Synthèse Bibliographique

Étude de Variantes du Problème de Sac à Dos
dans le Cadre des Jeux de Fantasy Cyclisme

Yuxiang ZHANG
Louiza CHENAOUI
Kenan ALSAFADI

Décembre 2025

UM4IN211 : Initiation à la REChercher (IREC)
Master Intelligence Artificielle, Algorithmes, Interaction et Décision (AI2D)
Sorbonne Université

Encadrant : Thibaut Lust
LIP6, Sorbonne Université

Résumé

Cette synthèse bibliographique explore les fondements de l'optimisation ex-post pour les jeux de fantasy cyclisme, un problème que nous modélisons comme une variante dynamique du sac à dos. En adoptant une perspective personnelle, nous présentons et illustrons le cadre de programmation linéaire en nombres entiers (PLNE) de Beliën et al. (2017) qui intègre la gestion des transferts. Notre analyse se concentre ensuite sur les deux questions d'analyse post-optimale posées par le sujet : l'évaluation de la stabilité de la solution optimale (en identifiant les coureurs systématiquement sélectionnés) et l'identification de dépendances ou synergies entre coureurs. Nous examinons comment les outils d'analyse de robustesse, comme l'analyse de tolérance de Pisinger et Saidi (2017), offrent un cadre pour aborder ces questions, tout en mettant en lumière le défi de leur application aux modèles multi-étapes. En conclusion, nous proposons des directions de recherche visant à combler cet écart méthodologique pour développer des outils d'aide à la décision plus robustes.

Mots-clés : fantasy cyclisme, optimisation ex-post, sac à dos multi-étapes, PLNE, stabilité, dépendances, analyse de robustesse

1 Introduction

Notre intérêt pour le fantasy cyclisme ne se limite pas au jeu lui-même. Ce qui nous fascine, c'est la manière dont ce divertissement populaire cristallise un problème d'optimisation combinatoire d'une richesse surprenante, que l'on peut interpréter comme une variante dynamique du problème classique du sac à dos. En tant que joueurs, nous avons été confrontés à un dilemme stratégique récurrent : comment arbitrer entre une sélection initiale performante et la flexibilité nécessaire pour réagir aux aléas d'une course à étapes via des transferts limités ? Pour répondre à cette question de manière rigoureuse, nous nous tournons vers l'analyse ex-post : si toutes les performances futures étaient connues, quelle serait la stratégie mathématiquement parfaite ?

Cette approche, formalisée par Beliën et ses collaborateurs, ne sert pas qu'à établir un benchmark théorique. En calculant la solution optimale a posteriori, on révèle la structure profonde du problème. Cela nous permet d'aborder des questions plus fines, directement posées par le sujet de cette étude. Premièrement, la solution optimale est-elle stable, c'est-à-dire repose-t-elle sur un noyau dur de coureurs présents à presque toutes les étapes ? Deuxièmement, existe-t-il des dépendances ou synergies fortes entre certains coureurs, faisant que leur valeur est supérieure à la somme de leurs performances individuelles ? Ces deux interrogations sont au cœur de l'analyse post-optimale qui nous intéresse.

Notre exploration bibliographique suit donc un double objectif. Premièrement, comprendre comment le problème du fantasy cyclisme est modélisé comme un problème de sac à dos avec contraintes dynamiques de transfert, en présentant le modèle PLNE central de Beliën et al. (2017) [Beliën et al., 2017]. Deuxièmement, identifier dans la littérature des outils méthodologiques permettant de conduire une analyse post-optimale de ce modèle, en nous concentrant spécifiquement sur les notions de stabilité et de dépendances. Nous verrons que si les méthodes d'analyse de robustesse pour le sac à dos statique (Pisinger et Saidi, 2017) [Pisinger & Saidi, 2017] sont pertinentes, leur extension au cas multi-étapes constitue un défi passionnant qui définit une frontière de recherche actuelle.

