



Une méthode de tri multicritère multi-périodes pour la sélection de projet en contexte d'incertitude

Mémoire présenté

dans le cadre du programme de maîtrise en gestion de projet
en vue de l'obtention du grade maître ès sciences

PAR

© **Youness Mouhib**

SOUS LA DIRECTION DE

Anissa Frini

Mars 2020

Composition du jury :

Monsieur Bruno Urli, professeur associé, UQAR, président de jury.

Monsieur Salem Chakhar, professeur, Université de Portsmouth, membre de jury.

Madame Anissa Frini, professeur, UQAR, directrice de recherche.

Date du dépôt initial : 07 Janvier 2020

Date du dépôt initial : 12 Mars 2020

UNIVERSITÉ DU QUÉBEC À RIMOUSKI

Service de la bibliothèque

Avertissement

La diffusion de ce mémoire ou de cette thèse se fait dans le respect des droits de son auteur, qui a signé le formulaire « Autorisation de reproduire et de diffuser un rapport, un mémoire ou une thèse ». En signant ce formulaire, l'auteur concède à l'Université du Québec à Rimouski une licence non exclusive d'utilisation et de publication de la totalité ou d'une partie importante de son travail de recherche pour des fins pédagogiques et non commerciales. Plus précisément, l'auteur autorise l'Université du Québec à Rimouski à reproduire, diffuser, prêter, distribuer ou vendre des copies de son travail de recherche à des fins non commerciales sur quelque support que ce soit, y compris l'Internet. Cette licence et cette autorisation n'entraînent pas une renonciation de la part de l'auteur à ses droits moraux ni à ses droits de propriété intellectuelle. Sauf entente contraire, l'auteur conserve la liberté de diffuser et de commercialiser ou non ce travail dont il possède un exemplaire.

Remerciement

Tout d'abord, je tiens à remercier ma directrice de recherche, Madame Anissa Frini pour son approche d'encadrement de proximité et ses commentaires précieux pour réussir mon projet de mémoire.

J'aimerais également remercier mes amis et ma famille pour leurs encouragements.

Je tiens à remercier tous mes professeurs de maîtrise en gestion de projet pour leurs conseils pertinents. Et par cette occasion, je pense à madame Marie-Noëlle Hervé-Albert pour son temps et sa disponibilité permanente.

RÉSUMÉ

Dans les dernières années, le gouvernement du Québec a souligné l'importance de la prise de décision dans un contexte de développement durable et de lutte contre les changements climatiques. L'évaluation des projets dans ce contexte devrait prendre en considération l'équilibre entre les critères économiques, sociaux et environnementaux à court, moyen et long terme. De plus, ces évaluations peuvent être imprécises et tâchées d'incertitude. Les problèmes de décision dans ce contexte sont complexes et caractérisés par les trois aspects suivants, à savoir l'aspect multicritère, l'aspect temporel et l'incertitude. Or, la plupart des méthodes multicritères sont statiques et seules quelques rares méthodes traitent l'aspect temporel des évaluations. En effet, des recherches récentes ont développé des méthodes multicritères multi-périodes de rangement mais au meilleur de notre connaissance, aucune méthode de tri multicritère multi-périodes ne fut développée à date.

L'objectif de ce mémoire est de proposer une méthode de tri multicritère multi-périodes dans un contexte d'incertitude pour l'évaluation de la durabilité des projets. La méthode proposée est constituée de deux phases d'agrégation multicritère et d'agrégation multi-périodes. La première phase consiste à conduire les simulations Monte Carlo et à appliquer la méthode SMAA-Tri pour affecter à chaque période le projet à une des catégories prédéfinies. Ensuite, la phase d'agrégation multi-périodes propose d'agréger les résultats obtenus dans chaque période pour arriver à une affectation à la fois multicritère et multi-périodes.

La méthode proposée a été appliquée dans le contexte d'aménagement forestier durable. Un projet d'aménagement spécifique qui consiste à implanter un plan de protection spécifique pour l'habitat du caribou a été trié selon un ensemble de critères évalués sur l'horizon de régénération de la forêt de 150 ans. L'incertitude a été simulée par 10000 simulations Monte Carlo à chacune des 30 périodes. Les résultats de cette application démontrent que la méthode proposée permet de généraliser la méthode SMAA Tri au contexte multi-périodes et aboutit à des résultats intéressants.

Mots clés : Sélection de projet, Méthodes de tri multicritère, évaluations multi-périodes, Monte Carlo, incertitude, développement durable.

ABSTRACT

In the last years, the government of Quebec emphasized sustainable and robust decision making in the context of climate change. Projects evaluation in this context must take into consideration the balance between economic, social and environmental criteria, over the short, medium and long term. Furthermore, decision criteria may be imprecise or uncertain. Decision-making problems in this context are complex and characterized by multi-criteria, temporal and uncertainty aspects. Yet, the majority of the multi-criteria methods are static and only few methods deal with temporal evaluations. In fact, recent studies proposed multi-criteria multi-period ranking methods but to the best of our knowledge, there is no multi-criteria multi-period sorting method proposed yet.

The general objective of this research is to propose a multi-criteria multi-period sorting method in the context of uncertainty to be used for sustainability evaluations of projects. The proposed method is composed of two phases, the multi-criteria aggregation phase, and the multi-period aggregation phase. The aggregation phase consists of conducting the Monte-Carlo Simulations and applying the SMAA-TRI method at each period in order to sort the project in one of the predefined categories. Then, the multi-period aggregation proposes to aggregate the results obtained at each period in order to get a global sorting result.

The proposed method is applied in the context of sustainable forest management. A particular project of forest management, that aims to implement a specific protection plan for the caribou habitat, is sorted according to a set of criteria evaluated over the regeneration forest horizon of 150 years. Uncertainty has been simulated with 10 000 Monte-Carlo simulations over 30 periods. The results of this application show that the proposed method generalizes the SMAA-TRI method to the multi-period context and provides interesting results.

Keywords : Project selection, multi-criteria sorting methods, multi-period evaluations, Monte Carlo, uncertainty, sustainable development.

Table des matières

RÉSUMÉ	v
ABSTRACT	vi
Liste des figures	ix
Liste des tableaux	x
INTRUDUCTION GÉNÉRALE	1
CHAPITRE 1 : MÉTHODES DE SÉLECTION DE PROJET	5
1.1 INTRODUCTION	5
1.2 LA SÉLECTION DE PROJET	5
1.2.1 Terminologies et définitions	5
1.2.2 Les méthodes de sélection de projets	6
1.3 L'AIDE MULTICRITÈRE À LA DÉCISION	9
1.3.1 Définition	10
1.3.2 Les approches d'agrégation multicritères	11
1.3.3 Le processus d'aide multicritère à la décision	13
1.4 APPLICATIONS DES MÉTHODES MULTICRITÈRES POUR LA SÉLECTION DE PROJET EN CONTEXTE DE DÉVELOPPEMENT DURABLE.....	15
1.4.1 Le développement durable et les méthodes multicritères	16
1.4.2 Applications	17
1.5 CONCLUSION	19
CHAPITRE 2 : GÉNÉRALISATION DES MÉTHODES MULTICRITÈRES AUX CONTEXTES DE L'INCERTITUDE ET DES ÉVALUATIONS MULTI-PÉRIODES	20
2.1 INTRODUCTION	20
2.2 L'AIDE MULTICRITÈRE À LA DÉCISION EN CONTEXTE D'INCERTITUDE.....	20
2.2.1 L'imperfection de l'information	21
2.2.2 Les méthodes multicritères généralisées au contexte flou.....	23
2.2.3 Les méthodes d'analyse d'acceptabilité multicritère stochastique (SMAA)	28
2.3 Les méthodes multicritères généralisées au contexte multi-périodes (temporel).....	40
2.3.1 Les méthodes multicritères de l'approche du critère unique de synthèse généralisées au contexte multi-périodes	40
2.3.2 Les méthodes multicritères de surclassement généralisées au contexte multi- périodes	44
2.3.3 Les méthodes multicritères multi-périodes généralisées au contexte d'incertitude	49

2.4	Synthèse et conclusion	51
CHAPITRE 3 : PROPOSITION D'UNE MÉTHODE DE TRI MULTICRITÈRE MULTI-PÉRIODES EN		
CONTEXTE D'INCERTITUDE.....		
3.1	INTRODUCTION	53
3.2	FORMULATION DU PROBLÈME	53
3.3	LA MÉTHODE PROPOSÉE	55
3.3.1	Les simulations Monte-Carlo	56
3.3.2	Le choix de la méthode SMAA-TRI	58
3.3.3	Étapes de la méthode proposée.....	62
3.3.3.1	Phase 1 : Simulations Monte-Carlo et agrégation multicritère.....	64
3.3.3.1	Phase 2 : Agrégation temporelle	67
3.4	CONCLUSION	69
CHAPITRE 4 : ÉTUDE DE CAS DE PROJET D'AMÉNAGEMENT DURABLE DES FORÊTS.....		
4.1	INTRODUCTION	70
4.2	L'AMÉNAGEMENT FORESTIER AU QUÉBEC	71
4.2.1	La forêt au Québec	71
4.2.2	Les apports de l'industrie forestière au Québec	73
4.2.3	L'aménagement durable des forêts	74
4.3	ILLUSTRATION DE LA MÉTHODE PROPOSÉE.....	76
4.3.1	Mise en contexte	76
4.3.2	Formulation du problème de la décision	76
4.3.3	Simulation du 1 ^{er} Scénario à la 1 ^{ère} période	81
4.3.4	Résultats de l'agrégation multicritère et des simulations Monte-Carlo	82
4.3.5	Résultats de l'agrégation multi-périodes	85
4.4	DISCUSSIONS	88
4.5	CONCLUSION	89
CONCLUSION GÉNÉRALE		
ANNEXES.....		
Annexe 1.....		
RÉFÉRENCES		

Liste des figures

Figure 1 : Démarche multicritère d'aide à la décision (Guitouni, 2001)	14
Figure 2 : Classification méthodologique des études sélectionnées (Pelissari et al., 2019)	30
Figure 3 : Les mesures descriptives des variantes de SMAA (Pelissari et al., 2019).....	38
Figure 4 : Les étapes principales de la méthode multicritère et multi-périodes d'aide à la décision (Frini et Benamor, 2018).	43
Figure 5 : Aperçu de la généralisation de PROMÉTHÉE II au contexte multi-périodes (Banamar et De Smet, 2016).....	45
Figure 6 : Les étapes de MUPOM (Frini et BenAmor, 2019)	49
Figure 7 : Les étapes de PROMETHEE-MP (Urli et al., 2019)	51
Figure 8 : Les profils limites <i>bh</i>	54
Figure 9 : La matrice multicritère multipériodes	55
Figure 10 : Figure de l'approche multicritère temporelle de tri sous l'incertitude stochastique.....	63
Figure 11 : Unités d'aménagement en 2015 employées dans le Bilan 2008-2013 (Bureau du forestier en chef, 2015)	72
Figure 12: Distribution de l'indice local d'acceptabilité de catégorie sur les 30 périodes	84

Liste des tableaux

Tableau 1 : Unités d'aménagement par région (Bureau du forestier en chef, 2015)	72
Tableau 2 : Poids des périodes	78
Tableau 3: Les seuils d'indifférence, de préférence et de veto	78
Tableau 4 : Les valeurs minimales des critères C1, C2, C3 et C4 et les valeurs des écarts-types du critère C5	79
Tableau 5 : Les valeurs maximales des critères C1, C2, C3 et C4 et les valeurs moyennes du critère C5	80
Tableau 6 : Les profils limites pour chaque critère	81
Tableau 7: Résultats de calcul des indices de concordance partiel cja, bh et de discordance partielle dja, bh pour $h = 1$ et $l = 1$	81
Tableau 8: Résultats de calcul des indices $ca, bh, \sigma a, bh, mthSl$ et $\delta tla, bh$ pour $h = 1$ et $l = 1$	82
Tableau 9 : Résultats de calcul de l'indice local d'acceptabilité de catégorie	83
Tableau 10 : Résultat l'indice local de surclassement des profils limites $\delta ta, bh$	85
Tableau 11 : Résultats de l'agrégation multi-périodes de l'Indice local d'acceptabilité de catégorie	86
Tableau 12: L'indice global de surclassement de profil limite	87
Tableau 13 : Les variantes de SMAA ordonnées par l'année de publication (Pelissari et al., 2019).	94

INTRUCTION GÉNÉRALE

Le développement durable se définit comme étant « un développement qui répond aux besoins du présent sans compromettre la capacité des générations futures de répondre aux leurs» (Brundtland, 1987). Cela implique, dans le cadre de la gestion de projet, de s'assurer que la sélection de projet en contexte de développement durable s'effectue en considérant l'équilibre entre les critères économiques, sociaux et environnementaux.

En effet, de plus en plus, les décisions doivent être prises dans un contexte de développement durable et de lutte contre les changements climatiques. Dans un tel contexte, les processus décisionnels doivent prendre en considération simultanément les dimensions environnementales, sociale et économique. Chacune de ces dimensions ne peut être isolée et doit être considérée autant que les autres. De plus, les décisions doivent être prises dans une vision à long terme tenant compte non seulement des conséquences immédiates mais aussi des conséquences futures des projets (Frini et BenAmor, 2019). Ces évaluations à long terme des projets se situent dans un avenir incertain où les données peuvent en plus être imprécises ou non disponibles (Urli *et al.*, 2019). De plus, dans un contexte de changements climatiques, plusieurs événements imprévisibles et incontrôlables pourraient surgir au futur et impacter l'évaluation des projets. La prise en compte de multiples scénarios d'incertitude apporte aussi une complexité supplémentaire au problème de décision.

La complexité de la prise de décision dans un contexte de développement durable et de lutte contre les changements climatiques est ainsi au moins caractérisée par les trois aspects suivants, à savoir l'aspect multicritère, l'aspect temporel et l'incertitude.

L'aspect multicritère de la décision signifie la prise en considération d'une multitude d'enjeux, de facteurs ou de critères de nature conflictuelle ou même contradictoire (économiques, sociaux et environnementaux). Ces critères peuvent être évalués selon des

échelles de mesure différentes pouvant être quantitatives ou qualitatives (échelles sémantiques).

L'aspect temporel signifie la prise en compte de l'impact de la décision sur l'horizon multi-périodes, c'est-à-dire, l'évaluation des impacts de la décision sur le court, le moyen et le long terme.

L'incertitude réfère à l'imperfection de l'information qui constitue la base de la prise de décision. Nous distinguons quatre formes d'imperfection de l'information, à savoir, l'incertitude aléatoire, l'imprécision, l'ambiguïté et l'incomplétude. Cette imperfection se manifeste par exemple dans un contexte de lutte contre les changements climatiques où l'évaluation d'une décision sur un horizon temporel devrait prendre en considération l'existence de multiples scénarios de changements climatiques. Elle peut également être liée à des évaluations imprécises surtout vers la fin de l'horizon étant donné l'aspect temporel associé au problème.

Pour faire face à cette complexité, les méthodes multicritères d'aide à la décision s'avèrent des outils analytiques intéressants et utiles aux décideurs. Cependant, très peu d'études proposent des approches à la fois multicritères, multi-périodes et en contexte d'incertitude, et celles qui existent sont toutes des méthodes de rangement. Or, le rangement des actions est relatif puisqu'il se base sur des comparaisons des options les unes aux autres afin de les ordonner. Cela ne permet malheureusement pas une évaluation intrinsèque de chaque option indépendamment des autres, ce que permettent les méthodes de tri. Au meilleur de notre connaissance, il n'existe dans la littérature aucune méthode de tri qui considère à la fois les aspects multicritères, multi-périodes et l'incertitude. Pour ce, l'objectif de ce mémoire est de proposer une méthode de tri multicritère multi-périodes dans un contexte d'incertitude pour l'évaluation de la durabilité des projets en contexte d'incertitude multi-périodes.

Pour ce faire, le mémoire se structure comme suit.

Le chapitre 1 présente des méthodes de sélection de projet en passant par quelques définitions essentielles sur les concepts de projet et de sélection de projet. Par la suite, nous discutons de façon générale les concepts d'aide à la décision en mettant le point sur l'aide multicritère à la décision. En conclusion, des applications des méthodes de sélection de projet en contexte de développement durable sont présentées.

Le chapitre 2 est constitué de deux parties. La première partie présente une revue de l'aide multicritère à la décision en contexte d'incertitude. Nous commençons dans cette partie par présenter les différentes formes d'imperfection de l'information et quelques langages disponibles de modélisation. Par la suite, nous passerons en revue certaines méthodes multicritères qui ont été généralisées au contexte de l'incertitude, suivies d'une présentation des quelques méthodes d'analyse de l'acceptabilité multicritères stochastique (SMAA). Nous terminons cette première partie par une présentation de quelques méthodes SMAA, qui ont été appliquées au contexte du développement durable. Dans la deuxième partie du chapitre 2, nous allons présenter les méthodes d'aide à la décision qui considèrent à la fois l'aspect multicritère et l'aspect temporel des évaluations et ce dans un contexte déterministe et dans un contexte d'incertitude.

Le chapitre 3 expose la méthode de tri proposée. Nous commençons ce chapitre par une formulation de la situation décisionnelle, suivie d'une présentation des simulations Monte-Carlo et des différentes variantes de SMAA traitant des problèmes de tri. Le choix de la méthode SMAA-Tri est ensuite justifié et les étapes de la nouvelle méthode de tri sont explicitées.

Enfin, le chapitre 4 sera consacré à l'application de la méthode proposée dans le contexte de l'aménagement forestier durable. La première partie du chapitre présente le contexte d'aménagement des forêts au Québec et les enjeux de l'aménagement des forêts en contexte du développement durable. Ensuite, nous choisissons un projet d'aménagement

durable des forêts, dédié, entre autres, à la protection de l'habitat du Caribou. Ce contexte d'application est adéquat et pertinent étant donné qu'il couvre les trois aspects de la complexité traités dans ce mémoire (multicritère, temporel et incertitude) dans un contexte de développement durable. Nous débutons l'application par une mise en contexte du problème de la décision, ses paramètres et ses évaluations relatives. Ensuite, nous appliquons la méthode proposée dans ce mémoire en considérant 5 critères, 30 périodes et 10 000 simulations pour chacune des périodes et nous présentons les résultats.

CHAPITRE 1 : MÉTHODES DE SÉLECTION DE PROJET

1.1 INTRODUCTION

Dans ce chapitre, nous allons parcourir quelques définitions essentielles sur les concepts de projet et de sélection de projet suivies d'une présentation des méthodes de sélection de projet. Ensuite, nous allons discuter les concepts d'aide à la décision en général en mettant l'emphase sur l'aide multicritère à la décision. Enfin, la dernière section abordera les applications des méthodes de sélection de projet, et plus précisément la sélection de projets en contexte de développement durable.

1.2 LA SÉLECTION DE PROJET

1.2.1 Terminologies et définitions

L'Institut de Management de Projet ou the Project Management Institute indique dans sa sixième édition du *Guide du corpus des connaissances en management de projet* qu'un projet est défini comme étant :

Un produit, un service ou un résultat unique qui est entrepris afin d'atteindre un objectif grâce à la réalisation de livrables. Un objectif est quelque chose vers lequel un travail devra être orienté, une position stratégique ou un but à atteindre, un résultat à obtenir, un produit à fabriquer ou un service à fournir. Un livrable est un produit, résultat ou capacité à réaliser un service, de caractère unique et vérifiable, qui doit être produit pour achever un processus, une phase ou un projet. Les livrables peuvent être tangibles ou intangibles (PMI, 2017).

Un projet est également défini « comme une initiative temporaire entreprise dans le but de créer un produit, un service ou un résultat unique » (PMI, 2017).

D'autre part, le management de projet est défini comme étant :

L'application de connaissances, de compétences, d'outils et de techniques aux activités d'un projet afin d'en satisfaire les exigences. Il s'effectue en appliquant et en intégrant, de manière appropriée, les processus de management de projet identifiés pour le projet. De plus, il permet aux organisations d'exécuter des projets de manière efficace (PMI, 2017).

Pour réaliser un projet, il est primordial de passer par plusieurs phases qui sont définies selon la même source, comme étant « un ensemble d'activités du projet liées logiquement qui aboutit à l'achèvement d'un ou de plusieurs livrables »(PMI, 2017). La phase la plus importante dans le cycle de vie d'un projet est la sélection de projet (Abdel-Basset *et al.*, 2018).

Dans la section suivante, nous allons présenter une revue des méthodes de sélection de projet suivies de quelques exemples de leurs domaines d'application.

1.2.2 Les méthodes de sélection de projets

Dans la littérature, il existe un très grand nombre de méthodes de sélection de projet. Cependant, ces méthodes sont très peu utilisées en pratique étant donné qu'elles sont pour la plupart complexes, difficiles à comprendre et à utiliser, exigeantes en quantité de données. De plus, elles traitent, pour certaines d'entre elles, inadéquatement le risque et l'incertitude. En pratique, les gestionnaires favorisent plutôt les méthodes simples telles que les ratios, les indices financiers (VAN, retour sur investissement), les indices économiques (Pacífico), les indices mixtes (Gordon Teal), la méthode systémique (PERT), les matrices, etc.

Les indices financiers sont très utilisés en pratique dans les modèles financiers et économiques de sélection de projet. Nous retrouvons le délai de récupération (Coûts estimés

du projet /Économies annuelles) ainsi que la valeur actualisée nette ($VAN = I_0 + \sum_{t=1}^n F_t(1 + K)^{t-n}$) avec :

I_0 : Le coût total de l'Investissement dans le projet;

F_t : Flux de trésorerie actualisés;

K : Taux d'actualisation des flux;

n : Période estimée pour laquelle le projet générera des flux de trésorerie.

Par ailleurs, la méthode basée sur l'indice Pacifico consiste à calculer un indice de profitabilité acceptable et intègre la probabilité de succès, le gain potentiel, la durée de vie estimée du produit et le coût total.

D'un autre côté, fondée sur le ressenti des teneurs d'enjeux, la méthode par consensus consiste à réfléchir collectivement sur chacun des projets en ayant des discussions basées sur les objectifs, la mission de l'organisation, les enjeux globaux, etc. Le choix de projet dans cette méthode est influencé par le mode de gestion de l'entreprise (profit espéré, marché important, faible risque, etc.).

Quant à la méthode systémique ou PERT (Program Evaluation and Review Technique), elle tient compte du risque en considérant 3 estimations pour chaque activité d'un projet (optimiste, probable, pessimiste) et évalue l'atteinte de l'objectif relié à l'échéancier.

L'évaluation par critère est une autre méthode également utilisée en pratique pour la sélection de projet. C'est une méthode de pointage qui consiste à calculer une somme pondérée. Cependant, pour utiliser cette méthode, il est important d'avoir une liste complète et cohérente de critères et avoir une compréhension commune des critères par les acteurs. Il faut noter aussi que l'importance relative peut varier à mesure que le projet avance.

Pour la méthode basée sur l'allocation des ressources, le projet est sélectionné en se basant sur les besoins en ressources de chaque projet. Le principe est simple, nous calculons un score par projet en fonction du ratio (nombre de ressources possibles / nombre de ressources idéales) et du coefficient de charge occupée par chaque élément dans le projet. Le projet qui a le score le plus élevé sera sélectionné. La méthode mixte est une combinaison de la méthode d'évaluation par critères et de la méthode basée sur l'allocation des ressources. La combinaison consiste à classer les projets par ordre d'importance en fonction du pointage obtenu lors de l'évaluation par critère. Enfin, les projets seront démarrés en fonction de la disponibilité des ressources.

Des techniques plus avancées basées sur la programmation mathématique permettent de maximiser le profit espéré sous contrainte de ressources. En plus du fait que la formulation mathématique est lourde, cette méthode laisse moins de place au jugement et au bon sens du décideur et est moins utilisée en pratique.

En contexte de développement durable, afin d'évaluer les projets, différentes dimensions sont à évaluer comme l'impact sur l'environnement et sur la société, l'éthique, les retombées économiques du projet et l'alignement avec la stratégie de l'entreprise. Cependant en pratique, le processus d'évaluation de projet est orienté sur la maximisation des critères financiers, ce qui n'est pas adéquat en contexte de développement durable où les critères extrafinanciers (environnementaux, sociaux et de gouvernance) sont très importants. Dans ce contexte, les méthodes multicritères offrent un corpus de connaissance très pertinent pour la sélection de projets. D'ailleurs, la littérature fait apparaître l'aide multicritère à la décision comme la méthode la plus convoitée pour la sélection de projet.

Comparativement aux méthodes traditionnelles de sélection de projet, les méthodes multicritères d'aide à la décision traitent mieux la complexité de la décision compte tenu de la nature différente et conflictuelle des critères qu'elle permet d'inclure dans l'évaluation et de la diversité de la nature des échelles d'évaluation.

Les méthodes multicritères d'aide à la décision ont été largement utilisées dans la sélection de projet et appliquées dans différents domaines d'applications tels que l'énergie (Ahmad *et al.*, 2015; Garcia-Bernabeu, 2015), l'industrie pétrolière (Amiri, 2010), les technologies d'information (Bai et Zhan, 2011), la télécommunication (Dodangeh et Mojahed, 2009), la recherche et développement (Stewart, 1991) et l'ingénierie (Bakshi *et al.*, 2011; Wang *et al.*, 2014).

Sadi-Nezhad (2017) identifie dans sa revue de littérature 60 études publiées entre 1980 et 2017 utilisant des méthodes multicritères dans la sélection de projet telles que AHP (Oztaysi, 2015; Thipparat et Thaseepetch, 2013), ANP (Ravi *et al.*, 2008; Wey et Wu, 2007), TOPSIS (Dodangeh et Mojahed, 2009; Perçin et Kahraman, 2010) et VIKOR (Ebrahimnejad *et al.*, 2012; Salehi, 2015).

Étant donné que les méthodes multicritères d'aide à la décision sont très utiles et pratiques dans la sélection de projet en contexte de développement durable, nous allons présenter, dans la prochaine section, une description générale de l'aide multicritère à la décision.

1.3 L'AIDE MULTICRITÈRE À LA DÉCISION

L'aide multicritère à la décision est un champ d'études qui a connu un important intérêt et développement depuis les années 80. Étant de plus en plus conscients par la diversité des critères dans les problèmes réels de décision, le nombre de publications des chercheurs et des praticiens qui utilisent les méthodes d'aide multicritère à la décision (AMCD) a connu une croissance importante. Ces publications figurent généralement dans les revues de recherche opérationnelle et de théorie de la décision ainsi que dans les communiqués des congrès scientifiques.

1.3.1 Définition

L'aide à la décision se définit comme étant :

l'activité de celui qui prenant appui sur des modèles clairement explicités, mais non nécessairement complètement formalisés, aide à obtenir des éléments de réponse aux questions que se pose un intervenant dans un processus de décision, éléments concourant à éclairer la décision et normalement à recommander, ou simplement à favoriser, un comportement de nature à accroître la cohérence entre l'évolution du processus d'une part, les objectifs et le système de valeurs au service desquels cet intervenant se trouve placé d'autre part (Roy et Bouyssou, 1993).

Comme son nom l'indique, l'aide multicritère à la décision consiste à outiller le décideur afin de le soutenir dans la résolution d'un problème de décision en considérant différentes perceptions souvent contradictoires. Cependant, en général, il n'existe pas de meilleure solution selon toutes les perceptions, le processus porte plus sur l'éclaircissement de la situation décisionnelle afin de fournir des recommandations (Martel, 1999). En pratique et tel que le précise Roy (1992), l'aide multicritère à la décision apparaît comme une démarche qui permet « d'éclairer les décisions de nature managériale et pour conduire les processus de décision dans les systèmes organisés ».

Les dernières décennies ont enregistré une croissance fulgurante des méthodes multicritères d'aide à la décision. Nommons juste à titre d'exemple l'utilité multiattributs, TOPSIS, VIKOR, SMART, les méthodes ELECTRE et PROMÉTHÉE et toutes leurs généralisations au contexte des sous-ensembles flous. La multiplicité des méthodes multicritères peut être perçue comme une force ou une faiblesse (Bouyssou, 1993). Nous

présenterons, dans la prochaine section, les principales méthodes multicritères selon leurs approches d'agrégation.

1.3.2 Les approches d'agrégation multicritères

Les méthodes multicritères font partie de l'une ou l'autre des deux approches d'agrégation multicritères suivantes : l'approche du critère unique de synthèse et l'approche de surclassement.

D'une part, l'approche du critère unique de synthèse (école américaine) consiste à agréger les préférences locales (au niveau de chaque critère/attribut) en une fonction (valeur/utilité) unique qu'il faut par la suite optimiser (Martel, 1999). D'autre part, afin de refléter les préférences du décideur en fonction de l'information disponible, l'approche de surclassement (école française) consiste premièrement à construire les relations binaires de surclassement (Martel, 1999). Ces relations sont ensuite exploitées dans le but « d'aider à formuler une recommandation qui puisse apporter une réponse au problème de décision » (Martel, 1999).

1.3.2.1 L'approche du critère unique de synthèse

L'approche du critère unique de synthèse vise à construire une fonction d'utilité ou de valeur pour synthétiser tous les critères en un seul critère global reflétant les préférences du décideur (Martel, 1999). Ceci permet d'attribuer une note globale (ou score) pour chaque action et en déduire un classement sur une échelle cardinale. Cette approche a l'avantage d'être robuste et efficace et de permettre la comparabilité de toutes les options considérées. Cependant, elle est critiquée pour son effet de compensation total entre les critères, même si ces critères sont de nature variée (économiques, sociaux et environnementaux).

