



HAL
open science

Génération d'explications de différentes natures pour les utilisateurs d'outils d'optimisation : application au problème de planification d'employés mobiles

Mathieu Lerouge, Céline Gicquel, Vincent Mousseau, Wassila Ouerdane

► To cite this version:

Mathieu Lerouge, Céline Gicquel, Vincent Mousseau, Wassila Ouerdane. Génération d'explications de différentes natures pour les utilisateurs d'outils d'optimisation : application au problème de planification d'employés mobiles. ROADEF 2023 - 24e congrès de la Société Française de Recherche Opérationnelle et Aide à la Décision, Feb 2023, Rennes, France. hal-04389330

HAL Id: hal-04389330

<https://hal.science/hal-04389330v1>

Submitted on 11 Jan 2024

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

Génération d'explications de différentes natures pour les utilisateurs d'outils d'optimisation, application au problème de 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, génération d'explications, explication contrastive, explication contrefactuelle.*

1 Contexte

Les utilisateurs d'outils d'aide à la décision résolvant des problèmes d'Optimisation Combinatoire (OC) n'ont souvent pas les connaissances suffisantes pour comprendre les principes mathématiques et algorithmiques qui les fondent. De leur point de vue, les outils qu'ils utilisent sont des boîtes noires, capables de fournir des solutions, sur lesquelles il convient de s'appuyer pour prendre des décisions opérationnelles, puisque ces solutions sont en principes optimales.

Cependant, il arrive parfois dans ce contexte qu'un utilisateur s'interroge sur la pertinence d'une solution fournie par un tel outil, en particulier lorsqu'un fait inattendu est observé dans la solution. Auquel cas, en l'absence d'éléments tangibles éclairant ce résultat, l'utilisateur peut être réticent à prendre une décision sur la base de cette solution qu'il ne comprend pas et en laquelle il n'a pas entièrement confiance.

Pour répondre à cette problématique, une approche consiste à développer des techniques de génération automatique d'explications en réaction aux questionnements des utilisateurs. Le but recherché est d'améliorer la compréhension des solutions par les utilisateurs, de renforcer l'acceptabilité des solutions et de préserver la confiance des utilisateurs dans les outils.

2 Intelligence artificielle explicable

La génération automatique d'explications, en lien avec des outils d'aide à la décision, relève du domaine de l'Intelligence Artificielle (IA) explicable, en anglais l'*eXplainable Artificial Intelligence (XAI)* [4]. Ce sujet a été largement étudié par la communauté de l'apprentissage automatique au cours des dix dernières années [1].

Cependant, peu de travaux portent sur ce même sujet pour des outils d'aide à la décision basés sur de l'OC [3, 5]. Par ailleurs, ces travaux s'appuient sur des hypothèses relativement fortes concernant le problème d'OC résolu et les explications fournies ce qui limite la possibilité de réappliquer les techniques développées à d'autres problèmes d'optimisation tels que les problèmes de planification d'employés mobiles, en anglais *Workforce Scheduling and Routing Problems (WSRP)*.

3 *Workforce Scheduling and Routing Problem*

Le *WSRP* est un problème d'optimisation NP-difficile généralisant le *Vehicle Routing Problem (VRP)*. Etant donné un horizon de temps, un ensemble d'employés mobiles et un en-

semble de tâches réparties spatialement dans une région, il s’agit d’assigner à chaque employé un planning définissant les tâches à réaliser et l’ordre suivant lequel le faire, de sorte à maximiser la quantité de travail réalisée et à minimiser les coûts opérationnels.

Le *WSRP* intervient dans de nombreux contextes tels que les soins à domicile ou les services techniques de maintenance et réparation. Voir [2] pour une revue de la littérature. Il s’agit par ailleurs d’un des problèmes résolus par les outils de notre partenaire industriel DecisionBrain.¹

4 Explications de différentes natures pour le *WSRP*

Ainsi, nous proposons une approche de génération d’explications appliquée au *WSRP*. Etant données une instance et une solution de *WSRP*, nous cherchons à permettre à l’utilisateur d’interroger la pertinence de la solution au moyen de questions appelant à des explications de différentes natures et présentées sous une forme intelligible pour l’utilisateur.

Pour s’assurer de comprendre les questionnements de l’utilisateur et d’être en capacité de lui répondre, nous établissons une liste d’observations portant sur une partie de la solution qu’il peut vouloir typiquement questionner (*e.g.* “<l’employé> ne fait pas <la tâche> en plus des tâches de son planning”). Ces observations prennent la forme de textes à trous (signifiés par le symbole < >) qu’il convient de compléter avec des données de l’instance (*e.g.* “Ellen ne fait pas T17 en plus des tâches de son planning”). Chaque observation peut être changée en questions amenant à des explications de différentes natures : i) contrastive (*e.g.* “Pourquoi Ellen ne fait pas T17 en plus des tâches de son planning?”); ii) scénario (*e.g.* “Ellen ne fait pas T17 en plus des tâches de son planning. Et si la durée de T17 est diminuée de <n> minutes?”); iii) contrefactuelle (*e.g.* “Comment faire pour qu’Ellen fasse T17 en plus des tâches de son planning?”). Quelle que soit la nature de l’explication à calculer, nous avons recours à des algorithmes polynomiaux usant de concepts issus de la recherche locale ou à de la programmation linéaire en nombres entiers appliquée à des problèmes de petites tailles, afin de calculer un contenu mathématique explicatif dans des temps raisonnables. Enfin, afin d’être intelligible pour l’utilisateur, ce contenu explicatif est injecté dans un texte à trous concis écrit dans un vocabulaire haut-niveau ainsi que dans d’éventuels graphiques.

Cette approche a été implémentée dans un prototype d’interface graphique afin d’être testée auprès d’un panel d’utilisateurs.

Références

- [1] Alejandro Barredo Arrieta, Natalia Díaz-Rodríguez, Javier Del Ser, Adrien Bennetot, Siham Tabik, Alberto Barbado, Salvador Garcia, Sergio Gil-Lopez, Daniel Molina, Daniel Benjamins, Raja Chatila, Francisco Herrera. Explainable Artificial Intelligence (XAI) : concepts, taxonomies, opportunities and challenges toward responsible AI. *Information fusion*, 58 :82–115, 2020.
- [2] José Arturo Castillo-Salazar, Dario Landa-Silva, Rong Qu. Workforce scheduling and routing problems : literature survey and computational study. *Annals of Operations Research*, 239 :39 – 67, 2016.
- [3] Kristijonas Čyras, Dimitrios Letsios, Ruth Misener, Francesca Toni. Argumentation for Explainable Scheduling. *Proceedings of the 33rd AAAI conference on AI*, 339 :2752 – 2759, 2019.
- [4] David Gunning, David W. Aha. DARPA’s Explainable Artificial Intelligence (XAI) Program. *AI Magazine*, 40 :44–58, 2019.
- [5] Anton Korikov, Alexander Shleyfman, Christopher Beck. Counterfactual Explanations for Optimization-Based Decisions in the Context of the GDPR. *Proceedings of the 13th IJCAI*, 4097 - 4103, 2021.

1. DecisionBrain S.A.S., <https://decisionbrain.com>.