SCORELCA

ETUDE N° 2015-02

UTILISER L'ANALYSE MULTICRITERE POUR LA PRISE DE DECISION EN ACV

Rapport final

Juillet 2016

Responsable scientifique :
- Stéphane LE POCHAT, Mélissa CORNELUS
EVEA - 8, avenue des Thébaudières
44800 Saint Herblain

- Jacky MONTMAIN, Abdelhak IMOUSSATEN
ECOLE DES MINES D'ALES - LGI2P/ KID - 6, avenue de Clavières
30319 Alès Cedex

L'association SCORE LCA est une structure d'étude et de recherche dédiée aux travaux relatifs à l'Analyse du Cycle de Vie (ACV) et à la quantification environnementale. Elle vise à promouvoir et à organiser la collaboration entre entreprises, institutionnels et scientifiques afin de favoriser une évolution partagée et reconnue, aux niveaux européen et international, de la méthode d'Analyse du Cycle de Vie et de sa mise en pratique.

- ✓ En Bibliographie, ce document sera cité sous la référence :
  SCORE LCA, Utiliser l'analyse multicritère pour la prise de décision en ACV, 2016, 110 pages, n°2015-02.

- ✓ Ces travaux ont reçu le soutien de l'ADEME (Agence de l'Environnement et de la Maîtrise de l'Energie)
  www.ademe.fr

- ✓ Les points de vue et recommandations exprimés dans ce document n'engagent que les auteurs et ne traduisent pas nécessairement, sauf mention contraire, l'opinion de l'ensemble des membres de SCORE LCA.

Les informations et les conclusions présentées dans le présent document ont été établies au vu des données scientifiques et techniques et d'un cadre réglementaire et normatif en vigueur à la date de l'édition des documents.

Comité de suivi pour SCORE LCA : Hélène Bortoli – ADEME, Jean-paul Cazalets – Total, Tiphaine Despouy –ADEME, Jean-François Viot – Solvay, Christèle Wojewodka – Saint SNCF, Jade Garcia – SCORE LCA, Denis Le Boulch – EDF, Françoise Lartigues-Peyrou, Solvay, Séverine Méhier – VEOLIA, Jan Mertens, ENGIE - Philippe Osset – SCORE LCA, Mélanie Pélissard – Renault, Anne Prieur – ENGIE, Olivier Réthoré – Gobain.

Table des matières

Glossaire 7
Glossaire des acronymes 8
introduction 9
PARTIE 1. GUIDE DE RECOMMANDATIONS A L'USAGE DES PRATICIENS ACV 11
1 Introduction 11
1.1 Généralités et principes 11
1.2 Avertissements 11
1.2.1 Sur le guide 11
1.2.2 Sur le résultat attendu des méthodes d'analyse multicritère 12
1.2.3 Sur le recours à la somme pondérée 12
2 Les recommandations générales 13
3 Les critères à prendre en compte pour l'aide au choix 13
3.1 Critères relatifs aux méthodes 13
3.1.1 Nombre d'indicateurs d'impacts environnementaux et nombre de scénarios à comparer13
3.1.2 Séparabilité et indépendance des indicateurs d'impacts environnementaux 13
3.1.3 Acceptation de la compensation 14
3.1.4 Opérateur d'agrégation 14
3.1.5 Elicitation des paramètres du modèle de préférence : élicitation directe ou indirecte 14
3.1.6 Méthode AC ou méthode CA 15
3.1.7 Mélange d'indicateurs qualitatifs et quantitatifs 15
3.2 Les critères pour l'application de l'analyse multicritère à l'ACV 15
3.2.1 Normalisation et moyenne pondérée 15
3.2.2 Nombre d'indicateurs de catégories d'impacts et nombre de scénarios 16
3.2.3 Séparabilité et indépendance 16
3.2.4 Mélange d'indicateurs quantitatifs et qualitatifs 16
4 Les recommandations pour implémenter la méthode 17
4.1 Structuration du problème 17
4.1.1 Points à expliciter pour la structuration du problème 17
4.2 Construction du modèle de préférences 18
4.2.1 Aide au choix de la méthode 18
4.2.1.1 Recommandation pour une méthode d'élicitation indirecte des préférences 18

4.2.1.2 Objectif de surclassement 18
4.2.1.3 Non-compensation 19
4.2.1.4 Indicateurs qualitatifs 19
4.2.1.5 Logigramme d'aide au choix 19
4.2.2 Cas du multi-évaluateurs 20
5 Généralisation de l'analyse multicritère pour l'ACV dans l'entreprise 20
6 Moyens à mobiliser 21
PARTIE 2. ETAT DE L'ART DES METHODES MCDA 22
1 Introduction 22
2 De l'optimisation monocritère à l'aide à la décision multicritère 24
2.1 Justification des méthodes MCDA 24
2.2 Aide à la décision multicritère 26
2.2.1 Le modèle rationnel de la décision en environnement certain 26
2.2.2 La décision en environnement incertain 27
2.2.3 La « rationalité limitée » 27
2.2.4 L'entrée en jeu du multicritère 28
2.2.5 Deux types de réalité 28
3 Les méthodes MCDA 30
3.1 Optimisation multicritère 30
3.2 Analyse multicritère 31
3.2.1 La théorie de l'utilité multi attributs (MAUT) 33
3.2.1.1 Modèle de préférences 34
3.2.1.2 Utilité monocritère 34
3.2.1.3 Utilité multi attributs 35
3.2.1.4 Opérateurs d'agrégation 36
3.2.1.5 Elicitation des paramètres du modèle de préférences 40
3.2.2 Les méthodes de surclassement 41
3.2.2.1 ELECTRE 41
3.2.2.2 PROMETHEE 43
3.2.3 Les méthodes de comparaison par paires : AHP et MACBETH 45
3.2.4 La méthode TOPSIS 48
3.2.5 Les logiciels associés aux méthodes 49
3.2.6 Bilan des atouts/faiblesses des méthodes d'Analyse multicritère 51
4 Analyse multicritère et ACV 54

