. Cette dernière permet entre autre de modéliser l'intention de l'opérateur d'aéronef entre deux balises sachant le temps de survol au-dessus de la première balise. En faisant le produit de ces lois, on retrouve la probabilité jointe de la trajectoire temporelle associée au vol. Finalement, en intégrant adéquatement la probabilité jointe, nous pouvons obtenir la loi marginale associée à chaque balise.

À partir de ces lois, il est possible de déterminer la probabilité que le vol soit présent dans une cellule à un temps donné. En regroupant les variables aléatoires associées à la présence de chaque vol à l'intérieur d'une cellule, nous utilisons un modèle *Binomial-Poisson* qui permet d'inférer le nombre de vols à l'intérieur de la cellule à n'importe quel moment. De plus, il existe des méthodes efficaces pour calculer la probabilité de  $n$  vols à un temps donné (voir HONG [6]). Cependant, le modèle Binomial-Poisson fait l'hypothèse que les variables aléatoires sont indépendantes entre elles. Cette hypothèse semble trop restrictive et nous oriente donc vers les réseaux Bayésiens.

À présent, nous définissons le modèle stochastique comme un réseau Bayésien décrivant les dépendances entre les vols. Nous faisons l'hypothèse que ces dépendances n'apparaissent que lorsqu'il y a congestion au niveau des ressources. Par un algorithme simple d'échantillonnage vers l'avant, nous pouvons estimer les caractéristiques de la loi des retards pour chaque vol ainsi que la loi de la congestion pour chaque secteur de contrôle. À partir de ce réseau Bayésien, nous décrivons un algorithme de simulation stochastique qui



sera utilisé pour tester la robustesse des solutions retournées par l’algorithme d’optimisation.

## 5 Optimisation multiobjectif du problème ATFCM

Cette partie décrit l’approche globale qui représente la contribution majeure de cette thèse. En effet, nous étudions le problème ATFCM comme le compromis entre l’efficacité et la charge de travail engendrée. À cette étape de l’étude, nous choisissons de modéliser l’efficacité comme une fonction quadratique des retards cumulés alors que la charge de travail engendrée est calculée à partir du nombre de vols qui dépassent un seuil de sécurité. De plus, la modélisation adoptée autorise la variation de ce seuil de sécurité au cours du temps. Les actions possibles pour minimiser conjointement ces deux objectifs sont les temps de survol des balises définies dans les plans de vol.

### 5.1 Description de l’approche

Pour un espace aérien réaliste comportant plusieurs milliers de vols et chacun ayant une dizaine de balises dans leur plan de vol, il est évident que l’espace de recherche de ce problème est de très grande dimension. De plus, le nombre de contraintes associées à cet espace dépend des interactions entre les vols, qui se produisent lorsque les secteurs deviennent congestionnés. Afin de traiter ce problème difficile, nous proposons une approche indirecte dans laquelle un algorithme évolutionnaire multiobjectif est couplé avec des ordonnanceurs gloutons définis précédemment (voir section 3). En effet, ces ordonnanceurs gloutons prennent en entrée une liste d’identifiants de vol et déterminent itérativement les meilleurs temps de passage en fonction de leurs paramètres. Il est donc naturel pour l’algorithme évolutionnaire de travailler dans l’espace des permutations.

Cependant, il faut noter que l’approche indirecte ne permet pas de générer toutes les solutions possibles de l’espace des ordonnancements initial. Néanmoins, nous pensons que cette approche borne implicitement la complexité des solutions générées, ce qui est essentiel au niveau opérationnel. De

plus, nous pouvons distinguer dans cette approche deux niveaux de contrôle. Le premier se situe au niveau des ordonnanceurs gloutons, qui traitent localement les vols en fonction des contraintes de capacité générées par les autres vols. Le second niveau se situe au niveau de l’algorithme multiobjectif, qui recherche globalement les meilleures permutations qui approximent le front de Pareto. Chaque niveau possède des leviers qui ont un impact avec une portée différente. Cette représentation hiérarchique se retrouve aussi dans les travaux de ZHANG, KAMGARPOUR et SUN [14].