1.3.2.2 L'approche de surclassement

Acceptant l'incomparabilité, la deuxième catégorie des approches d'agrégation multicritères, inspirée des techniques de vote, est l'approche du surclassement de synthèse. Les méthodes de surclassement se basent sur les comparaisons par paires et la création d'une relation de surclassement pour chaque paire d'actions. Elles se résument en trois étapes (Martel et Khélifa, 1998):

La modélisation des préférences partielles du point de vue de chaque critère, l'agrégation de ces préférences partielles en indice de surclassement pour chaque couple (paire ordonnée) d'actions et l'exploitation de ces indices en fonction de la problématique : cerner un sous-ensemble de meilleures actions ($P\alpha$: problématique du choix), classer les actions dans des catégories prédéfinies ($P\beta$: problématique du tri) ou établir un rangement ($P\gamma$: problématique du rangement)(Martel et Khélifa, 1998).

Dépendamment de la méthode, l'application de l'approche de surclassement aboutit généralement à l'un des constats suivants :

- A est préférée (strictement ou faiblement) à B, ou vice versa;
- A et B sont indifférentes;
- A et B sont incomparables.

Cette approche a l'avantage de permettre l'utilisation d'échelles variées de critères pouvant être quantitatifs, qualitatifs ou hétérogènes. Ceci est possible grâce au calcul des indices de concordance et de discordance basés sur les seuils de préférence, d'indifférence et de véto. Avec l'utilisation de ces seuils, l'effet compensatoire est réduit en raison du fait qu'on ne ramène pas tous les critères sur la même échelle (seuils de véto) et la distinction possible entre les écarts importants et les écarts insignifiants (seuils de préférence et d'indifférence).

Contrairement à l'approche du critère unique de synthèse, les méthodes multicritères adoptant l'approche de surclassement sont beaucoup plus adaptées aux situations décisionnelles en contexte de développement durable, où des critères sociaux, économiques et environnementaux doivent être considérés sans être réduits à une seule dimension.

Quelle que soit l'approche d'agrégation utilisée, toute situation décisionnelle nécessite au préalable la structuration du problème multicritère de décision et la modélisation des préférences du décideur. Nous présenterons, en détail dans la prochaine section, le processus d'aide multicritère à la décision.

1.3.3 Le processus d'aide multicritère à la décision

Selon Guitouni (2001), la démarche multicritère peut être perçue comme « un processus récursif et non linéaire composé de cinq étapes » (voir figure 1), à savoir :

- 1- La structuration du problème;
- 2- L'articulation et la modélisation des préférences locales;
- 3- L'agrégation de ces préférences;
- 4- L'exploitation de cette agrégation;
- 5- La recommandation.

Ce processus commence par une structuration du problème qui comprend les étapes suivantes :

- L'identification des acteurs / parties intéressées (décideurs)
- L'identification des différents points de vue à considérer (l'ensemble des attributs/critères (C))

- L'identification des différentes options (actions) ou leurs caractéristiques (l'ensemble des actions (A)).

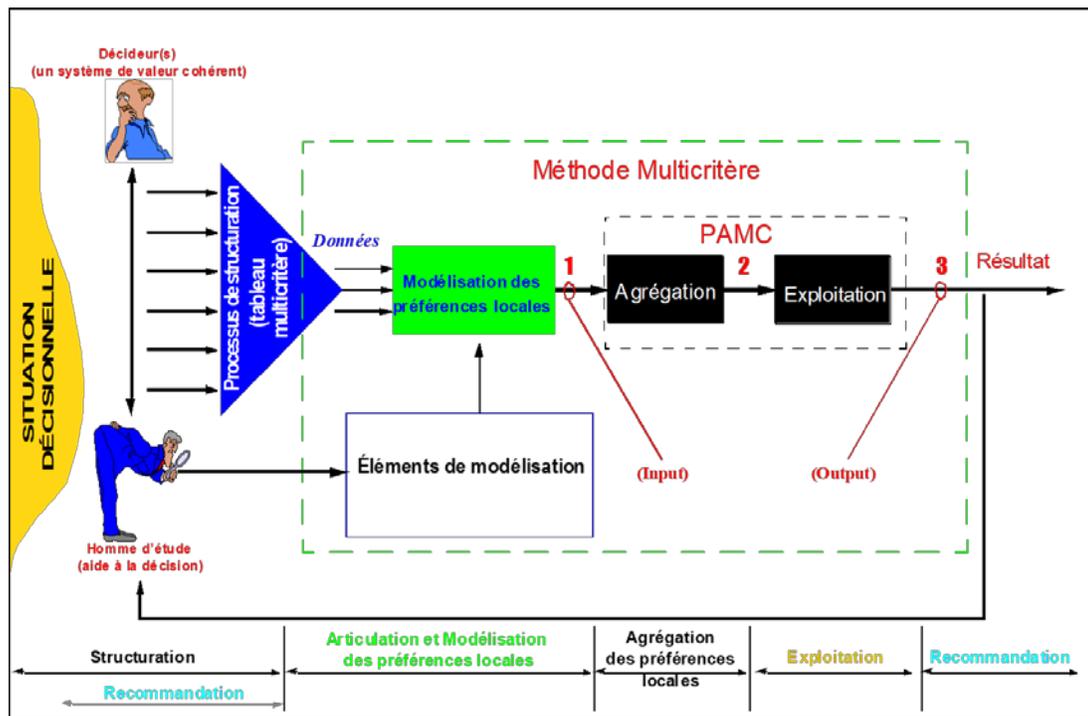


Figure 1 : Démarche multicritère d'aide à la décision (Guitouni, 2001)

Ensuite, nous retrouvons la modélisation des préférences locales qui consiste à représenter et expliciter les relations de préférence dans le but de valider leur compatibilité avec le modèle souhaité par le décideur.

Puis, la procédure d'agrégation multicritère est effectuée dans le but de formuler des recommandations (Guitouni, 2001). Cette procédure est généralement constituée de deux phases à savoir la phase d'agrégation et la phase d'exploitation. La phase d'agrégation consiste à agréger les préférences locales, construites dans l'étape précédente, dans le but d'établir un ou plusieurs systèmes relationnels de préférences globales entre les différentes actions considérées. Ensuite vient l'étape consistant à exploiter cette agrégation en fonction

de la problématique multicritère posée (problématique de choix, de tri, de rangement ou de description).

La dernière étape des méthodes multicritères consiste à fournir des recommandations de décision (ex. : sélection d'un projet parmi d'autres). Une recommandation peut être une évaluation globale (un score global), un rangement des actions de A en considérant un seuil d'indifférence, un rangement total des actions de A avec ex aequo, un rangement partiel des actions de A en considérant l'incomparabilité, un choix de la meilleure action ou d'une classe d'équivalence des meilleures actions, un choix d'un sous-ensemble d'actions parmi lesquelles se trouve la (les) meilleures actions (noyau) ou un tri en catégories ordonnées.

Comme mentionné précédemment, l'aide multicritère à la décision est l'approche la plus convoitée en contexte de développement durable. Nous présentons dans la prochaine section quelques applications des méthodes multicritères dans une variété de domaines nécessitant la prise en compte de l'aspect multicritère.

1.4 APPLICATIONS DES MÉTHODES MULTICRITÈRES POUR LA SÉLECTION DE PROJET EN CONTEXTE DE DÉVELOPPEMENT DURABLE

Le processus de sélection de projet est l'un des processus de prise de décision le plus important dans la gestion de projet. Dans cette section, nous présenterons en premier lieu, les méthodes multicritères les plus utilisés pour la sélection de projets en contexte de développement durable et les raisons de leur popularité. En deuxième lieu, nous allons présenter, selon les domaines d'application, quelques exemples des méthodes multicritères employées dans ce contexte.

1.4.1 Le développement durable et les méthodes multicritères

En contexte de développement durable et en raison de l'urgence climatique, les méthodes d'aide à la décision les plus répandues dans la littérature sont les méthodes multicritères. C'est ce que révèle une récente revue de littérature de Frini *et al.* (2019). Les méthodes multicritères utilisées pour la sélection de projet sont employées pour différentes fins, soit pour la modélisation des préférences, la modélisation de l'incertitude ou pour l'agrégation des critères de décision.

Au niveau de la modélisation des préférences, les méthodes hiérarchiques AHP et ANP figurent parmi les méthodes les plus utilisées (Diaz-Balteiro *et al.*, 2017). Les facteurs de popularité des méthodes AHP/ANP sont les comparaisons par paires sur lesquelles se basent ces méthodes, l'échelle linguistique de Saaty, la représentation hiérarchique du problème, la disponibilité de logiciels conviviaux et la flexibilité de la méthode facilitant le processus de prise de décision de groupe (Frini *et al.*, 2019).

Sous les impératifs du développement durable, les méthodes multicritères sont aussi populaires en matière d'agrégation, compte tenu de leurs considérations des objectifs contradictoires dans des problèmes concrets et leurs traitements des valeurs incommensurables et des critères conflictuels (Frini *et al.*, 2019). Parmi les méthodes utilisées pour l'agrégation multicritère, nous retrouvons AHP (AbdelAzim *et al.*, 2017; Banihabib *et al.*, 2017; Nejadriahi et Fasli, 2017), ANP (Grošelj *et al.*, 2016; Jayakrishna *et al.*, 2015; Palmisano *et al.*, 2016), TOPSIS (Darbari *et al.*, 2019; Frini et Benamor, 2018; Tayal *et al.*, 2017), VIKOR (Galnaitytė *et al.*, 2017; Kumar et Samuel, 2017), PROMÉTHÉE (Kumar *et al.*, 2017; Mulyati et Geldermann, 2017), ELECTRE (Cai *et al.*, 2017; Kadziński *et al.*, 2018) et MAUT (Ferretti, 2016; Hahn, 2015). Le constat est le même pour les méthodes utilisées dans l'agrégation multicritère, où AHP et ANP affichent un pourcentage d'utilisation de 28% des articles analysés (Frini *et al.*, 2019). La deuxième catégorie de méthodes largement utilisées est TOPSIS/VIKOR suivie de la méthode de programmation multi-

objectifs (Frini *et al.*, 2019). Ces trois méthodes affichent un taux d'utilisation dans la littérature d'environ 60% des articles analysés. Pour la modélisation de l'incertitude, les sous-ensembles flous sont l'approche la plus utilisée par les méthodes multicritères dans la modélisation de l'incertitude (Frini *et al.*, 2019). Nous y retrouvons les méthodes multicritères telles que AHP floue, TOPSIS floue et ELECTRE floue suivies de la modélisation stochastique comprenant la simulation et l'utilisation des valeurs stochastiques (Frini *et al.*, 2019).

1.4.2 Applications

Pour toutes les raisons de leur popularité précédemment citées, les méthodes multicritères, telles que AHP, ANP et TOPSIS, ont été largement utilisées dans la sélection de projet en contexte de développement durable. Nous allons présenter dans cette section quelques exemples de leurs applications dans différents domaines.

À titre d'exemple dans le contexte du transport, la méthode ANP était utilisée par Ivanović *et al.* (2013) dans le but de sélectionner le projet le plus durable d'infrastructure routière. Yang *et al.* (2016) ont utilisé ANP et DEMATEL afin d'intégrer la contrainte de l'empreinte Carbon dans les décisions de projet durable d'infrastructure de transport public. D'autre part, la méthode AHP a été utilisée par Jones *et al.* (2013) pour l'évaluation durable des projets de transport urbain dans les pays en développement.

En ce qui concerne le secteur de l'énergie, Morimoto (2013) a utilisé la méthode de la somme pondérée (MCA) dans le but d'intégrer les considérations socio-environnementales dans les modèles d'évaluation de projet. Aragonés-Beltrán *et al.* (2010) ont proposé une approche basée sur ANP, pour la sélection de projet d'investissement dans les centrales photovoltaïques. Hsueh et Yan (2011) ont proposé un modèle basé sur la méthode Delphi et AHP pour la sélection de projets énergétiques efficaces.

Prenons le cas du secteur de la construction, Akadiri *et al.* (2013) ont utilisé la version floue de AHP dans le but de sélectionner les matériaux durables nécessaires aux projets de construction. Ebrahimnejad *et al.* (2012) ont utilisé ANP et VIKOR afin de proposer une approche de prise de décision de groupe permettant la sélection de projet de construction dans un environnement flou. Li et Chen (2012) ont proposé une approche multicritère, basée sur le modèle de réseau neurone, pour l'évaluation durable des projets de constructions des autoroutes.

En environnement, Drupp (2011) a utilisé la méthode MAUT dans le but d'évaluer et comparer des projets de mécanismes de développement propre (CDM). Ces mécanismes ont pour but de réduire les gaz à effet de serre et à soutenir le développement durable des pays en développement. Pubule *et al.* (2015) ont appliqué TOPSIS dans le but de trouver la solution de projet optimale pour la gestion de bio déchets. Khalili-Damghani *et al.* (2013) ont proposé une approche basée sur ELECTRE III afin de permettre une sélection de portefeuilles de projets durables.

Dernier exemple, mais non le moindre, les méthodes multicritères de sélection de projet en contexte de développement durable ont été également appliquées en aménagement du territoire. C'est le cas de Juan *et al.* (2010) qui ont utilisé la méthode PROMÉTHÉE et les sous-ensembles flous pour proposer une approche permettant la réforme des décisions de sélection de projet de rénovation urbaine.

L'utilisation des méthodes multicritères dans la sélection de projet en contexte de développement durable est assez vaste et diversifiée. Nous avons présenté ici seulement quelques exemples pour illustrer cette grande variété. Ces applications démontrent que les méthodes multicritères sont très utiles et bien adaptées à la complexité des décisions de nos jours, caractérisées par les impératifs du développement durable et l'urgence imposée par les changements climatiques.

1.5 CONCLUSION

Dans ce chapitre, nous avons présenté les méthodes de sélection de projets et mis l'emphase sur les méthodes multicritères qui sont de plus en plus utilisées notamment pour la sélection de projets en contexte de développement durable. Bien que le cadre d'agrégation offert par les méthodes multicritères soit très pertinent à la sélection de projet à critères conflictuels, le processus de sélection de projet en contexte de développement durable et des changements climatiques doit considérer deux autres aspects importants, à savoir l'aspect temporel (évaluation multipériodes) des évaluations des options et l'aspect de l'incertitude qui lui est relié. En contexte de développement durable, afin de préserver la capacité des générations futures à répondre à leurs besoins, les conséquences des projets doivent non seulement être évaluées sur le court terme, mais aussi sur le moyen et le long terme, tout en prenant en compte l'imperfection au niveau des évaluations. D'où la nécessité des évaluations temporelles et la prise en compte l'incertitude dans la sélection de projet.

La littérature sur les méthodes multicritères temporelles, permettant la prise en compte des évaluations temporelles dans un avenir incertain, est très récente. Le chapitre suivant présente les dernières avancées en termes de généralisation des méthodes multicritères aux évaluations multi-périodes et au contexte d'incertitude.

CHAPITRE 2 : GÉNÉRALISATION DES MÉTHODES MULTICRITÈRES AUX CONTEXTES DE L'INCERTITUDE ET DES ÉVALUATIONS MULTI-PÉRIODES

2.1 INTRODUCTION

Ce chapitre est constitué de deux parties. La première présente une revue de l'aide multicritère à la décision en contexte d'incertitude. Nous commencerons dans cette partie par présenter les différentes formes de l'imperfection de l'information, omniprésentes dans le processus d'aide à la décision. Ensuite, nous présenterons quelques langages disponibles de modélisation de l'imperfection de l'information qui minimisent l'impact de l'incertitude sur le processus décisionnel. Puis, nous passerons en revue certaines méthodes multicritères qui ont été généralisées au contexte de l'incertitude, suivies d'une présentation des quelques méthodes d'analyse de l'acceptabilité multicritère stochastique (SMAA) et de leur intégration avec les méthodes multicritères. Enfin, nous conclurons cette partie par une présentation de quelques méthodes SMAA, qui ont été appliquées au contexte du développement durable.

Dans la deuxième partie, nous allons présenter les méthodes d'aide à la décision qui considèrent à la fois l'aspect multicritère et l'aspect temporel des évaluations en contexte déterministe et en contexte d'incertitude.

2.2 L'AIDE MULTICRITÈRE À LA DÉCISION EN CONTEXTE D'INCERTITUDE

Dans les problèmes réels d'aide à la décision, une prise de décision n'est presque jamais le résultat d'une information parfaite et pertinente. Les problèmes de décision sont toujours tachés d'incertitude et une information pertinente est toujours imparfaite (Aziz, 2014).

2.2.1 L'imperfection de l'information

2.2.1.1 Les formes d'imperfection de l'information

Pour produire des résultats observables et incertains, la théorie de la probabilité est une théorie mathématique soigneusement conçue pour « modéliser précisément des expériences décrites et répétitives » (Lootsma, 2013). Dans le but de traiter des situations qui ne sont pas ou qui ne peuvent pas être traitées par les outils classiques de la théorie de probabilité, d'autres types d'imperfections ou d'incertitudes de l'information ont été identifiés et de nouveaux outils mathématiques sont à l'étude (Lootsma, 2013). Étant une question de degré, l'incertitude se manifeste, par exemple, par des actions pouvant être réalisées avec une aisance différente, dans des événements produits avec un degré de probabilité ou dans des éléments ayant un degré particulier de vérité (Lootsma, 2013).

Parmi les principales formes d'incertitude ou d'imperfection, nous retrouvons :

L'incertitude aléatoire qui a lieu *lorsqu'une expérience décrite de façon précise, telle que lancer un dé sur une table plate, a différents résultats possibles, chacun avec une probabilité connue (avec un dé parfait ayant une distribution de masse homogène) ou une probabilité inconnue (un dé non homogène). Les résultats de l'expérience (les facettes de 1 à 6) peuvent être observés, cette expérience peut être arbitrairement répétée et, par davantage d'expérimentations, nous atténuons l'incertitude, ce qui va permettre de révéler la distribution de probabilités des résultats possibles* (Lootsma, 2013).

L'imprécision se présente dans le cas où *le résultat de l'expérimentation ne peut pas être correctement observé tel que l'expérience de lancement d'un dé ayant des surfaces colorées dans une zone obscure où les couleurs ne peuvent pas être convenablement distinguées. Par conséquent, différents résultats sont possibles, et chacun de ces résultats a un certain degré de vérité, ce qui veut dire que malgré*

davantage d'expérimentations, cela ne va pas réduire l'incertitude (Lootsma, 2013).

L'ambiguïté se manifeste lorsqu'une déclaration verbale a plusieurs significations différentes que seul le contexte peut éclaircir (Lootsma, 2013). L'exemple typique, selon Lootsma (2013), peut être celui de l'expression « *hot food* » qui peut signifier que le repas est chaud ou bien épicé, ainsi l'expression « pont ouvert » ne spécifie pas si c'est ouvert pour le trafic routier ou maritime.

Les **incomplétudes** surviennent dans le cas où l'on se trouve dans l'absence de connaissances ou la présence des connaissances partielles concernant certaines caractéristiques d'un système donné (Ben Amor, 2003).

Pour remédier à certaines formes de l'imperfection de l'information, nous allons voir dans la section suivante les principaux langages de modélisation de l'incertitude.

2.2.1.2 Les langages de modélisation de l'imperfection de l'information

D'une part, **la théorie des probabilités** offre un modèle mathématique pour les phénomènes aléatoires, précisément l'incertitude de la réalisation ou la non-réalisation des résultats respectifs en regard de leurs probabilités de survenance, et d'autre part, **la probabilité subjective** modélise « le degré de croyance d'un individu rationnel envers un phénomène précisément défini, observable, mais pas nécessairement répétitif » (Lootsma, 2013).

La théorie mathématique des **sous-ensembles flous** (Zadeh, 1965) porte sur le degré d'appartenance ou d'adhésion d'un élément à une certaine catégorie, et non pas sur la probabilité qu'un résultat puisse être observé. Les sous-ensembles flous permettent de modéliser l'imprécision.

La théorie des possibilités est une théorie d'incertitude dédiée au traitement de l'information partielle. Alors que la théorie de probabilité offre un modèle quantitatif qui

traite l'aléatoire et l'indécision, la théorie des possibilités offre un modèle qualitatif, un autre aspect de l'incertitude, celui de l'information partielle (Dubois *et al.*, 2004). Cette théorie a été initiée par Zadeh (1999), et constitue un substitut de la théorie des probabilités dans la modélisation de certaines situations d'incertitude (par exemple, lorsqu'on a affaire à un petit volume d'information). La conception de la théorie des possibilités a été réalisée en tenant compte des notions fondamentales de probabilité et des résultats (Georgescu, 2012). La mesure de possibilité et la mesure de nécessité remplacent la mesure de probabilité, de même que la distribution de possibilité remplace la distribution de probabilité (Variables aléatoires) (Georgescu, 2012). De la même manière, différents types d'indicateurs possibilistes ont été définis afin de remplacer les principaux indicateurs probabilistes (l'espérance, la variance, la covariance, etc.) et d'offrir une information similaire sur le comportement des distributions possibilistes (Georgescu, 2012). Les nombres flous sont la classe des distributions possibilistes la plus répandue, elle généralise les nombres réels et possède une structure algébrique riche, raison pour laquelle les nombres flous sont très présents dans différentes applications de la théorie des possibilités (Carlsson *et al.*, 2002a; Carlsson *et al.*, 2002b; Liu et Liu, 2002; Majlender, 2004; Thavaneswaran *et al.*, 2009; Thavaneswaran *et al.*, 2007).

Dans la section suivante, nous allons présenter quelques généralisations des méthodes multicritères au contexte de l'incertitude.

2.2.2 Les méthodes multicritères généralisées au contexte flou

Dans la littérature, la généralisation des méthodes multicritères au contexte de l'incertitude s'effectue généralement soit avec la théorie des ensembles flous (majoritairement (Broekhuizen *et al.*, 2015)), les nombres gris, le cadre bayésien, l'analyse de la sensibilité déterministe ou l'analyse de la sensibilité probabiliste.

La plupart des problèmes complexes de prises de décision incluent de l'information imprécise (Stewart, 1992). Il est fréquemment impossible de prédire avec certitude les

performances des options, car elles présentent des impacts sociaux ou environnementaux ou qu'elles sont issues de statistiques ou de mesures pouvant être intangibles (Jiménez *et al.*, 2013). Par ailleurs, il n'est pas toujours évident d'obtenir avec précision l'importance relative de critères. Afin de modéliser cette imprécision au niveau des évaluations et des importances relatives des critères, les sous-ensembles flous sont souvent utilisés.

Nous présentons brièvement dans ce qui suit quelques méthodes multicritères qui ont été généralisées au contexte flou, à savoir le cas de la méthode MAUT floue présentée par Jiménez *et al.* (2013), la méthode AHP floue présentée par Dožić *et al.* (2018), la méthode PROMÉTHÉE floue présentée par Chen (2015), la méthode TOPSIS floue présentée par Chen (2000) et finalement la méthode ELECTRE floue présentée par Chen et Xu (2015).

2.2.2.1 MAUT

L'étude de Jiménez *et al.* (2013) passe en revue des généralisations de la méthode MAUT au contexte de l'incertitude dont nous allons présenter quelques-unes. Pour remédier à l'imprécision de l'information en utilisant la théorie de l'utilité multi-attribut MAUT, l'information sur les préférences concernant le poids et l'utilité a été considérée comme imprécise selon le modèle proposé par Sage et White (1984) intitulé «*Model of Imprecisely Specified Multiattribute Utility Theory*» (ISMAUT). Dans le cas où l'information sur les évaluations des options et les préférences est partielle, Malakooti (2000) suggère un nouvel algorithme efficace nécessaire aux classements des options. De son côté, Eum *et al.* (2001) ont généralisé la construction de la fonction de valeur, en proposant des variantes de dominance et de l'optimalité potentielle (*Potential optimality*) dans la programmation linéaire de cette fonction. Ces variantes ont été étendues par la suite par Lee *et al.* (2002) en proposant une nouvelle approche, basée sur MAVT, dans le but de traiter des problèmes non linéaires. Peu après et afin de remédier aussi à l'imprécision de l'information, Park (2004) a développé et intégré les concepts d'optimalité potentielle faible et d'optimalité potentielle forte dans la construction de la fonction de valeur de MAVT, tandis que Sarabando et Dias

(2010) ont proposé, à travers la MAUT et la MAVT (*Multi-Attribute Value Theory*), une approche plus globale en utilisant de nouvelles règles de décisions et des simulations Monte-Carlo pour les tester.

2.2.2.2 AHP

La méthode AHP ou *The analytical hierarchy process* (AHP) est une autre méthode multicritère très utilisée qui permet de calculer les poids des critères et les priorités des actions en se basant sur les comparaisons par paires et l'échelle sémantique de Saaty. Nous allons présenter dans cette partie quelques généralisations de la méthode AHP au contexte de l'incertitude, telles que présentées dans la revue de Dožić *et al.* (2018).

L'imprécision de l'information a été abordée dans le cadre de AHP, comme dans les études de Saaty et Vargas (1987), Harker (1987); Kwiesielewicz et Van Uden (2003), où des intervalles sont associés à chaque jugement de la comparaison par paires. Lorsqu'on a affaire à des jugements incertains pour exprimer l'importance des critères, il est possible d'employer des sous-ensembles flous et des nombres flous afin d'incorporer le caractère flou de la réflexion humaine (Dožić *et al.*, 2018). Dans le but d'incorporer le contexte flou dans la prise de décision multicritère, plusieurs auteurs ont exploré la méthode AHP floue ou bien *the fuzzy AHP* (FAHP). Pour obtenir les poids triangulaires flous adéquats, Van Laarhoven et Pedrycz (1983) étaient les premiers chercheurs à introduire l'application de la logique floue dans AHP, en proposant la méthode des moindres carrés logarithmiques floue. Et pour déterminer les poids flous finaux, Buckley (1985) utilise la moyenne géométrique pour chaque matrice. Afin d'intégrer l'utilisation des nombres flous triangulaires dans l'échelle de FAHP, Chang (1996) propose une extension de la méthode d'analyse permettant l'obtention des poids nets à partir des matrices floues de surclassement. En raison de sa simplicité, cette extension de Chang a été largement utilisée dans la littérature. Ce qui était valable jusqu'à ce que Wang *et al.* (2008) démontre qu'elle peut amener à une mauvaise décision étant donné que les vecteurs de priorité, obtenus avec l'extension de la méthode d'analyse dans les

problèmes de FAHP, ne représentent pas l'importance des critères. À partir des jugements des comparaisons par paire, Mikhailov (2003) a proposé deux méthodes pour obtenir les priorités nettes en s'appuyant sur la programmation de préférence floue. Tandis que Mikhailov (2003) ne considère pas la non-linéarité des nombres réciproques flous dans ses deux méthodes, Rezaei *et al.* (2013) a proposé une amélioration de la programmation de préférence floue permettant la correction de cet inconvénient. La méthode FAHP a été largement appliquée dans la littérature (Kubat et Yuce, 2012; Mohammady et Amid, 2011; RazaviToosi et Samani, 2016), ce que démontre Kubler *et al.* (2016) qui analyse 190 études publiées depuis 2004. Cependant, FAHP a été critiquée et a démontré ses faiblesses théoriques (Wang et Elhag, 2006; Wang *et al.*, 2008; Zhü, 2014), étant donné que les poids déterminés par la méthode d'analyse ne sont pas du tout représentatifs de l'importance relative des critères. Ces faiblesses de la méthode FAHP peuvent conduire à des problèmes tels que la perte d'information, des priorités irraisonnables ou de la faible robustesse (Kubler *et al.*, 2016).

2.2.2.3 TOPSIS

Pour le cas de la méthode TOPSIS, Chen (2000) utilise les variables linguistiques pour attribuer les poids de tous les critères et pour les évaluations de chacune des options par rapport à chaque critère. Par la suite, il convertit la matrice de décision en une matrice floue et construit une matrice floue de décision à poids normalisé une fois que les notations floues ont été regroupées par les décideurs (Chen, 2000). D'après cet auteur, le concept de TOPSIS floue consiste à définir la solution idéale positive floue, ou the *fuzzy positive ideal solution* (FPIS), et la solution idéale négative floue, ou the *fuzzy negative ideal solution* (FNIS). Ensuite, une méthode vertex est appliquée pour calculer la distance de chaque option du FPIS et du FNIS (Chen, 2000). Finalement, un coefficient de rapprochement de chaque option est défini pour déterminer l'ordre de classement de toutes les options (Chen, 2000). Pour remédier à l'imprécision due à l'utilisation des termes linguistiques dans l'évaluation des

options, Yong (2006) a proposé une nouvelle approche basée sur TOPSIS et adéquate à l'environnement linguistique. Wang et Lee (2009) ont proposé une nouvelle version de TOPSIS qui considère à la fois des poids objectifs et subjectifs. Plus tard, une version floue de TOPSIS basée sur l'utilité a été proposée par Chamodrakas et Martakos (2012), dans le but de sélectionner un réseau énergétique efficient. Plus récemment, Sureeyatanapas *et al.* (2018) ont proposé une généralisation de TOPSIS au contexte de l'imprécision et l'information partielle, afin de minimiser les biais subjectifs du processus d'évaluation des fournisseurs.