4.1 ACV et multicritère : l'exemple de PRIOR 54
4.2 La moyenne pondérée, un modèle pas si simple 57
4.3 Critères de choix de la méthode adéquate pour l'ACV 59
4.4 Proposition de méthodes d'analyse multicritère pour l'ACV 63
4.4.1 Choix de MACBETH 63
4.4.2 Choix d'ELECTRE 63
5 Références 65
PARTIE 3. APPLICATION DE L'ANALYSE MULTICRITERE A L'ACV 69
1 Introduction 69
2 Description du cas d'application 69
2.1 Choix du cas d'application 69
2.2 Glossaire spécifique au cas d'application 70
2.3 Description de l'étude Ademe 70
2.3.1 Référence de l'étude 70
2.3.2 Objectif 70
2.3.3 Unité fonctionnelle 70
2.3.4 Indicateurs environnementaux considérés 70
2.3.5 Scénarios comparés 71
2.4 Cas d'application pour ScoreLCA 71
3 Mode opératoire 72
3.1 Experts sollicités 72
3.2 Questionnaires 73
3.2.1 Questionnaire Macbeth 74
3.2.2 Questionnaire Electre III 76
4 Résultats 78
4.1 Notation 79
4.2 Résultats avec MACBETH 80
4.2.1 Indice de Shapley 80
4.2.2 Utilités marginales 82
4.2.3 Utilité globale avec la moyenne pondérée 82
4.2.4 Paramètres de l'intégrale de Choquet 83
4.2.5 Utilité globale avec Choquet k-additive 87
4.2.6 Comparaison des résultats avec MACBETH : moyenne pondérée vs Choquet k-additive 88

4.3 Résultats avec ELECTRE III 89
4.3.1 Pondération des critères 90
4.3.2 Seuils d'indifférence, de préférence, et de veto 92
4.3.3 Classement des scénarios 93
4.4 Comparaison des résultats MACBETH vs ELECTRE 95
4.5 Résultats avec PRIOR 97
4.6 Comparaison des résultats MACBETH/ ELECTE/ PRIOR 98
5 Conclusion 99
CONCLUSION GENERALE 101
ANNEXE 1 – RESULTATS OBTENUS AVEC MACBETH (éléments détaillés) 104
ANNEXE 2 – DETERMINATION DES PARAMETRES DE L'INTEGRALE DE CHOQUET 105
ANNEXE 3 – ANALYSE MULTICRITERE PAR LA SOMME PONDEREE AVEC PRIOR 106

GLOSSAIRE

Agrégation Synthèse des informations traduisant des aspects ou points de vue différents voire conflictuels au sujet d'une alternative.

Alternative Une alternative est une solution potentielle au problème (scénario en ACV) ; nommée aussi action, choix, objets, etc. Elle peut être réelle ou fictive. La première correspond à une réalité susceptible d'être appréhendée par le décideur (par exemple dans le choix d'une voiture économique, une Clio est une alternative réelle). La deuxième ne correspond à aucune réalité, mais est utile pour effectuer des comparaisons lors de la phase d'élicitation des préférences où elle constitue un point de référence. Les alternatives fictives sont utilisées, par exemple, dans les méthodes TOPSIS (pour définir la solution idéale et la solution anti-idéale) et MACBETH (pour définir l'alternative « good » et l'alternative « neutral »).

Attribut Un attribut est un point de vue qui décrit une alternative. C'est une caractéristique mesurable objective (capteur, etc.) ou subjective (avis d'expert). En ACV, les attributs sont les impacts.

Critère Un critère mesure les préférences du décideur vis-à-vis de chaque alternative, relativement à un attribut.

Elicitation Dans le cadre de cette étude (donc en analyse multicritère), l'élicitation est l'action d'aider un expert à exprimer ses préférences en le faisant statuer sur différentes hypothèses. *(d'après Wikipedia).* Elicitation est ici synonyme de d'identification.

Indépendance On parle d'indépendance si le score d'une alternative sur un critère n'est aucunement influencé par son score sur un autre critère.

Mesure floue Une mesure floue (ou capacité, ou encore mesure non-additive) est une fonction d'ensembles à valeur dans [0,1] qui associe à un ensemble une mesure. La mesure classique de probabilité est une mesure floue.

Risque/incertitude On parle de décision dans le risque (incertain probabilisé) quand il existe une distribution de probabilité unique et connue de manière objective (données statistiques fiables). En dehors de cette situation, il existe plusieurs représentations non probabilistes de l'incertain en fonction de l'information recueillie.

Score La mesure obtenue par une alternative sur un attribut.

Séparabilité Les critères sont séparables si, pour chaque critère *i*, la propriété suivante est vérifiée : si sur le critère *i*, la valeur a_i est préférée à la valeur b_i, pour tout couple d'alternatives (*a,b*) ayant respectivement les scores a_i et b_i sur *i*, et ayant les mêmes valeurs sur tout autre critère que *i*, alors *a* est préférée à *b*.

Seuil de veto Seuil au-delà duquel une différence de score selon le critère i n'est plus négligeable.

Sure thing principle C'est un principe de cohérence des choix énoncé par Savage (1954). Le principe implique que si un individu préfère une alternative X à une alternative Y dans les circonstances W et qu'il préfère également X à Y dans des situations complémentaires de W, alors il doit préférer X à Y même s'il ne sait pas quelles sont les circonstances (W ou non W) dans lesquelles doit s'effectuer le choix.

Utilité L'utilité est la fonction qui permet d'associer un degré de satisfaction à un score sur un attribut.

Utilité de synthèse Elle représente la satisfaction globale de l'alternative via un opérateur d'agrégation.

GLOSSAIRE DES ACRONYMES

(Les acronymes spécifiques au cas d'étude sont précisés dans la partie 2 du rapport dédiée au cas d'étude)

AC	Agrégation puis Classement
ACV	Analyse du Cycle de Vie
AHP	Analytic Hierarchy Process
CA	Classement puis Agrégation
ELECTRE	Elimination Et Choix Traduisant la Réalité
IC	Intégrale de Choquet
MACBETH	Measuring Attractiveness by a Categorical Based Evaluation Technique
MAUT	Multi-Attribute Utility Theory
MCDA	Multiple Criteria Decision Analysis
MP	Moyenne Pondérée
PROMETHEE	Preference Ranking Organization METHod for Enrichment of Evaluations

INTRODUCTION

La difficulté de la prise de décision en environnement complexe (ie. non trivial), que ce soit pour les orientations de politiques publiques, l'aménagement du territoire, les orientations stratégiques pour l'entreprise ou encore le choix de solutions lors du processus de conception, est une situation bien connue de tous ceux qui sont confrontés à la nécessité de faire des choix parmi des ensembles plus ou moins grands de solutions potentielles. L'aide à la décision multicritère illustre le dilemme suivant : soit une simplification, réduisant le multicritère en monocritère, et facilitant la prise de décision mais au détriment d'une perte d'information, soit la complétude de l'information mais au détriment de la complexité de la prise de décision, et donc au risque de la non-décision.