Comme pour tout algorithme évolutionnaire, nous devons choisir des opérateurs (croisement ou mutation) qui génèrent de nouvelles solutions à partir des solutions courantes. Ce choix, avec celui des espaces génotypique et phénotypique, est essentiel pour la réussite de l’optimisation. Dans notre étude, nous utilisons seulement un opérateur de mutation basé sur la notion de voisinage de la solution. En effet, nous définissons la taille du voisinage par le nombre de permutations nécessaires pour transformer une solution en une autre. Avec cette notion, nous utilisons l’opérateur *Sigmoid*, défini par SEMET et SCHOENAUER [13], qui permet de changer la taille du voisinage dynamiquement au cours de la recherche. Ceci permet de prendre en compte le compromis entre *l’exploration* et *l’exploitation*, qui est omniprésent dans l’optimisation évolutionnaire en général.

## 5.2 Description des résultats

La première expérience consiste à montrer les différences entre les ordonnanceurs présentés à la section 3 avec l’approche indirecte. Pour ce faire, nous utilisons l’algorithme multiobjectif *NSGA-II* (voir DEB et al. [2]) avec l’opérateur *Sigmoid* avec les mêmes paramètres pour les trois ordonnanceurs. Pour l’analyse des résultats, nous utilisons dans un premier temps une visualisation de l’espace objectif en représentant le nuage aléatoire, les approximations des fronts de Pareto et les objectifs associés aux heuristiques. Dans un second temps, nous quantifions les différences entre ces méthodes avec l’indicateur hypervolume (voir AUGER et al. [1]) qui quantifie à la fois la dominance de Pareto et la diversité par rapport à un point de référence.

Le premier résultat montre que l’approche indirecte permet d’optimiser davantage que la simple recherche aléatoire. Le second résultat confirme que l’ordonnanceur HT minimise davantage les deux objectifs conjointement par rapport aux deux autres ordonnanceurs. L’ordonnanceur NM réduit aussi davantage les deux objectifs que l’ordonnanceur EH.

La seconde expérience montre que les paramètres de l’opérateur Sigmoid qui favorisent l’exploitation sont meilleurs pour toutes les instances. Ceci est principalement dû au fait que le voisinage initial doit être choisi petit afin que l’algorithme puisse améliorer les solutions. Les courbes de l’indicateur hypervolume montrent clairement un plateau caractéristique, qui freine la minimisation, pour les paramètres favorisant l’exploitation et ce, sur plusieurs instances.

Finalement, le résultat majeur est que l’approche permet d’optimiser les plans de vol sur des instances réelles avec l’approche indirecte.

## **6 Optimisation multiobjectif dans l’incertain du problème ATFCM**

Dans cette partie de la thèse, nous nous intéressons à la robustesse des solutions retournées par l’algorithme d’optimisation par rapport aux incertitudes modélisées par notre modèle stochastique.

### **6.1 Description des approches**

La première approche que l’on peut adopter face à l’incertitude est d’optimiser en fonction du pire scénario. Cependant, la probabilité que le pire scénario se produise peut être très faible et donc, les solutions seront considérées comme très conservatrices du point de vue opérationnel. La seconde approche consiste à surveiller et à prendre en compte les erreurs de prédiction au fur et à mesure qu’elles sont observées. Dans cette étude nous proposons deux méthodes pour cette approche. La première, nommé RPR, est de retrouver au mieux le plan initial alors que la seconde, nommé RPL, réordonne les plans de vol à la volée en fonction des nouvelles contraintes.

Même si la surveillance et la replanification semblent plus difficiles à mettre en œuvre, elle font partie des tâches réalisées par les contrôleurs aériens, qui sont capables de s'adapter aux événements imprévus.

L'expérience principale de ce chapitre requiert de coupler le modèle stochastique défini à la section 4 au modèle de l'espace aérien utilisé pour déterminer les valeurs des objectifs. Ensuite, pour une solution donnée, nous débutons la simulation du système où les premiers vols commencent à entrer dans l'espace aérien. Le temps de survol des balises est sujet à l'incertitude et lorsque l'erreur de prédiction devient trop élevée, nous activons une des deux méthodes afin de modifier l'objectif temporel sur la balise suivante. Pour RPR, nous déterminons le temps qui respecte les contraintes de vol et qui minimise l'écart avec le temps de la solution initiale. Pour RPL, nous n'utilisons directement l'ordonnanceur glouton que sur ce vol afin de déterminer un nouveau temps de passage qui respectera les contraintes de vol et les contraintes de capacité. Lorsqu'il n'y a pas d'incertitude, les deux méthodes retournent la même solution.