2 État de l'art

Notre revue de la littérature s'est structurée comme une quête pour cartographier un territoire situé à l'intersection de la recherche opérationnelle et des « sports analytics ». Pour situer notre problématique dans ce paysage plus large, la revue de Durán (2021) [Durán, 2021] nous a été précieuse, montrant l'omniprésence et la diversité des méthodes d'optimisation dans l'analyse sportive. Cette perspective générale nous a confirmé que notre problème spécifique s'inscrivait dans un champ de recherche actif et pluridisciplinaire. Au sein de ce paysage, nous avons cherché un cadre formel capable de modéliser fidèlement la complexité du jeu, puis des méthodes pour analyser de manière critique les solutions produites, en particulier sous l'angle de leur stabilité et des relations entre ses composants.

Le travail de Beliën et al. (2011, 2017) s'est imposé comme la pierre angulaire. Leur article de 2011 [Beliën et al., 2011] nous a initiés pédagogiquement au problème en le décomposant en trois phases : un sac à dos statique par étape, l'introduction de la dynamique budgétaire, puis la limitation des transferts. Leur modèle générique de 2017 [Beliën et al., 2017] représente l'état de l'art : un cadre PLNE unifié qui formalise le problème du fantasy cyclisme comme une variante de sac à dos multi-périodes avec contraintes de transition. C'est l'outil par excellence pour l'optimisation ex-post et le point de départ nécessaire pour toute analyse de stabilité ou de dépendances.

Cependant, cette optimalité « parfaite » pour un scénario de données figé est-elle robuste et que nous apprend-elle sur la structure de la solution ? La lecture d'Ausloos (2024) [Ausloos, 2024] sur l'instabilité des classements d'équipes réelles en cas d'abandons nous a convaincus de la nécessité d'aller au-delà du simple calcul de l'optimum. Pour quantifier la fragilité d'une solution et identifier ses éléments clés, nous nous sommes tournés vers l'analyse post-optimale pour les problèmes de sac à dos. Les travaux de Pisinger et Saidi (2017) [Pisinger & Saidi, 2017] sur l'analyse de tolérance fournissent justement un cadre pour mesurer les marges de variation des paramètres (les « profits » des coureurs) avant qu'une solution optimale ne change. Cet outil est directement applicable pour étudier la stabilité de la sélection d'un coureur. Plus récemment, Kumabe et Yoshida (2024) [Kumabe & Yoshida, 2024] abordent la question sous l'angle de la sensibilité moyenne, cherchant à concevoir des algorithmes produisant des solutions intrinsèquement stables.

Enfin, pour bien situer la nature théorique de notre problème, l'article de Bampis et al. (2022) [Bampis et al., 2022] sur le « multistage knapsack » est essentiel. Il nous rappelle que l'ajout de la dimension temporelle et des transitions entre étapes (les transferts) ne constitue pas une simple extension, mais transforme le problème en un objet algorithmique d'une complexité différente, ouvrant la voie à l'étude de nouvelles variantes du sac à dos, dont l'analyse des dépendances séquentielles est un aspect.

Ainsi, notre synthèse vise à faire dialoguer ces deux corpus : le modèle opérationnel sophistiqué de Beliën, qui répond à « quelle est la stratégie parfaite ? », et les outils théoriques d'analyse de robustesse, qui aident à répondre à « cette stratégie est-elle stable et quelles relations entre coureurs révèle-t-elle ? ».

3 Modélisation du problème

3.1 Présentation du modèle

Le modèle proposé par Beliën, Goossens et Van Reeth (2017) [Beliën et al., 2017] constitue, à notre avis, le cadre formel le plus complet pour l'analyse ex-post des jeux de fantasy sports. Cette modélisation en programmation linéaire en nombres entiers (PLNE) nous permet de déterminer la stratégie optimale de sélection d'équipe et de gestion des transferts lorsque toutes les performances des joueurs sont connues a posteriori. Pour bien le comprendre, nous allons le décrire pièce par pièce, en soulignant les éléments qui nous ont semblé les plus ingénieux pour capturer la réalité du jeu.