2.2.2.4 PROMÉTHÉE

La méthode PROMÉTHÉE a été généralisée au contexte flou à travers, par exemple, l'application des nombres flous généralisés (Li et Li, 2010), de la fonction d'adhésion floue (Abedi *et al.*, 2012), des nombres flous triangulaires (Fernández-Castro et Jiménez, 2005; Taha et Rostam, 2012), et les sous-ensembles flous de type intervalle 2 (Chen, 2014), alors que Quattrone et Vitetta (2011) ont introduit une nouvelle spécification d'un modèle flou, le modèle d'utilité floue qui est appliqué au choix de voie routière. Dans le but de modéliser l'imprécision et l'ambiguïté dans les jugements subjectifs du décideur, Chen (2015) a proposé une version floue de PROMÉTHÉE à intervalle de type 2, en utilisant une approche de surclassement probabiliste. Plus tard, Krishankumar *et al.* (2017) ont proposé une nouvelle généralisation de la méthode PROMÉTHÉE au contexte de l'incertitude en proposant une approche intitulée IFSP (Intuitionistic Fuzzy Set Based PROMETHÉE), qui est une extension de PROMÉTHÉE au contexte des ensembles flous intuitionnistes.

2.2.2.5 ELECTRE

Des travaux ont été réalisés dans le but de généraliser ELECTRE pour considérer différents types de problèmes multicritères flous. C'est le cas de Hatami-Marbini et Tavana (2011) qui ont généralisé la méthode ELECTRE I pour traiter l'incertitude des évaluations

linguistiques. Pour régler les problèmes de prise de décision multicritère dans un environnement flou intuitionniste d'Atanassov, Wu et Chen (2011) ont adopté une approche semblable à celle de Hatami-Marbini *et al.* (2013). Vahdani *et al.* (2010); Vahdani *et al.* (2013) ont généralisé ELECTRE I aux problèmes de décision multicritère de groupe, en s'appuyant sur les sous-ensembles flous évalués par intervalles et les ensembles flous intuitionnistes. Chen et Xu (2015) ont proposé une nouvelle approche pour traiter des problèmes multicritères de décision de groupe, en généralisant ELECTRE II aux ensembles flous hésitants.

Pour remédier à l'imperfection de l'information, il existe toute une autre catégorie de méthodes permettant l'analyse de la robustesse et de la sensibilité des méthodes multicritères. La section suivante présente les généralités des méthodes d'analyse d'acceptabilité multicritère stochastique (SMAA), suivies de leurs intégrations avec les méthodes multicritères traditionnelles.

2.2.3 Les méthodes d'analyse d'acceptabilité multicritère stochastique (SMAA)

2.2.3.1 Mise en contexte

L'autre sorte de méthodes multicritères traitant l'incertitude de l'information est la famille des méthodes d'analyse d'acceptabilité multicritère stochastique appelées SMAA (*Stochastic multicriteria acceptability analysis*). Dans le cas où ni les évaluations des critères ni les poids des critères ne sont précisément connus, Lahdelma *et al.* (1998) ont développé la première version des méthodes d'analyse d'acceptabilité multicritère stochastique. Pour incorporer l'incertitude, la méthode SMAA utilise comme données d'entrée des distributions de probabilité (Lahdelma *et al.*, 1998). Ensuite pour analyser la sensibilité et la robustesse des résultats, avec cette méthode SMAA, les décideurs n'ont pas besoin de décrire explicitement leurs préférences, mais elle permet à la place de décrire le lien entre le poids

des critères et le classement des options évaluées (Lahdelma *et al.*, 1998). Autrement dit, cette méthode permet de savoir quels poids des critères aboutissent à quel classement des options. Elle fournit des mesures descriptives calculées à travers une simulation Monte-Carlo qui permet d'apporter un soutien au processus de prise de décision.

D'autres méthodes multicritères inverses ont précédé SMAA, qui sont également fondées sur l'idée du calcul des volumes et la simulation Monte-Carlo (Butler *et al.*, 1997; Charnetski et Soland, 1978; Costa, 1988; e Costa, 1986). En plus de traiter les poids des critères incomplets ou manquants, SMAA permet d'apporter des solutions aux limitations des méthodes antérieures (nombre de critères traités, unique compatibilité aux évaluations déterministes des critères) grâce à la représentation des différentes sortes d'information incertaine par des distributions de probabilité (Pelissari *et al.*, 2019). Pour permettre l'analyse de sensibilité, SMAA utilise la simulation Monte-Carlo pour calculer la probabilité de chaque option d'être attribuée à un classement particulier ou à une catégorie spécifique (Pelissari *et al.*, 2019).

Une récente revue systématique de littérature de Pelissari *et al.* (2019) a été réalisée, portant sur les méthodes SMAA publiées depuis la date de la première publication de Lahdelma *et al.* (1998) jusqu'en juillet 2018. Les résultats de la revue démontrent qu'environ le tiers des études est considéré comme exclusivement théoriques, et les deux tiers des recherches sont appliquées. D'une part, les études théoriques ont comme objectif de développer un nouveau modèle ou une nouvelle technique relative à SMAA, ainsi que l'amélioration ou l'extension d'un modèle SMAA existant. D'autre part, celles qui sont considérées comme appliquées sont les études qui essaient de résoudre un problème réel en appliquant un modèle SMAA existant.

Trois types d'études théoriques sont répertoriés : (i) Les variantes de SMAA, (ii) les variantes traitant les critères dépendants et (iii) les études traitant l'aspect technique des méthodes SMAA. Les études appliquées, quant à elles, sont catégorisées selon sept domaines

d'application : (i) La gestion de l'environnement, (ii) la gestion de l'énergie, (iii) la gestion de la santé, (iv) la gestion financière et des affaires, (v) l'administration gouvernementale, politique et sociale, (vi) la gestion de transport et de la logistique, (vii) et d'autres domaines d'application. La classification méthodologique des études sélectionnées est présentée dans la figure 2.

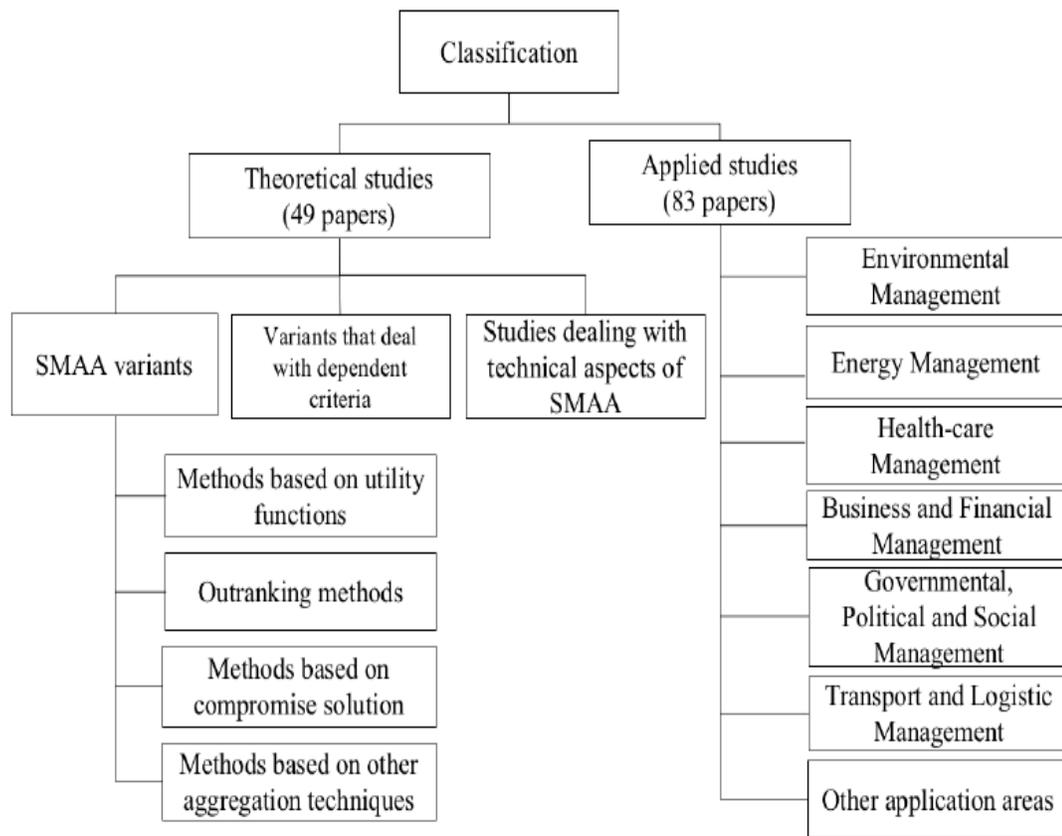


Figure 2 : Classification méthodologique des études sélectionnées (Pelissari et al., 2019)

Le contenu des deux prochaines sections est repris de l'article de Pelissari *et al.* (2019). Nous commençons par exposer brièvement dans ce qui suit la méthode SMAA avant de présenter dans la section suivante les variantes de SMAA comme présenté et discuté dans Pelissari *et al.* (2019).

2.2.3.2 L'analyse d'acceptabilité multicritère stochastique (SMAA)

Un problème de décision est considéré comme un ensemble discret A constitué de N options, $A = (x_1, x_2, \dots, x_i, \dots, x_N)$, évaluées selon M critères $g_1, g_2, \dots, g_j, \dots, g_M$. La structure de préférence est représentée par la fonction d'utilité $u(x_i, w)$ telle que $u(x_i, w) = \sum_{j=1}^M w_j u_j(x_i)$, où $u_j(x_i)$ est une utilité partielle dans un intervalle $[0,1]$ et w est un vecteur normalisé non négatif qui représente le poids des critères, dont la somme totale est égale à 1.

Les évaluations imprécises ou incertaines des critères sont représentées par des variables stochastiques ξ_{ij} , où sa fonction de densité $f_X(\xi)$ a des valeurs dans l'espace possible X dans $R^{N \times M}$, déterminé par le nombre d'actions et de critères dans l'espace de nombres réels R . Le vecteur de poids des critères w inconnu ou partiellement connu est représenté par la distribution de poids avec une fonction de densité $f_W(w)$ dans l'ensemble de poids possibles W .

Afin de fournir une aide multicritère à la décision en contexte de l'incertitude, la méthode stochastique d'analyse d'acceptabilité (SMAA) calcule trois différentes mesures descriptives, à savoir l'indice d'acceptabilité, le vecteur de poids central et le facteur de confiance. Ces mesures descriptives sont calculées avec la simulation Monte-Carlo. L'indice d'acceptabilité a_i dénombre le nombre de fois que l'option est la plus préférable. Cet indice est également utilisé pour classer les options stochastiquement efficace ($a_i \gg 0$) ou inefficace (a_i proche de zéro, par exemple $a_i < 0.05$). Lorsqu'il est égal à zéro signifie qu'une option n'est jamais considérée la meilleure avec le modèle de préférence supposé. L'indice représente la force de l'efficacité des options stochastiquement efficaces, tout en considérant simultanément l'imperfection des évaluations des critères et les préférences des décideurs (Pelissari *et al.*, 2019).

Tandis que le vecteur de poids central w_i^c , est défini comme étant le centre prévu de gravité des poids permettant à l'option i d'être au premier rang et qui représente les préférences d'un décideur typique. Une approche inverse pour l'aide à la décision peut être appliquée en décrivant le poids central du vecteur aux décideurs. C'est-à-dire, au lieu d'élucider les préférences et construire une solution au problème, le fait de ne présenter aucune information de préférence permet aux décideurs d'apprendre quel genre de préférences conduit à quelles actions (Tervonen et Lahdelma, 2007).

Enfin, le facteur de confiance p_i^c est la probabilité qu'une option soit la préférée avec les préférences exprimées par le vecteur de poids central (Tervonen et Lahdelma, 2007). Si la problématique est le choix d'une option, celles ayant des facteurs de confiance faibles ne doivent pas être choisies. Si elles sont considérées comme les plus attractives, d'autres informations devraient être collectées dans le but de prendre une décision fiable (Tervonen et Lahdelma, 2007).

2.2.3.3 Les variantes de SMAA

Les méthodes SMAA ont été déjà combinées avec différentes méthodes d'aide multicritère à la décision. Pelissari *et al.* (2019) ont catégorisé les variantes de SMAA selon quatre catégories, à savoir les méthodes fondées sur : (1) la fonction d'utilité, (2) l'approche de surclassement, (3) le rapprochement à l'idéal et (4) sur d'autres techniques d'agrégation.

Dans ce qui suit, nous allons présenter chaque variante selon le type du problème de décision (choix, classement ou tri) et le type de mesure descriptive donnée en tant que résultat.

2.2.3.3.1 Les variantes de SMAA fondées sur la fonction d'utilité

La méthode originale SMAA et sa variante SMAA-2 utilisent la fonction d'utilité. Les principaux résultats de la version originale de SMAA sont le vecteur de poids central, l'indice d'acceptabilité et le facteur de confiance. L'indice d'acceptabilité de la méthode originale

SMAA classe les options selon les plus ou moins acceptables et les inacceptables. Cependant, le fait que l'indice d'acceptabilité ne donne pas un classement complet des options n'est pas forcément un point négatif, étant donné que le classement des autres options peut être inutile dans certains contextes de décision (Pelissari *et al.*, 2019).

Cependant, l'identification des options de meilleur compromis peut être difficile à cause de ce classement partiel, particulièrement quand l'acceptabilité est distribuée sur des options extrêmes dont chacune obtient le meilleur classement pour certaines préférences et un très mauvais classement pour d'autres (Lahdelma et Salminen, 2001). Lahdelma et Salminen (2001) ont proposé alors la méthode SMAA-2 qui prend en considération tous les classements et l'ensemble des vecteurs de poids afin de remédier à ce problème.

À la place de l'indice d'acceptabilité de la SMAA originale, SMAA-2 offre l'indice d'acceptabilité de classement, noté b_i^r , permettant de mesurer la variété des différentes évaluations octroyant le classement r à une option x_i . Elle classe les options dans un intervalle entre 0 et 1 où les meilleures options sont celles ayant une acceptabilité supérieure pour les meilleurs classements. L'indice d'acceptabilité peut être utilisé également pour classer les options en des options plus ($b_i^r \gg 0$) ou moins acceptables (b_i^r proche de 0) ou pas du tout acceptables ($b_i^r = 0$).

Afin de traiter les problèmes dont l'information de certains ou de tous les critères est ordinale, Lahdelma *et al.* (2003) ont proposé une autre méthode intitulée SMAA-O, qui est fondée sur les fonctions d'utilité. Lahdelma et Salminen (2006a) ont généralisé la méthode SMAA-2 en introduisant une mesure, appelée le centre de confiance (*cross confidence*), qui s'appuie sur le calcul des facteurs de confiance des options en utilisant chacun des autres vecteurs de poids central. Le facteur de centre de confiance peut aider à la discrimination d'un grand nombre d'options efficaces (Pelissari *et al.*, 2019).

Ensuite, Lahdelma et Salminen (2010) ont proposé la méthode de tri SMAA-OC, qui s'appuie également sur la fonction d'utilité, et qui offre comme seul résultat l'indice

d'acceptabilité de catégories permettant de calculer la probabilité qu'une option soit classifiée dans certaines catégories prédéfinies et ordonnées. Eroğlu et Gencer (2017) ont suggéré une généralisation de DEMATEL en associant la théorie des ensembles flous et SMAA-2, dans le but de modéliser les termes linguistiques.

Pour une discussion développée sur la construction de la fonction d'utilité dans SMAA, voir Lahdelma et Salminen (2012).

2.2.3.3.2 Les variantes de SMAA fondées sur les approches de surclassement

Compte tenu de l'existence de situations où les décideurs ne s'accordent pas sur la construction et la conception commune d'une fonction d'utilité, Hokkanen *et al.* (1998) ont proposé la première association de SMAA avec une méthode de surclassement, intitulée SMAA-3, en associant la méthode ELECTRE III pseudo-critères (Roy, 1978) avec SMAA. Au lieu de définir des fonctions d'utilité, SMAA-3 nécessite la définition des paramètres comme les seuils de préférence et d'indifférence, qui sont décrits par Hokkanen *et al.* (1998) comme étant simples à définir et à expliquer aux décideurs. SMAA-3 permet le classement des options selon leur degré d'acceptabilité, ne donne pas de classement à toutes les options et fournit des mesures descriptives comme le vecteur de poids central et les indices d'acceptabilité (Pelissari *et al.*, 2019). De leur côté, Zhou *et al.* (2017) ont proposé une nouvelle combinaison de la méthode ELECTRE III avec SMAA, pour modéliser les poids des critères en utilisant les « *Extended Gray Numbers* » (EGNs). Et dans le but de traiter hiérarchiquement les critères structurés, Corrente *et al.* (2017) ont proposé une association de SMAA, ELECTRE-III et AHP.

Une autre généralisation de SMAA est la méthode SMAA-PROMETHEE proposée par Corrente *et al.* (2014) qui est l'intégration de SMAA-2, PROMÉTHÉE I et PROMÉTHÉE II (Brans *et al.*, 1986). Les données de sortie de SMAA-PROMETHEE I sont les indices de gain par paires et les matrices *UP* et *DOWN*, étant donné que PROMÉTHÉE I ne fournit pas de classement complet des options (Pelissari *et al.*, 2019).

*Chacun des éléments de la matrice UP représente la fréquence avec laquelle chaque option dans l'ensemble A est préférable aux autres options s dans A, $s = 1, \dots, N$. Chacun des éléments de la matrice DOWN représente la fréquence avec laquelle les autres options dans A sont préférables à chaque option dans A (Pelissari *et al.*, 2019).*

Les mesures descriptives de la deuxième version de PROMÉTHÉE sont l'indice d'acceptabilité de classement, le vecteur de poids central et le facteur de confiance. La proposition de cette méthode a été motivée par la possibilité d'appliquer PROMÉTHÉE en utilisant des données incertaines et d'analyser la robustesse des résultats (Pelissari *et al.*, 2019).

SMAA-PROMÉTHÉE a été par la suite généralisée par Hubinont (2016) qui a proposé SMAA-GAIA permettant la visualisation des résultats stochastiques (Pelissari *et al.*, 2019). Dans le but de traiter les problèmes structurés de façon hiérarchique, Arcidiacono *et al.* (2018) ont proposé une nouvelle approche en combinant à la fois SMAA-PROMETHEE, SMAA-GAIA et AHP (Pelissari *et al.*, 2019).

En intégrant SMAA-2 à ELECTRE TRI (Yu, 1992), Tervonen *et al.* (2009) ont développé SMAA-TRI, qui est une méthode SMAA pour les problèmes de tri ayant comme seul résultat l'indice d'acceptabilité de catégorie, permettant à des données incertaines d'être appliquées et à la robustesse des résultats d'ELECTRE TRI d'être vérifiée (Pelissari *et al.*, 2019).

En considérant que SMAA-TRI est une méthode exigeante à l'égard des décideurs en termes d'information requise, Kadziński et Tervonen (2013b) ont développé une méthode ajustée de SMAA-TRI qui utilise, des fonctions générales d'utilité additive comme procédure d'agrégation, et les concepts de SMAA et la Régression Ordinale Robuste (ROR) comme outils d'analyse de la robustesse des solutions (Pelissari *et al.*, 2019). La section suivante présente les variantes de SMAA basées sur le rapprochement à l'idéal.

2.2.3.3.3 Les variantes de SMAA fondées sur le rapprochement à l'idéal

Les méthodes multicritères fondées sur le rapprochement à l'idéal consistent à trouver la solution la plus proche de l'idéal sur la base d'un consensus mutuel (Pelissari *et al.*, 2019). Ces méthodes ont été également intégrées à SMAA, pour prendre en compte des données incertaines ou imprécises, comme dans le cas de TOPSIS et VIKOR. D'une part, Okul *et al.* (2014) ont développé la méthode SMAA-TOPSIS, en associant les méthodes SMAA-2 et TOPSIS. La méthode TOPSIS consiste à déterminer une solution ayant la distance la plus courte de la solution idéale et la distance la plus longue de la solution anti-idéale (Hwang et Yoon, 1981; Yoon, 1987).

D'autre part, Aydogan et Ozmen (2017) ont développé la méthode SMAA-VIKOR qui est une association des méthodes SMAA-2 et VIKOR. Adéquate pour des problèmes à critères conflictuels et incommensurables, la méthode VIKOR permet de déterminer une solution de rapprochement à l'idéal. Les mesures descriptives, que ce soit pour SMAA-TOPSIS ou SMAA-VIKOR, sont les mêmes que celles de SMAA-2, à savoir l'indice d'acceptabilité de classement, le vecteur de poids central et le facteur de confiance (Pelissari *et al.*, 2019).

2.2.3.3.4 Les variantes de SMAA fondées sur d'autres techniques d'agrégation

Mise à part l'approche de surclassement, le rapprochement à l'idéal ou les fonctions d'utilité, il existe d'autres procédures d'agrégation utilisées dans le développement d'autres variantes de SMAA. C'est le cas par exemple de Durbach *et al.* (2014), qui ont développé la méthode SMAA-AHP en intégrant les méthodes SMAA et AHP. Cette intégration est adéquate aux problèmes de prise de décision de groupe, où il est difficile de concorder sur des comparaisons par paires précises, ce qui permet aux comparaisons par paires d'être incertaines (Pelissari *et al.*, 2019). En plus des mesures habituelles fournies par SMAA-2, la méthode SMAA-AHP offre également une nouvelle mesure descriptive l'indice de gain par paires c_{ij} , qui est la probabilité que l'option i performe mieux qu'une option j .

En intégrant les méthodes et SMAA-2 et l'Analyse de l'Enveloppement des Données (*Data Envelopment Analysis - DEA*), Lahdelma et Salminen (2006b) ont proposé la méthode SMAA-D, qui peut être vue comme une variante de SMAA-2 qui applique le résultat d'efficacité de DEA, au lieu d'une fonction d'utilité. À travers l'emploi d'une fonction d'utilité, DEA est un outil permettant la catégorisation des options efficaces des non efficaces, où l'importance des critères est modélisée par différents poids (Charnes *et al.*, 1978). SMAA-D peut être considérée comme une extension de DEA, permettant de fournir des mesures d'efficacité stochastique.

Afin de classer des unités de prises de décision (*Decision-Making Units*), Yang *et al.* (2012) introduisent une méthode associant l'Évaluation de l'Efficacité Croisée (EEC), qui est une extension de DEA, et la méthode SMAA-2. Pareillement, la méthode SMAA-2 a été utilisée par Yu *et al.* (2017) pour proposer une approche de classement des unités de prise de décision, selon l'intervalle d'efficacité croisée (Pelissari *et al.*, 2019). Ayant comme données de sortie les indices d'intervalle d'efficacité et les indices d'acceptabilité de classement, Kadziński *et al.* (2017) ont développé une approche hybride nécessaire à l'analyse de robustesse, qui combine les méthodes d'analyse d'efficacité fondées sur le ratio et la méthode SMAA-D (Pelissari *et al.*, 2019).

Wang (2015) a introduit la méthode SMAA Bayésienne, en adaptant la méthode SMAA-2 au cadre Bayésien qui suppose que les poids suivent la loi Dirichlet. Cette méthode peut même prévoir les préférences des décideurs concernant une nouvelle option, en considérant les préférences des situations précédentes et des profils d'efficacité et de sécurité (Pelissari *et al.*, 2019).

Par ailleurs, en constatant que les évaluations des critères sont souvent incertaines et que les poids des critères sont souvent partiellement ou complètement méconnus dans le cadre de TODIM, Zhang *et al.* (2017) ont développé une approche intégrant la méthode interactive TODIM et SMAA. Leur revue de la littérature démontre aussi que pour évaluer

le facteur d'atténuation des pertes (*the attenuation factor of the losses*), une analyse de sensibilité est souvent effectuée après l'application de TODIM. Cependant, l'association de TODIM et SMAA est considérée comme convenable dans ce contexte (Pelissari *et al.*, 2019).

L'annexe 1 présente le tableau 12 résumant les variantes de SMAA comme revues par Pelissari *et al.* (2019). Dans la section suivante, nous allons présenter les mesures descriptives offertes par les variantes de SMAA.

2.2.3.4 Les mesures descriptives des variantes de SMAA

Les données de sortie peuvent avoir des mesures descriptives différentes, en fonction de la méthode SMAA utilisée. La figure 3 présente un sommaire des mesures descriptives de chaque variante de SMAA. Les mesures fournies par la majorité des méthodes SMAA sont les indices d'acceptabilité de classement, le facteur de confiance et le vecteur de poids central. Comme présenté précédemment, SMAA-AHP offre l'indice de gain par paires, de même que SMAA-PROMETHEE I qui propose en plus les indices *Down et UP*.

Descriptive measures	Accept. index	Ranks accept. index	Confid. factor	Central weight vector	Cross confid. factor	Pairwise winning index	UP and DOWN	Central ref. points	Ref. accept. index	Category accept. index
SMAA	X		X	X						
SMAA-2		X	X	X						
SMAA-CCF		X	X	X	X					
SMAA-AHP		X	X	X		X				
SMAA-VIKOR		X	X	X						
SMAA-TOPSIS		X	X	X						
SMAA-3	X			X						
SMAA-PROMETHEE I						X	X			
SMAA-PROMETHEE II		X	X	X						
SMAA-P		X	X	X						
SMAA-D		X	X	X						
SMAA-A								X	X	
SMAA-TRI										X
SMAA-OC										X

Accept.: acceptability; confid.: confidence; ref.: reference; CCF: cross confidence factors

Figure 3 : Les mesures descriptives des variantes de SMAA (Pelissari *et al.*, 2019).

2.2.3.5 Les applications du SMAA dans le contexte du développement durable

Les méthodes SMAA ont été appliquées dans plusieurs contextes en lien avec la prise de décision en contexte de développement durable. Angilella *et al.* (2018) ont généralisé la méthode SMAA traitant des critères dépendants (Angilella *et al.*, 2015), pour proposer une approche robuste d'évaluation du développement durable en utilisant des indices composites. Zheng *et al.* (2016) ont appliqué SMAA-2 pour classer, en termes de durabilité, les options de gestion des infrastructures des eaux usées. Scheffler *et al.* (2014) ont appliqué la méthode SMAA-TRI pour catégoriser, en des solutions durables et non durables, les options de manutention des matériaux de dragage. Rocchi (2012) applique SMAA-2 pour déterminer un plan pour protéger l'environnement et pour améliorer le développement durable d'une zone de parc en Italie.

Ding *et al.* (2018) utilisent SMAA-2 pour modifier l'indice de société durable nécessaire pour évaluer le degré et le progrès de durabilité d'une société. Par ailleurs, afin de sélectionner le meilleur fournisseur de service (les fournisseurs de logistique inverse de tierce personne) dans le respect des critères durables pertinents, Govindan *et al.* (2018) ont utilisé une méthode hybride qui combine une variante de ELECTRE I, la procédure révisée de Simos et SMAA. Kontu *et al.* (2015) ont appliqué SMAA pour planifier une nouvelle zone résidentielle en respect aux critères économiques, environnementaux, techniques et sociaux. Loikkanen *et al.* (2017) ont appliqué les indices de gain par paires pour former le classement stochastique des options relatives aux technologies d'électrification durable d'un immeuble de bureaux. Finalement, Rahman *et al.* (2013) ont appliqué SMAA pour évaluer les options d'électrification durable rurale dans les pays en voie de développement.

Maintenant que nous avons présenté les méthodes multicritères en contexte d'incertitude, nous allons faire le tour des méthodes multicritères en contexte multi-périodes,

nécessaires pour prendre en considération l'impact de la décision sur l'horizon temporel (court, moyen et long terme), d'où l'utilisation du terme multi-périodes.

2.3 Les méthodes multicritères généralisées au contexte multi-périodes (temporel)

Dans un contexte de développement durable, les processus décisionnels doivent prendre en considération simultanément les dimensions environnementale, sociale et économique tout en tenant compte des conséquences immédiates et futures des décisions (Frini et Benamor, MUPOM). En effet, les performances des décisions à court, moyen et long terme sont importantes en contexte de développement durable afin que les décisions puissent répondre aux générations présentes sans compromettre les générations futures. Or, presque toutes les méthodes multicritères de prise de décision sont statiques (considération d'une seule période d'évaluation) et n'offrent pas de cadre d'agrégation des évaluations multi-périodes des options (Frini et Benamor, 2018). Récemment et afin de répondre à ce besoin croissant en méthodes multicritères adaptées au contexte de développement durable, des méthodes multicritères qui prennent en compte des évaluations temporelles (multi-périodes) ont été développées. Nous présentons dans cette section les méthodes multicritères offrant un cadre d'agrégation multi-périodes, à savoir les méthodes de Frini et Benamor (2018); Urli *et al.* (2019), Frini et Benamor (2019), Banamar et De Smet (2016) et Oberschmidt *et al.* (2010).

2.3.1 Les méthodes multicritères de l'approche du critère unique de synthèse généralisées au contexte multi-périodes

Les méthodes de l'approche du critère unique de synthèse, comme TOPSIS, VIKOR et SMART, sont toutes statiques et ne considèrent que les performances immédiates des actions. Afin de s'adapter aux exigences du développement durable, la méthode multicritères TOPSIS

a été récemment généralisée par Frini et Benamor (2018) pour offrir un cadre d'agrégation multi-périodes.