L'ACV, en tant que méthode de calcul des impacts environnementaux, peut être considérée comme un outil fournissant une information pour le processus de décision. Pour autant, l'ACV vient complexifier le processus de décision en apportant une information multicritère dans un processus déjà multicritère. L'enjeu porte donc sur la capacité d'interprétation de résultats multicritères et de l'utilisation de ces résultats comme élément de la prise de décision.

L'ACV est par définition une méthode multicritère, aussi bien du point de vue scientifique, selon la SETAC, que du point de vue normatif international, selon l'ISO. Mais au-delà, on peut également considérer que l'ACV est multicritère par essence puisque son objectif, outre la réalisation d'un bilan de l'inventaire des flux du cycle de vie (ICV), est la mise en évidence de transferts d'impacts, soit entre étapes du cycle de vie, soit entre catégories d'impacts environnementaux. L'approche multicritère est donc autant une exigence scientifique (car on ne peut comparer des indicateurs aux unités différentes représentant des phénomènes physico-chimiques et biologiques différents) qu'une nécessité au vu de son objectif. Ainsi, et selon les règles de l'art, les résultats d'ACV sont-ils exprimés par un jeu multiple d'indicateurs dont le nombre, variable selon les méthodes, varie entre trois et plus d'une dizaine d'indicateurs.

Cependant, les praticiens et utilisateurs des résultats de la méthode d'ACV souhaitent la plupart du temps pouvoir s'affranchir de l'orthodoxie scientifique exigeant le multicritère pour adopter des approches plus pragmatiques facilitant la prise de décision via l'adoption d'un résultat monocritère sous forme de « note unique ». C'est notamment le point de vue de nombre de concepteurs dans les bureaux d'étude des entreprises industrielles, ainsi que de décideurs des politiques publiques ou des stratégies industrielles. L'expression des résultats sous forme de note unique est même, souvent, la condition sine qua non à l'adoption de la méthode dans le processus de conception et/ou d'orientation stratégique. Ainsi, dans la pratique, en dehors des recherches académiques, les résultats d'ACV sont la plupart du temps exprimés sous la forme d'une note unique (au mieux sous forme d'un jeu réduit à trois indicateurs, compromis intermédiaire entre le monocritère et le multicritère à dix indicateurs). La norme ISO 14040 autorise quant à elle officiellement cette approche monocritère en la maintenant toutefois au statut d'option (c'est-à-dire n'étant pas une exigence de conformité à la norme).

On voit donc se dessiner les enjeux de la dialectique multicritère/monocritère :

- D'une part, l'enjeu de l'adoption de l'ACV comme outil support des processus de décision pour l'industrie et les politiques publiques, en autorisant les approches simplifiées monocritères (l'exigence de rigueur scientifique s'opposant à l'exigence de praticité pour le processus d'aide à la décision).

- D'autre part, l'enjeu d'un compromis entre l'exactitude scientifique (indépendamment des incertitudes inhérentes aux méthodes de calcul des catégories d'impacts environnementaux) et la complétude de l'information apportée par l'approche multicritère versus une simplification réductrice de l'approche monocritère, conférant certes la praticité et la facilité d'interprétation et d'utilisation des résultats pour la prise de décision, mais au détriment d'une perte d'information et d'un degré d'inexactitude supérieur, ce qui peut s'avérer problématique dans les conséquences des décisions prises. Il convient de noter toutefois que les deux approches (monocritère et multicritère) peuvent coexister au sein d'une même organisation, voire à l'appui d'un même processus de décision, ce qui est une façon de résoudre le dilemme. Cette coexistence des deux approches est à l'œuvre dans nombre d'entreprises, certes déjà bien avancées dans leur degré de maturité de l'éco-conception.

Face à cette question d'un compromis entre les approches multicritère et monocritère de l'ACV se présentent les techniques mathématiques d'analyse multicritère visant à définir une ou plusieurs solutions optimales, au sens de Pareto.

Ainsi, l'enjeu de cette étude commandée par SCORELCA est d'explorer le potentiel des techniques mathématiques d'analyse multicritère à résoudre le « dilemme du compromis » pour l'ACV, et de proposer un guide méthodologique d'aide au choix des méthodes MCDA pour les praticiens et utilisateurs de résultats d'ACV.

L'objectif de cette étude est de révéler dans quelle mesure les techniques mathématiques d'analyse multicritère pourraient être utilisées pour aider, voire solutionner le traitement de l'information fournie pas les ACV sous forme multicritère. Notamment, l'étude doit permettre de savoir si des outils existants dans le domaine de l'analyse multicritère pourraient être appliqués aux ACV, et le cas échéant, quelles en sont les prérequis.

L'étude est structurée en trois parties :

- La première partie constitue un guide de recommandations pour le choix des méthodes d'analyse multicritère pour les études d'ACV. Il est destiné aux praticiens ACV et à tous ceux qui souhaitent utiliser les résultats d'ACV dans le cadre d'un processus de décision. Ce guide constitue chronologiquement l'ultime étape de la réalisation de l'étude, mais pour des raisons de présentation, il a été placé en exergue du rapport d'étude. Certaines des notions abordées dans le guide peuvent nécessiter de se référer aux notions développées notamment dans la partie 2 et illustrées dans la partie 3.
- La seconde partie consiste en un état de l'art des méthodes d'analyse multicritère. Cet état de l'art présente l'historique des développements méthodologiques relatifs à la problématique du choix en environnement multicritère, ainsi que les concepts mathématiques sous-jacents aux différentes familles de méthodes. Il propose finalement le choix de deux méthodes, les méthodes Macbeth et Electre, pouvant le plus facilement convenir au contexte des études ACV.
- Enfin, la troisième partie est constituée d'un cas d'application des deux méthodes d'analyse multicritère préconisées avec les résultats d'une étude ACV comparant les impacts environnementaux de différentes motorisations de véhicules particuliers (essence, diesel, électrique).