3.2 Ensembles et indices

Dans notre présentation du modèle, nous utilisons les ensembles suivants : l'ensemble des joueurs $P = \{1, 2, \ldots, |P|\}$ représentant les coureurs cyclistes, l'ensemble des types de joueurs $\Pi = \{1, 2, \ldots, |\Pi|\}$ avec $P_\pi \subseteq P$ désignant les joueurs de type π, l'ensemble des périodes de transfert $T = \{1, 2, \ldots, |T|\}$, l'ensemble des événements $\Theta = \{1, 2, \ldots, |\Theta|\}$ correspondant aux courses cyclistes, les ensembles de jeux $G \subseteq \Theta$ pour l'attribution des prix, avec $t_G \in T$ comme période de référence pour le budget restant dans l'ensemble G, et les rangs $e \in E_G = \{1, 2, \ldots, |E_G|\}$ pour lesquels un prix est attribué.

3.3 Paramètres du modèle

Les paramètres principaux que nous considérons incluent les points $v_{p\tau}$ obtenus par le joueur p dans l'événement τ, le coût c_{pt} du joueur p durant la période t, le budget total disponible B, le nombre maximal de transferts autorisés A_t en période t, le nombre maximal de joueurs D_τ marquant des points dans l'événement τ, la pénalité L par transfert utilisé, le poids ε du critère de départage basé sur le budget restant, les nombres minimal $n_{\pi t}$ et maximal $N_{\pi t}$ de joueurs de type π en période t, l'indicateur de participation $a_{p\tau}$ valant 1 si le joueur p a participé à l'événement τ, la valeur ω_{eG} du prix pour l'obtention du rang e dans l'ensemble G, le score H_{eG} de l'adversaire ayant obtenu le rang e, le budget restant R_{eG} du participant ayant obtenu le rang e, et le nombre maximal Q_π de joueurs de type π dans le pool de joueurs.

3.4 Variables de décision

Pour notre modélisation, nous employons plusieurs variables de décision : $x_{pt} \in \{0, 1\}$ indique si le joueur p est dans l'équipe en période t, $y_{p\tau} \in \{0, 1\}$ indique si le joueur p marque des points dans l'événement τ, $r_t \geq 0$ représente le budget restant en période t, $z_{pt} \in \{0, 1\}$ identifie les transferts entrants du joueur p en période t, $s_{pt} \in \{0, 1\}$ désigne les joueurs remplaçants, $w_{eG} \in \{0, 1\}$ indique l'obtention du rang e dans l'ensemble G, et $q_p \in \{0, 1\}$ définit l'appartenance au pool de joueurs.

3.5 La fonction objectif

Notre fonction objectif principale maximise la somme des points marqués $\sum_{p \in P} \sum_{\tau \in \Theta} v_{p\tau} y_{p\tau}$ par l'ensemble des joueurs sélectionnés sur tous les événements, tout en appliquant une pénalité proportionnelle $-L \sum_{p \in P} \sum_{t \in T} z_{pt}$ au nombre total de transferts effectués, et en valorisant le budget restant en fin de saison $+\varepsilon r_{|T|}$ comme critère de départage, où ε est un poids positif faible assurant que ce critère n'intervient qu'en cas d'égalité.

3.6 Les contraintes du modèle

3.6.1 Contraintes de composition d'équipe

Les contraintes de composition d'équipe que nous imposons sont : un nombre minimal $\sum_{p \in P_\pi} x_{pt} \geq n_{\pi t}$ et maximal $\sum_{p \in P_\pi} x_{pt} \leq N_{\pi t}$ de joueurs de chaque type π dans chaque période t. Ces contraintes garantissent, selon notre conception, une composition d'équipe équilibrée selon les règles spécifiques du sport. Dans Gigabike, nous notons que ces contraintes ne s'appliquent pas car il n'y a pas de types de joueurs ($\Pi = \emptyset$). L'équipe doit simplement contenir exactement 30 coureurs.

