

Conception de méthodes d’explication des solutions émanant de systèmes d’optimisation, application à la planification d’employés mobiles

Mathieu Lerouge¹, Céline Gicquel², Vincent Mousseau¹, Wassila Ouerdane¹

¹ MICS, CentraleSupélec Université Paris-Saclay, Gif-sur-Yvette, France

{mathieu.lerouge, vincent.mousseau, wassila.ouerdane}@centralesupelec.fr

² LISN, Université Paris-Saclay, Gif-sur-Yvette, France

gicquel@lri.fr

Mots-clés : *optimisation combinatoire, planification d’employés mobiles, tournées de véhicules, génération d’explications.*

1 Contexte

Les problèmes d’optimisation concernent de nombreuses entreprises, en particulier de l’industrie et des services. Dans certaines d’entre-elles, le personnel utilise un système d’optimisation (*e.g.* un logiciel clé-en-main développé par une entreprise extérieure spécialisée en recherche opérationnelle) pour prendre des décisions opérationnelles (*e.g.* la planification de tâches) sans pour autant en comprendre le fonctionnement algorithmique. Dans ce contexte, un système d’optimisation est généralement perçu par l’utilisateur comme une boîte noire produisant des solutions qui sont en principe optimales et qu’il convient donc de suivre. Cependant, il arrive parfois que l’utilisateur s’interroge sur la pertinence d’une solution, soit du fait d’un résultat surprenant, soit par curiosité, pour porter un regard critique. Auquel cas, en l’absence d’éléments tangibles éclairant ce résultat, cela peut être compliqué pour lui de prendre une décision sur la base d’une solution qu’il ne comprend pas, en laquelle il n’a pas entièrement confiance.

Pour parer à ce problème, une approche est d’expliquer les solutions obtenues par le système. Une telle approche s’inscrit dès lors dans le domaine très général de l’Intelligence Artificielle (IA) explicable, en anglais l’*eXplainable Artificial Intelligence (XAI)*, ou ce que certains désignent par l’explicabilité. L’explicabilité est un sujet de recherche qui suscite un fort intérêt au sein de la communauté de l’IA, en particulier celle de l’apprentissage automatique ces dernières années - un engouement certainement corrélé à la RGPD qui définit un droit européen à l’explication d’une décision [1] ainsi qu’au programme de recherche sur l’XAI de la DARPA, une agence du département de la Défense des États-Unis [3]. Cependant, pour autant que nous sachions, peu de travaux de recherche portent sur l’explicabilité dans le domaine de la Recherche Opérationnelle (RO) (*e.g.* [4]) de sorte que de nombreuses questions restent ouvertes et sans (ou avec peu d’éléments de) réponse. Comment l’utilisateur interroge le système ? Quelles questions peut-il poser ? Que peut-on expliquer ? Comment calculer le contenu d’une explication ? Qu’est-ce qu’un calcul d’explication efficace ? Comment présenter une explication ? Qu’est-ce qu’une explication intelligible pour l’utilisateur ? *Etc.*

De fait, traiter de l’explicabilité en RO, qui plus est de façon générique (*i.e.* indépendamment du problème d’optimisation étudié), n’est pas une tâche facile. Nous proposons donc de s’intéresser à cette problématique dans le cas d’une application : le problème de planification d’employés mobiles, soit en anglais le *Workforce Scheduling and Routing Problem (WSRP)*.

2 Explicabilité du *WSRP*

Le *WSRP* est un problème d'optimisation NP-difficile, généralisant le *Vehicle Routing Problem* (*VRP*) [2]. Etant donné \mathcal{E} , un ensemble d'employés mobiles, et \mathcal{T} , un ensemble de tâches réparties spatialement dans une région, il s'agit d'assigner à chaque employé un planning de tâches à réaliser, sur un horizon donné, de sorte à maximiser la quantité de travail réalisée et à minimiser les coûts opérationnels. Nous nous intéressons à une version du *WSRP*, sur un horizon d'un jour, tel que les employés de \mathcal{E} aient chacun un lieu de départ et d'arrivée, des horaires de travail, d'éventuelles indisponibilités, un niveau de compétence; les tâches de \mathcal{T} aient chacune une localisation, une durée de réalisation, une fenêtre de temps de disponibilité, un niveau de compétence minimum requis; la fonction objectif maximise la durée de travail totale puis minimise la durée totale de déplacement suivant un ordre lexicographique.