PARTIE 1. GUIDE DE RECOMMANDATIONS A L'USAGE DES PRATICIENS ACV

1 Introduction

1.1 Généralités et principes

L'aide à la décision consiste à accompagner un donneur d'ordre confronté à un problème où plusieurs alternatives (solutions, actions, choix, scénarios, etc.) sont envisageables. La nécessité de prendre en compte plusieurs points de vue dans l'aide à la décision a conduit les chercheurs à s'intéresser à l'aide à la décision multicritère. M. Grabisch définit la décision multicritère comme « l'*action de synthétiser des informations relatives à différents points de vue ou aspects concernant un ensemble d'objets (ou alternatives, actions), et choisir un ou plusieurs objets dans cet ensemble* » (Grabisch, 2005). Le processus d'analyse multicritère a pour objet de fabriquer un modèle dont la pertinence devra permettre d'éclairer le problème de décision, principalement en apportant des réponses appropriées aux questions que posent les différents intervenants dans le processus de décision.

Plusieurs méthodes et outils ont été proposés pour la décision multicritère. Ils répondent à différentes problématiques :

- choix (sélection des "meilleures alternatives"),
- rangement (ordonnancement total ou partiel des alternatives selon leurs qualités relatives),
- tri (affectation des alternatives à des catégories prédéfinies).

La démarche générale est la suivante : structuration du problème, puis construction du modèle de préférences. La construction du modèle de préférences est réalisée par la sollicitation des décideurs et/ou experts de l'entreprise qui sont amenés à se prononcer sur leurs préférences (en l'occurrence préférences relatives aux problématiques environnementales exprimées par les indicateurs d'impacts environnementaux).

1.2 Avertissements

1.2.1 Sur le guide

Ce document a vocation à guider le praticien d'ACV dans le choix d'une méthode d'analyse multicritère pour l'aide à la décision qui soit la mieux adaptée à son contexte. La méthode la plus adéquate dépendant du contexte et des données de l'étude, mais aussi des contraintes et des objectifs des décideurs, il est aisé de comprendre qu'il n'existe pas de méthode qui puisse être considérée comme la meilleure dans l'absolu. Il est tout aussi essentiel de prendre conscience de la

sémantique, des écueils voire des leurres, des difficultés ou des limites de l'analyse multicritère pour l'ACV, que de recommander une ou des méthodes.

Par ailleurs, l'état de l'art réalisé dans l'étude relative à ce guide a abouti à la préconisation de deux méthodes préférentielles pour l'application de l'analyse multicritère à l'ACV : la méthode MACBETH (méthode apparentée à la MAUT, de type AC : agrégation puis comparaison) et la famille de méthodes ELECTRE (méthode de surclassement de type CA : comparaison puis agrégation)[1].

Dans ce guide, les recommandations à l'usage des praticiens ACV consistent donc à mettre en avant les différences dans la construction du modèle de préférences entre les méthodes MACBETH et ELECTRE. Il a pour objet de guider le praticien dans le choix de la méthode, en fonction des données dont il dispose.

1.2.2 Sur le résultat attendu des méthodes d'analyse multicritère

Dans le contexte de l'aide à la décision multicritère, il est nécessaire de reconnaître la multiplicité des points de vue, autrement dit qu'il n'y a pas nécessairement une solution objectivement meilleure qu'une autre. L'amélioration d'un critère se fait souvent au détriment d'un autre, la solution optimale n'a alors plus de sens.
Dans ce contexte, on préfèrera le concept de solution satisfaisante à celui de solution optimale. Le modèle d'aide à la décision ne peut être expurgé de toute subjectivité. Admettre cela, c'est aussi accepter que **les objectifs de l'aide à la décision ne sont peut-être pas de découvrir la solution idéale, mais de guider le décideur dans sa construction.**
Le point commun entre les méthodes multicritère réside dans la confrontation, selon plusieurs perspectives, d'analyses de l'état actuel du monde (les conséquences d'une alternative) qui constituent la partie objective du modèle d'aide à la décision d'une part, et du monde tel que le souhaite le décideur (la satisfaction que procurent ces conséquences au décideur et l'importance qu'elles revêtent à ses yeux) qui constitue la partie subjective du modèle d'autre part. L'alternative choisie par le décideur sera celle qui se rapproche au mieux de ses espérances.

1.2.3 Sur le recours à la somme pondérée

La pratique courante qui prévaut en ACV pour l'analyse multicritère est celle de la normalisation des impacts (par une valeur de référence) et de l'agrégation par la somme pondérée. L'étude de référence appuyant ce guide s'est attachée à montrer les limites de la somme pondérée, qu'il convient de garder à l'esprit pour une aide au choix éclairé des méthodes MCDA. Ce guide n'exclut pas le recours à la moyenne pondérée comme moyen d'agrégation (notamment via la méthode MACBETH), mais souhaite faire prendre conscience aux décideurs des tenants et aboutissants de cette méthode pour une utilisation en toute connaissance de cause. Notamment, l'hypothèse sous-jacente d'indépendance préférentielle des critères nécessite une attention particulière : si celle-ci n'est pas vérifiée, la notion de poids d'un critère n'a pas de sens alors même qu'elle a fait l'objet de nombreuses études.

[1] Pour un rappel des définitions et des descriptions respectives des deux méthodes, voir les Partie 1 et 2.

2 Les recommandations générales

Tout en gardant en tête que le choix d'une méthode d'analyse multicritère est indissociable du contexte et que, par conséquent, il est difficile de formuler des recommandations dans l'absolu, les enseignements de cette étude nous porte à formuler a minima trois recommandations pour le choix d'une méthode parmi d'autres :

- Les techniques de sommes pondérées (de type PRIOR par exemple), telles que généralement pratiquées en ACV, ne sont pas adaptées à l'ACV (notamment, d'un point de vue mathématique les conditions ne sont pas remplies) et doivent être évitées.
- Préférer une méthode d'élicitation indirecte des préférences
- La méthode Macbeth avec intégrale de Choquet 2-additive semble constituer le meilleur compromis coût/performance (fidélité dans l'expression des préférences et coûts de mise en œuvre de la méthode). Ainsi, si les moyens à disposition le permettent, le choix de cette méthode est recommandé prioritairement.