3.6.2 Contraintes budgétaires initiales

Notre contrainte budgétaire initiale établit que la somme des coûts des joueurs sélectionnés dans la première période plus le budget restant doit égaler le budget total : $\sum_{p \in P} c_{p1} x_{p1} + r_1 = B$. Cette contrainte garantit, à notre avis, que la sélection initiale respecte la limite budgétaire imposée par le jeu. Pour Gigabike, le budget CQ initial est de 20,000 points et la sélection des 30 coureurs doit respecter cette limite stricte.

3.6.3 Contraintes budgétaires dynamiques et de transfert

Pour gérer l'évolution du budget entre les périodes, nous utilisons les contraintes budgétaires dynamiques et de transfert. La contrainte $\sum_{p \in P} c_{pt}(x_{pt} - x_{p,t-1}) = r_{t-1} - r_t$ pour $t > 1$ établit l'équilibre budgétaire entre périodes, où le coût net des transferts est financé par le budget restant de la période précédente. La contrainte $z_{pt} \geq x_{pt} - x_{p,t-1}$ identifie les transferts entrants en forçant la variable z_{pt} à 1 lorsqu'un joueur rejoint l'équipe. Finalement, la contrainte $\sum_{p \in P} z_{pt} \leq A_t$ limite le nombre total de transferts par période. Dans Gigabike, ces contraintes permettent 5 transferts maximum par période avec report du budget restant.

3.6.4 Contraintes d'attribution des points

Nos contraintes d'attribution des points comprennent deux aspects essentiels. Premièrement, la contrainte $y_{p\tau} \leq x_{pt}$ stipule qu'un joueur ne peut marquer des points que s'il fait partie de l'équipe durant la période contenant l'événement. Deuxièmement, la contrainte $\sum_{p \in P} y_{p\tau} \leq D_\tau$ limite le nombre de joueurs pouvant contribuer aux points dans chaque événement. Cette dernière contrainte nous semble importante pour Gigabike où seulement les 8 meilleurs coureurs ($D_\tau = 8$) par course marquent des points pour l'équipe.

3.6.5 Contraintes des joueurs remplaçants

Le système de remplaçants est modélisé, dans notre approche, par trois contraintes principales. La contrainte $\sum_{p \in P_\pi} s_{pt} = 1$ impose exactement un remplaçant par type de joueur. La contrainte $s_{pt} \leq x_{pt}$ garantit que le remplaçant fait partie de l'équipe sélectionnée. La contrainte $y_{p\tau} \leq (1 - s_{pt}) + \sum_{p' \in P_\pi \setminus p}(1 - a_{p'\tau})x_{p't}$ détermine qu'un joueur remplaçant ne peut marquer des points que s'il n'est pas désigné comme remplaçant ou si au moins un titulaire de son type n'a pas participé à l'événement. Nous notons que ces contraintes ne s'appliquent pas à Gigabike qui n'utilise pas ce système.

3.6.6 Contraintes de domaine des variables

Les domaines des variables sont définis, dans notre modèle, par des contraintes de nature : les variables $x_{pt}, y_{p\tau}, z_{pt}, s_{pt}$ sont binaires ($\in \{0, 1\}$) pour modéliser les décisions discrètes de sélection, tandis que le budget restant r_t est une variable continue non-négative (≥ 0).

3.7 Illustration par un exemple simplifié

Après cette présentation formelle, nous voulons illustrer concrètement comment ce modèle fonctionne. Pour cela, nous nous appuyons sur l'exemple pédagogique que les auteurs eux-mêmes ont conçu pour l'enseignement [Beliën et al., 2011]. Cet exemple réduit le problème à 18 coureurs, une équipe de 10, un budget de 12 000 points et un maximum de 3 transferts par période sur 6 étapes. Ce qui nous intéresse particulièrement dans cet exemple, c'est sa structure en trois phases, qui correspond à notre propre processus d'apprentissage.