Cette méthode a pour objectif de proposer une approche multicritères et multi-périodes, qui essaie de satisfaire les exigences du développement durable (Frini et Benamor, 2018). Cette approche démontre que le paradigme d'aide multicritère à la décision (AMCD) est applicable pour le traitement de l'aspect multi-périodes du processus de prise de décision, dans un contexte du développement (Frini et Benamor, 2018). Les auteurs appliquent la généralisation de TOPSIS dans le contexte de l'aménagement forestier durable pour sélectionner l'option d'aménagement forestier de meilleur compromis, en considérant les bénéfices économiques, l'impact environnemental et les préférences du décideur (Frini et Benamor, 2018).

La méthode se scinde en 5 étapes telles qu'illustrées dans la figure 4.

Étape 1 : La structuration du problème

Étape 2 : La définition des scénarios d'incertitude

Étape 3 : L'agrégation multicritère

Étape 4 : L'agrégation temporelle

Étape 5 : L'agrégation d'incertitude

La première et la deuxième étape représentent la phase de structuration de problème. Les auteurs utilisent une approche multicritère participative et des techniques d'aide multicritère à la décision de groupe pour aboutir à un consensus, en raison de l'implication du décideur et de plusieurs parties prenantes dans le processus décisionnel ayant des systèmes de valeurs et des objectifs différents. Ils identifient ensemble les projets ($Projet_1, \dots, Projet_N$), les critères (C_1, \dots, C_M), et les préférences (les poids π_1, \dots, π_M et les seuils). Contrairement aux méthodes statiques, la phase de structuration inclue également les évaluations multi-périodes des projets (P_1, \dots, P_K), l'identification des degrés de confiance aux K périodes ($\alpha_1, \dots, \alpha_K$),

l'établissement des L scénarios d'incertitude (S_1, \dots, S_L) et leurs probabilités de réalisation (Pr_1, \dots, Pr_L). Les auteurs proposent d'appliquer les méthodes AHP ou MACBETH (Measuring Attractiveness by a Categorical Based Evaluation) pour déterminer les poids des critères, le degré de confiance de chaque période et la probabilité des scénarios d'incertitude, sans obliger les décideurs de répondre aux questions complexes. À la fin de cette phase, nous obtenons une matrice d'évaluation pour chaque projet i évalué sur M critères, K périodes et L scénarios d'incertitude.

Pour la troisième étape, une méthode multicritère de l'approche du critère unique de synthèse a été appliquée pour chaque projet i ($i=1, \dots, N$), chaque période k ($k=1, \dots, K$) et chaque scénario d'incertitude l ($l=1, \dots, L$), pour que chaque projet i obtienne, sous forme de matrice, une note finale E_{ikl} pour chaque période k et chaque scénario d'incertitude l . Ces notes sont normalisées dans le but d'exprimer les évaluations des alternatives dans une échelle commune.

Dans la quatrième étape, les auteurs ont fait une analogie entre l'agrégation multicritère et l'agrégation temporelle, en considérant chaque projet comme une option, chaque période comme un critère et chaque degré de confiance de période comme un poids de critère. Ensuite, la même méthode multicritère de l'approche du critère unique de synthèse a été appliquée pour obtenir, sous forme de matrice, l'indice d'agrégation temporel T_{il} pour chaque projet i et chaque scénario d'incertitude l .

Dans la dernière étape, la même analogie a été réappliquée en considérant que chaque projet est une option, chaque scénario d'incertitude comme un critère et chaque probabilité d'un scénario comme le poids d'un critère. Puis, la méthode multicritère de l'approche du critère unique de synthèse a été réappliquée pour obtenir un score d'agrégation de l'incertitude. Le projet ayant le meilleur score sera retenu comme étant le meilleur compromis dans un contexte de temporel et incertain.

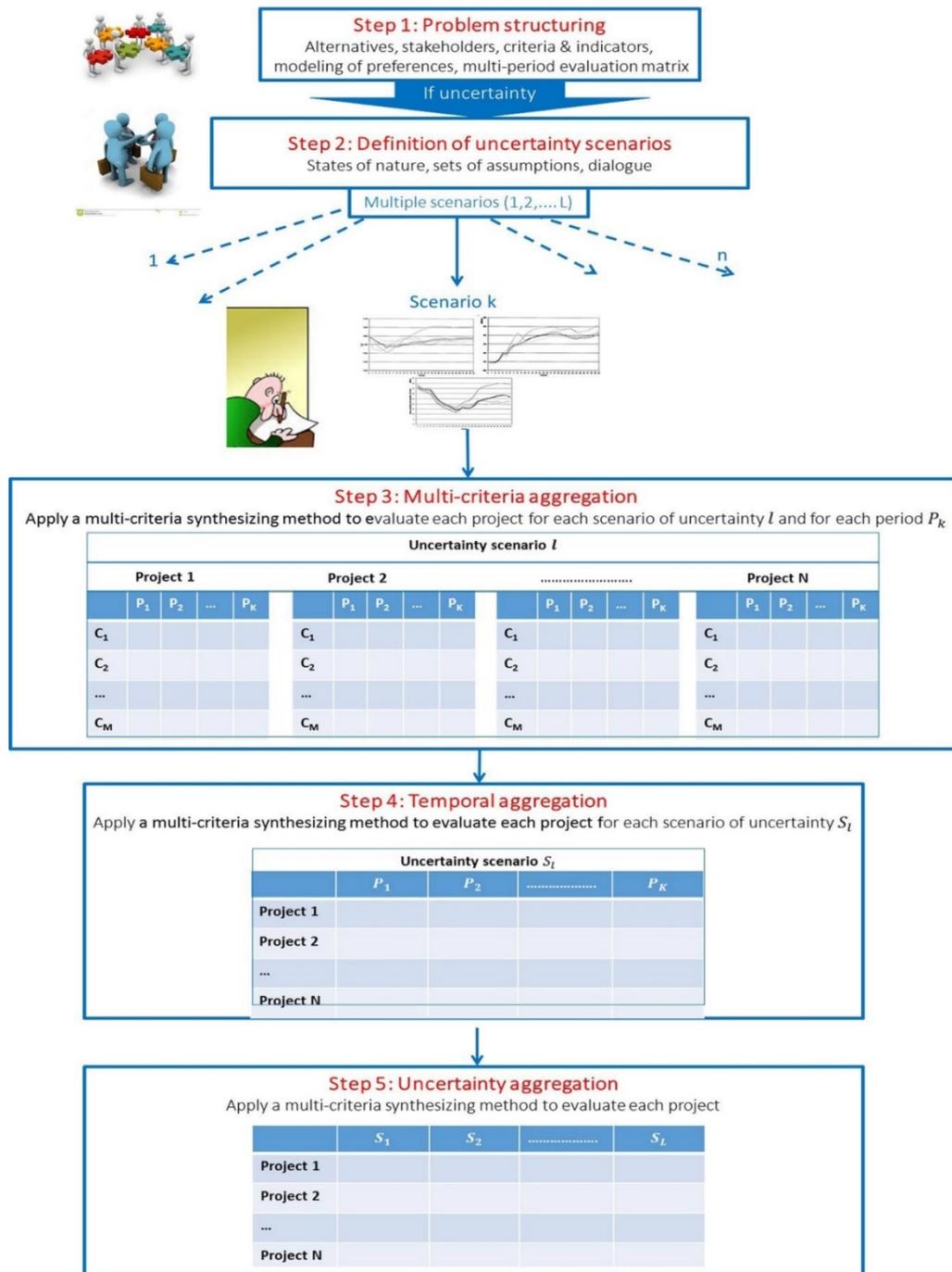


Figure 4 : Les étapes principales de la méthode multicritère et multi-périodes d'aide à la décision (Frini et Benamor, 2018).

2.3.2 Les méthodes multicritères de surclassement généralisées au contexte multi-périodes

Les méthodes de surclassement existantes fondées sur les comparaisons par paires des options selon différents critères (Brans et Mareschal, 2005; Brans *et al.*, 1986; Roy, 1968; Roy et Bouyssou, 1993) sont majoritairement statiques. Seules quelques généralisations ont été développées récemment pour prendre en considération les évaluations temporelles. Nous présentons dans ce qui suit ces généralisations.

La méthode développée par Banamar et De Smet (2016), est une extension de la méthode PROMÉTHÉE II au contexte des évaluations multi-périodes et est largement utilisée en raison de sa simplicité et de l'existence de logiciels conviviaux qui l'utilisent, comme D-Sight (Hayez *et al.*, 2012) et Visual PROMÉTHÉE (Mareschal, 2012-2013).

Cette méthode, qui se base sur les comparaisons par paires des options, constitue un enrichissement de la relation traditionnelle de dominance (Brans et Mareschal, 2005; Figueira *et al.*, 2005), en utilisant des seuils dynamiques et la moyenne arithmétique pondérée pour agréger le résultat du flux net dans le temps. La figure 5 présente un aperçu général de la généralisation de la méthode PROMÉTHÉE II au contexte multi-périodes.

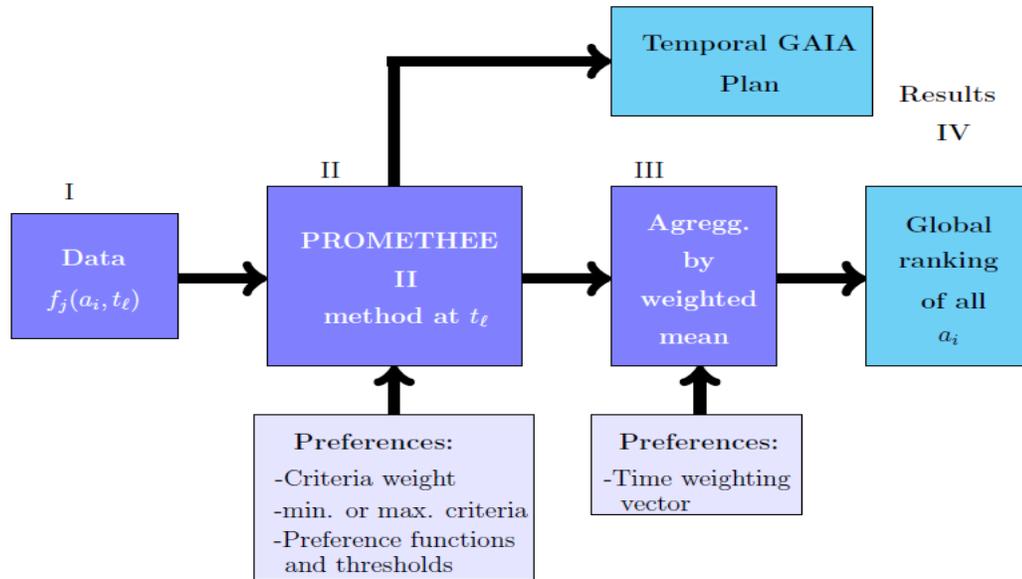


Figure 5 : Aperçu de la généralisation de PROMÉTHÉE II au contexte multi-périodes
(Banamar et De Smet, 2016)

L'objectif de ce modèle temporel de Banamar et De Smet (2016) est de générer un rangement global de l'ensemble des options A selon les critères F en considérant les évaluations durant les périodes T . La première étape de cette extension commence par établir l'ensemble A des alternatives, l'ensemble F des critères et l'ensemble T des périodes. La deuxième étape consiste à obtenir les préférences des décideurs pour savoir les critères à maximiser et ceux à minimiser, le poids des critères, le type de fonction de préférence relative à chaque critère, les seuils temporels de préférence et d'indifférence pour chaque critère et le poids de chaque période. L'étape suivante consiste à appliquer la méthode classique de PROMÉTHÉE II pour chaque période T , à l'exception que les seuils de préférence et d'indifférence peuvent changer durant la période d'évaluation T en raison de leur aspect dynamique. Les flux entrants et sortants sont calculés pour chaque période permettant d'obtenir les résultats des flux nets comme données de sortie du bloc II, comme présenté dans la figure 5. Les auteurs considèrent le problème temporel comme une succession de T

problèmes multicritères individuels. La moyenne logarithmique pondérée est alors appliquée par la suite, afin d'obtenir un rangement global des options (Banamar et De Smet, 2016).

Une autre extension de la méthode PROMÉTHÉE II a été développée par Oberschmidt *et al.* (2010). Cette approche est adaptée à l'évaluation temporelle des technologies énergétiques selon leur phase de maturité dans le cycle de vie. Celui-ci permet de considérer les impacts à court, moyen et long terme. Plus précisément, cette méthode divise l'horizon temporel selon le cycle de vie de la technologie (aspect d'évaluation temporelle), par l'attribution du poids des critères à chaque phase de développement des technologies. Les auteurs supposent que la pondération peut être définie pour chaque phase en fonction de ses caractéristiques respectives (Oberschmidt *et al.*, 2010). Cette méthode a pour objectif de considérer différents critères de décision de nature contradictoire et des préférences variables en fonction des phases de développement d'une technologie (Oberschmidt *et al.*, 2010).

La première étape de cette extension (Oberschmidt *et al.*, 2010) consiste à déterminer une fonction de préférence pour chaque critère j , afin de refléter le degré de préférence entre les options et déduire les relations de préférence (forte préférence, faible préférence et indifférence) en utilisant les seuils de préférence et d'indifférence. Ensuite, la deuxième étape consiste à déterminer le vecteur de poids des critères pour chaque période, pour refléter l'aspect dynamique des préférences, durant l'évaluation multi-périodes des phases de développement du cycle de vie. Puis, la troisième étape utilise ce vecteur dynamique pour calculer la relation de surclassement, afin déterminer le degré de dominance de chaque option sur les autres options, en considérant toutes les phases du cycle de vie. La quatrième étape consiste à obtenir les flux de surclassement pour comparer chaque option à toutes les autres, en se basant sur les flux positifs et négatifs déduits à partir des relations de surclassement obtenues dans l'étape précédente. Par la suite, la cinquième étape utilise PROMÉTHÉE I pour déterminer le préordre partiel qui est défini comme étant l'intersection des deux préordres obtenus à partir des flux de surclassement positifs et négatifs. Enfin, afin d'éviter les relations d'incomparabilité, la sixième étape consiste à déterminer le préordre complet en

calculant le flux net pour chaque action, qui est la différence entre les flux positif et négatif (Oberschmidt *et al.*, 2010).

Une autre méthode récemment développée par Frini, intitulée MUPOM (MULTicriteria multi-Period Outranking Method) montre comment le paradigme derrière les méthodes de surclassement peut être utilisé dans le traitement des impacts temporels des décisions (Frini et BenAmor, 2019). Cette méthode, qui considère des critères contradictoires et des seuils, est une méthode semi-compensatoire fondée sur les comparaisons par paires (Frini et BenAmor, 2019). Comme présenté dans la figure 6, cette nouvelle méthode multicritère et multi-périodes de surclassement se scinde en 4 étapes (Frini et BenAmor, 2019): l'agrégation multicritère ; l'agrégation temporelle ; l'exploitation ; et le suivi ;

La première phase de la méthode est l'agrégation multicritère qui consiste à agréger, à chaque période de l'horizon temporel, les critères en utilisant les comparaisons par paires et les principes de concordance-discordance empruntés des méthodes de type ELECTRE. La phase d'agrégation multicritère commence par le calcul de l'indice de concordance (respectivement l'indice de discordance), qui mesure le degré auquel chaque critère appuie (n'appuie pas) l'affirmation « l'option a_i est au moins aussi bonne que l'option a_k ». Ensuite l'option a_i est déclarée au moins aussi bonne que l'option a_k si une majorité des attributs appuie cette assertion (la condition de concordance) et si l'opposition des autres attributs n'est pas aussi forte (la condition de discordance). Les relations de surclassement fortes et faibles sont déduites à cette étape. Finalement, les relations de surclassement sont converties en des relations de préférence (P , Q , I , R , $Q-1$, $P-1$). En conséquence, nous obtenons comme résultat, une relation binaire soit de préférence forte (P), de préférence faible (Q), d'indifférence (I), d'incomparabilité (R), de préférence faible inverse ($Q-1$) ou de préférence forte inverse ($P-1$) pour chaque paire d'options et pour chaque période.

La deuxième phase de la méthode est l'agrégation temporelle qui consiste à agréger pour chaque paire d'options, les relations binaires obtenues à chaque période (le résultat de

la phase 1). Cette agrégation utilise les mesures de distance entre les préordres développés par BenAmor et Martel (2014). Par conséquent, nous obtenons une relation de préférence agrégée qui minimise la distance des préordres à chaque période.

La troisième phase d'exploitation consiste à calculer la performance de chaque option a_i fondée sur le nombre des options qui sont préférées (fortement ou faiblement) à a_i et celles auxquelles a_i est (fortement ou faiblement) préférée. Ensuite, en se fondant sur cette performance, le sous-ensemble des options de « meilleur compromis » est construit. Il va contenir les options qui ont obtenu la plus haute performance et celles auxquelles elles sont incomparables.

La méthode propose une phase de suivi continu dans le sens où cette même méthode sera réutilisée de manière périodique dans le futur pour réévaluer la pertinence de la décision prise précédemment afin de vérifier que la décision prise ne compromet toujours pas les générations futures.

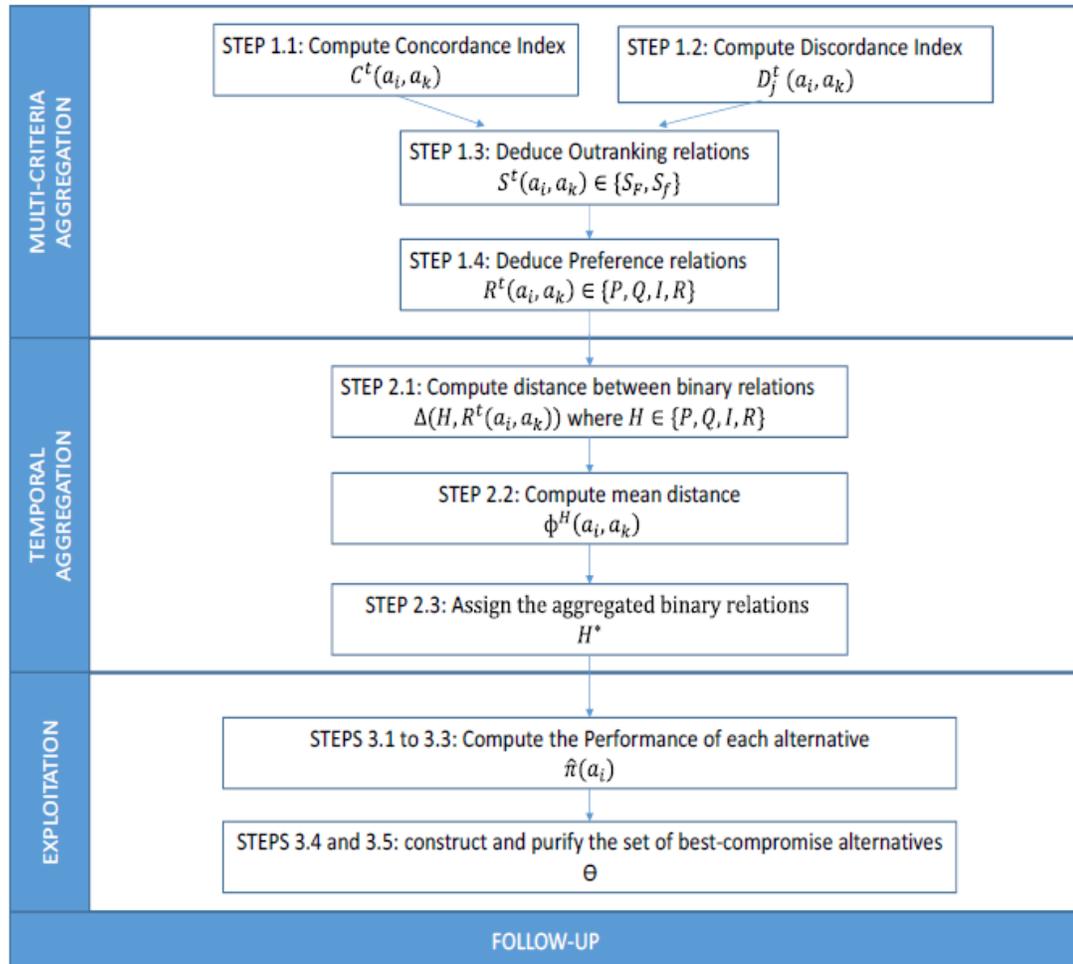


Figure 6 : Les étapes de MUPOM (Frini et BenAmor, 2019)

2.3.3 Les méthodes multicritères multi-périodes généralisées au contexte d'incertitude

Parmi les généralisations des méthodes multicritères au contexte multi-périodes (temporel), Urli *et al.* (2019) proposent la méthode PROMETHEE-MP qui est la généralisation de la méthode PROMÉTHEE au contexte multi-périodes en contexte d'incertitude. Elle utilise conjointement la simulation Monte-Carlo avec une double

agrégation (l'agrégation multicritère et l'agrégation temporelle), suivie par la phase d'exploitation. L'étape d'agrégation multicritère utilise une généralisation de PROMÉTHÉE III dans une situation d'incertitude aléatoire avec des intervalles, d'évaluation de chaque option, générés par les simulations de Monte-Carlo (Urli *et al.*, 2019). Pour l'agrégation temporelle, elle utilise la même procédure que celle de MUPOM. Les étapes de la méthode sont présentées dans la figure 7.

Tout d'abord, afin de traiter l'incertitude des évaluations et des poids des critères, des simulations Monte-Carlo sont réalisées en premier pour générer des intervalles pour les évaluations des actions et les poids basés sur des distributions de probabilités uniformes. Une fois que les intervalles sont générés, les flux positifs et négatifs sont calculés pour chaque action et chaque période. Une fois ce processus est répété L fois (le nombre de simulations Monte-Carlo), l'étape suivante consiste à calculer pour chaque action la moyenne et l'écart type des flux positif et négatif ainsi que déduire les limites supérieures et inférieures des intervalles de chaque flux. À l'issue de cette agrégation, une relation binaire en résulte qui est soit une préférence forte (P), une préférence faible (Q), une indifférence (I), une incomparabilité (R), une préférence inverse faible ($Q-1$), ou une préférence inverse forte ($P-1$) pour chaque paire d'options et pour chaque période.

Par la suite, l'agrégation temporelle consiste à agréger ces relations binaires obtenues à chaque période pour chaque paire d'options. La même procédure que celle proposée dans la généralisation MUPOM (Frini et BenAmor, 2019) est utilisée ici. De cette manière, nous arrivons à une relation de préférence agrégée qui minimise la distance avec les préordres.

Finalement comme proposée par la méthode MUPOM, la méthode finit par une étape d'exploitation qui consiste à calculer la performance de chaque option a_i fondée sur le nombre des options qui sont préférables (fortement ou faiblement) à a_i et celles auxquelles a_i est (fortement ou faiblement) préférée.

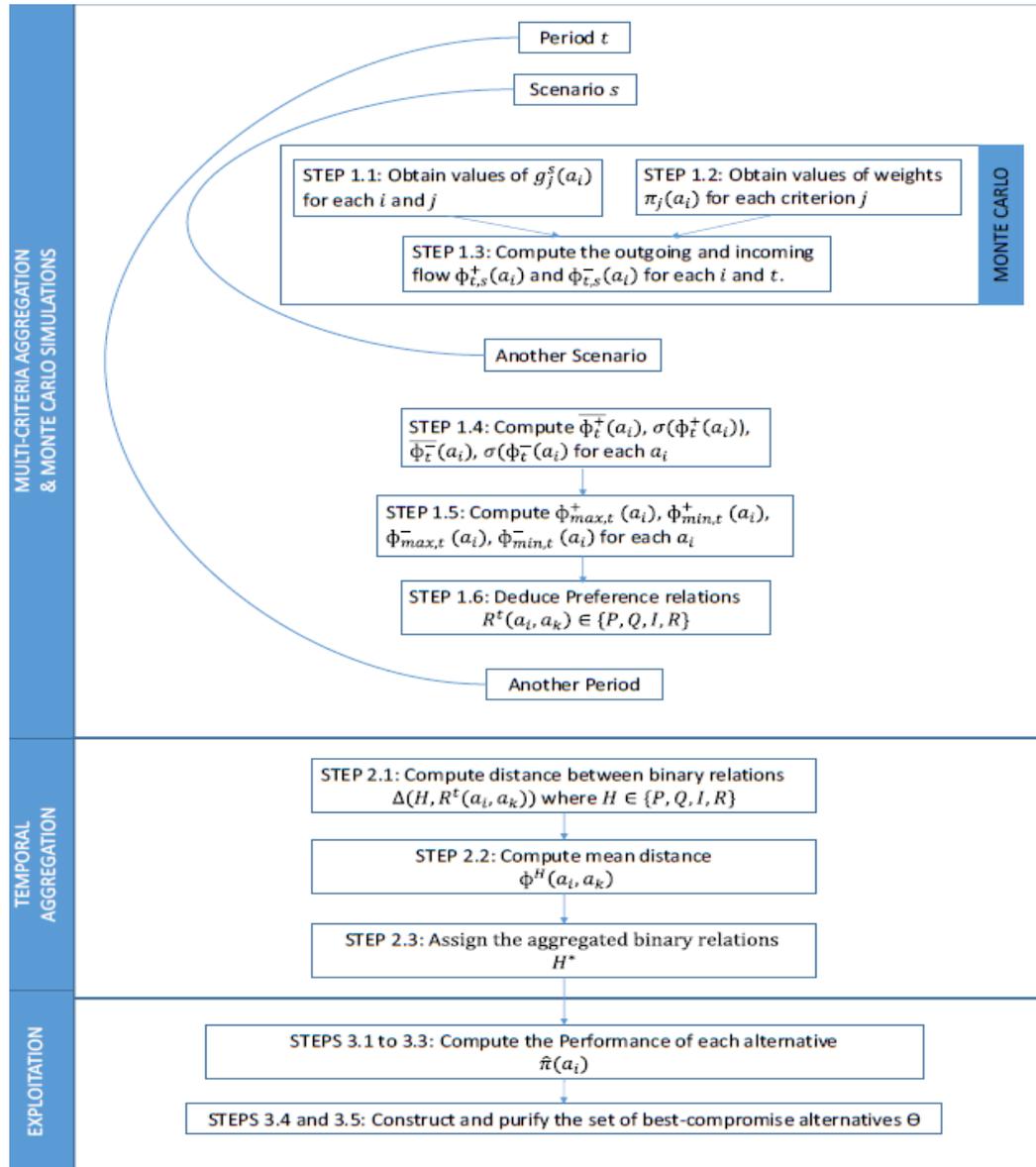


Figure 7 : Les étapes de PROMETHEE-MP (Urli et al., 2019)

2.4 Synthèse et conclusion

Dans ce chapitre, nous avons fait le tour d'horizon des généralisations des méthodes multicritères récentes, que ce soit en contexte d'incertitude ou en contexte multi-périodes ou

les deux. Cependant, nous remarquons qu'il n'existe aucune méthode de tri généralisée au contexte multi-périodes, et le peu de méthodes qui existent sont seulement des méthodes de rangement et non pas de tri. Étant donné que nous sommes intéressés par les problèmes de tri, où il est possible d'affecter les options à des catégories prédéfinies, nous développerons dans le chapitre suivant une première méthode de tri, qui considère à la fois les aspects multicritères, multi-périodes et la modélisation de l'incertitude.

CHAPITRE 3 : PROPOSITION D'UNE MÉTHODE DE TRI MULTICRITÈRE MULTI-PÉRIODES EN CONTEXTE D'INCERTITUDE

3.1 INTRODUCTION

En contexte de développement durable, l'aide à la décision consiste à prendre en considération la complexité de la situation décisionnelle, tout d'abord en considérant des critères variés et de nature conflictuelle dans l'évaluation des options et de prendre en compte l'impact de ces options sur un horizon temporel, à savoir le court, moyen et long terme. L'aide à la décision de nos jours nécessite également la prise en compte de l'incertitude, relative à la variabilité des scénarios engendrée par l'incertitude, telle que par exemple les changements climatiques. Pour cela, nous allons proposer dans ce chapitre une nouvelle méthode de tri multicritère multi-périodes en contexte d'incertitude, qui consiste à affecter une option à une catégorie prédéterminée.

Dans ce chapitre 3, nous allons commencer par une formulation de la situation décisionnelle, suivie par une présentation des simulations Monte-Carlo. Ensuite nous justifierons notre choix de la méthode SMAA-TRI en la comparant aux autres méthodes SMAA permettant le tri des options. Puis, nous présenterons en détail les différentes étapes de chacune des phases principales de ladite méthode.

3.2 FORMULATION DU PROBLÈME

Cette section présente et modélise le problème de prise de décision étudié.

On considère une option a évaluée selon de multiples critères conflictuels qui peuvent être quantitatifs ou qualitatifs (par exemple, exprimés avec des variables linguistiques). Comme discuté précédemment, chaque option a des impacts immédiats et futurs sur les

horizons de planification, à savoir, le court, le moyen et le long terme. De plus, à chaque période et pour chaque critère, les évaluations des options sont stochastiques. On considère également les critères de décision (C_1, C_2, \dots, C_M) avec leur poids (w_1, \dots, w_M), et finalement les poids ($\alpha_1, \dots, \alpha_T$) de chaque période (P_1, \dots, P_T). Parce que les évaluations tendent à être plus ou moins précises et réalistes dans le futur lointain, nous pensons qu'il est important de discuter avec les décideurs l'importance relative à attribuer à chaque période.

Pour chaque période P_t , nous conduisons L simulations (S_1^t, \dots, S_L^t) pour modéliser l'imprécision des performances de l'option et des poids des critères.