3 Les critères à prendre en compte pour l'aide au choix

3.1 Critères relatifs aux méthodes

Les critères à prendre en compte dans le cadre de l'application de l'analyse multicritère à l'ACV, et plus généralement dans le choix d'une méthode d'analyse multicritère appropriée au cas soumis à l'analyse, sont décrits ci-dessous.

3.1.1 Nombre d'indicateurs d'impacts environnementaux et nombre de scénarios à comparer

Le nombre d'indicateurs d'impacts environnementaux a, normalement, relativement peu d'importance pour le choix d'une méthode plutôt qu'une autre. Ainsi, jusqu'à 10 voire 15 indicateurs, il est possible d'appliquer aussi bien ELECTRE que MACBETH (MAUT). En revanche, le nombre de scénarios à comparer peut jouer sur le choix de la méthode, car selon ce nombre, la quantité de cas à évaluer par le décideur peut vite s'avérer importante voire très importante et donc fastidieuse[2]. Ainsi si le nombre de scénarios à évaluer est élevé le praticien pourrait se tourner préférentiellement vers ELECTRE qui requiert moins de ressources (temps notamment) lors de la définition des préférences.

3.1.2 Séparabilité et indépendance des indicateurs d'impacts environnementaux

La séparabilité[3] et l'indépendance[4] sont deux caractéristiques importantes des indicateurs d'impacts environnementaux pour le choix d'une méthode d'analyse multicritère.
La non-séparabilité des indicateurs rend la construction des utilités plus complexe, tandis que la dépendance des critères entre eux peut aboutir à des phénomènes de surpondération. Notons que

[2] Pour n indicateurs et m scénarios, le nombre total N de comparaisons à effectuer est calculé par la somme suivante :
$N = (n^2-n)/2 + n(m^2-m)/2$.

[3] Séparabilité : Les critères sont séparables si, pour chaque critère i, la propriété suivante est vérifiée : si sur le critère i, la valeur ai est préférée à la valeur bi, pour tout couple d'alternatives (a,b) ayant respectivement les scores ai et bi sur i, et ayant les mêmes valeurs sur tout autre critère que i, alors a est préférée à b. Un exemple de test pour la séparabilité est proposé dans le paragraphe 3 ci-après.

[4] On parle d'indépendance si le score d'une alternative sur un critère n'est pas corrélé au score d'un autre critère.

s'il n'y a pas séparabilité des critères, la version classique de MACBETH (somme pondérée) ne peut pas être appliquée. Toutefois, notons également que ni l'extension de MACBETH à l'intégrale de Choquet, que nous avons proposée dans le cas d'étude (Parie 2), ni ELECTRE ne requièrent de condition de séparabilité ou d'indépendance sur les indicateurs d'impacts, ce qui constitue un avantage certain pour leur application à l'ACV (ces propriétés étant systématiquement éludées en ACV).

3.1.3 Acceptation de la compensation

Certaines approches d'analyse multicritère peuvent aboutir, que cela soit sciemment choisi ou non, à des phénomènes de compensation entre indicateurs d'impacts : un mauvais score sur un indicateur d'impact peut être compensé par un bon score sur un autre indicateur. Les postures relatives à la compensation ou non-compensation des impacts environnementaux (elles renvoient respectivement à la notion de durabilité faible et durabilité forte) font l'objet de controverses sociétales, et il paraît raisonnable de dire que le choix d'une position comme de l'autre doit être conscient et assumé dans le cadre d'une stratégie environnementale d'entreprise. Ainsi, à titre d'exemple, le choix de la non-compensation condamne le recours à la moyenne pondérée pour l'analyse multicritère.
D'une manière générale, notons que sur ce point, les méthodes de type MAUT sont plus permissives.

3.1.4 Opérateur d'agrégation

L'opérateur d'agrégation doit permettre de représenter au mieux le schéma de pensée du décideur et la complexité de ses choix. Le choix de l'opérateur d'agrégation aura une influence sur la finesse de représentation des préférences exprimées et donc sur le résultat de l'analyse multicritère.
Ainsi, contrairement à ce qui se pratique de manière généralisée en ACV, l'opérateur d'agrégation à retenir n'est pas nécessairement la moyenne pondérée, opérateur de compromis qui ne peut transcrire aucune interaction entre les critères. Une somme pondérée sur une dizaine de critères aura nécessairement tendance à lisser les différences d'impact environnemental total entre les différents scénarios. Par ailleurs, on ne pourra encore modéliser aucun phénomène de veto ou de dictature. Plutôt que de rechercher systématiquement la meilleure distribution de poids, d'autres modèles plus élaborés devraient être considérés par les praticiens de l'ACV. Toutefois, il ne faut pas perdre de vue que plus le modèle est sophistiqué, plus le coût de l'identification paramétrique est conséquent[5]. Compte tenu de la difficulté à produire un jeu de poids de référence dans les études multicritère pour l'ACV, il faudra savoir faire le bon compromis entre richesse du modèle et coût de l'identification paramétrique.

3.1.5 Elicitation des paramètres du modèle de préférence : élicitation directe ou indirecte

La pratique courante en ACV veut que les décideurs (généralement des experts ACV qui construisent des modèles de décision) soient directement interrogés sur la valeur des paramètres (les poids de la somme pondérée en l'occurrence). Il est important de prendre conscience que les protocoles d'interaction entre analyste et décideur ont l'ambition de découvrir une réalité complexe et riche supposée être présente dans la tête du décideur. Malheureusement, l'expression de cette connaissance chez le décideur peut s'avérer bien plus pauvre, ou du moins non conforme au modèle qui sous-tend le protocole d'interaction. Un expert connaît bien son domaine par définition, mais n'est pas supposé maîtriser la sémantique des modèles mathématiques que l'analyste cherche à

[5] Ce point a été illustré dans le cas d'étude réalisé pour ScoreLCA: l'intégrale de Choquet rend certes mieux compte des préférences des experts, mais l'identification de ses paramètres est beaucoup plus coûteuse que l'identification des poids d'une somme pondérée.

déployer. Que signifie un poids ou une utilité pour un expert de domaine ? L'identification (ou élicitation) directe des paramètres du modèle mathématique d'aide à la décision nécessite que l'expert du domaine ait parfaitement conscience de l'artefact mathématique qu'il est en train de renseigner. Or, on peut légitimement considérer que ce n'est que rarement le cas.
Pour pallier cette difficulté, plusieurs méthodes d'élicitation indirecte des préférences ont été proposées dans la littérature, en marge des techniques d'identification directe. Ces méthodes se donnent pour objet d'exploiter la connaissance native de l'expert sur la comparaison de scénarios, de valeurs d'attributs, pour calculer indirectement les paramètres du modèle de préférences.

