

Planification de tâches d’observation de la Terre sous incertitudes météorologiques

Jihanne El Haouari¹, Gauthier Picard², Cédric Pralet², Stéphanie Roussel²

¹ TéSA, Toulouse

`jihanne.elhaouari@tesa.prd.fr`

² ONERA/DTIS, Université de Toulouse

`first.last@onera.fr`

Mots-clés : *satellites, ordonnancement, incertitudes, apprentissage d’arbres de décision*

1 Contexte

L’ordonnancement d’activités pour des satellites d’observation de la Terre est un problème d’optimisation complexe à résoudre. Il consiste à trouver le meilleur plan à envoyer aux satellites afin d’optimiser le nombre d’images prises en fonction des demandes des utilisateurs. De nombreuses approches sont disponibles dans la littérature [3, 1, 2]. Cependant, les incertitudes météorologiques sont souvent approximées, parfois non considérées, ou alors modélisées sous forme de probabilités qui peuvent être délicates à exprimer. Cependant, l’impact de la couverture nuageuse doit être pris en compte car cette dernière invalide très souvent les images réalisées. Nous présentons ici une nouvelle approche permettant d’optimiser les plans sous incertitudes météorologiques, en utilisant des données et des prévisions météo réelles. Cette approche réalise une hybridation entre apprentissage et optimisation.

2 Problème

Nous considérons un ensemble de satellites d’observation de la Terre en orbite basse et un ensemble d’utilisateurs formulant des requêtes d’observation de points d’intérêt au sol. Satisfaire une requête consiste à choisir une fenêtre temporelle pendant laquelle un satellite survole la zone d’intérêt et insérer une prise de vue dans la séquence des activités du satellite correspondant. Nous définissons également pour chaque satellite un ensemble de fenêtres de communication qui permet à une station sol d’envoyer la séquence d’observations à réaliser et de récupérer les images réalisées. De plus, on associe à chaque requête un seuil de validité indiquant le pourcentage de couverture nuageuse en dessous duquel une image est acceptable par l’utilisateur. Par ailleurs, le problème considéré est dynamique dans le sens où la planification des observations est faite plusieurs fois par jour afin de profiter des actualisations régulières des prévisions météorologiques. Ainsi, des fragments de plan sont envoyés aux satellites plutôt que de synthétiser un plan complet en début de journée, et chacune des planifications est appelée une *planification locale*. Enfin, lorsqu’une image est invalidée du fait de la couverture nuageuse, la requête associée est réactivée dans le processus de planification.

3 Approches de classification des observations

Chaque planification locale part d’un plan vide et tente d’ajouter à chaque étape la meilleure observation au sens de certains critères (méthode gloutonne). Un critère classique consiste à tenter d’insérer d’abord (1) les observations pour lesquelles les prévisions météo sont les plus favorables, de manière à maximiser le nombre d’observation réussies, puis (2) les observations

permettant de livrer les données d’observation le plus tôt possible aux utilisateurs. En plus de ces deux critères standards, chaque planification locale utilise deux autres critères pour mieux anticiper l’impact de la couverture nuageuse, à savoir (3) un critère de durée entre la fin d’une fenêtre de communication et l’observation, à minimiser, et (4) un critère concernant les possibilités de reprogrammation de la requête en cas d’échec d’observation, à maximiser.

D’un point de vue global, l’objectif du système de planification n’est pas d’optimiser ces quatre critères locaux. Il consiste à optimiser trois critères globaux définissant la performance obtenue en fin de journée avec (1) le nombre de requêtes validées, à maximiser ; (2) le nombre d’images ratées, à minimiser ; (3) le date moyenne de disponibilité des données pour les utilisateurs, à minimiser. Une question centrale est alors de savoir comment utiliser au mieux les critères locaux de manière à optimiser les critères globaux. Dans la première approche développée, on cherche simplement un ordre lexicographique dans lequel les critères locaux doivent être considérés. Dans une deuxième approche, nous combinons optimisation et apprentissage. Plus précisément, nous apprenons un arbre de décision qui permet de classer les observations candidates en fonction des quatre critères locaux. Cet arbre est optimisé avec un algorithme de recuit simulé qui réalise des opérations de séparation et de fusion de nœuds dans l’arbre, et qui évalue chaque arbre en simulant l’application de la planification locale sur un horizon d’une journée, pour plusieurs scénarios de requêtes en provenance des utilisateurs.

4 Expérimentations

Deux types de données météo sont utilisées par le système avec d’une part la couverture nuageuse instantanée observée toutes les 15 minutes par un satellite météorologique géostationnaire, et d’autre part des données de prévision sur toute une journée discrétisé avec un pas temporel de trois heures. Pour évaluer la qualité des solutions produites par les deux approches proposées, nous avons calculé des bornes supérieures de performance à l’aide de l’outil de programmation par contraintes IBM ILOG CP Optimizer 20.1, en supposant que la météo réelle est déjà connue en début de journée. Les résultats obtenus en utilisant l’apprentissage d’un arbre de décision (figure 1) sont meilleurs que ceux qui utilisent la première approche concernant le nombre de requêtes validées et réalise un bon compromis pour l’optimisation des trois critères globaux. Cependant, il existe encore une marge avec la borne supérieure (probablement inatteignable) obtenue avec CP Optimizer. Des travaux futurs consistent à identifier d’autres critères locaux intéressants.

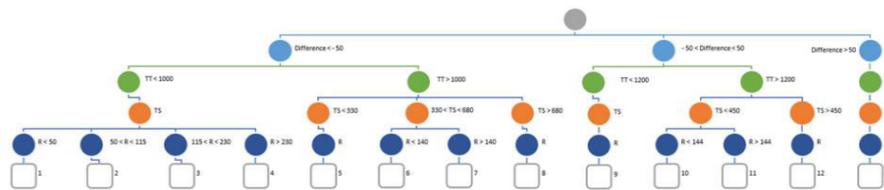


FIG. 1 – Exemple d’arbre de décision

Références

- [1] Gauthier Picard. Auction-based and distributed optimization approaches for scheduling observations in satellite constellations with exclusive orbit portions. In *International Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems (AAMAS)*, 2022.
- [2] Samuel Squillaci, Stéphanie Roussel, and Cédric Pralet. Parallel scheduling of complex requests for a constellation of earth observing satellites. In *11th Conference on Prestigious Applications of Artificial Intelligence (PAIS)*, 2022.
- [3] Xinwei Wang, Guohua Wu, Lining Xing, and Witold Pedrycz. Agile earth observation satellite scheduling over 20 years : Formulations, methods, and future directions. *IEEE Systems Journal*, PP :1–12, 06 2020.