Pour chaque période P_t et chaque simulation S_t , l'option a va être affectée à une des catégories prédéfinies (K_1, \dots, K_H). Chaque catégorie K_h est délimitée par un profil inférieur b_{h-1} et un profil supérieur b_h . Nous avons $H - 1$ profils limites (b_1, \dots, b_{H-1}). Les profils sont des options fictives qui représentent les limites des catégories pour lesquelles b_h est préférable à b_{h-1} pour chaque $h : 1 \dots H$ (voir Figure 8).

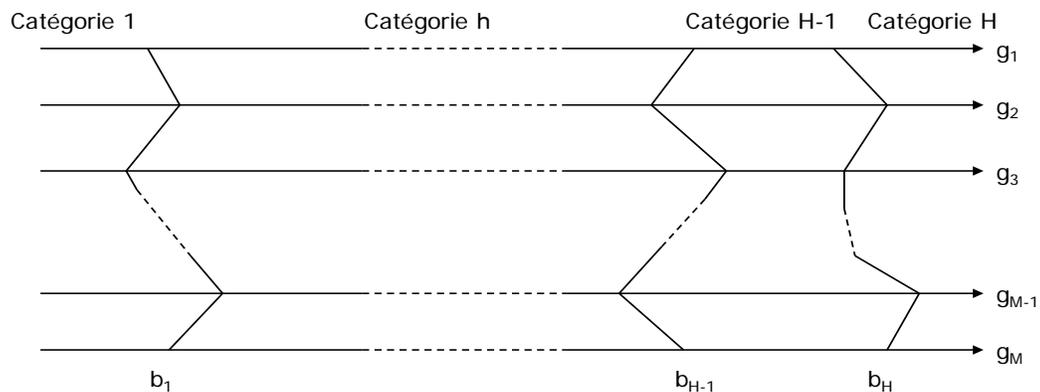


Figure 8 : Les profils limites b_h

Pour chaque critère j , nous introduisons un seuil d'indifférence q_j , un seuil de préférence p_j et un seuil de véto v_j . q_j représente la différence maximale dans les scores pour laquelle une option et un profil sont considérés comme indifférents. p_j représente la différence minimale dans les scores pour qu'un profil soit strictement préféré à une option

(ou vice versa). v_j définit la valeur sous laquelle la différence dans les scores entre une option et un profil limite implique une discordance égale à 1 pour le critère j .

La figure 9 illustre la matrice de décision. L'option a est évaluée selon chaque critère, chaque période et chaque scénario d'incertitude (modélisé par une simulation donnée). Au lieu d'avoir une évaluation pour chaque critère, nous introduisons ici une distribution des évaluations pour chaque critère et chaque période. Ces distributions sont générées par des simulations Monte-Carlo qui seront discutées dans la prochaine section.

Simulation 1					Simulation 2									Simulation L				
	P ₁	P ₂	...	P _T		P ₁	P ₂	...	P _T		P ₁	P ₂	...	P _T		P ₁	P ₂	...	P _T
C ₁					C ₁					C ₁					C ₁				
C ₂					C ₂					C ₂					C ₂				
...								
C _M					C _M					C _M					C _M				

Figure 9 : La matrice multicritère multipériodes

Ce problème de décision de tri modélisé par la figure 9 est un problème multicritère multi-périodes en contexte d'incertitude. Les méthodes multicritères de tri existantes ne permettent pas de le résoudre telles qu'elles. Il nous faudrait les adapter au contexte multi-périodes et stochastique. La méthode que nous proposons est détaillée dans la prochaine section.

3.3 LA MÉTHODE PROPOSÉE

Dans cette section, nous proposons une généralisation de SMAA-TRI au contexte temporel (l'évaluation multi-périodes des options). Les évaluations temporelles sont représentées par les impacts immédiats et futurs des décisions dans un horizon limité. L'incertitude stochastique est modélisée par des simulations Monte-Carlo telles que dans SMAA-TRI (Tervonen *et al.*, 2009).

Dans les sections 3.2.1 et 3.2.2, nous présentons dans un premier temps les simulations Monte Carlo et en quoi elles consistent, et nous justifions dans un deuxième temps le choix de la méthode SMAA TRI pour son adaptation au contexte multipériodes. Par la suite, nous exposons les étapes de la méthode proposée. Nous

3.3.1 Les simulations Monte-Carlo

La première publication concernant les simulations Monte-Carlo est apparue dans la publication de Metropolis et Ulam (1949), lors de l'apparition des premiers ordinateurs et leur emploi dans l'élaboration de la première bombe atomique durant la Deuxième Guerre mondiale. Après cette date, les simulations Monte-Carlo ont été largement utilisées, en raison de leur utilité dans la modélisation de l'incertitude. La méthode de simulations Monte-Carlo peut être définie selon différentes approches. Les simulations Monte-Carlo consistent à effectuer des expériences en utilisant des nombres aléatoires pour évaluer des expressions mathématiques (Gentle, 2006). La définition la plus courante est que la méthode ou les simulations Monte-Carlo utilisent le hasard « pour résoudre des problèmes centrés sur le calcul d'une valeur numérique, où la réponse fournie est une réponse statistique » (Ledra *et al.*, 2016). Pour notre cas, nous pouvons la définir comme étant une méthode mathématique qui emploie des distributions probabilistes et un nombre d'opérations important, pour modéliser l'incertitude de l'information et fournir un résultat relatif à chaque option de décision (ex. la probabilité que l'option a soit attribué à la catégorie h).

La particularité des simulations est de pouvoir effectuer un nombre élevé d'itérations et d'opérations, en générant des variables aléatoires distinctes selon la distribution utilisée, afin d'aboutir au résultat recherché.

La méthode Monte-Carlo est utilisée dans plusieurs domaines en raison de sa fiabilité dans la résolution des problèmes scientifiques. Il est possible de classer ces problèmes en deux catégories, à savoir les problèmes déterministes et les processus ou phénomènes

aléatoires (Ledra *et al.*, 2016). La première catégorie est caractérisée par l'aspect déterministe et où il est nécessaire d'effectuer un nombre important de calculs numériques. La méthode Monte-Carlo peut être utilisée dans des problèmes déterministes pour calculer des surfaces ou des intégrales multiples, ou pour résoudre des problèmes d'optimisation combinatoire, des équations différentielles ou des systèmes d'équations algébriques (Ledra *et al.*, 2016). Dans le cas de la deuxième catégorie, la méthode Monte-Carlo peut être utilisée par exemple pour simuler les systèmes stochastiques de gestion, le mouvement de particules ou dans la reconnaissance de forme (Ledra *et al.*, 2016).

Différentes distributions sont utilisées avec les simulations Monte Carlo, cependant, certaines sont plus courantes que d'autres. La plus simple est la distribution uniforme qui consiste à définir une plage entre une valeur maximale et une valeur minimale, où toutes les valeurs ont la même probabilité d'être générées. La distribution triangulaire est une distribution similaire à la distribution uniforme, dans l'idée qu'on y définit également des valeurs maximale et minimale. Cependant la seule différence consiste à définir en plus la valeur probable, ce qui permet aux valeurs proches de cette valeur d'être plus réalisable. Nous retrouvons également une distribution similaire à la distribution triangulaire, c'est la distribution PERT qui consiste également à définir des valeurs minimale, maximale et probable. En effet, comparativement à la distribution triangulaire, la méthode PERT génère des valeurs plus autour de la valeur probable qu'autour des valeurs minimale et maximale. En plus, les valeurs minimale et maximale représentent les extrêmes et la probabilité que les valeurs soient générées proches de ces extrêmes est inférieure à celle de la distribution triangulaire. Une autre distribution courante est la distribution normale, qui consiste à générer des valeurs symétriques autour de la moyenne, où les valeurs les plus proches de la moyenne sont les plus probables. Les valeurs à définir dans une distribution normale sont la moyenne et l'écart type. Ensuite, nous retrouvons la distribution normale logarithmique qui est une distribution asymétrique et qui consiste à générer des valeurs positives illimitées, où aucune valeur est inférieure à zéro.

Il existe des avantages importants relatifs aux simulations Monte-Carlo, que ce soit au niveau de l'analyse ou au niveau des résultats.

Concernant les résultats, l'application du Monte-Carlo permet d'obtenir une indication approximative sur ce qui pourrait arriver et dans quelle mesure cela peut se réaliser ; ce sont en effet des résultats probabilistes. Mais elle permet aussi d'identifier aisément les facteurs critiques au moyen d'une représentation graphique des résultats déterminés. En outre, les variables qui produisent le plus d'effet sur les résultats sont clairement identifiées grâce à l'analyse de sensibilité faite en appliquant la simulation Monte-Carlo. Il est aisé de modéliser plusieurs combinaisons de valeurs d'entrée distinctes qui sont associées aux valeurs possibles de sortie. Il est également facile d'observer les effets de scénarios grâce à une analyse de scénarios (Gabla, 2016).

Enfin, les simulations Monte-Carlo sont très utiles pour l'homme de l'étude, dans le sens qu'elles permettent l'analyse de la sensibilité et de robustesse et fournissent au décideur l'information nécessaire à la réduction de l'effet de l'incertitude dans le processus de prise de décision

3.3.2 Le choix de la méthode SMAA-TRI

Il existe trois principales variantes SMAA traitant les problèmes de tri : (i) SMAA TRI (Tervonen *et al.*, 2009), (ii) SMAA OC (Lahdelma et Salminen, 2010) et SMAA ROR (Kadziński et Tervonen, 2013b). Dans cette sous-section, nous allons présenter ces variantes, leurs différences et les raisons qui nous ont permis de choisir SMAA-TRI.

La méthode SMAA-OC commence par construire une fonction d'utilité en utilisant les vecteurs déterministes de poids (qui représente les préférences du décideur) et des fonctions d'utilité partielle (qui représentent les évaluations déterministes des critères) pour chaque critère. Les catégories sont déterminées de 1 (pire catégorie) à K (meilleure catégorie) ainsi

que les profils limites (de y_1 à y_{K-1}). Ensuite, les fonctions d'utilité des options et des profils limites sont définies. Par la suite, chaque option est classée dans une des K catégories en s'appuyant sur le positionnement des fonctions d'utilité des options vis-à-vis des fonctions d'utilité des profils limites. Puis, pour modéliser l'incertitude dans les évaluations des options, SMAA-OC utilise des variables stochastiques x_{ij} jointes avec une fonction de densité $f_x X$. L'aspect incertain des préférences est représenté également par l'emploi de la distribution de poids jointe avec la fonction de densité $f_w W$ dans l'espace des poids normalisés et non négatifs W . Enfin, SMAA-OC calcule la probabilité de catégorie C_i^k , définie comme étant la probabilité que l'option soit catégorisée dans les différentes catégories (Lahdelma et Salminen, 2010).

Kadziński et Tervonen (2013b) ont proposé une autre variante SMAA permettant le tri, qui s'intitule SMAA-ROR, qui est une combinaison de SMAA et ROR (Régression Ordinale Robuste) pour traiter l'incertitude dans les problèmes de tri. Elle consiste à utiliser des fonctions d'utilité et adapter SMAA TRI pour appliquer des fonctions de valeur monotones générales comme un modèle de préférence. Elle prend également en compte à la fois deux démarches d'affectation, la procédure de tri basée sur les seuils et la procédure basée sur des exemples de tri. La procédure basée sur l'exemple de tri utilise des exemples d'attribution dans un sous-ensemble d'options références, pour les considérer en tant qu'une information de préférence indirecte, autrement dit, les catégories dans cette démarche sont délimitées par les exemples d'attribution. La structure de préférence du décideur est définie dans cette procédure par un ensemble de contraintes. Tandis que pour la procédure de tri basée sur les seuils, les catégories sont déterminées par un vecteur de seuils. Les préférences du décideur dans la procédure de tri basée sur les seuils sont déterminées par des paires de fonctions d'utilités additives et de vecteurs de seuils. Pour commencer, SMAA-ROR définit pour chaque option a l'attribution possible $C_p(a)$, définie comme étant l'ensemble des indices des catégories C_h pour lesquelles il existe au moins un exemple de modèle de préférence compatible attribuant a à C_h . SMAA-ROR définit également l'attribution

nécessaire $C_N(a)$ définie comme étant l'ensemble des indices des catégories C_h pour lesquelles tous les modèles de préférence compatibles attribuent a à C_h . Ensuite, elle définit $L_P(a)$, $R_P(a)$, $L_N(a)$ et $R_N(a)$ comme étant les indices des meilleurs et des pires catégories pour lesquelles l'option a est attribuée possiblement (indice p) ou nécessairement (indice n) à l'ensemble des exemples compatibles du modèle de préférence (Kadziński et Tervonen, 2013b). Une fois que les relations de préférence sont définies selon les deux procédures (procédure basée sur les exemples de tri et la procédure de tri fondée sur les seuils), l'indice d'acceptabilité de classe est calculé selon la procédure de tri basée sur les seuils en effectuant une intégrale multidimensionnelle sur l'espace distribué uniformément des fonctions de valeurs et des seuils d'affectation compatibles avec les exemples d'attribution. Tandis que dans la procédure de tri basée sur les exemples d'affectation, l'indice d'acceptabilité de classe est défini sur un intervalle de catégories contiguës comme étant le partage de fonctions de valeurs compatibles qui attribuent l'option a à un intervalle de catégories précis. Enfin, les indices stochastiques sont obtenus, à partir de SMAA et de ROR, en concluant que les résultats aboutissent à des conclusions similaires.

Enfin, SMAA-TRI (Tervonen *et al.*, 2009) consiste à appliquer ELECTRE TRI L fois pour calculer la fonction d'adhésion permettant d'attribuer l'option a à la classe h . La fonction d'adhésion est ensuite utilisée pour calculer l'indice d'acceptabilité de catégorie. Plus spécifiquement, pour chaque simulation, SMAA TRI exécute ELECTRE TRI pour calculer les indices de concordance et de discordance partiels (respectivement, notés $c_j(a, b_h)$ et $d_j(a, b_h)$) pour toutes les paires d'options et des profils limites. Ensuite, l'indice de concordance globale $c(a, b_h)$ est calculé en faisant la somme pondérée des indices de concordance partiels et des poids des critères. Puis, l'indice de crédibilité (noté $\sigma(a, b_h)$) est calculé, pour chaque profil limite, de façon conditionnelle au résultat de la comparaison des indices de discordance partiels avec l'indice de concordance globale. Deuxièmement, en comparant l'indice de crédibilité avec le niveau de coupe λ pour chaque profil limite et chaque itération, SMAA TRI calcule la fonction d'adhésion de catégorie qui attribue chaque

option à une certaine catégorie. Une fois que le nombre d'itérations est atteint, l'indice d'acceptabilité de catégorie π_t^h est calculé, représentant la fréquence des attributions d'une option à chaque catégorie.

Afin de proposer la méthode présentée dans ce chapitre, un choix entre ces trois méthodes de tri stochastiques est indispensable. Nos motivations derrière ce choix est d'avoir une variante qui à la fois :

- Permet le traitement des problèmes de tri ;
- Utilise une approche de surclassement, pour éviter l'aspect compensatoire des méthodes du critère unique de synthèse;
- Utilise peu de variables intermédiaires afin de simplifier l'utilisation de la méthode proposée.

En ce qui concerne le tri, les trois variantes de SMAA (SMAA TRI , SMAA OC et SMAA ROR) permettant le traitement des problèmes de tri. Cependant, que ce soit pour SMAA-ROR ou pour SMAA-OC, ces deux variantes utilisent comme procédure d'agrégation multicritère, des fonctions de valeurs ou d'utilités. Or, nous avons préféré éviter l'utilisation d'une méthode totalement compensatoire étant donné qu'elle sera appliquée dans un contexte de développement durable pour lequel on veut éviter au maximum tout aspect compensatoire entre les critères. Nous avons choisi alors de généraliser la méthode SMAA-TRI à l'aspect temporel en raison de son aspect semi-compensatoire (procédure d'agrégation de surclassement), du nombre faible de paramètres et de variables intermédiaires employés comparativement à SMAA-ROR et SMAA-OC.

La méthode que nous proposons dans la prochaine section généralise SMAA TRI au contexte temporel. Elle est constituée de deux phases, à savoir (i) les simulations Monte Carlo et l'agrégation multicritère et (ii) l'agrégation multi-périodes des indices d'acceptabilité de catégorie.

3.3.3 Étapes de la méthode proposée

Telle que présentée dans la figure 10, la méthode proposée est constituée de deux phases : (i) les simulations Monte Carlo et l'agrégation multicritère et (ii) l'agrégation multi-périodes. La première phase consiste à conduire les simulations Monte Carlo et à mener l'agrégation multicritère en adaptant SMAA-TRI et en y rajoutant quelques indices proposés dans SMAA-AHP. Comme résultat de cette première phase, nous obtenons pour chaque période un indice local d'acceptabilité de catégorie et un indice local de surclassement des profils limites. Le terme « local » est lié au fait que chacun de ces indices réfère à une période donnée. La deuxième phase consiste à agréger les indices locaux d'acceptabilité de catégorie et les indices locaux de surclassement des profils limites, obtenus à chaque période. La nouvelle méthode proposée démontre comment le paradigme derrière les méthodes de tri de surclassement peut être généralisé au contexte des évaluations temporelles des décisions.

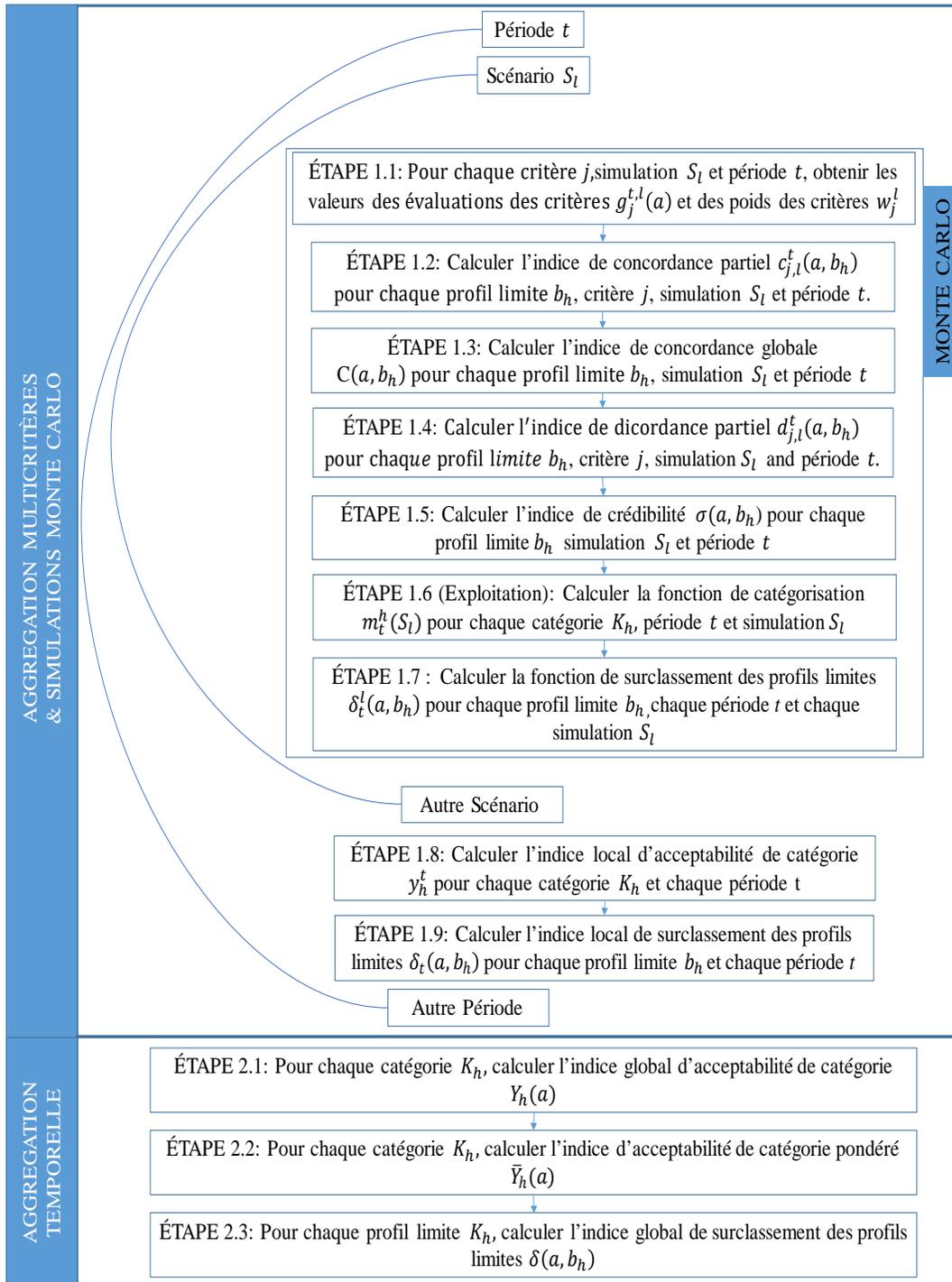


Figure 10 : Figure de l'approche multicritère temporelle de tri sous l'incertitude stochastique

3.3.3.1 Phase 1 : Simulations Monte-Carlo et agrégation multicritère

Pour modéliser l'incertitude, nous utilisons les simulations Monte-Carlo, une large classe d'algorithmes de calcul qui repose sur un échantillonnage aléatoire répétitif pour obtenir des résultats numériques. La méthode Monte-Carlo est largement utilisée à cause de sa robustesse et sa simplicité d'utilisation. Dans notre problème de décision, les valeurs des poids des critères et des performances des options seront générées par les distributions relatives considérées. Pour chaque période t et en fonction du critère j , une distribution de probabilité est utilisée pour générer les valeurs. Par exemple, nous pourrions simuler des distributions uniformes ou normales ou les deux en utilisant deux valeurs de paramètres de distributions, à savoir les valeurs minimales et maximales pour les paramètres de la distribution uniforme et/ou la moyenne et l'écart type pour les paramètres de la distribution normale. Pour chaque simulation S_t , nous générons une valeur spécifique pour les évaluations et les poids. Ensuite, l'agrégation multicritère consiste à appliquer SMAA TRI à chaque scénario dans chaque période. En conséquence, le calcul de la fonction d'adhésion pour chaque scénario permet le calcul de l'indice local d'acceptabilité de catégorie pour chaque période et pour chaque catégorie. D'autres calculs intermédiaires sont également effectués tels que le calcul de la fonction de surclassement de profils limites pour chacune des simulations de cette première phase, permettant le calcul de l'indice local de surclassement des profils limites en adaptant l'indice de gain par paire (Pairwise Wining Index) proposé dans SMAA-AHP par Durbach *et al.* (2014). Nous détaillons ici la formulation de chacune des étapes de la phase 1.

Étape 1.1 : Pour chaque critère j , simulation S_t et période t , générer par la simulation Monte Carlo les valeurs des évaluations des critères $g_j^{t,l}(a)$ et des poids des critères w_j^l .

Étape 1.2 : Pour chaque critère j , profil limite b_h , simulation S_l et période t , calculer l'indice de concordance partiel $c_j(a, b_h)$ pour chaque critère, chaque simulation et chaque période.

$$c_j(a, b_h) = \begin{cases} 1 & \text{if } \Delta_j \geq -q_j \\ 0 & \text{if } \Delta_j < -p_j \\ \frac{\Delta_j + p_j}{p_j - q_j} & \text{sinon} \end{cases} \quad [1]$$

Où:

$$\Delta_j = \begin{cases} g_j(a) - g_j(b_h) & \text{si le critère } j \text{ est à maximiser} \\ g_j(b_h) - g_j(a) & \text{si le critère } j \text{ est à minimiser} \end{cases} \quad [2]$$

q_j est le seuil d'indifférence et p_j est le seuil de préférence ($p_j \geq q_j \geq 0$).

L'indice de concordance partiel a une valeur entre 0 et 1 en fonction de la position de Δ_j à l'égard des seuils d'indifférence et de préférence.

Étape 1.3: Pour chaque profil limite b_h , simulation S_l et période t , calculer l'indice de concordance globale pour chaque simulation et chaque période.

$$c(a, b_h) = \sum_{j=1}^M w_j^l c_j(a, b_h) \quad (\sum_{j=1}^M w_j = 1) \quad [3]$$

Étape 1.4 : Pour chaque critère j , chaque profil limite b_h , simulation S_l et période t , calculer l'indice de discordance pour chaque critère, chaque simulation et chaque période.

$$d_j(a, b_h) = \begin{cases} 0 & \text{if } \Delta_j \geq -p_j \\ \frac{\Delta_j + p_j}{p_j - v_j} & \text{if } -v_j \leq \Delta_j < -p_j \\ 1 & \text{if } \Delta_j < -v_j \end{cases} \quad [4]$$

Où v_j est le seuil de véto, q_j est le seuil d'indifférence, p_j est le seuil de préférence ($p_j \geq q_j \geq v_j \geq 0$) et Δ_j est donnée par l'équation [2].

Étape 1.5 : Pour chaque profil limite b_h , simulation S_l et période t , calculer l'indice de crédibilité pour chaque simulation et chaque période. L'équation 5 définit l'expression $T_j(A, B_k)$ qui est utilisée pour calculer l'indice de crédibilité (équation 6).

$$T_j(a, b_h) = \begin{cases} \frac{1-d_j(a, b_h)}{1-c(a, b_h)} & \text{if } d_j(a, b_h) > c(a, b_h) \\ 1 & \text{sinon} \end{cases} \quad [5]$$

$$\sigma(a, b_h) = c(a, b_h) \prod_{j=1}^M T_j(a, b_h) \quad [6]$$

Étape 1.6 : Exploitation

Nous utilisons la méthode d'exploitation d'ELECTRE TRI en considérant le niveau de coupe λ , qui est compris dans l'intervalle $0.5 \leq \lambda \leq 1$. Le niveau de coupe est utilisé pour transformer l'indice flou de crédibilité en une relation de surclassement. Il est défini comme étant la plus petite valeur d'indice de crédibilité pour laquelle l'affirmation $a S b_h$ est valide. En d'autres mots, si $\sigma(a, b_h) \geq \lambda$, alors $a S b_h$.

Commençant par $h = H$, arrêter à h tel que $\sigma(a, b_h) - \lambda \geq 0$ et attribuer l'option a à la $h+1^{\text{ème}}$ catégorie.

Étape 1.7 : Calculer la fonction de surclassement des profils limites

Pour chaque profil limite b_h , chaque période t et chaque simulation S_l , nous comptabilisons la fréquence de surclassement de l'action a à l'égard des profils limites en utilisant la fonction de surclassement des profils limites définie par :

$$\delta_t^l(a, b_h) = \begin{cases} 1, & \text{si } \sigma(a, b_h) \geq \lambda \\ 0, & \text{sinon} \end{cases}$$

Étape 1.8 : Calculer l'indice local d'acceptabilité de catégorie (par période) pour chaque période.

$$y_t^h(a) = \frac{1}{L} \sum_{l=1}^L m_t^h(S_l) \quad [7]$$

où $m_t^h(S_l)$ est la fonction de catégorisation pour chaque catégorie h , chaque période t et chaque simulation S_l . Elle est définie par :

$$m_t^h(S_l) = \begin{cases} 1, & \text{si } a \text{ is attribuée à la catégorie } h \text{ pour la period } t \text{ et la simulation } S_l \\ 0, & \text{sinon} \end{cases}$$

Cet indice évalue la stabilité de la catégorisation de l'action a à la catégorie h durant la période t . Autrement dit, c'est la probabilité d'adhésion de l'action a à la catégorie h pour la période t .

[7]

Étape 1.9 : Calculer l'indice local de surclassement des profils limites, pour chaque profil limite b_h et chaque période t , où :

$$\delta_t(a, b_h) = \frac{1}{L} \sum_{l=1}^L \delta_t^l(a, b_h) \quad [9]$$

L'indice local de surclassement des profils limites décrit la probabilité que l'action a surclasse le profil limite b_h durant la période t .

3.3.3.1 Phase 2 : Agrégation temporelle

La deuxième phase consiste à agréger les indices locaux calculés précédemment dans le but de considérer l'aspect temporel des évaluations et leurs importances relatives (poids des périodes). Les indices qui sont à agréger sur l'horizon multi-périodes sont l'indice local d'acceptabilité de catégorie et l'indice local de surclassement des profils limites. Nous avons choisi ces indices et non pas les indices UP et DOWN (Corrente *et al.*, 2014) ou les points de références (Lahdelma *et al.*, 2005) étant donné que ces derniers sont plutôt orientés pour une problématique de rangement alors qu'on développe ici une méthode pour la problématique de tri.

La phase d'agrégation temporelle de notre méthode est constituée des 4 étapes suivantes :

Étape 2.1: Calculer l'indice global d'acceptabilité de catégorie

$$Y_h(a) = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T m^h(P_t) \quad [10]$$

Où

$$\begin{cases} m^h(P_t) = 1, & \text{si } a \text{ est attribuée à la catégorie } h \text{ pour la période } t \text{ à l'issue de la phase 1} \\ m^h(P_t) = 0, & \text{sinon} \end{cases}$$

Étape 2.2: Calculer l'indice pondéré d'acceptabilité de catégorie

$$\bar{Y}_h(a) = \sum_{t=1}^T w_t \cdot m^h(P_t) \quad [11]$$

Où

$$\begin{cases} m^h(P_t) = 1, & \text{si } a \text{ est attribuée à la catégorie } h \text{ pour la période } t \text{ à l'issue de la phase 1} \\ m^h(P_t) = 0, & \text{sinon} \end{cases}$$

L'action a sera attribuée à la catégorie h pour laquelle $\bar{Y}_h(a)$ est maximisée.