3.1.6 Méthode AC ou méthode CA

Deux classes de méthodes existent, parmi lesquelles il convient de choisir en fonction de l'objectif attendu de l'analyse entre les méthodes AC (agrégation puis comparaison, type MACBETH) et les méthodes CA (comparaison puis agrégation, type ELECTRE) dites méthodes de surclassement. Les méthodes AC s'adaptent à toutes les problématiques car elles calculent un score pour chaque scénario. Les méthodes de surclassement (CA) proposent un classement des scénarios sans attribuer de score. De plus, le classement n'est pas total au sens où certains scénarios peuvent s'avérer incomparables.

3.1.7 Mélange d'indicateurs qualitatifs et quantitatifs

La présence d'indicateurs qualitatifs dans le jeu d'indicateurs retenus pour l'évaluation peut avoir une incidence sur le choix de la méthode. En effet il n'est pas toujours possible de construire des fonctions d'utilité pour des indicateurs qualitatifs. Il convient donc de prendre en compte ce paramètre pour le choix de la méthode.

3.2 Les critères pour l'application de l'analyse multicritère à l'ACV

3.2.1 Normalisation et moyenne pondérée

L'état de l'art des méthodes en ACV montre que l'usage est de recourir, pour la phase d'interprétation, aux processus de normalisation des indicateurs d'impacts et d'agrégation par une somme pondérée.
Du point de vue de l'analyse multicritère, cela traduit les choix méthodologiques suivants, souvent non conscients de la part des experts ACV et/ou décideurs :

- La normalisation des indicateurs d'impacts par une valeur de référence revient à faire le choix d'une fonction d'utilité linéaire ;
- Le recours à la somme pondérée implique les choix méthodologiques suivants :
  - Le choix d'une méthode AC (agrégation puis classement) plutôt qu'une méthode CA ;
  - L'acceptation du principe de compensation entre impacts[6] ;
  - L'indépendance et la séparabilité des critères.

Toutefois, ces usages qui prévalent chez les praticiens ACV ne doivent pas empêcher de considérer d'autres types d'approches plus riches.

[6] A titre d'exemple, la compensation revient dans le cas de l'achat d'une voiture à accepter de baisser ses prétentions sur la qualité ou sur le confort en contrepartie d'un prix d'achat inférieur. Concernant les indicateurs d'impacts du cas d'étude de la Partie 2, un exemple de compensation serait d'accepter (ie de considérer comme équivalent) l'augmentation de la quantité de déchets radioactifs en compensation de la baisse des émissions de CO_2. L'augmentation d'une catégorie d'impact est compensée par la baisse d'une autre catégorie.

3.2.2 Nombre d'indicateurs de catégories d'impacts et nombre de scénarios

En ACV, selon le choix des méthodes de calcul des impacts environnementaux, le nombre d'indicateurs d'impacts varie entre 3 pour les méthodes end-points et une dizaine pour les méthodes mid-points. Le nombre d'indicateurs peut parfois être supérieur à 10 (de 10 à 15 indicateurs) et très rarement supérieur à 15 (jusqu'à une vingtaine d'indicateurs).
Dans la très grande majorité des cas, il faut donc considérer que le nombre d'indicateurs est compris entre 3 et 13, ce qui autorise aussi bien le recours à une méthode de type MAUT qu'à une méthode de surclassement.
Par ailleurs, l'état de l'art des pratiques en ACV indique que le nombre de scénarios comparés dans une étude est généralement compris entre 2 et 4. Ce nombre peut parfois aller au-delà, de 5 à 7 scénarios, et très rarement jusqu'à une dizaine de scénarios.
Ainsi, à titre indicatif, on peut considérer que la majorité des cas en ACV font appel à un nombre d'indicateurs inférieurs à 10 et comparent un nombre de scénarios inférieurs ou égal à 4. Dans tous les cas cette configuration laisse la liberté d'utiliser aussi bien MACBETH qu'ELECTRE, même si, comme il déjà été noté, si les indicateurs et les scénarios se multiplient, ELECTRE pourra être préférée pour des raisons de moyens.

3.2.3 Séparabilité et indépendance

D'une manière générale, l'état de l'art des pratiques en ACV montre que les indicateurs de catégories d'impacts (mid-points et end-points) ne sont pas systématiquement séparables et sont non-indépendants. Or l'application d'une somme pondérée nécessite que les indicateurs soient séparables et indépendants.

La non-indépendance des indicateurs semble un problème inhérent à l'évaluation environnementale (phénomènes d'interdépendance des systèmes de la biosphère), et, par construction des modèles, à l'ACV. La définition d'un jeu d'indicateurs d'impacts à la fois indépendants et représentatifs de l'ensemble des problématiques environnementales semble impossible pour l'ACV. Il faut néanmoins garder en tête que la non-indépendance des indicateurs environnementaux utilisés pour l'ACV va générer de la redondance et donc des phénomènes de surpondérations de certains indicateurs par rapport à d'autres. L'étude de cas a par ailleurs illustré tout l'intérêt à prendre en compte les interactions préférentielles : les intégrales de Choquet identifiées rendent mieux compte des systèmes de préférences des experts que ne le font les sommes pondérées.

Par ailleurs, il faut considérer que pour des experts ayant conscience que l'importance d'un impact dépend du contexte de l'évaluation, les indicateurs d'impacts environnementaux doivent être considérés, en règle générale, comme non-séparables. Cela est confirmé par les résultats du cas d'application réalisé dans le cadre de cette étude.

3.2.4 Mélange d'indicateurs quantitatifs et qualitatifs

Par construction, les indicateurs d'impacts environnementaux en ACV sont toujours quantitatifs. Toutefois, il peut arriver que, pour affiner l'analyse en vue de la prise de décision, certains indicateurs qualitatifs soit adjoints aux indicateurs ACV. Ce sont par exemple des indicateurs comme « l'impact visuel », « l'atteinte à la biodiversité », « le risque d'ingestion par la faune marine », « l'impact olfactif », etc. Dans ce cas, l'analyse multicritère repose sur un mélange d'indicateurs quantitatifs et qualitatifs.