Dans la première phase, les auteurs considèrent chaque période indépendamment. Il s'agit simplement de résoudre six problèmes de sac à dos classiques : pour chaque période j, choisir 10 coureurs dont le coût total ne dépasse pas 12 000 points, en maximisant les points p_{ij} de cette période. Cette modélisation, bien que simpliste, nous a permis de saisir la base du problème. Elle ignore cependant trois aspects cruciaux : le report du budget, l'évolution des coûts des coureurs, et la possibilité limitée de changer d'équipe.

La deuxième phase introduit la dynamique budgétaire. On ajoute une variable r_j pour le budget restant. La contrainte pour la première période devient $\sum_i c_{i1}x_{i1} + r_1 = 12000$. Pour les périodes suivantes, une contrainte d'équilibre est introduite : $r_{j-1} + \sum_i c_{ij}x_{i,j-1} - \sum_i c_{ij}x_{ij} = r_j$. Cette contrainte est fondamentale. Elle modélise le fait que le budget de la période j provient du budget restant précédent (r_{j-1}), augmenté de la vente des coureurs sortants (évalués à leur nouveau coût c_{ij}), et diminué du coût d'achat des nouveaux coureurs. C'est à ce stade que nous avons réalisé à quel point la valorisation dynamique des coureurs (leur coût qui change) est centrale dans la stratégie.

La troisième phase ajoute la limitation des transferts. On introduit une variable binaire t_{ij} avec la contrainte $t_{ij} \geq x_{ij} - x_{i,j-1}$ pour compter un transfert lorsque un coureur entre dans l'équipe, et on limite le total par période : $\sum_i t_{ij} \leq 3$. Cette contrainte transforme le problème.

Elle force à une planification à plus long terme et empêche les ajustements excessifs. En étudiant cet exemple, nous avons compris que la complexité du fantasy cyclisme ne réside pas dans une formule unique, mais dans l'interaction de plusieurs idées simples : sélection sous contrainte, valorisation temporelle, et ressources limitées d'ajustement. Le modèle complet de 2017 généralise et formalise précisément cette interaction.

4 Analyse Post-Optimale

Le modèle de Beliën fournit une solution optimale ponctuelle pour un ensemble de données parfaitement connu. L'analyse post-optimale cherche à extraire de cette solution une connaissance plus riche et directement opérationnelle, en répondant aux deux questions clés du sujet : la solution est-elle stable et quelles dépendances entre coureurs révèle-t-elle ?

4.1 Stabilité de la solution optimale

La question de la stabilité, c'est-à-dire de savoir si certains coureurs sont « presque toujours présents » dans l'équipe optimale au fil des étapes, est fondamentale. Elle renseigne sur le noyau dur de la stratégie. Pour la quantifier, les méthodes d'analyse de tolérance (Pisinger et Saidi, 2017) offrent un cadre précis. Appliquée à un problème de sac à dos statique, cette analyse calcule pour chaque objet l'intervalle dans lequel son profit (ou son poids) peut varier sans que l'ensemble optimal d'objets sélectionnés ne change.

Transposé à notre contexte, cela signifie calculer de combien la performance estimée $v_{p\tau}$ d'un coureur p pourrait diminuer (ou augmenter) sans qu'il ne sorte (ou n'entre) dans l'équipe optimale pour la période t. Un coureur avec un large intervalle de tolérance positive (il peut perdre beaucoup de points tout en restant optimal) est un pilier robuste de l'équipe. À l'inverse, un coureur avec un intervalle très étroit est un « pivot » instable ; sa sélection dépend de façon critique d'une estimation précise de sa performance. En répétant cette analyse pour chaque période, on peut cartographier la stabilité temporelle de chaque coureur et identifier ceux qui forment l'épine dorsale de la stratégie optimale sur l'ensemble de la course. Cette approche transforme une question qualitative (« ce coureur est-il important ? ») en une mesure quantitative (« à quel point sa sélection est-elle sensible aux incertitudes ? »).