Étape 2.3 : Calculer l'indice global de surclassement des profils limites

Cet indice décrit la probabilité globale que l'action a surclasse le profil limite b_h et est calculé comme suit :

$$\delta(a, b_h) = \sum_{t=1}^T w_t \cdot \delta_t(a, b_h) \quad [12]$$

Nous avons opté pour que la méthode proposée commence par une agrégation multicritère suivie par une agrégation multi-périodes, étant donné qu'elle permet de cette manière d'observer l'évolution des résultats de l'agrégation multicritère dans le temps. Il sera possible d'inverser l'ordre d'agrégation en agrégeant premièrement la performance de chacun des critères sur toutes les périodes et en considérant les poids des périodes, avant de procéder à l'agrégation multicritère. Cependant, l'évolution du résultat dans le temps ne sera plus présente.

3.4 CONCLUSION

Dans ce chapitre, nous avons commencé par la formulation du problème de décision, suivie par une présentation des méthodes utilisées dans le développement de notre méthode. Nous avons ensuite présenté la méthode proposée de manière sommaire avant de décrire de manière détaillée les étapes de calculs.

L'approche proposée est constituée de deux phases, à savoir la phase de simulation Monte Carlo et d'agrégation multicritère et la phase d'agrégation multi-périodes. La première phase consiste à conduire les simulations et à agréger les différentes évaluations multicritères du projet a . La phase suivante d'agrégation multi-périodes consiste à agréger les indices locaux issus de l'agrégation multi-périodes pour obtenir l'indice global d'acceptabilité de catégorie, l'indice global de surclassement des profils limites et l'indice pondéré d'acceptabilité de catégorie. L'indice global d'acceptabilité de catégorie permet de savoir les probabilités que le projet a soit classé dans chacune des catégories. La différence entre l'indice global d'acceptabilité de catégorie et l'indice pondéré d'acceptabilité de catégorie est que ce dernier permet d'intégrer l'importance de chacune des périodes en considérant les poids des périodes, étant donné que les évaluations des périodes lointaines ont tendance à être moins précises. Le dernier résultat de cette phase d'agrégation multi-périodes est l'indice global de surclassement des profils limites qui représente la probabilité que le projet a surclasse chacun des profils limites en tenant en compte de toutes les simulations et toutes les périodes. Ce résultat est important puisqu'il représente la stabilité de la catégorisation de l'action a à la catégorie h .

Nous allons appliquer dans le chapitre suivant la méthode proposée au contexte de l'aménagement durable des forêts. Afin de démontrer l'applicabilité de la méthode proposée au contexte de développement durable, nous considérons un projet d'aménagement forestier durable que nous affecterons à une des catégories prédéterminées selon différents aspects considérés, à savoir les aspects multicritères, temporel et l'aspect de l'incertitude.

CHAPITRE 4 : ÉTUDE DE CAS DE PROJET D'AMÉNAGEMENT DURABLE DES FORÊTS

4.1 INTRODUCTION

Dans ce chapitre, nous appliquons la méthode proposée au domaine de sélection de projet d'aménagement durable des forêts. Tout d'abord, nous commençons par présenter la forêt au Québec, sa variété et son importance sur les plans économique, social, environnemental et des collectivités. Ensuite, nous présentons l'aménagement durable des forêts et ses enjeux sur les différents niveaux.

Par la suite, afin de démontrer l'applicabilité de la méthode proposée dans le chapitre précédent, nous considérons un projet d'aménagement durable dédié, entre autres, à la protection de la population du caribou intitulé « Plan Caribou » dans le rapport de Côté *et al.* (2009).

Nous commencerons cette application par une formulation du problème de décision en présentant les critères considérés, leur importance, les périodes d'évaluation du projet, l'importance de chacune des périodes, le nombre de simulations pour chaque période et les seuils de préférence, d'indifférence et de veto. Nous présenterons également comme paramètre d'entrée les types de distributions des évaluations et leurs valeurs pour chaque critère sur les périodes considérées. Ensuite, nous exposons les profils limites pour chaque critère qui délimitent les différentes catégories auxquelles le projet va être affecté.

Afin d'avoir une idée sur les calculs intermédiaires, nous présentons, pour la première simulation et la première période, les résultats intermédiaires du calcul de la première phase de la méthode proposée. Ensuite, nous présentons les différents résultats des indices obtenus lors de la phase d'agrégation multicritère et des simulations Monte-Carlo, avant de présenter

les résultats finaux de la phase d'agrégation multi-périodes tels que l'indice global de surclassement de profil limite et l'indice global d'acceptabilité de catégorie.

Enfin nous finirons ce dernier chapitre par une discussion de cette application, de l'approche proposée et une conclusion.

4.2 L'AMÉNAGEMENT FORESTIER AU QUÉBEC

4.2.1 La forêt au Québec

Les forêts du Québec couvrent une surface 761 100 km², soit respectivement près du quart des forêts canadiennes (3,1 Mkm²/ 7,7% des forêts mondiales) et près de 2% des forêts mondiales (40 Mkm²) (Boulay, 2015). Le Québec couvre 3 zones de végétation, à savoir la zone boréale distinguée par des forêts de conifères, la zone arctique marquée par une végétation herbacée et arbustive et la zone tempérée nordique caractérisée par des forêts mixtes et feuillues (MFFP, 2019).

La répartition des territoires des forêts est partagée entre le domaine de l'état du Québec représentant 96% des territoires (1 372 021 km² 96%), les terres privées représentant 7,8% des territoires (116 398 km²) et le territoire fédéral qui représente 0,6% des territoires 9334 km² (Boulay, 2015). En matière d'aménagement forestier, le domaine de l'état est scindé en 71 unités d'aménagement (Tableau 1) de son territoire forestier et qui couvrent 45,1 Mha (figure 11) (Bureau du forestier en chef, 2015). Pour chaque unité d'aménagement, le Forestier en chef établit, de manière annuelle, les possibilités de récolte de la matière ligneuse qui sont utiles dans l'allocation des garanties d'approvisionnement au secteur industriel forestier (Bureau du forestier en chef, 2015).

Régions forestières	Unités d'aménagement								
Bas-Saint-Laurent (01)	011-51	011-52	012-51	012-52	012-53	012-54			
Saguenay-Lac-Saint-Jean (02)	022-51	023-51	023-52	024-51	024-52	025-51	027-51		
Capitale-Nationale (03)	031-51	031-52	031-53	033-51					
Mauricie (04)	026-51	041-51	042-51	043-51	043-52				
Estrie (05)	051-51								
Outaouais (07)	071-51	071-52	072-51	073-51	073-52	074-51			
Abitibi-Témiscamingue (08)	081-51	081-52	082-51	083-51	084-51	084-62	086-51		
Côte-Nord (09)	093-51	093-52	094-51	094-52	095-51	097-51			
Nord-du-Québec (10)	026-61	026-62	026-63	026-64	026-65	026-66	085-51	085-62	086-52
	086-63	086-64	086-65	086-66	087-51	087-62	087-63	087-64	
Gaspésie-Îles-de-la-Madeleine (11)	111-61	112-62	112-63						
Chaudière-Appalaches (12)	034-51	034-53	035-51						
Lanaudière (14)	062-51	062-52							
Laurentides (15)	061-51	061-52	064-51	064-52					

Tableau 1 : Unités d'aménagement par région (Bureau du forestier en chef, 2015)

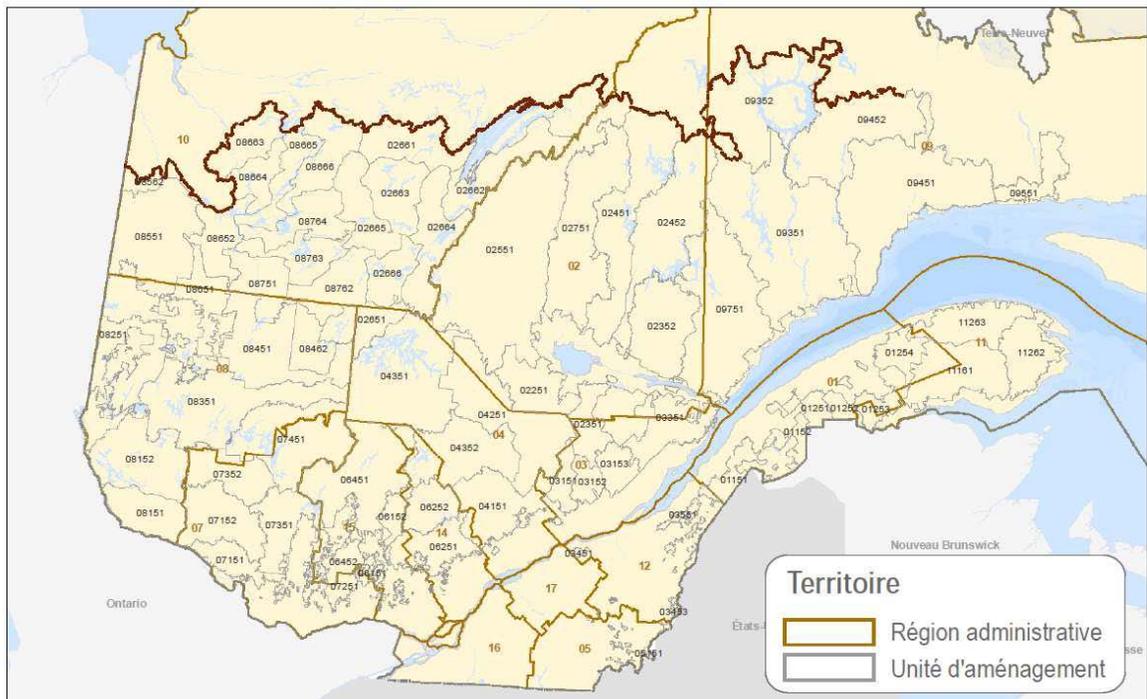


Figure 11 : Unités d'aménagement en 2015 employées dans le Bilan 2008-2013 (Bureau du forestier en chef, 2015)

4.2.2 Les apports de l'industrie forestière au Québec

Les apports économiques. Le secteur industriel forestier occupe une importance majeure dans le développement économique du Québec. Malgré la chute de la demande de produits ligneux et les fermetures multiples des usines suite à la crise économique des années 2000, le secteur a connu une relance économique depuis 2012 où il a généré en 2016 un PIB de 8,4G\$ soit un apport de 2,6% à l'économie globale du Québec (Salmon, 2017). Par ailleurs, autre que l'importance majeure de la récolte et la transformation des matières ligneuses dans l'économie du Québec, la crise économique de 2000 a suscité un intérêt de diversification de ce secteur, dans le but de développer l'économie verte et d'autres nouvelles opportunités et de redynamiser les régions forestières (Bureau du forestier en chef, 2015). Ce potentiel de développement économique est offert plutôt par les bioproduits, la biomasse et les produits forestiers non ligneux. (Bureau du forestier en chef, 2015).

Les apports aux collectivités et à l'emploi. Au niveau régional, l'industrie forestière est considérée comme un secteur capital dans le développement économique des régions du Québec. Selon une récente étude, c'est plus de 900 municipalités dans lesquelles le secteur forestier génère des retombées économiques considérables (Boutin et al., 2019). La même étude constate également un niveau de dépendance révélateur envers le secteur forestier avec plus de 150 municipalités qui dépendent du secteur forestier, étant donné qu'il constitue 10% et plus des emplois totaux. Ces mêmes municipalités sont distribuées dans 14 des 17 régions administratives, ce qui confirme le rôle capital de ce secteur par rapport à l'ensemble du Québec (Boutin et al., 2019). Les activités d'aménagement forestier et de transformation de la ressource ligneuse sont à l'origine de près de 100 000 emplois directs et indirects (Bureau du forestier en chef, 2015).

Les apports environnementaux de la forêt. En plus des aspects économiques et sociaux, les apports environnementaux de la forêt sont très variés tels que le maintien de la biodiversité, la protection des sols et des eaux, ses contributions écologiques dans la lutte

contre les changements climatiques par la séquestration du carbone atmosphérique (CO₂) et par la photosynthèse (Bureau du forestier en chef, 2015). Il est indispensable pour conserver et développer cette valeur environnementale de la forêt, de bien évaluer les ressources naturelles et les écosystèmes forestiers, afin d'être capable de prendre de bonnes et justes décisions de gestion (Bureau du forestier en chef, 2015). L'importance de la valeur environnementale de la forêt est également de garantir de bien considérer les rapports entre la santé de l'économie et celle de l'environnement. (Bureau du forestier en chef, 2015)

Autres apports de la forêt. Autres les aspects économiques, environnementaux, de l'emploi et des collectivités régionales, la forêt présente également des apports au niveau du récréotourisme, de la culture, des loisirs, de la mise en valeur de la faune et comme milieu de vie culturelle des premières nations. L'un des avantages de la forêt est de permettre à la population d'exercer des loisirs ou des activités récréotouristiques, en fonction de l'emplacement de la forêt et de la disponibilité des installations des loisirs, où « leur degré d'utilisation indique jusqu'à quel point la forêt est valorisée par la société à cet égard» (Bureau du forestier en chef, 2015). Enfin, des liens spirituels, sociaux et culturels ont été développés par les collectivités et les personnes, à l'égard de la forêt, qui s'appuient par exemple sur leurs croyances, leurs expériences et leurs traditions (Bureau du forestier en chef, 2015).

4.2.3 L'aménagement durable des forêts

Selon le Ministère des forêts, de la faune et des parcs (MFFP, 2015), l'aménagement durable des forêts consiste à :

Viser l'équilibre entre un secteur économique dynamique et prospère, une bonne qualité de vie pour les générations actuelles et futures, et des écosystèmes forestiers en santé. Pour y parvenir, il est nécessaire de faire des choix dans un environnement

complexe et changeant, ce qui occasionne l'intervention d'une multitude d'acteurs et de groupes aux préoccupations diverses.

L'aménagement durable des forêts joue un rôle capital dans l'atténuation des changements climatiques, par la séquestration accrue du CO₂, où chaque hectare de forêt qui croît de 2,1 m³/an annule les émissions moyennes d'une automobile sur une année (Côté *et al.*, 2009).

Pour le MFFP (2015), toute sélection de projets ou stratégie d'aménagement durable des forêts repose sur six critères issus de l'article 2 de la loi sur l'aménagement durable du territoire forestier (Gouvernement du Québec, 2010).

Ces critères d'évaluation sont les suivants (Gouvernement du Québec, 2010):

- ◆ La conservation de la diversité biologique;
- ◆ Le maintien et l'amélioration de l'état de la productivité des écosystèmes forestiers;
- ◆ La conservation des sols et de l'eau;
- ◆ Le maintien de l'apport des écosystèmes forestiers aux grands cycles écologiques;
- ◆ Le maintien des avantages socioéconomiques multiples que les forêts procurent à la société;
- ◆ La prise en compte, dans les choix de développement, des valeurs et des besoins exprimés par les populations concernées.

En raison des lois en vigueur, tout projet en lien avec l'aménagement durable des forêts doit répondre aux six critères précédemment cités.

4.3 ILLUSTRATION DE LA MÉTHODE PROPOSÉE

4.3.1 Mise en contexte

Pour démontrer l'applicabilité de notre méthode proposée dans le chapitre précédent, nous avons considéré un projet d'aménagement durable des forêts dans le but d'y appliquer la méthode proposée. Cette application a pour finalité d'affecter le projet en question selon ses évaluations vis-à-vis des critères.

Cet exemple s'avère un contexte adéquat comme cadre d'application de notre méthode, étant donné qu'il permet d'incorporer les trois aspects de la méthode, à savoir l'incertitude, le multicritère et l'aspect multi-périodes. En effet, telle que décrite par la loi sur l'aménagement durable des forêts, la sélection de projets d'aménagement durable est conçue pour équilibrer plusieurs points de vue, tels que la conservation de biodiversité, la conservation des sols et des eaux, la maintenance de la productivité de l'écosystème forestier, la maintenance des bénéfices socio-économiques multiple et la considération des besoins et des valeurs de la population. Ensuite, toute décision prise dans ce contexte doit être évaluée dans le court, le moyen et le long terme (sur un horizon de 150 ans). En fait, l'impact des décisions d'aujourd'hui, dans le cadre des stratégies d'aménagement durable des forêts, doit être évalué sur une période de régénération forestière qui équivaut à 150 ans. D'où la pertinence du contexte de l'aménagement forestier durable comme cadre d'application de notre méthode.

4.3.2 Formulation du problème de la décision

Pour formuler le problème, nous considérons un projet d'aménagement forestier durable, notée "a", qui consiste à implanter un plan de protection spécifique pour l'habitat du caribou. Le projet à étudier a pour mission, entre autres, d'assurer le respect des conditions

d'habitat permettant la protection du caribou, tel qu'assurer les conditions d'abri, de nourriture de déplacement et de reproduction de cette espèce.

Ce projet est évalué selon 5 critères qui sont tous à maximiser.

- C1 : Volume d'exploitation de 5 ans (millions de m^3 de volume exploitable)
- C2 : L'indice de qualité de l'habitat du caribou (IQH : indice variant entre 0 et 1)
- C3 : Zones qualifiées en tant que bonnes pour l'orignal (milliers d'hectares)
- C4 : Zones de vieilles forêts (milliers d'hectares de forêts de 90 ans ou plus)
- C5 : Empreinte de carbone (tons de CO_2 stockés dans la forêt).

Parmi les critères, nous avons intégré l'indice de qualité de l'habitat du caribou du bois (IQH) proposé par Coté et Doyon (2004), qui est compris entre 0 et 1 et qui intègre d'autres paramètres par rapport à la composition, la densité des peuplements forestiers et à l'âge.

Au lieu de considérer une distribution de poids pour chaque critère, nous avons choisi des valeurs fixes de poids pour chaque critère, pour des raisons de simplification de la programmation de la méthode proposée. Les poids des critères sont les suivants : $w = (14,43\%, 30,64\%, 16,06\%, 30,63\%, 8,25\%)$.

Dans un contexte de développement durable, les conséquences du projet a d'aménagement durable des forêts sont évaluées à chaque cinq ans sur un horizon de 150 ans (30 périodes). En conséquence, il y'aura 30 périodes (P_1, \dots, P_{30}) d'évaluation de ce projet.

Étant donné que les évaluations du projet a ont tendance à être de plus en plus incertaines sur l'horizon temporel, nous avons choisi des valeurs décroissantes des poids de périodes, telles que le tableau 2 le présente.

Périodes	L'importance relative	Le poids pondéré
1 to 6	100	0,0526
7 to 14	80	0,0421
15 to 20	60	0,0316
21 to 25	40	0,0211
26 to 30	20	0,0105

Tableau 2 : Poids des périodes

Les seuils d'indifférence q_j , de préférence p_j et de veto v_j sont donnés pour chaque critère dans le tableau 3.

Critères/Seuils	q_j	p_j	v_j
C1 (million m3)	0,5	0,75	10
C2 (value in [0,1])	0,01	0,05	0,1
C3 (thousands of hectares)	5	10	100
C4 (thousands of hectares)	5	15	50
C5 (thousands of tons)	2000000	10000000	50000000

Tableau 3: Les seuils d'indifférence, de préférence et de veto

Afin de modéliser l'imprécision des évaluations des critères et d'incorporer l'incertitude, nous prenons une distribution uniforme pour les critères C1, C2, C3 et C4, et une distribution normale pour le critère C5.

Le tableau 4 représente les valeurs minimales des critères ayant une distribution uniforme, et les valeurs des écarts types du critère C5 ayant une distribution normale.

Le tableau 5 représente les valeurs maximales des critères qui suivent une distribution uniforme, et les valeurs moyennes du critère C5 qui suit une distribution normale.

Les évaluations sont fournies pour 30 périodes de P1 à P30 ($t = 1$ to $t = 30$), et pour chaque période, 10000 simulations Monte-Carlo ont été réalisées.

Nous considérons également un niveau de coupe $\lambda = 0,7$ afin de transformer l'indice flou de crédibilité en une relation de surclassement.

Min/ écart type	C1 (million m3)	C2 (value in [0,1])	C3 (thousands of hectares)	C4 (thousands of hectares)	C5 (thousands of tons)
P1	35,1	0,5319	265,5	324,9	39 522 153
P2	32,4	0,5292	267,3	325,8	39 908 985
P3	29,88	0,522	283,5	342	40 389 958
P4	28,8	0,5166	310,5	324	40 949 174
P5	27	0,5085	321,3	326,7	41 619 909
P6	23,4	0,513	352,8	295,2	42 346 913
P7	18,9	0,5139	354,6	261	43 146 336
P8	16,2	0,513	348,3	238,5	44 003 644
P9	15,75	0,522	355,5	229,5	44 870 987
P10	13,77	0,5265	363,6	225	45 743 800
P11	13,05	0,5202	371,7	206,1	46 613 272
P12	11,52	0,5193	378	190,8	47 512 535
P13	10,08	0,5175	381,6	189	48 437 167
P14	11,7	0,5112	383,4	166,5	49 392 695
P15	14,4	0,504	385,2	154,8	50 344 601
P16	14,58	0,4995	393,3	162	51 281 712
P17	13,5	0,495	396	180	52 179 764
P18	14,76	0,4986	396	210,6	53 046 579
P19	16,56	0,4968	396,9	214,2	53 869 146
P20	18	0,5031	395,1	207,9	54 666 678
P21	17,82	0,504	393,3	208,8	55 456 458
P22	17,73	0,5049	392,4	209,7	56 227 407
P23	17,82	0,5076	400,5	216	56 996 318
P24	18,18	0,5058	396	224,1	57 738 729
P25	18,54	0,504	393,3	225	58 452 742
P26	18,9	0,5067	396	225	59 160 904
P27	18,09	0,5058	399,6	229,5	59 884 155
P28	17,28	0,513	403,2	233,1	60 593 215
P29	17,28	0,513	404,1	234,9	61 294 728
P30	17,1	0,5121	407,7	235,8	61 983 750

Tableau 4 : Les valeurs minimales des critères C1, C2, C3 et C4 et les valeurs des écarts-types du critère C5

Max / Moy	C1 (million de m3)	C2 (valeur entre [0,1])	C3 (milliers d'hectares)	C4 (milliers d'hectares)	C5 (milliers de tonnes)
P1	42,9	0,6501	324,5	397,1	158088611
P2	39,6	0,6468	326,7	398,2	159635938
P3	36,52	0,638	346,5	418	161559833
P4	35,2	0,6314	379,5	396	163796698
P5	33	0,6215	392,7	399,3	166479638
P6	28,6	0,627	431,2	360,8	169387654
P7	23,1	0,6281	433,4	319	172585343
P8	19,8	0,627	425,7	291,5	176014576
P9	19,25	0,638	434,5	280,5	179483950
P10	16,83	0,6435	444,4	275	182975201
P11	15,95	0,6358	454,3	251,9	186453089
P12	14,08	0,6347	462	233,2	190050138
P13	12,32	0,6325	466,4	231	193748668
P14	14,3	0,6248	468,6	203,5	197570781
P15	17,6	0,616	470,8	189,2	201378404
P16	17,82	0,6105	480,7	198	205126846
P17	16,5	0,605	484	220	208719057
P18	18,04	0,6094	484	257,4	212186315
P19	20,24	0,6072	485,1	261,8	215476586
P20	22	0,6149	482,9	254,1	218666713
P21	21,78	0,616	480,7	255,2	221825834
P22	21,67	0,6171	479,6	256,3	224909629
P23	21,78	0,6204	489,5	264	227985272
P24	22,22	0,6182	484	273,9	230954914
P25	22,66	0,616	480,7	275	233810969
P26	23,1	0,6193	484	275	236643616
P27	22,11	0,6182	488,4	280,5	239536618
P28	21,12	0,627	492,8	284,9	242372858
P29	21,12	0,627	493,9	287,1	245178913
P30	20,9	0,6259	498,3	288,2	247935002

Tableau 5 : Les valeurs maximales des critères C1, C2, C3 et C4 et les valeurs moyennes du critère C5

On considère également 3 catégories prédéterminées, où K1, K2 et K3 sont respectivement la catégorie la moins acceptable, la catégorie plus ou moins acceptable et la catégorie acceptable en lien avec les critères d'évaluation des projets d'aménagements

durables des forêts. Parce que l'on considère 3 catégories, nous avons 2 profils limites b_h qui sont définis pour chaque critère dans le tableau 6.

b_h	C1	C2	C3	C4	C5
b_1	18,5	0,370	200	230	150000000
b_2	21	0,395	250	200	175000000

Tableau 6 : Les profils limites pour chaque critère

Le choix des profils limites est d'une importance significative sur les résultats obtenus. Nous soulignons que nous n'avons pas à notre disposition des valeurs concrètes des profils limites, fournies de la part d'un expert forestier sur le territoire étudié. Pour cela, nous avons bâti notre choix des valeurs sur les évaluations disponibles du projet a de manière à avoir des valeurs réalistes (à l'intérieur de l'écart entre les valeurs minimales et maximales).

4.3.3 Simulation du 1^{er} Scénario à la 1^{ère} période

Avant de présenter les résultats finaux de l'agrégation multicritère et des simulations Monte-Carlo, nous allons présenter les résultats intermédiaires incluant les indices de concordance partiel $c_j(a, b_h)$, de discordance partielle $d_j(a, b_h)$, de concordance globale $c(a, b_h)$, de crédibilité $\sigma(a, b_h)$, de la fonction d'adhésion $m_t^h(S_l)$ et de l'indice partiel de surclassement de profil limite $\delta_t^l(a, b_h)$.

Le tableau 7 présente les indices de concordance et de discordance partiels.

Pour $l=1$ et $l=1$	C1	C2	C3	C4	C5
$g_j^{t=1, l=1}(a)$	40,4	0,537	495	385	143716696,6
$c_j(a, b_1)$	1	1	1	0	0
$c_j(a, b_2)$	1	1	1	0	0
$d_j(a, b_1)$	0	0	0	1	0.373
$d_j(a, b_2)$	0	0	0	1	0.998

Tableau 7: Résultats de calcul des indices de concordance partiel $c_j(a, b_h)$ et de discordance partielle $d_j(a, b_h)$ pour $h=1$ et $l=1$

Après le calcul des indices de concordance et de discordance partiels, nous allons présenter dans le tableau 8 le résultat des indices de concordance globale, de crédibilité, de la fonction d'adhésion et de la fonction de surclassement des profils limites.

Pour $l = 1$ et $t = 1$	$h = 1$	$h = 2$	$h = 3$
$c(a, b_h)$	0,611	0,611	_____
$\sigma(a, b_h)$	0	0	_____
$m_t^h(S_l)$	1	0	0
$\delta_t^l(a, b_h)$	0	0	_____

Tableau 8: Résultats de calcul des indices $c(a, b_h)$, $\sigma(a, b_h)$, $m_t^h(S_l)$ et $\delta_t^l(a, b_h)$ pour $h = 1$ et $l = 1$

Pour cette première simulation durant la première période de l'évaluation du projet a , le résultat signifie que notre projet se classe pour cette période et cette évaluation dans la catégorie K1 (la moins acceptable) en considérant sa performance sur tous les critères considérés.

Dans la section suivante, nous allons présenter les résultats de la stratégie a , en termes de probabilité d'adhésion ($y_t^h(a)$) pour chaque catégorie et en termes de probabilité de surclassement ($\delta_t(a, b_h)$) de chacun des profils limites.

4.3.4 Résultats de l'agrégation multicritère et des simulations Monte-Carlo

La simulation de notre méthode est rendue possible grâce à sa programmation en langage VBA EXCEL. Pour l'agrégation multicritère, 10000 simulations Monte-Carlo ont été effectuées en s'appuyant sur les valeurs de paramètres de distributions des évaluations de critères pour chaque période, ce qui a permis de calculer la fonction d'adhésion à chaque simulation Monte-Carlo et l'indice partiel de surclassement des profils limites. Une fois que les 10000 simulations Monte-Carlo ont été effectuées, les indices locaux d'acceptabilité de catégorie et de surclassement des profils limites ont été calculés en s'appuyant sur le résultat des 10000 fonctions d'adhésion.

Le tableau 8 représente les résultats de l'agrégation multicritère et son adhésion aux différentes catégories dans chaque période.

$y_t^h(a)$	K_1	K_2	K_3
P1	100,00%	0,00%	0,00%
P2	100,00%	0,00%	0,00%
P3	100,00%	0,00%	0,00%
P4	100,00%	0,00%	0,00%
P5	100,00%	0,00%	0,00%
P6	100,00%	0,00%	0,00%
P7	71,61%	28,39%	0,00%
P8	35,69%	55,10%	9,21%
P9	17,64%	63,78%	18,58%
P10	19,27%	67,48%	13,25%
P11	7,47%	60,60%	31,93%
P12	5,41%	55,39%	39,20%
P13	7,63%	68,63%	23,74%
P14	6,06%	37,84%	56,10%
P15	4,98%	8,76%	86,26%
P16	4,91%	7,81%	87,28%
P17	3,41%	13,23%	83,36%
P18	5,22%	39,06%	55,72%
P19	3,80%	41,25%	54,95%
P20	2,23%	22,19%	75,58%
P21	2,28%	23,40%	74,32%
P22	2,06%	25,98%	71,96%
P23	2,43%	38,36%	59,21%
P24	2,34%	53,07%	44,59%
P25	2,39%	53,15%	44,46%
P26	2,19%	52,98%	44,83%
P27	3,42%	61,06%	35,52%
P28	11,55%	59,38%	29,07%
P29	15,80%	58,28%	25,92%
P30	17,22%	58,07%	24,71%

Tableau 9 : Résultats de calcul de l'indice local d'acceptabilité de catégorie

La figure 12 représente la distribution de l'indice local d'acceptabilité de catégorie sur les 30 périodes.