Etant donné une instance $(\mathcal{E}, \mathcal{T})$ du *WSRP* et une solution, nous cherchons à permettre à l'utilisateur d'interroger la pertinence de la solution (voir FIG. 1). Pour s'assurer de comprendre l'utilisateur et d'être en capacité de lui répondre, nous établissons une liste de questions qu'il peut poser. Ces questions ont une forme de *templates*, *i.e.* de textes à trous, qu'il complète et soumet. Ces questions sont par ailleurs locales - elles portent sur une partie de la solution - et contrastives - elles s'écrivent selon la forme suivante "*pourquoi n'a-t-on pas ce résultat au lieu que celui-ci ?*" [5] - ce qui permet de réduire la taille du calcul déterminant le contenu explicatif et *in fine* de fournir une explication à l'utilisateur en temps réel. En pratique, pour ce calcul, nous avons recours à des algorithmes polynomiaux usant d'outils issus de la recherche locale ou à de la programmation linéaire en nombres entiers appliquée à des problèmes de petites tailles. Enfin, afin d'être intelligible pour l'utilisateur, l'explication prend la forme d'un texte concis, écrit dans un vocabulaire haut-niveau, ainsi que de graphiques (*e.g.* représentations de la solution, indicateurs de performances de la solution).

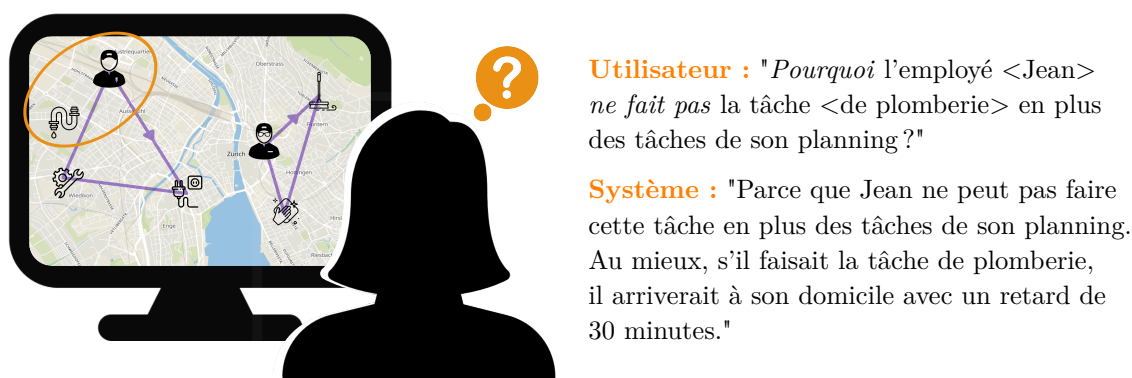


FIG. 1 – Un utilisateur pose une question contrastive (structure contrastive en *italique*) en complétant un template (trous signifiés par <>), le système donne une explication en retour.

Références

- [1] Parliament and Council of the European Union. *Regulation (EU) 2016/679, General Data Protection Regulation*. 2016.
- [2] J Arturo Castillo-salazar. Qu , Rong. *Workforce scheduling and routing problems : literature survey and computational study*. Annals of Operations Research, 2014.
- [3] David Gunning, David W. Aha. *DARPA's Explainable Artificial Intelligence (XAI) Program*. AI Magazine, 2019.
- [4] Anton Korikov, Alexander Shleyfman, J. Christopher Beck. *Counterfactual explanations for optimization-based decisions in the context of the GDPR*. IJCAI, 2021.
- [5] Peter Lipton. *Contrastive explanation*. Royal Institute of Philosophy Supplement, 1990.