4.2 Dépendances et combinaisons intéressantes de coureurs

La seconde question concerne l'existence de « combinaisons intéressantes de coureurs », c'est-à-dire de dépendances ou de synergies. Ces dépendances peuvent être de deux ordres. Premièrement, des dépendances structurelles imposées par le modèle lui-même. Les contraintes de composition d'équipe (par type de coureur) créent des dépendances de compétition au sein d'un même type : la sélection d'un excellent grimpeur peut rendre suboptimale la sélection d'un autre grimpeur coûteux, même si ce dernier est performant individuellement. La contrainte budgétaire crée également des dépendances globales de substitution entre tous les coureurs.

Deuxièmement, des dépendances statistiques ou stratégiques peuvent émerger des données de performance. Deux coureurs d'équipes réelles différentes mais aux performances fortement corrélées (par exemple, parce qu'ils excellent dans les mêmes types d'étapes) pourraient offrir une redondance qui n'est pas valorisée par le modèle. À l'inverse, une combinaison de coureurs aux performances complémentaires (un sprinteur pour les étapes plates et un grimpeur pour les montagnes) pourrait être sous-évaluée si le modèle ne capture pas les interactions au-delà de la simple addition des points. L'analyse ex-post permet de rechercher ces patterns. Par exemple, on peut analyser la fréquence de co-occurrence de paires de coureurs dans les solutions optimales pour différentes sous-périodes ou sous différents scénarios de perturbation (simulés via des variations aléatoires mineures des points). Une co-occurrence systématiquement élevée signale une synergie potentielle ou une contrainte sous-jacente forte. Les travaux d'Ausloos (2024), bien que portant sur les équipes réelles, soulignent l'importance cruciale des dynamiques d'équipe et des interactions entre coureurs, une dimension que l'analyse de dépendances en fantasy cyclisme cherche aussi à éclairer.

4.3 Le défi de l'extension aux modèles multi-étapes

Notre enthousiasme pour ces outils d'analyse post-optimale est cependant tempéré par un constat clair : ils sont conçus pour des problèmes de sac à dos statiques. Or, notre problème, tel que modélisé par Beliën, est intrinsèquement dynamique. Cette différence est fondamentale et constitue le principal défi méthodologique que nous identifions.

Dans un modèle multi-étapes avec transferts, une variation de la performance $v_{p\tau}$ d'un coureur à une étape τ n'a pas un impact localisé. Elle modifie la valeur de cet actif pour les étapes suivantes (son coût futur c_{pt}), ce qui influence les décisions de vente et d'achat, le budget disponible, et donc l'ensemble de la séquence optimale de transferts. L'intervalle de tolérance pour la variable x_{pt} (sélection du coureur p à la période t) ne dépend donc pas seulement des paramètres de la période t, mais de l'ensemble des données futures et des contraintes de transition. Calculer une « tolérance dynamique » qui capture cette propagation de l'incertitude dans le temps est un problème non trivial, bien plus complexe que le cas statique.

Les approches comme celle de Kumabe et Yoshida (2024) [Kumabe & Yoshida, 2024], qui visent à concevoir des algorithmes produisant des solutions intrinsèquement stables, sont prometteuses mais ne fournissent pas encore un cadre d'analyse « a posteriori » pour un modèle donné comme celui de Beliën. Ainsi, adapter et étendre les concepts d'analyse de tolérance et de dépendances aux variantes dynamiques du sac à dos, intégrant des contraintes de transition séquentielles, représente une lacune méthodologique majeure et une direction de recherche des plus pertinentes.

5 Conclusion et Perspectives

Notre synthèse bibliographique nous a permis de retracer un parcours intellectuel allant d'un problème de jeu concret à des questions de recherche opérationnelle fondamentales. Nous avons montré que la modélisation ex-post du fantasy cyclisme repose sur une variante sophistiquée et dynamique du problème du sac à dos, parfaitement capturée par le cadre PLNE de Beliën et al. (2017) [Beliën et al., 2017]. L'analyse de cette solution optimale nous conduit naturellement aux deux questions posées par le sujet : l'étude de sa stabilité et la recherche de dépendances entre coureurs.