Figure 12: Distribution de l'indice local d'acceptabilité de catégorie sur les 30 périodes

Nous remarquons que l'action a est affectée à la catégorie K1 à court terme, ensuite à K2 sur le moyen terme et finalement à K3 sur le long terme. Autrement dit, sa performance s'améliore au cours du temps.

Le deuxième résultat de cette première phase est l'indice local de surclassement des profils limites $\delta_t(a, b_h)$, permettant de comptabiliser le nombre de fois que le projet a surclasse chacun des profils limites b_h et d'en calculer la fréquence sur 10000 simulations. Le tableau 10 présente les résultats obtenus de l'indice local de surclassement des profils limites sur les 30 périodes

Maintenant que nous avons présenté le résultat de l'agrégation multicritère des performances du projet a pour chaque période, nous allons présenter dans la section suivante les résultats de l'agrégation multi-périodes en agrégeant les résultats obtenus lors de la première phase.

$\delta_t(a, b_h)$	b_1	b_2
P1	0,00%	0,00%
P2	0,00%	0,00%
P3	0,00%	0,00%
P4	0,00%	0,00%
P5	0,00%	0,00%
P6	0,00%	0,00%
P7	28,39%	0,00%
P8	64,31%	9,21%
P9	82,36%	18,58%
P10	80,73%	13,25%
P11	92,53%	31,93%
P12	94,59%	39,20%
P13	92,37%	23,74%
P14	93,94%	56,10%
P15	95,02%	86,26%
P16	95,09%	87,28%
P17	96,59%	83,36%
P18	94,78%	55,72%
P19	96,20%	54,95%
P20	97,77%	75,58%
P21	97,72%	74,32%
P22	97,94%	71,96%
P23	97,57%	59,21%
P24	97,66%	44,59%
P25	97,61%	44,46%
P26	97,81%	44,83%
P27	96,58%	35,52%
P28	88,45%	29,07%
P29	84,20%	25,92%
P30	82,78%	24,71%

Tableau 10 : Résultat l'indice local de surclassement des profils limites $\delta_t(a, b_h)$

4.3.5 Résultats de l'agrégation multi-périodes

L'agrégation multi-périodes consiste à agréger sur l'aspect temporel les différents résultats obtenus lors de l'agrégation multicritère, afin d'avoir une vue d'ensemble du projet a et son affectation globale.

Tout d'abord, nous allons commencer par présenter le résultat de l'agrégation multi-périodes de l'indice local d'acceptabilité de catégorie, afin d'avoir comme première donnée de sortie l'indice global d'acceptabilité de catégorie. Cet indice représente les probabilités respectives que le projet a soit attribué à chacune des catégories sans prendre en considération les poids des périodes.

Le deuxième résultat est l'indice pondéré d'acceptabilité de catégorie tenant compte des poids des périodes qui représente les probabilités respectives que le projet a soit attribué à chacune des catégories tout en considérant les poids des périodes.

Le tableau 10 représente le résultat de l'indice global et de l'indice pondéré d'acceptabilité de catégorie pour chacune des catégories considérées.

Indices d'acceptabilité de catégorie	K_1	K_2	K_3
Global $Y_h(a)$	23,33%	43,33%	33,33%
Pondéré $\bar{Y}_h(a)$	35,77%	34,73%	29,50%

Tableau 11 : Résultats de l'agrégation multi-périodes de l'indice local d'acceptabilité de catégorie

En considérant seulement le résultat de l'indice global d'acceptabilité de catégorie, le projet a sera attribué à la catégorie plus ou moins acceptable (K_2), étant donné que sa valeur est maximisée au niveau de la catégorie K_2 . Cependant, en nous basant sur l'indice d'acceptabilité tenant compte des importances relatives des périodes ($\bar{Y}_h(a)$), la catégorie à laquelle le projet a est attribué serait la catégorie la moins acceptable (K_1), au niveau de laquelle l'indice a la valeur la plus élevée se situant à 35,77%. Nous remarquons également qu'il n'existe pas de grande différence entre l'indice pondéré d'acceptabilité de K_1 (35,77%) et de K_2 (34,73%). Cela démontre que le projet a se situe à la frontière des deux catégories K_1 et K_2 .

Le troisième et dernier résultat de l'agrégation multi-périodes dans le cadre de l'application de notre méthode, est l'indice global de surclassement de profil limite qui représente les probabilités que le projet a surclasse chacun des profils limites b_h en tenant en compte de tous les critères, toutes les simulations et toutes les périodes. Le Tableau 11 représente les valeurs de l'indice global de surclassement du profil limite.

b_h	$\delta(a, b_h)$
b_1	71,43%
b_2	36,33%

Tableau 12: L'indice global de surclassement de profil limite

L'indice global de surclassement de profil limite est surtout intéressant quand on se retrouve dans une situation où nous avons une légère différence de résultats dans l'indice pondéré d'acceptabilité de catégorie, et où il est impossible de trancher sur le choix d'une catégorie. Ce résultat nous démontre que le projet a , dédié à la protection de la population du caribou, surclasse les profils limites b_1 et b_2 respectivement dans 71,43% et 36,33% des 10000 simulations et des 30 périodes. Si le projet a surclassé b_2 , cela signifie nécessairement qu'il a surclassé b_1 , ce qui explique la fréquence de 36,33% pour laquelle a surclasse b_2 est incluse dans la fréquence de 71,43% pour laquelle a surclasse b_1 .

Cet indice nous a permis de conclure que le projet a est au moins aussi bon que le profil limite b_1 dans 71,43% des cas. En plus de l'indice global et pondéré de l'acceptabilité de catégorie, le décideur va être assisté avec ces indices afin de soutenir sa décision de classer a K1 comme inappropriée ou dans K2 comme plus ou moins appropriée.

Il est à noter que nous avons fait 2 simulations Monte Carlo différentes en régénérant en deuxième reprise 10000 autres valeurs pour tous les critères et toutes les périodes. En comparant les deux résultats, nous constatons des résultats similaires. En effet l'action évaluée a été attribuée à la même catégorie que dans la première reprise.

4.4 DISCUSSIONS

Ce chapitre montre que la méthode proposée est bien applicable aux problématiques de tri dans le contexte du développement durable. Le projet d'aménagement forestier a été affecté à la catégorie plus ou moins acceptable compte tenu de ses performances multicritères, de l'incertitude liée aux évaluations du projet et de ses impacts sur l'horizon multi-périodes.

La méthode proposée permet d'intégrer plusieurs aspects liés généralement aux impératifs du développement durable. Plus spécifiquement, elle permet de traiter différents critères tels que les critères économiques, environnementaux et sociaux. Elle permet de considérer non seulement les évaluations à court terme mais également celles à moyen et long terme. Et finalement, elle traite les enjeux d'imprécisions liés aux évaluations des projets.

Avant de développer cette approche de tri, notre réflexion initiale pour considérer l'aspect multi-périodes des évaluations était d'appliquer TOPSIS pour l'agrégation temporelle, en effectuant une analogie, afin d'agréger les indices d'acceptabilité de catégorie locaux issus de l'agrégation multicritère. Cette analogie consistait à considérer chaque catégorie comme action, chaque période comme un critère et chaque poids de période comme un poids de critère. La seule et unique donnée de sortie de cette approche initiale était le coefficient de rapprochement à l'idéal obtenu par chaque catégorie, ce qui représentait le degré de durabilité de l'action étudiée. L'inconvénient par rapport à cette approche est qu'on a utilisé pour l'agrégation multi-périodes une approche de rangement dans une problématique de tri. Le résultat final n'était pas une fréquence ou une probabilité que l'action étudiée appartienne à chacune des catégories, mais plutôt un rapport de distance de l'idéal et de l'anti idéal. Ce qui n'est pas compatible avec la nature probabiliste de l'indice d'acceptabilité de catégorie obtenu lors de l'agrégation multicritère.

Par conséquent, nous recommandons d'éviter l'utilisation des approches de rangement pour la généralisation multi-périodes des approches traitant des problématiques de tri. Autrement dit, il est important d'effectuer des combinaisons d'approches qui traitent les mêmes types de problématiques.

4.5 CONCLUSION

Premièrement, nous avons présenté dans ce chapitre le domaine d'aménagement des forêts, en présentant des informations générales sur la forêt au Québec, sur son rôle indispensable pour la société et ses retombées économiques, sociales et environnementales. Ensuite, nous avons présenté le contexte d'aménagement durable des forêts et ses différents enjeux dans un contexte de développement durable.

Deuxièmement, nous avons choisi un projet d'aménagement durable des forêts destiné à la protection de l'habitat du Caribou. Ce projet est évalué selon 5 critères. Ensuite, pour tenir compte de l'impact du projet à court, à moyen et à long terme, le projet est évalué sur des 30 périodes, de 5 ans chaque, dans un horizon de 150 ans, le temps nécessaire à la régénération d'une forêt. Nous avons considéré 10000 simulations pour chacune des 30 périodes, dans le but de prendre en considération l'imprécision des évaluations.

CONCLUSION GÉNÉRALE

La sélection de projets en contexte de développement durable joue un rôle capital dans notre monde d'aujourd'hui, étant donné que nos décisions actuelles doivent répondre aux besoins de la génération actuelle sans compromettre ceux des générations futures. Nous avons vu dans notre revue de littérature que très peu de méthodes de sélection de projets ou de méthodes d'aide à la décision considèrent les aspects liés à la complexité des problèmes de décision en contexte de développement durable (critères différents et conflictuels, impact des décisions à court, moyen et long terme et les imprécisions des évaluations). Les méthodes de sélection de projets et d'aide à la décision devraient donc se développer dans cette direction.

Au meilleur de notre connaissance, il n'existe aucune méthode de tri qui permet de faire à la fois l'agrégation multicritère, la modélisation de l'incertitude et l'agrégation multi-périodes. Or, en contexte de développement durable et des changements climatiques, il est difficile de qualifier qu'un projet est durable si nous ne considérons pas à la fois les aspects multicritères, multi-périodes et l'incertitude dans les évaluations.

Pour répondre à ce besoin de littérature, nous avons proposé dans ce mémoire une nouvelle méthode d'aide à la sélection de projets qui permet à la fois l'agrégation multicritère multi-périodes des évaluations et la modélisation de l'incertitude de l'information.

La méthode multicritère temporelle de tri proposée, en contexte d'incertitude stochastique, est une généralisation de SMAA-TRI au contexte temporel (l'évaluation multi-périodes des projets). Elle se constitue de deux phases : (i) la simulation Monte Carlo et l'agrégation multicritère et (ii) l'agrégation multi-périodes. L'agrégation multicritère consiste à appliquer SMAA TRI aux évaluations résultantes des simulations Monte-Carlo. Des indices locaux d'acceptabilité de catégorie, de surclassement de profils limites sont calculés à chaque période afin qu'ils soient utilisés dans la phase suivante. La seconde phase

consiste à agréger ces indices sur l'horizon multi-périodes afin de calculer l'indice global d'acceptabilité de catégorie, l'indice pondéré d'acceptabilité de catégorie et l'indice global de surclassement de profil limite.

Ensuite, nous avons présenté le contexte d'aménagement durable au Québec et appliqué la méthode proposée sur un projet d'aménagement durable des forêts. Le choix de cet exemple d'application est bien approprié étant donné qu'il permet à la méthode d'être appliquée dans un contexte d'évaluation multicritère (5 critères pris en considération), d'évaluation temporelle (30 périodes / 150 ans) et d'évaluation d'incertitude (10000 simulations Monte-Carlo). Pour des raisons de simplification de programmation, nous avons optés pour des valeurs déterministes de poids des critères. Cependant, la méthode proposée permet de considérer également l'incertitude dans les poids des critères. Il est donc intéressant de considérer l'incertitude au niveau des poids des critères lors de l'agrégation multicritère. Cela est possible en générant de nouvelles valeurs de poids dans les simulations Monte-Carlo à partir des distributions de poids, afin de vérifier la robustesse des résultats par rapport aux paramètres de poids.

En conclusion, dans un contexte de développement durable et de lutte contre les changements climatiques, la sélection durable de projets s'avère une décision complexe pour les multiples parties prenantes, plus précisément en raison des impacts importants et incertains d'une telle décision sur le court, le moyen et le long terme. Une telle décision d'évaluation de projet peut être considérée comme un enjeu stratégique, que ce soit pour les organisations gouvernementales, à but lucratif ou non lucratif, dans un contexte où l'évaluation multicritère est aussi capitale que les évaluations multi-périodes en contexte d'incertitude. Les méthodes d'aide à la décision multicritère s'avèrent très utiles et plutôt indispensables pour la sélection durable de projets. La méthode proposée dans ce mémoire est pertinente et utile pour l'aide à la sélection durable de projets puisqu'elle considère les éléments de complexité de la prise de décision en contexte de développement durable.

ANNEXES

Annexe 1

Le tableau 12 résume les variantes de SMAA présenté dans la revue de Pelissari *et al.* (2019) qu'on vient de citer dans la présente section.

Littérature	La variante proposée	La motivation pour la proposition de la variante
Lahdelma <i>et al.</i> (1998)	SMAA	Les contextes de prise de décisions de groupe, avec des évaluations stochastiques et d'information de préférence imprécise
Hokkanen <i>et al.</i> (1998)	SMAA-3	Une méthode de surclassement pour éviter le besoin de définir la fonction d'utilité
Lahdelma et Salminen (2001)	SMAA-2	Elle introduit une nouvelle mesure descriptive, les indices d'acceptabilité de classement des options
Lahdelma <i>et al.</i> (2003)	SMAA-O	Le besoin de considérer en même temps des évaluations des critères ordinales et cardinales
Lahdelma <i>et al.</i> (2005)	SMAA-A	La proposition de la méthode SMAA-A (appelée également Réf.-SMAA), en combinant des fonctions de scalarisation de réalisation avec SMAA
Lahdelma et Salminen (2006b)	SMAA-D	La version stochastique de DEA
Lahdelma et Salminen (2006a)	SMAA-CCF	Elle introduit une nouvelle mesure descriptive, le facteur de confiance croisé, qui aide à la discrimination d'un grand nombre d'options efficaces
Lahdelma et Salminen (2009)	SMAA-P	La combinaison de la fonction de différence linéaire par morceaux de la théorie des perspectives et la méthode SMAA
Durbach (2009)	SMAA-TGP	Un nouveau modèle de choix combinant SMAA-A avec le goal programming de Tchebycheff
Tervonen <i>et al.</i> (2009)	SMAA-TRI	Une méthode de surclassement pour éviter le besoin de définir une fonction d'utilité pour les

		problèmes de tri, une version stochastique de ELECTRE-TRI pour analyser sa robustesse
Cáceres <i>et al.</i> (2009)	SMAA-IAM	L'intégration de SMAA-O avec IAM
Lahdelma et Salminen (2010)	SMAA-OC	Les problèmes de TRI; elle introduit les indices d'acceptabilité de catégories, qui indiquent la probabilité d'une option qu'elle soit classée dans certaines catégories
Yang <i>et al.</i> (2012)	SMAA-D-CE	Pour le classement des performances des décideurs dans DEA sans information de performance
Kadziński et Tervonen (2013b)	SMAA-ROR	Une méthode de tri en intégrant SMAA et ROR
Kadziński et Tervonen (2013a)	SMAA-ROR	Une méthode de classement en intégrant SMAA et ROR, et le décideur peut fournir de l'information de préférence indirecte sous forme de comparaisons par paires des options de référence
Kangas <i>et al.</i> (2003)	SMAA-SWOT	Intégration de SMAA-2 et SWOT
Corrente <i>et al.</i> (2014)	SMAA-PROMETHEE	La version stochastique de PROMETHEE : pour analyser la robustesse de PROMETHEE
Okul <i>et al.</i> (2014)	SMAA-TOPSIS	La version stochastique de TOPSIS, pour appliquer TOPSIS sans information de préférence
Durbach <i>et al.</i> (2014)	SMAA-AHP	La version stochastique de AHP, pour appliquer AHP sans information de préférence
Wang (2015)	SMAA Bayesian	Pour considérer l'information de préférence suivant une loi de distribution Dirichlet (<i>Dirichlet prior distribution</i>)
Hubinont (2016)	SMAA-GAIA	Visualisation de SMAA-PROMETHEE
Zhou <i>et al.</i> (2017)	SMAA-III-EGNs	Modèle des poids des critères utilisant les nombres gris étendus (<i>Extended Gray Numbers</i>)
Corrente <i>et al.</i> (2017)	SMAA-III/ MCHP	Pour traiter la hiérarchie des critères dans l'application de SMAA-III

Eroğlu et Gencer (2017)	SMAA-Fuzzy-DEMATEL	Modéliser différents types d'incertitudes : Les données floues et stochastiques en même temps
Aydogan et Ozmen (2017)	SMAA-VIKOR	La version stochastique de VIKOR, pour appliquer VIKOR sans information de préférence
Kadziński <i>et al.</i> (2017)	SMAA-Ratio-Based-Efficiency	La combinaison des méthodes de l'analyse de l'efficacité fondée sur le ratio (<i>Ratio-Based-Efficiency</i>) avec SMAA-D pour l'analyse de robustesse
Zhang <i>et al.</i> (2017)	SMAA-TODIM	La version stochastique de TODIM, pour appliquer TODIM sans information de préférence
Yu <i>et al.</i> (2017)	SMAA-D-Interval-CE	Classer les unités de prise de décision (DMUs) de la méthode DEA en utilisant la méthode SMAA-2
Arcidiacono <i>et al.</i> (2018)	SMAA-GAIA-MCHP	Des extensions de SMAA-PROMETHEE et SMAA-GAIA pour des problèmes avec des critères hiérarchiquement structurés
Yang et Wang (2018)	SMAA regret theory	L'intégration de la théorie de régression et SMAA modélisant l'incertitude par les nombres Z discrets

CCF: Cross Confidence Factor; TGP: Tchebycheff Goal Programming; IAM: Integral Analysis Method; CE: Cross Efficiency; ROR: Robust Ordinal Regression, MCHP: Multiple Criteria Hierarchy Process;

Tableau 13 : Les variantes de SMAA ordonnées par l'année de publication (Pelissari *et al.*, 2019).

RÉFÉRENCES

- Abdel-Basset, M., Atef, A., & Smarandache, F. (2018). A hybrid neutrosophic multiple criteria group decision making approach for project selection. *Cognitive Systems Research, Volume 57*, Pages 216-227. doi:<https://doi.org/10.1016/j.cogsys.2018.10.023>
- AbdelAzim, A. I., Ibrahim, A. M., & Aboul-Zahab, E. M. (2017). Development of an energy efficiency rating system for existing buildings using Analytic Hierarchy Process–The case of Egypt. *Renewable and Sustainable Energy Reviews, 71*, 414-425.
- Abedi, M., Ali Torabi, S., Norouzi, G.-H., Hamzeh, M., & Elyasi, G.-R. (2012). PROMETHEE II: A knowledge-driven method for copper exploration. *Computers & Geosciences, 46*, 255-263. doi:<https://doi.org/10.1016/j.cageo.2011.12.012>
- Ahmad, J., Javed, M. K., Nazam, M., & Nazim, M. (2015). *Multiple criteria group decision making problem based on VIKOR method under Hesitant fuzzy environment*. Paper presented at the Proceedings of the Ninth International Conference on Management Science and Engineering Management.
- Akadiri, P. O., Olomolaiye, P. O., & Chinyio, E. A. (2013). Multi-criteria evaluation model for the selection of sustainable materials for building projects. *Automation in Construction, 30*, 113-125.
- Amiri, M. P. (2010). Project selection for oil-fields development by using the AHP and fuzzy TOPSIS methods. *Expert Systems with Applications, 37*(9), 6218-6224.
- Angilella, S., Catalfo, P., Corrente, S., Giarlotta, A., Greco, S., & Rizzo, M. (2018). Robust sustainable development assessment with composite indices aggregating interacting dimensions: the hierarchical-SMAA-Choquet integral approach. *Knowledge-Based Systems, 158*, Pages 136-153.
- Angilella, S., Corrente, S., & Greco, S. (2015). Stochastic multiobjective acceptability analysis for the Choquet integral preference model and the scale construction problem. *European Journal of Operational Research, 240*(1), 172-182.
- Aragonés-Beltrán, P., Chaparro-González, F., Pastor-Ferrando, J., & Rodríguez-Pozo, F. (2010). An ANP-based approach for the selection of photovoltaic solar power plant investment projects. *Renewable and Sustainable Energy Reviews, 14*(1), 249-264.
- Arcidiacono, S. G., Corrente, S., & Greco, S. (2018). GAIA-SMAA-PROMETHEE for a hierarchy of interacting criteria. *European Journal of Operational Research, 270*(2), 606-624.
- Aydogan, E. K., & Ozmen, M. (2017). The stochastic vikor method and its use in reverse logistic option selection problem. *RAIRO-Operations Research, 51*(2), 375-389.
- Aziz, A. R. (2014). Decision theory with imperfect information. *World Scientific, 10*, 162-166.
- Bai, H., & Zhan, Z. (2011). *An IT Project selection method based on fuzzy analytic network process*. Paper presented at the 2011 International Conference on System science, Engineering design and Manufacturing informatization.
- Bakshi, T., Sinharay, A., & Sarkar, B. (2011). Exploratory Analysis of Project Selection through MCDM. *ICOQM-10*, 128-131.

- Banamar, I., & De Smet, Y. (2016). An extension of PROMETHEE II to temporal evaluations CoDE-SMG—Technical Report Series.
- Banihabib, M. E., Hashemi, F., & Shabestari, M. H. (2017). A framework for sustainable strategic planning of water demand and supply in arid regions. *Sustainable Development*, 25(3), 254-266.
- Ben Amor, S. (2003). Les imperfections de l'information dans une modélisation multicritère : Leur traitement et le traitement d'une information additionnelle. . *Thèse présentée à la Faculté des études supérieures de l'Université Laval pour l'obtention du grade de Philosophiae Doctor (Ph.D.), Département d'Opérations et systèmes de décision, pp.8.*
- BenAmor, S., & Martel, J.-M. (2014). A new distance measure including the weak preference relation: Application to the multiple criteria aggregation procedure for mixed evaluations. *European Journal of Operational Research*, 237(3), 1165-1169.
- Boulay, É. (2015). *Ressources et industries forestières: portrait statistique*: Québec, Ministère des Forêts, de la Faune et des Parcs, ISBN 978-2-550-72356-1, pp.7-8, <https://mffp.gouv.qc.ca/wp-content/uploads/portrait-statistique-2015.pdf>. .
- Boutin, T., Ursula Ravaud, N. N., Gagnon, L., Matteau, É., & Poulin-Moore, A. (2019). *Importance du secteur forestier dans le développement économique des municipalités et des régions du Québec* (978-2-550-83641-4). Ministère des Forêts, de la Faune et des Parcs- Gouvernement du Québec, pp.52, https://mffp.gouv.qc.ca/wp-content/uploads/Etude_municipalites_2019.pdf.
- Bouyssou, D. (1993). Décision multicritère ou aide multicritère. *Newsletter of the European Working Group—Multicriteria Aid for Decisions*, 1-2.
- Brans, J.-P., & Mareschal, B. (2005). PROMETHEE methods. In *Multiple criteria decision analysis: state of the art surveys* (pp. 163-186): Springer.
- Brans, J.-P., Vincke, P., & Mareschal, B. (1986). How to select and how to rank projects: The PROMETHEE method. *European Journal of Operational Research*, 24(2), 228-238.
- Broekhuizen, H., Groothuis-Oudshoorn, C. G. M., van Til, J. A., Hummel, J. M., & IJzerman, M. J. (2015). A Review and Classification of Approaches for Dealing with Uncertainty in Multi-Criteria Decision Analysis for Healthcare Decisions. *PharmacoEconomics*, 33(5), 445-455. doi:10.1007/s40273-014-0251-x
- Brundtland, G. (1987). Our common future: Report of the 1987 World Commission on Environment and Development. *United Nations, Oslo*, 1, 59.
- Buckley, J. J. (1985). Fuzzy hierarchical analysis. *Fuzzy Sets and Systems*, 17(3), 233-247. doi:[https://doi.org/10.1016/0165-0114\(85\)90090-9](https://doi.org/10.1016/0165-0114(85)90090-9)
- Bureau du forestier en chef. (2015). *État de la forêt publique du Québec et de son aménagement durable-Bilan 2008-2013*. (978-2-550-74261-6). Québec. 1-20. Retrieved from https://forestierenchef.gouv.qc.ca/wp-content/uploads/2015/11/bilan_complet.pdf.
- Butler, J., Jia, J., & Dyer, J. (1997). Simulation techniques for the sensitivity analysis of multi-criteria decision models. *European Journal of Operational Research*, 103(3), 531-546.
- Cáceres, R. G. G., Durand, J. A. A., & Gómez, F. P. (2009). Integral analysis method—IAM. *European Journal of Operational Research*, 192(3), 891-903.

- Cai, Y., Applegate, S., Yue, W., Cai, J., Wang, X., Liu, G., & Li, C. (2017). A hybrid life cycle and multi-criteria decision analysis approach for identifying sustainable development strategies of Beijing's taxi fleet. *Energy Policy*, *100*, 314-325.
- Carlsson, C., Fullér, R., & Majlender, P. (2002a). A possibilistic approach to selecting portfolios with highest utility score. *Fuzzy Sets and Systems*, *131*(1), 13-21.
- Carlsson, C., Fullér, R., & Majlender, P. (2002b). *Some normative properties of possibility distributions*. Paper presented at the Proceedings of the Third International Symposium of Hungarian Researchers in Computational Intelligence, Budapest.
- Chamodrakas, I., & Martakos, D. (2012). A utility-based fuzzy TOPSIS method for energy efficient network selection in heterogeneous wireless networks. *Applied Soft Computing*, *12*(7), 1929-1938.
- Chang, D.-Y. (1996). Applications of the extent analysis method on fuzzy AHP. *European Journal of Operational Research*, *95*(3), 649-655. doi:[https://doi.org/10.1016/0377-2217\(95\)00300-2](https://doi.org/10.1016/0377-2217(95)00300-2)
- Charnes, A., Cooper, W. W., & Rhodes, E. (1978). Measuring the efficiency of decision making units. *European Journal of Operational Research*, *2*(6), 429-444.
- Charnetski, J. R., & Soland, R. M. (1978). Multiple-attribute decision making with partial information: The comparative hypervolume criterion. *Naval Research Logistics Quarterly*, *25*(2), 279-288.
- Chen, C.-T. (2000). Extensions of the TOPSIS for group decision-making under fuzzy environment. *Fuzzy Sets and Systems*, *114*(1), 1-9. doi:[https://doi.org/10.1016/S0165-0114\(97\)00377-1](https://doi.org/10.1016/S0165-0114(97)00377-1)
- Chen, N., & Xu, Z. (2015). Hesitant fuzzy ELECTRE II approach: A new way to handle multi-criteria decision making problems. *Information Sciences*, *292*, 175-197. doi:10.1016/j.ins.2014.08.054
- Chen, T.-Y. (2014). A PROMETHEE-based outranking method for multiple criteria decision analysis with interval type-2 fuzzy sets. *Soft Computing*, *18*(5), 923-940. doi:10.1007/s00500-013-1109-4
- Chen, T.-Y. (2015). An interval type-2 fuzzy PROMETHEE method using a likelihood-based outranking comparison approach. *Information Fusion*, *25*, 105-120. doi:10.1016/j.inffus.2014.10.002
- Corrente, S., Figueira, J. R., & Greco, S. (2014). The SMAA-PROMETHEE method. *European Journal of Operational Research*, *239*(2), 514-522. doi:<https://doi.org/10.1016/j.ejor.2014.05.026>
- Corrente, S., Figueira, J. R., Greco, S., & Słowiński, R. (2017). A robust ranking method extending ELECTRE III to hierarchy of interacting criteria, imprecise weights and stochastic analysis. *Omega*, *73*, 1-17.
- Costa, C. A. B. E. (1988). A methodology for sensitivity analysis in three-criteria problems: a case study in municipal management. *European Journal of Operational Research*, *33*(2), 159-173.
- Côté, J.-F., Blanchette, F., Laberge, G., & Asselin, G. (2009). ÉVALUATIONS ÉCONOMIQUES ET ENVIRONNEMENTALES DE SCÉNARIOS D'AMÉNAGEMENT FORESTIER POUR LE TERRITOIRE PILOTE DE L'UAF 024-52. Rapport préliminaire présenté au Bureau du Forestier en chef par Consultants forestiers DGR inc., 21-52.