4 Les recommandations pour implémenter la méthode

Sur la base des résultats de l'étude ACV, la démarche générale pour l'analyse multicritère est la suivante :

1. Structuration du problème
2. Construction du modèle de préférences
3. Analyse de sensibilité

De la même façon qu'en ACV, l'analyse de sensibilité en analyse multicritère consiste à tester la sensibilité du modèle de préférence du décideur (ou des modèles de préférences pour un panel de décideurs) sur le résultat final de l'analyse (score et/ou classement des scénarios).

Dans le cadre de ce guide, la phase d'analyse de sensibilité n'est pas traitée, et la démarche générale de l'analyse multicritère se résume donc aux deux phases de structuration du problème et construction du modèle de préférences.

L'état de l'art réalisé dans l'étude pour ScoreLCA a abouti à la préconisation de deux méthodes préférentielles pour l'application de l'analyse multicritère à l'ACV : la méthode MACBETH et la méthode ELECTRE. Toutes deux ont valeur de prototype des classes AC et CA. Ainsi, la plupart des conclusions qui émanent de leur confrontation, peuvent être généralisées aux classes AC et CA.

4.1 Structuration du problème

La structuration du problème en analyse multicritère rejoint la phase 1 de l'ACV qui consiste en la définition des objectifs et du périmètre de l'étude. Ainsi, dans le cadre de l'application de l'analyse multicritère à l'ACV, la phase de structuration du problème bénéficie du travail déjà réalisé pour l'ACV.

Pour la phase de structuration du problème, les points devant être explicités sont précisés ci-dessous.

Certains points auront une influence sur le choix d'une méthode plutôt que l'autre, tandis que d'autres points sont précisés pour permettre une compréhension suffisante du problème de choix pour la construction du modèle de préférences. Ainsi, il convient de noter que si le(s) décideur(s) ne sont pas ceux qui ont réalisé l'ACV ou ne sont pas spécialistes de l'ACV, il sera d'autant plus nécessaire d'expliciter clairement les points permettant de forger un jugement (signification des indicateurs, unité fonctionnelle, hypothèses, explicitation des scénarios, etc.).

4.1.1 Points à expliciter pour la structuration du problème

- Objectif de l'étude : choix du « meilleur » scénario, ou classement des scénarios, ou tri des scénarios[7].
- Définition des indicateurs d'impacts retenus pour l'analyse multicritère :
  - Définition
  - Nombre total
  - Indicateurs quantitatifs
  - Indicateurs qualitatifs[8]

[7] Remarque : de fait, le tri des scénarios n'est jamais pratiqué pour l'aide à la décision en ACV. On peut néanmoins imaginé qu'il soit pratiqué dans un objectif d'éco-conception (choix de solutions répondant à un objectif environnemental défini).

[8] A noter que l'analyse multicritère peut être l'occasion d'introduire des indicateurs qualitatifs dans l'évaluation environnementale, opération que ne permet pas l'ACV seule. Les indicateurs qualitatifs peuvent porter sur ces indicateurs non quantifiables ou difficilement

- Rappel de l'unité fonctionnelle et des hypothèses structurantes.
- Définition du nombre de scénarios à comparer (alternatives) et explicitation des scénarios.
- Rappel des résultats : tableau indicateurs d'impacts/ scénarios.
- Choix de l'acceptation ou de la non-acceptation de la compensation entre impacts.
- Eventuellement, expression des choix sur les valeurs de seuil de véto et de dictature.
- Nomination du décideur ou du panel de décideurs (et leur nombre) prenant part au processus de décision.

4.2 Construction du modèle de préférences

La construction du modèle de préférence consiste, pour un décideur donné, à établir :

- Une fonction d'utilité pour chaque indicateur d'impact (si type AC) ;
- Un opérateur d'agrégation des indicateurs, c'est-à-dire un opérateur synthétisant les points de vue différents voire conflictuels portés par les critères au sujet d'une alternative.

4.2.1 Aide au choix de la méthode

La première question à régler dans une application d'analyse multicritère pour l'aide à la décision est de choisir la méthode adéquate en fonction des objectifs, des données et connaissances disponibles. Le premier point porte donc sur le choix de la méthode (choix restreint ici à MACBETH ou ELECTRE).

Le choix de la méthode s'effectue en fonction du choix de certains paramètres définis dans la phase de structuration du problème (objectif de l'étude, nombre d'indicateurs, nombre de scénarios à comparer, acceptation ou non de la compensation, etc.).

Le choix s'effectue également en fonction des moyens disponibles pour réaliser l'analyse multicritère (disponibilité des décideurs, recours à l'expertise, coût d'acquisition d'un outil). D'une manière générale, il faut considérer que la méthode ELECTRE requiert un moindre investissement des experts (moindre complexité) et est plus intuitive, mais est moins discriminante en retour.

4.2.1.1 Recommandation pour une méthode d'élicitation indirecte des préférences

D'une manière générale, l'état de l'art réalisé sur les méthodes d'analyse multicritère a conduit à recommander, dans le cas particulier de l'aide à la décision en ACV, des méthodes d'élicitation indirecte permettant de révéler a priori les préférences du décideur de manière plus fiable.

Ceci conduit à choisir préférentiellement, nonobstant les moyens engagés, la méthode MACBETH. Dans l'absolu, c'est-à-dire toujours indépendamment des ressources disponibles, le modèle sera avantageusement amélioré par la mise en œuvre d'une pondération avec intégrale de Choquet 2-additive.

4.2.1.2 Objectif de surclassement

Si l'objectif de l'analyse multicritère pour l'aide à la décision consiste uniquement à identifier le scénario surclassant tous les autres, sans forcément calculer un score pour chacun des scénarios,

quantifiables par manque de maturité des méthodes, comme l'impact paysager, l'atteinte à la biodiversité, les risques (par exemple, concernant des sacs plastiques, risque de dissémination dans l'environnement ou risque d'ingestion par la faune marine), etc.

alors le choix rationnel (économie de moyens, complexité moindre) se portera sur la méthode ELECTRE.

A l'inverse, si l'objectif est d'obtenir un score pour chacun des scénarios pour les classer et les comparer, alors il est préférable de choisir la méthode MACBETH.

4.2.1.3 Non-compensation

Si le décideur (ou panel de décideurs) fait le choix de la non-compensation entre catégories d'impacts environnementaux, alors le choix se portera sur la méthode ELECTRE.