## 6.2 Description des résultats

Le résultat principal de cette expérience confirme que l'optimisation en boucle ouverte n'est pas robuste aux incertitudes. Pour étudier la différence entre RPR et RPL, nous modélisons l'incertitude sur le temps d'entrée des vols dans l'espace aérien avec une Gaussienne centrée dont les valeurs de l'écart type sont fixées à 2, 5 et 10 minutes. Pour un écart type de 2 minutes, RPR est capable de retrouver la solution initiale et donc, de générer un coût de congestion inférieure à RPL. La principale explication de cet écart est que la solution initiale est globale alors que la RPL génère une nouvelle solution basée sur des informations locales. Cependant, lorsque l'écart type atteint les valeurs de 5 et 10 minutes, RPL devient préférable à RPR puisque cette dernière méthode n'arrive plus à retrouver la solution initiale. L'incertitude est trop importante et perturbe beaucoup trop les temps de vol sur les balises de survol.

Ces résultats démontrent que l'optimisation dans la gestion du trafic

aérien ne peut pas se faire uniquement en boucle ouverte en amont des opérations du contrôle aérien.

## 7 Optimisation multiobjectif avec gestion de l'incertitude

Dans cette dernière partie de la thèse, nous nous intéressons au problème fondamental de la gestion de l'incertitude dans le cadre d'un algorithme évolutionnaire multiobjectif. Pour étudier ce problème, nous utilisons un cadre probabiliste qui permet de modéliser explicitement l'aléatoire du problème. La principale distinction du cadre stochastique par rapport au cadre déterministe concerne la définition même du problème d'optimisation. En effet, le décideur doit maintenant déclarer ses préférences en terme d'incertitudes en plus de ses préférences sur l'espace des objectifs. En combinant ces deux types de préférences, nous nous ramenons à un problème multiobjectif pour lequel nous devons estimer la valeur des statistiques utilisées pour représenter les préférences. Cette étape d'estimation doit être comptée dans le nombre d'évaluations de la fonction objective ce qui implique une nouvelle dimension dans le compromis exploitation-exploration. Afin d'augmenter les chances de bien approximer le front de Pareto probabiliste, nous devons allouer le moins d'évaluations de fonction pour des individus qui ne seront pas sélectionnés par la suite. La prochaine approche implémente cette idée dans le cadre d'un algorithme évolutionnaire multiobjectif.

### 7.1 Description de l'approche

Nous proposons une approche nommée *Racing Multi-Objective Selection Probabilities*<sup>2</sup> qui s'inspire des travaux de [5]. L'approche se base sur le concept de course qui utilise les *inégalités de concentration* telles que les bornes de Hoeffding ou de Bernstein. Ces inégalités permettent de borner avec des intervalles de confiance la déviations de la moyenne empirique par

---

2. RSP est décrit dans l'article publié au *13th International Conference on Parallel Problem Solving from Nature* [10]

rapport à l'espérance. Ensuite, ces intervalles de confiance sont utilisés pour comparer les individus de la population lors de l'étape de remplacement de l'algorithme évolutionnaire. La procédure principale de l'approche consiste à échantillonner itérativement les individus et à comparer leur intervalles de confiance à chaque itération. Si la borne inférieure d'un individu, obtenue en fixant un seuil de confiance, est supérieure à la borne supérieure de plusieurs individus, nous pouvons prendre la décision de le sélectionner. Inversement, en comparant la borne supérieure d'un individu avec la borne inférieure des autres, on peut prendre la décision de rejeter cet individu. Un budget maximal d'évaluations de fonction est alloué pour la course afin d'éviter l'épuisement complet du budget total de l'algorithme d'optimisation. Si le budget maximal est atteint, nous choisissons les individus que sur la base de l'estimation de la probabilité de survie.

Nous proposons d'utiliser ces idées dans le cadre multiobjectif. La principale différence avec le cadre mono-objectif concerne la dominance de Pareto. Afin de pouvoir s'intégrer dans les algorithmes multiobjectifs existants, RSP effectue la course sur les probabilités de survie des individus qui sont obtenus en échantillonnant la fonction objective et en utilisant le mécanisme de sélection de ces algorithmes. Cependant, les mécanismes de sélection utilisent des indicateurs qui comparent les individus entre eux. Ceci implique que l'on échantillonne les individus qui sont acceptés ou rejetés et donc, on perd complètement l'intérêt des courses. Afin de contourner ce problème, chaque individu stocke son historique d'échantillons et lorsqu'il est classé, on échantillonne directement sur cet historique sans faire appel à la fonction objective. Cette technique correspond à la méthode de *bootstrap* en statistique.