- Coté, M., & Doyon, F. (2004). Spatially explicit habitat sustainability indices for the woodland caribou (*Rangifer tarandus caribou*) in Western Newfoundland. *Institut Québécois d'Aménagement de la Forêt Feuillue*.
- Darbari, J. D., Kannan, D., Agarwal, V., & Jha, P. (2019). Fuzzy criteria programming approach for optimising the TBL performance of closed loop supply chain network design problem. *Annals of Operations Research*, 273(1-2), 693-738.
- Diaz-Balteiro, L., Alonso, R., Martínez-Jaúregui, M., & Pardos, M. (2017). Selecting the best forest management alternative by aggregating ecosystem services indicators over time: A case study in central Spain. *Ecological indicators*, 72, 322-329.
- Ding, Y., Fu, Y., Lai, K. K., & Leung, W. J. (2018). Using ranked weights and acceptability analysis to construct composite indicators: A case study of regional sustainable society index. *Social Indicators Research*, 139(3), 871-885.
- Dodangeh, J., & Mojahed, M. (2009). *Best project selection by using of Group TOPSIS method*. Paper presented at the 2009 International Association of Computer Science and Information Technology-Spring Conference pp.50-53, ISBN: 0769536530, DOI: 10.1109/IACSIT-SC.2009.119.
- Dožić, S., Lutovac, T., & Kalić, M. (2018). Fuzzy AHP approach to passenger aircraft type selection. *Journal of Air Transport Management*, 68, 165-175.
doi:<https://doi.org/10.1016/j.jairtraman.2017.08.003>
- Drupp, M. A. (2011). Does the Gold Standard label hold its promise in delivering higher Sustainable Development benefits? A multi-criteria comparison of CDM projects. *Energy Policy*, 39(3), 1213-1227.
- Dubois, D., Foulloy, L., Mauris, G., & Prade, H. (2004). Probability-possibility transformations, triangular fuzzy sets, and probabilistic inequalities. *Reliable computing*, 10(4), 273-297.
- Durbach, I. (2009). On the estimation of a satisficing model of choice using stochastic multicriteria acceptability analysis. *Omega*, 37(3), 497-509.
- Durbach, I., Lahdelma, R., & Salminen, P. (2014). The analytic hierarchy process with stochastic judgements. *European Journal of Operational Research*, 238(2), 552-559.
- e Costa, C. A. B. (1986). A multicriteria decision aid methodology to deal with conflicting situations on the weights. *European Journal of Operational Research*, 26(1), 22-34.
- Ebrahimnejad, S., Mousavi, S., Tavakkoli-Moghaddam, R., Hashemi, H., & Vahdani, B. (2012). A novel two-phase group decision making approach for construction project selection in a fuzzy environment. *Applied Mathematical Modelling*, 36(9), 4197-4217.
- Eroğlu, Ö., & Gencer, C. (2017). Integrating fuzzy dematel and smaa-2 for maintenance expenses. *International Journal of Engineering Science Invention*, 6(2), PP. 60-71
- Eum, Y. S., Park, K. S., & Kim, S. H. (2001). Establishing dominance and potential optimality in multi-criteria analysis with imprecise weight and value. *Computers & Operations Research*, 28(5), 397-409.

- Fernández-Castro, A. S., & Jiménez, M. (2005). PROMETHEE: an extension through fuzzy mathematical programming. *Journal of the Operational Research Society*, 56(1), 119-122. doi:10.1057/palgrave.jors.2601828
- Ferretti, V. (2016). From stakeholders analysis to cognitive mapping and Multi-Attribute Value Theory: An integrated approach for policy support. *European Journal of Operational Research*, 253(2), 524-541.
- Figueira, J., Mousseau, V., & Roy, B. (2005). ELECTRE methods. In *Multiple criteria decision analysis: State of the art surveys* (pp. 133-153): Springer.
- Frini, A., & Benamor, S. (2018). Making Decisions in a Sustainable Development Context: A State-of-the-Art Survey and Proposal of a Multi-period Single Synthesizing Criterion Approach. *Computational Economics*, 52(2), 341-385. doi:10.1007/s10614-017-9677-5
- Frini, A., & BenAmor, S. (2019). MUPOM: A multi-criteria multi-period outranking method for decision-making in sustainable development context. *Environmental Impact Assessment Review*, 76, 10-25.
- Frini, A., Kandakoglu, A., & Benamor, S. (2019). Multi-criteria decision making for sustainable developpement: A systemic Review. *Journal of Multi-Criteria Decision Analysis*, 26(5-6), 202-251.
- Gabla, K. E. (2016). *La sélection de projet dans un contexte de développement durable en présence d'incertitude*. Université du Québec à Rimouski. 126p. 29-43.,
- Galnaitytė, A., Kriščiukaitienė, I., Baležentis, T., & Namiotko, V. (2017). Evaluation of technological, economic and social indicators of different farming practices in lithuania. *Economics & Sociology*, 10(4), 189-202.
- Garcia-Bernabeu, A. (2015). A MCDM approach for project finance selection: An application in the renewable energy sector. *Rect@*, 16, 13-26.
- Gentle, J. E. (2006). *Random number generation and Monte Carlo methods*: Springer Science & Business Media. Vol 7. p 229.
- Georgescu, I. (2012). *Possibility theory and the risk*: Springer. 274. pp. 15–33.
- Gouvernement du Québec. (2010). Loi sur l'aménagement durable du territoire forestier. Trente-neuvième législature. *première session*. Éditeur officiel du Québec.
- Govindan, K., Kadziński, M., Ehling, R., & Miebs, G. (2018). Selection of a sustainable third-party reverse logistics provider based on the robustness analysis of an outranking graph kernel conducted with ELECTRE I and SMAA. *Omega*, Volume 85, Pages 1-15.
- Grošelj, P., Hodges, D. G., & Stirn, L. Z. (2016). Participatory and multi-criteria analysis for forest (ecosystem) management: A case study of Pohorje, Slovenia. *Forest Policy and Economics*, 71, 80-86.
- Guitouni, A. (2001). *L'ingenierie du choix d'une procedure d'agregation multicritere*: Universite Laval. 231 pages. 29-31.
- Hahn, W. J. (2015). Making decisions with multiple criteria: a case in energy sustainability planning. *EURO Journal on Decision Processes*, 3(1-2), 161-185.
- Harker, P. T. (1987). Alternative modes of questioning in the analytic hierarchy process. *Mathematical Modelling*, 9(3-5), 353-360.

- Hatami-Marbini, A., & Tavana, M. (2011). An extension of the Electre I method for group decision-making under a fuzzy environment. *Omega*, 39(4), 373-386.
doi:<https://doi.org/10.1016/j.omega.2010.09.001>
- Hatami-Marbini, A., Tavana, M., Moradi, M., & Kangi, F. (2013). A fuzzy group Electre method for safety and health assessment in hazardous waste recycling facilities. *Safety Science*, 51(1), 414-426. doi:<https://doi.org/10.1016/j.ssci.2012.08.015>
- Hayez, Q., De Smet, Y., & Bonney, J. (2012). D-Sight: a new decision making software to address multi-criteria problems. *International Journal of Decision Support System Technology (IJDSST)*, 4(4), 1-23.
- Hokkanen, J., Lahdelma, R., Miettinen, K., & Salminen, P. (1998). Determining the implementation order of a general plan by using a multicriteria method. *Journal of Multi-Criteria Decision Analysis*, 7(5), 273-284.
- Hsueh, S.-L., & Yan, M.-R. (2011). Enhancing sustainable community developments a multi-criteria evaluation model for energy efficient project selection. *Energy Procedia*, 5, 135-144.
- Hubinont, J.-P. (2016). SMAA-GAIA: a complementary tool of the SMAA-PROMETHEE method. *International Journal of Multicriteria Decision Making*, 6(3), 237-246.
- Hwang, C.-L., & Yoon, K. (1981). Methods for multiple attribute decision making. In *Multiple attribute decision making* (pp. 58-191): Springer.
- Ivanović, I., Grujičić, D., Macura, D., Jović, J., & Bojović, N. (2013). One approach for road transport project selection. *Transport Policy*, 25, 22-29.
- Jayakrishna, K., Vimal, K., & Vinodh, S. (2015). ANP based sustainable concept selection. *Journal of Modelling in Management*, Vol. 10(No. 1), pp. 118-136. doi:<https://doi.org/10.1108/JM2-12-2012-0042>
- Jiménez, A., Mateos, A., & Sabio, P. (2013). Dominance intensity measure within fuzzy weight oriented MAUT: An application. *Omega*, 41(2), 397-405.
doi:<https://doi.org/10.1016/j.omega.2012.03.004>
- Jones, S., Tefe, M., & Appiah-Opoku, S. (2013). Proposed framework for sustainability screening of urban transport projects in developing countries: A case study of Accra, Ghana. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 49, 21-34.
- Juan, Y.-K., Roper, K. O., Castro-Lacouture, D., & Ha Kim, J. (2010). Optimal decision making on urban renewal projects. *Management Decision*, 48(2), 207-224.
- Kadziński, M., Labijak, A., & Napieraj, M. (2017). Integrated framework for robustness analysis using ratio-based efficiency model with application to evaluation of Polish airports. *Omega*, 67, 1-18.
- Kadziński, M., Rocchi, L., Miebs, G., Grohmann, D., Menconi, M. E., & Paolotti, L. (2018). Multiple criteria assessment of insulating materials with a group decision framework incorporating outranking preference model and characteristic class profiles. *Group Decision and Negotiation*, 27(1), 33-59.
- Kadziński, M., & Tervonen, T. (2013a). Robust multi-criteria ranking with additive value models and holistic pair-wise preference statements. *European Journal of Operational Research*, 228(1), 169-180.

- Kadziński, M., & Tervonen, T. (2013b). Stochastic ordinal regression for multiple criteria sorting problems. *Decision Support Systems*, 55(1), 55-66.
- Kangas, J., Kurttila, M., Kajanus, M., & Kangas, A. (2003). Evaluating the management strategies of a forestland estate—the SOS approach. *Journal of environmental management*, 69(4), 349-358.
- Khalili-Damghani, K., Sadi-Nezhad, S., Lotfi, F. H., & Tavana, M. (2013). A hybrid fuzzy rule-based multi-criteria framework for sustainable project portfolio selection. *Information Sciences*, 220, 442-462.
- Kontu, K., Rinne, S., Olkkonen, V., Lahdelma, R., & Salminen, P. (2015). Multicriteria evaluation of heating choices for a new sustainable residential area. *Energy and Buildings*, 93, 169-179.
- Krishankumar, R., Ravichandran, K., & Saeid, A. B. (2017). A new extension to PROMETHEE under intuitionistic fuzzy environment for solving supplier selection problem with linguistic preferences. *Applied Soft Computing*, 60, 564-576.
- Kubat, C., & Yuçe, B. (2012). A hybrid intelligent approach for supply chain management system. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 23(4), 1237-1244. doi:10.1007/s10845-010-0431-2
- Kubler, S., Robert, J., Derigent, W., Voisin, A., & Le Traon, Y. (2016). A state-of-the-art survey & testbed of fuzzy AHP (FAHP) applications. *Expert Systems with Applications*, 65, 398-422.
- Kumar, M., & Samuel, C. (2017). Selection of best renewable energy source by using VIKOR method. *Technology and Economics of Smart Grids and Sustainable Energy*, 2(1), 8.
- Kumar, V., Hewage, K., Haider, H., & Sadiq, R. (2017). Sustainability evaluation framework for building cooling systems: a comparative study of snow storage and conventional chiller systems. *Clean Technologies and Environmental Policy*, 19(1), 137-155.
- Kwiesielewicz, M., & Van Uden, E. (2003). *Ranking decision variants by subjective paired comparisons in cases with incomplete data*. Paper presented at the International Conference on Computational Science and Its Applications.
- Lahdelma, & Salminen, P. (2010). A method for ordinal classification in multicriteria decision making. *International Conference on Artificial Intelligence and Applications*.
- Lahdelma, R., Hokkanen, J., & Salminen, P. (1998). SMAA-stochastic multiobjective acceptability analysis. *European Journal of Operational Research*, 106(1), 137-143.
- Lahdelma, R., Miettinen, K., & Salminen, P. (2003). Ordinal criteria in stochastic multicriteria acceptability analysis (SMAA). *European Journal of Operational Research*, 147(1), 117-127.
- Lahdelma, R., Miettinen, K., & Salminen, P. (2005). Reference point approach for multiple decision makers. *European Journal of Operational Research*, 164(3), 785-791.
- Lahdelma, R., & Salminen, P. (2001). SMAA-2: Stochastic multicriteria acceptability analysis for group decision making. *Operations research*, 49(3), 444-454.
- Lahdelma, R., & Salminen, P. (2006a). Classifying efficient alternatives in SMAA using cross confidence factors. *European Journal of Operational Research*, 170(1), 228-240.
- Lahdelma, R., & Salminen, P. (2006b). Stochastic multicriteria acceptability analysis using the data envelopment model. *European Journal of Operational Research*, 170(1), 241-252.
- Lahdelma, R., & Salminen, P. (2009). Prospect theory and stochastic multicriteria acceptability analysis (SMAA). *Omega*, 37(5), 961-971.

- Lahdelma, R., & Salminen, P. (2012). The shape of the utility or value function in stochastic multicriteria acceptability analysis. *OR spectrum*, 34(4), 785-802.
- Ledra, M., Rima, B., & Fatiha, F. (2016). La méthode Monté Carlo et ses applications. In (pp. 1-2. Chapitre 3.): Université de Constantine 3.
https://www.researchgate.net/publication/310828308_La_methode_Monte_Carlo_et_ses_applications.
- Lee, K. S., Park, K. S., & Kim, S. H. (2002). Dominance, potential optimality, imprecise information, and hierarchical structure in multi-criteria analysis. *Computers & Operations Research*, 29(9), 1267-1281.
- Li, M., & Chen, W. (2012). Application of BP neural network algorithm in sustainable development of highway construction projects. *Physics Procedia*, 25, 1212-1217.
- Li, W.-x., & Li, B.-y. (2010). An extension of the Promethee II method based on generalized fuzzy numbers. *Expert Systems with Applications*, 37(7), 5314-5319.
doi:<https://doi.org/10.1016/j.eswa.2010.01.004>
- Liu, B., & Liu, Y.-K. (2002). Expected value of fuzzy variable and fuzzy expected value models. *IEEE transactions on Fuzzy Systems*, 10(4), 445-450.
- Loikkanen, O., Lahdelma, R., & Salminen, P. (2017). Multicriteria evaluation of sustainable energy solutions for Colosseum. *Sustainable Cities and Society*, 35, 289-297.
- Lootsma, F. A. (2013). *Fuzzy logic for planning and decision making* (Vol. 8): Springer Science & Business Media. pp 1-5. Cahpitre 1.
- Majlender, P. (2004). A normative approach to possibility theory and decision support. *TUCS Doctoral Dissertation (Turku Centre for Computer Science, Turku, 2004)*.
- Malakooti, B. (2000). Ranking and screening multiple criteria alternatives with partial information and use of ordinal and cardinal strength of preferences. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics-Part A: Systems and Humans*, 30(3), 355-368.
- Mareschal, B. (2012-2013). Visual PROMETHEE. *VPSolutions*.
- Martel, J.-M. (1999). L'aide multicriterea la décision: méthodes et applications. *CORS-SCRO Bulletin*, 31(1).
- Martel, J.-M., & Khélifa, S. B. (1998). *Deux propositions d'aide multicritère à la décision de groupe*: Faculté des sciences de l'administration de l'Université Laval, Direction de la recherche. pp1-16.
- Metropolis, N., & Ulam, S. (1949). The monte carlo method. *Journal of the American statistical association*, 44(247), 335-341.
- MFFP. (2015). *Stratégie d'aménagement durable des forêts* Gouvernement du Québec Retrieved from <https://mffp.gouv.qc.ca/publications/forets/amenagement/strategie-amenagement-durable-forets.pdf>.
- MFFP. (2019). Zones des végétations et des domaines bioclimatique du Québec. Site web du Ministère consulté le 18 Novembre 2019
<https://mffp.gouv.qc.ca/forets/inventaire/inventaire-zones-carte.jsp>.
- Mikhailov, L. (2003). Deriving priorities from fuzzy pairwise comparison judgements. *Fuzzy Sets and Systems*, 134(3), 365-385. doi:[https://doi.org/10.1016/S0165-0114\(02\)00383-4](https://doi.org/10.1016/S0165-0114(02)00383-4)

- Mohammady, P., & Amid, A. (2011). Integrated Fuzzy AHP and Fuzzy VIKOR Model for Supplier Selection in an Agile and Modular Virtual Enterprise. *Fuzzy Information and Engineering*, 3(4), 411-431. doi:10.1007/s12543-011-0095-4
- Morimoto, R. (2013). Incorporating socio-environmental considerations into project assessment models using multi-criteria analysis: A case study of Sri Lankan hydropower projects. *Energy Policy*, 59, 643-653.
- Mulyati, H., & Geldermann, J. (2017). Managing risks in the Indonesian seaweed supply chain. *Clean Technologies and Environmental Policy*, 19(1), 175-189.
- Nejadriahi, H., & Fasli, M. (2017). Analytic hierarchy process for assessing sustainability of bazaars: The case of Tajrish bazaar in Tehran. *URBAN DESIGN International*, 22(3), 253-266.
- Oberschmidt, J., Geldermann, J., Ludwig, J., & Schmehl, M. (2010). Modified PROMETHEE approach for assessing energy technologies. *International Journal of Energy Sector Management*, 4(2), 183-212.
- Okul, D., Gencer, C., & Aydogan, E. K. (2014). A method based on SMAA-topsis for stochastic multi-criteria decision making and a real-world application. *International Journal of Information Technology & Decision Making*, 13(05), 957-978.
- Oztaysi, B. (2015). A Group Decision Making Approach Using Interval Type-2 Fuzzy AHP for Enterprise Information Systems Project Selection. *Journal of Multiple-Valued Logic & Soft Computing*, 24(5).
- Palmisano, G. O., Loisi, R. V., Ruggiero, G., Rocchi, L., Boggia, A., Roma, R., & Dal Sasso, P. (2016). Using Analytic Network Process and Dominance-based Rough Set Approach for sustainable requalification of traditional farm buildings in Southern Italy. *Land Use Policy*, 59, 95-110.
- Park, K. S. (2004). Mathematical programming models for characterizing dominance and potential optimality when multicriteria alternative values and weights are simultaneously incomplete. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics-Part A: Systems and Humans*, 34(5), 601-614.
- Pelissari, R., Oliveira, M., Amor, S. B., Kandakoglu, A., & Helleno, A. (2019). SMAA methods and their applications: a literature review and future research directions. *Annals of Operations Research*, 1-61, ISSN: 0254-5330. doi:<https://doi.org/10.1007/s10479-019-03151-z>
- Perçin, S., & Kahraman, C. (2010). An integrated fuzzy multi-criteria decision-making approach for Six Sigma project. *International Journal of Computational Intelligence Systems*, 3(5), 610-621.
- PMI. (2017). A Guide to the Project Management Body of Knowledge (PMBOK® Guide)—Sixth Edition. *Project management journal. Part 1. pp 4-29.*
- Pubule, J., Blumberga, A., Romagnoli, F., & Blumberga, D. (2015). Finding an optimal solution for biowaste management in the Baltic States. *Journal of Cleaner Production*, 88, 214-223.
- Quattrone, A., & Vitetta, A. (2011). Random and fuzzy utility models for road route choice. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 47(6), 1126-1139.

- Rahman, M. M., Paatero, J. V., & Lahdelma, R. (2013). Evaluation of choices for sustainable rural electrification in developing countries: A multicriteria approach. *Energy Policy*, 59, 589-599.
- Ravi, V., Shankar, R., & Tiwari, M. (2008). Selection of a reverse logistics project for end-of-life computers: ANP and goal programming approach. *International Journal of Production Research*, 46(17), 4849-4870.
- RazaviToosi, S. L., & Samani, J. M. V. (2016). Evaluating water management strategies in watersheds by new hybrid Fuzzy Analytical Network Process (FANP) methods. *Journal of Hydrology*, 534, 364-376. doi:<https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2016.01.006>
- Rezaei, J., Ortt, R., & Scholten, V. (2013). An improved fuzzy preference programming to evaluate entrepreneurship orientation. *Applied Soft Computing*, 13(5), 2749-2758. doi:<https://doi.org/10.1016/j.asoc.2012.11.012>
- Rocchi, L. (2012). Using stochastic multi-criteria acceptability analysis methods in SEA: an application to the Park of Trasimeno (Italy). *Journal of environmental planning and management*, 55(2), 177-189.
- Roy, B. (1968). Classement et choix en présence de points de vue multiples. *Revue française d'informatique et de recherche opérationnelle*, 2(8), 57-75.
- Roy, B. (1978). ELECTRE III: Un algorithme de classements fondé sur une représentation floue des préférences en présence de critères multiples. *Cahiers du CERO*, 20(1), 3-24.
- Roy, B. (1992). Science de la décision ou science de l'aide à la décision? *Revue Internationale de Systémique*, Vol. 6(5), 497-529 or "Decision science or Decision-aid science?". E.J.O.R., Vol. 466, 492, April 1993, 1184-1203.
- Roy, B., & Bouyssou, D. (1993). *Aide multicritère à la décision: méthodes et cas*: Economica Paris. 695 p. Numéro: TEMIS_0030488.
- Saaty, T. L., & Vargas, L. G. (1987). Uncertainty and rank order in the analytic hierarchy process. *European journal of operational research*, 32(1), 107-117.
- Sadi-Nezhad, S. (2017). A state-of-art survey on project selection using MCDM techniques. *Journal of Project Management*, 2(1), 1-10.
- Sage, A. P., & White, C. C. (1984). ARIADNE: A knowledge-based interactive system for planning and decision support. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*(1), 35-47.
- Salehi, K. (2015). A hybrid fuzzy MCDM approach for project selection problem. *Decision Science Letters*, 4, 109-116. doi:10.5267/j.dsl.2014.8.003
- Salmon, D. (2017). *Ressources et industries forestières au Québec-Portrait statistique*. (ISBN : 978-2-550-81835-9). Gouvernement du Québec. pp 26-36 Retrieved from
- Sarabando, P., & Dias, L. C. (2010). Simple procedures of choice in multicriteria problems without precise information about the alternatives' values. *Computers & Operations Research*, 37(12), 2239-2247.
- Scheffler, A., Roth, T., & Ahlf, W. (2014). Sustainable decision making under uncertainty: a case study in dredged material management. *Environmental Sciences Europe*, 26(1), 7.
- Stewart, T. J. (1991). A multi-criteria decision support system for R&D project selection. *Journal of the Operational Research Society*, 42(1), 17-26.

- Stewart, T. J. (1992). A critical survey on the status of multiple criteria decision making theory and practice. *Omega*, 20(5), 569-586. doi:[https://doi.org/10.1016/0305-0483\(92\)90003-P](https://doi.org/10.1016/0305-0483(92)90003-P)
- Sureeyatanapas, P., Sriwattananusart, K., Niyamosoth, T., Sessomboon, W., & Arunyanart, S. (2018). Supplier selection towards uncertain and unavailable information: An extension of TOPSIS method. *Operations Research Perspectives*, 5, 69-79. doi:<https://doi.org/10.1016/j.orp.2018.01.005>
- Taha, Z., & Rostam, S. (2012). A hybrid fuzzy AHP-PROMETHEE decision support system for machine tool selection in flexible manufacturing cell. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 23(6), 2137-2149. doi:10.1007/s10845-011-0560-2
- Tayal, A., Gunasekaran, A., Singh, S. P., Dubey, R., & Papadopoulos, T. (2017). Formulating and solving sustainable stochastic dynamic facility layout problem: A key to sustainable operations. *Annals of Operations Research*, 253(1), 621-655.
- Tervonen, T., Figueira, J. R., Lahdelma, R., Dias, J. A., & Salminen, P. (2009). A stochastic method for robustness analysis in sorting problems. *European Journal of Operational Research*, 192(1), 236-242.
- Tervonen, T., & Lahdelma, R. (2007). Implementing stochastic multicriteria acceptability analysis. *European journal of operational research*, 178(2), 500-513.
- Thavaneswaran, A., Appadoo, S. S., & Paseka, A. (2009). Weighted possibilistic moments of fuzzy numbers with applications to GARCH modeling and option pricing. *Mathematical and Computer Modelling*, 49(1-2), 352-368.
- Thavaneswaran, A., Thiagarajah, K., & Appadoo, S. S. (2007). Fuzzy coefficient volatility (FCV) models with applications. *Mathematical and Computer Modelling*, 45(7-8), 777-786.
- Thipparat, T., & Thaseepetch, T. (2013). An integrated VIKOR and fuzzy AHP method for assessing a sustainable research project. *World applied sciences journal*, 22(12), 1729-1738.
- Urli, B., Frini, A., & Amor, S. B. (2019). PROMETHEE-MP: a generalisation of PROMETHEE for multi-period evaluations under uncertainty. *International Journal of Multicriteria Decision Making*, 8(1), 13-37.
- Vahdani, B., Jabbari, A. H. K., Roshanaei, V., & Zandieh, M. (2010). Extension of the ELECTRE method for decision-making problems with interval weights and data. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 50(5-8), 793-800.
- Vahdani, B., Mousavi, S. M., Tavakkoli-Moghaddam, R., & Hashemi, H. (2013). A new design of the elimination and choice translating reality method for multi-criteria group decision-making in an intuitionistic fuzzy environment. *Applied Mathematical Modelling*, 37(4), 1781-1799. doi:<https://doi.org/10.1016/j.apm.2012.04.033>
- Van Laarhoven, P. J. M., & Pedrycz, W. (1983). A fuzzy extension of Saaty's priority theory. *Fuzzy Sets and Systems*, 11(1-3), 199-227. doi:10.1016/S0165-0114(83)80082-7
- Wang, F.-K., Hsu, C.-H., & Tzeng, G.-H. (2014). Applying a hybrid MCDM model for six sigma project selection. *Mathematical Problems in Engineering*, 2014. Article ID 730934, 13 pages. doi:<http://dx.doi.org/10.1155/2014/730934>
- Wang, J. (2015). Stochastic Multicriteria Acceptability Analysis In A Bayesian Framework. *Value in Health*, 18(7), A686-A687.

- Wang, T.-C., & Lee, H.-D. (2009). Developing a fuzzy TOPSIS approach based on subjective weights and objective weights. *Expert Systems with Applications*, 36(5), 8980-8985.
- Wang, Y.-M., & Elhag, T. M. S. (2006). On the normalization of interval and fuzzy weights. *Fuzzy Sets and Systems*, 157(18), 2456-2471. doi:<https://doi.org/10.1016/j.fss.2006.06.008>
- Wang, Y.-M., Luo, Y., & Hua, Z. (2008). On the extent analysis method for fuzzy AHP and its applications. *European Journal of Operational Research*, 186(2), 735-747.
- Wey, W.-M., & Wu, K.-Y. (2007). Using ANP priorities with goal programming in resource allocation in transportation. *Mathematical and computer modelling*, 46(7-8), 985-1000.
- Wu, M.-C., & Chen, T.-Y. (2011). The ELECTRE multicriteria analysis approach based on Atanassov's intuitionistic fuzzy sets. *Expert Systems with Applications*, 38(10), 12318-12327.
- Yang, C.-H., Lee, K.-C., & Chen, H.-C. (2016). Incorporating carbon footprint with activity-based costing constraints into sustainable public transport infrastructure project decisions. *Journal of Cleaner Production*, 133, 1154-1166.
- Yang, F., Ang, S., Xia, Q., & Yang, C. (2012). Ranking DMUs by using interval DEA cross efficiency matrix with acceptability analysis. *European Journal of Operational Research*, 223(2), 483-488.
- Yang, Y., & Wang, J.-q. (2018). SMAA-based model for decision aiding using regret theory in discrete Z-number context. *Applied Soft Computing*, 65, 590-602.
- Yong, D. (2006). Plant location selection based on fuzzy TOPSIS. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 28(7-8), 839-844.
- Yoon, K. (1987). A reconciliation among discrete compromise solutions. *Journal of the Operational Research Society*, 38(3), 277-286.
- Yu, W. (1992). ELECTRE TRI(aspects méthodologiques et manuel d'utilisation). (*Document du LAMSADE, 74*). Paris: Université de Paris-Dauphine. ISSN: 1169-0348.
- Yu, Y., Zhu, W., & Zhang, Q. (2017). DEA cross-efficiency evaluation and ranking method based on interval data. *Annals of Operations Research*, 278, pages159–175. doi:10.1007/s10479-017-2669-y
- Zadeh, L. A. (1965). Fuzzy sets. *Department of Electrical Engineering and Electronics Research Laboratory, University of California, Berkeley, California*, 8(3), 338-353.
- Zadeh, L. A. (1999). Fuzzy sets as a basis for a theory of possibility. *Fuzzy Sets and Systems*, 100, 9-34. doi:[https://doi.org/10.1016/S0165-0114\(99\)80004-9](https://doi.org/10.1016/S0165-0114(99)80004-9)
- Zhang, W., Ju, Y., & Gomes, L. F. A. M. (2017). The SMAA-TODIM approach: Modeling of preferences and a robustness analysis framework. *Computers & Industrial Engineering*, 114, 130-141.
- Zheng, J., Egger, C., & Lienert, J. (2016). A scenario-based MCDA framework for wastewater infrastructure planning under uncertainty. *Journal of environmental management*, 183, 895-908.
- Zhou, H., Wang, J. q., & Zhang, H. y. (2017). Stochastic multicriteria decision-making approach based on SMAA-ELECTRE with extended gray numbers. *International Transactions in Operational Research*, 26(5), 2032-2052. doi:10.1111/itor.12380
- Zhü, K. (2014). Fuzzy analytic hierarchy process: Fallacy of the popular methods. *European Journal of Operational Research*, 236(1), 209-217. doi:<https://doi.org/10.1016/j.ejor.2013.10.034>