Pour aborder ces questions, les outils d'analyse post-optimale développés pour le sac à dos statique, en particulier l'analyse de tolérance (Pisinger et Saidi, 2017) [Pisinger & Saidi, 2017], offrent un point de départ conceptuel extrêmement précieux. Ils fournissent un langage et une méthodologie pour quantifier la robustesse d'une sélection et, par extension, identifier les coureurs stables et les relations critiques. Cependant, notre analyse a mis en lumière le fossé existant entre la sophistication des modèles dynamiques multi-étapes et la portée actuelle des outils d'analyse de robustesse, encore largement confinés au cas statique.

Combler ce fossé ouvre des perspectives de recherche à la fois théoriques et pratiques. La première voie consiste en le développement d'analyses de robustesse adaptées aux variantes multi-étapes du sac à dos. Il s'agit de définir de nouvelles mesures de tolérance « dynamique » ou « séquentielle » qui prennent en compte la propagation des incertitudes et les contraintes de transition entre les périodes. Comment évaluer l'impact d'une perturbation des données sur une séquence entière de décisions, et pas seulement sur un instantané ?

La deuxième voie, plus appliquée, concerne l'exploitation systématique du modèle pour l'analyse de stabilité et de dépendances. En utilisant le modèle PLNE comme générateur, on peut concevoir des expériences numériques (perturbations paramétriques, analyses de scénarios) pour mesurer la fréquence de sélection de chaque coureur sur l'ensemble d'une course (stabilité globale) et la fréquence de co-sélection de paires de coureurs (dépendances). Ces analyses, bien que calculatoires, fourniraient des insights immédiats sur la structure des solutions optimales.

Enfin, l'intégration de ces analyses avancées dans des outils d'aide à la décision pour les joueurs représente un objectif ultime. Au-delà de recommander une équipe optimale basée sur des prédictions, un tel outil pourrait indiquer quels coureurs sont des choix robustes, lesquels sont risqués, et quelles combinaisons ont historiquement montré des synergies. Cela transformerait l'optimisation ex-post d'un exercice théorique en un véritable assistant stratégique, capable de guider le joueur dans un environnement incertain.

Le fantasy cyclisme se révèle être un terrain d'application idéal et stimulant pour faire progresser l'étude des variantes dynamiques du sac à dos. Les défis identifiés ici, à la confluence de la modélisation, de l'algorithmique et de l'analyse de sensibilité, constituent un programme de recherche riche et pertinent pour la communauté de la recherche opérationnelle.

Références

[Ausloos, 2024] Ausloos, M. (2024). *Should one (be allowed to) replace the Cipollini's ?*. Annals of Operations Research, 1-19. DOI : 10.1007/s10479-024-06206-y.

[Bampis et al., 2022] Bampis, E., Escoffier, B., & Teiller, A. (2022). *Multistage knapsack*. Journal of Computer and System Sciences, 126, 106-118. DOI : 10.1016/j.jcss.2022.01.002.

[Beliën et al., 2017] Beliën, J., Goossens, D., & Van Reeth, D. (2017). *Optimization modelling for analyzing fantasy sport games*. INFOR : Information Systems and Operational Research, 55(4), 275-294. DOI : 10.1080/03155986.2017.1279899.

[Beliën et al., 2011] Beliën, J., Goossens, D., Van Reeth, D., & De Boeck, L. (2011). *Using mixed-integer programming to win a cycling game*. INFORMS Transactions on Education, 11(3), 93-99. DOI : 10.1287/ited.1110.0062.

[Durán, 2021] Durán, G. (2021). *Sports scheduling and other topics in sports analytics : a survey with special reference to Latin America*. TOP, 29(1), 125-155.

[Kumabe & Yoshida, 2024] Kumabe, S., & Yoshida, Y. (2024). *Average sensitivity of the knapsack problem*. arXiv preprint arXiv :2405.13343.

[Pisinger & Saidi, 2017] Pisinger, D., & Saidi, A. (2017). *Tolerance analysis for 0-1 knapsack problems*. European Journal of Operational Research, 258(3), 866-876. DOI : 10.1016/j.ejor.2016.10.054.