Enfin, la dernière difficulté concerne les individus qui sont très près les uns des autres dans l'espace objectif. Pour ces individus, la probabilité de survie risque de converger vers la même valeur et donc, RSP ne pourra pas prendre de décision sur ceux qui doivent être sélectionnés ou rejetés. Ceci risque d'épuiser le budget d'évaluations de la fonction objective. Pour contourner ce problème, nous utilisons une mesure de divergence qui calcule la distance deux à deux des individus qui ne sont pas encore classés. Si cette mesure dépasse un seuil, nous arrêtons la course et on sélectionne ceux avec

la meilleures estimations de probabilités.

## 7.2 Description des résultats

Pour valider RSP par rapport à une approche de Monte-Carlo avec un budget statique (MC), nous utilisons le banc de tests classique ZDT combiné à différentes fonctions de bruits (Dirac, Gaussienne, Cauchy et Gumbel). Pour RSP, nous étudions l'effet de trois paramètres : la statistique (dernière valeur, moyenne ou la médiane), le seuil de confiance et le budget maximal de la course. Pour l'approche de Monte-Carlo, nous estimons la moyenne et la médiane. Finalement, nous comparons aussi l'approche de moyennage implicite qui n'utilise pas de mécanisme de gestion de l'incertitude.

Le premier résultat est que le moyennage implicite n'arrive pas à égaler MC et RSP. Ceci renforce l'hypothèse que des mécanismes de gestion de l'incertitude sont utiles à la résolution des problèmes d'optimisation bruités. Ensuite, RSP est meilleur que MC sur 5 problèmes, équivalent sur 8 problèmes et moins bon sur 2 problèmes. Ces 2 problèmes possèdent un bruit Gaussien et donc, l'estimateur MC-moyenne est celui qui minimise la variance tout en étant non-biaisé. Étant donné que RSP-moyenne estime la probabilité de survie, sa convergence est plus lente.

Le second résultat concerne RSP sans estimateur, qui se base que sur la valeur courante de l'estimation de la probabilité de survie. En effet, cette version de RSP performe bien sur la plupart des problèmes. Ceci indique que l'estimation de la probabilité de survie est robuste au bruit.

# 8 Conclusion

## 8.1 Contributions

La principale question qui a motivé cette thèse est : comment optimiser globalement le système de gestion du trafic aérien ? Cette question nous amené à étudier la prédiction de trajectoire qui permet au système de se projeter dans le futur. Nous avons réussi à comprendre la prédiction de trajectoire avec un algorithme de prédiction en-ligne qui règle ses paramètres

en prenant en compte les nouvelles observations de l'état du vol. Cette étude nous a permis de comprendre le rôle de l'incertitude dans la difficulté à répondre à la question initiale. C'est pourquoi nous proposons un modèle avec une représentation temporelle continue et une représentation spatiale en trois niveaux qui intègrent un modèle stochastique. Ce modèle stochastique est défini à partir d'un réseau Bayésien et permet de simuler les aléas qui surviennent dans le système réel.

Ces concepts sont ensuite utilisés par un algorithme évolutionnaire multiobjectif basé sur une approche indirecte avec des ordonnanceurs gloutons. Nous montrons que cette approche peut optimiser les plans de vol sur des instances réelles du système. Finalement, nous étudions l'impact de l'incertitude sur les solutions retournées par cet algorithme.

En dernier lieu, la gestion de l'incertitude dans les problèmes d'optimisation multiobjectif pose des difficultés fondamentales. Afin de répondre à ces difficultés, nous proposons une approche nommée RSP qui s'appuie sur les inégalités de concentration pour comparer les individus entre eux.

## 8.2 Questions ouvertes

Cette thèse est une première étape dans la construction d'un système d'aide à la décision pour la gestion du trafic aérien. À ce stade-ci de la recherche, nous ne pouvons pas affirmer que l'approche proposée soit viable pour une intégration dans les systèmes de contrôle aérien. Néanmoins, les résultats présentés dans cette thèse démontrent que l'approche peut être utilisée dans l'analyse de l'espace aérien. Cette analyse permettra certainement de raffiner les choix qui ont été faits, notamment au niveau des objectifs à optimiser.

Nous proposons donc une liste d'éléments à étudier afin d'améliorer l'approche proposée dans cette thèse. Tout d'abord, les paramètres du modèle de l'espace aérien doivent être ajustés afin de mieux représenter les phases de vol, les vents et les vitesses habituellement choisies par les compagnies aériennes. Ensuite, il nous semble essentiel d'intégrer explicitement l'équité comme un objectif avec les retards et la congestion dans le problème d'op-



timisation. Afin de se rapprocher des méthodes existantes qui traitent le problème ATFCM, il faut ajouter le changement de route et de niveau de vol aux actions possibles. L'espace génotypique de l'approche indirecte doit être étudié afin de construire de nouvelles caractéristiques autres que les permutations. Enfin, nous croyons qu'une comparaison des approches existantes sur un banc de tests commun permettrait de mieux comprendre les avantages et les inconvénients de chaque méthode.

Par ailleurs, nous avons démontré que RSP est une méthode viable pour la gestion de l'incertitude des problèmes multiobjectif. Cependant, il est essentiel de comprendre la relation entre l'estimation de la probabilité de survie et l'estimation du vecteur objectif d'un point de vue théorique.

## Références

- [1] Anne AUGER et al. « Hypervolume-based multiobjective optimization : Theoretical foundations and practical implications ». In : *Theoretical Computer Science* 425 (2012), p. 75–103.
- [2] K. DEB et al. « A fast and elitist multiobjective genetic algorithm : NSGA-II ». In : *Evolutionary Computation, IEEE Transactions on* 6.2 (avr. 2002), p. 182–197.
- [3] Areski HADJAZ et al. « Increasing Air Traffic : What is the Problem ? » In : *SESAR 2nd Innovation Days*. Sous la dir. de Dirk SCHAEFER. SESAR WPE. Braunschweig, Allemagne, sept. 2012.
- [4] Areski HADJAZ et al. « Online Learning for Ground Trajectory Prediction ». In : *SESAR 2nd Innovation Days*. Sous la dir. de Dirk SCHAEFER. Braunschweig, Allemagne, sept. 2012.
- [5] Verena HEIDRICH-MEISNER et Christian IGEL. « Hoeffding and Bernstein Races for Selecting Policies in Evolutionary Direct Policy Search ». In : *Proc. ICML'09*. Sous la dir. d'A.P. DANYLUK ET AL. T. 382. ACM Intl Conf. Proc. Series. 2009, p. 51.
- [6] Yili HONG. « On computing the distribution function for the Poisson binomial distribution ». In : *Computational Statistics & Data Analysis* 59 (2013), p. 41–51.
- [7] Gaétan MARCEAU, Pierre SAVÉANT et Marc SCHOENAUER. « Computational Methods for Probabilistic Inference of Sector Congestion in Air Traffic Management ». In : *Interdisciplinary Science for Innovative Air Traffic Management*. Toulouse, France, juil. 2013.
- [8] Gaétan MARCEAU, Pierre SAVÉANT et Marc SCHOENAUER. « Multiobjective Tactical Planning under Uncertainty for Air Traffic Flow and Capacity Management ». In : *IEEE Congress on Evolutionary Computation*. Sous la dir. de Carlos A. Coello COELLO et Yaochu JIN. Cancun, Mexique : IEEE Press, juin 2013, p. 1548–1555.

- [9] Gaétan MARCEAU, Pierre SAVÉANT et Marc SCHOENAUER. « Strategic Planning in Air Traffic Control as a Multi-objective Stochastic Optimization Problem ». In : *ATM Seminar 2013*. Chicago, États-Unis, juin 2013.
- [10] Gaétan MARCEAU et Marc SCHOENAUER. « Racing Multi-Objective Selection Probabilities ». In : *Parallel Problem Solving from Nature - PPSN XIII*. Ljubljana, Slovénie, sept. 2014, p. 1.
- [11] Chunki PARK, Hak-Tae LEE et Larry A. MEYN. « Computing Flight Departure Times Using an Advanced First-Come First-Served Scheduler ». In : *12th AIAA Aviation Technology, Integration, and Operations (ATIO) Conference and 14th AIAA/ISSM*. AIAA. 2012, p. 1–8.
- [12] *Proceedings of the IEEE Congress on Evolutionary Computation, CEC 2005, 2-4 September 2005, Edinburgh, UK*. IEEE, 2005.
- [13] Yann SEMET et Marc SCHOENAUER. « An efficient memetic, permutation-based evolutionary algorithm for real-world train timetabling ». In : *Congress on Evolutionary Computation*. IEEE, 2005, p. 2752–2759.
- [14] Wei ZHANG, Maryam KAMGARPOUR et Dengfeng SUN. « A Hierarchical Flight Planning Framework for Air Traffic Management ». In : (2012), p. 1–13.