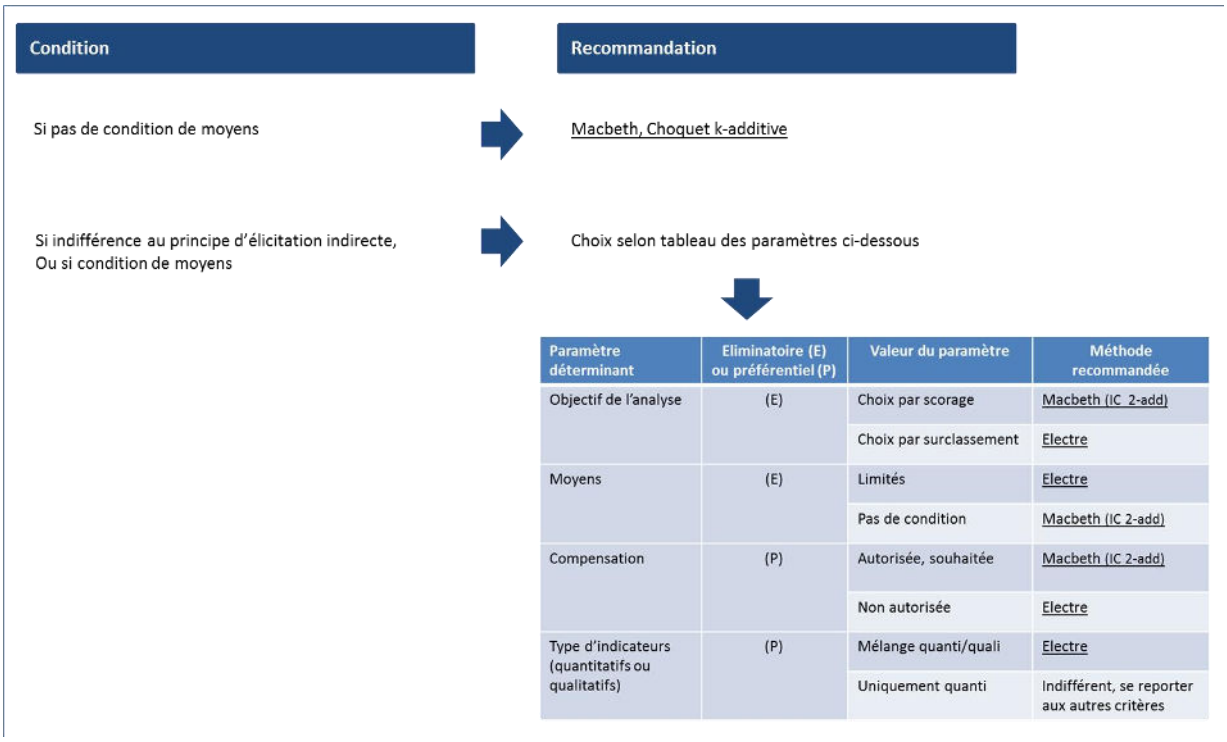
Inversement, si la compensation entre impacts est autorisée (voire souhaitée) par le décideur, le choix se portera sur la méthode MACBETH.

4.2.1.4 Indicateurs qualitatifs

Si le jeu d'indicateurs pour l'aide à la décision est un mélange d'indicateurs quantitatifs et qualitatifs, il faudra préférer la méthode ELECTRE qui par construction autorise une manipulation plus facile des indicateurs qualitatifs.

4.2.1.5 Logigramme d'aide au choix

Le schéma ci-dessous synthétise les recommandations édictées ci-dessus pour en faire un diagramme d'aide au choix de la méthode d'analyse multicritère pour l'ACV.



Paramètre déterminant	Eliminatoire (E) ou préférentiel (P)	Valeur du paramètre	Méthode recommandée
Objectif de l'analyse	(E)	Choix par scorage	Macbeth (IC 2-add)
		Choix par surclassement	Electre
Moyens	(E)	Limités	Electre
		Pas de condition	Macbeth (IC 2-add)
Compensation	(P)	Autorisée, souhaitée	Macbeth (IC 2-add)
		Non autorisée	Electre
Type d'indicateurs (quantitatifs ou qualitatifs)	(P)	Mélange quanti/quali	Electre
		Uniquement quanti	Indifférent, se reporter aux autres critères

Figure 1. Schéma d'aide au choix de la méthode d'analyse multicritère pour l'ACV

4.2.2 Cas du multi-évaluateurs

La plupart du temps, la phase d'interprétation des résultats d'ACV mettant en jeu l'analyse multicritère pour l'aide à la décision est réalisée non par un décideur unique, mais par un panel de décideurs. Se pose alors la question de l'agrégation des choix des différents décideurs. Deux solutions peuvent a priori être envisagées :

- Soit la construction d'un modèle unique de préférences est réalisée collégialement par le panel d'experts/décideurs à travers une concertation qui conduit au consensus. Ce modèle unique de préférence peut alors être considéré comme représentatif de la stratégie concertée de l'entreprise relativement aux indicateurs d'impacts environnementaux ;
- Soit les experts/décideurs expriment individuellement leur modèle de préférence, et il convient alors de réaliser la fusion des différents modèles pour construire un modèle unique qui minimisera l'écart moyen avec les représentations individuelles des experts. Il ne s'agit plus d'un consensus, mais d'un compromis ;
- Soit il apparaît clairement qu'il ne sera pas possible de construire de consensus et que le compromis conduirait à des écarts au modèle de synthèse inacceptable, et il convient alors de rechercher des classes d'évaluateurs. Ce clustering peut s'avérer très utile pour identifier les différents points de vue sur un point stratégique donné, pour mesurer l'influence d'une de ces classes sur la décision finale, etc. Ce point a été illustré dans le cas d'étude à travers la notion de voisinage : à chaque évaluateur a été associé la liste des experts ayant les systèmes de valeurs les plus proches du sien.

5 Généralisation de l'analyse multicritère pour l'ACV dans l'entreprise

Pour une entreprise réalisant fréquemment des ACV, se pose la question des moyens à engager pour généraliser l'utilisation de l'analyse multicritère à l'ensemble de ses études ACV. Deux cas peuvent être envisagés, selon la vision proposée par Seppälä (Seppälä et al., 2001) :

- Soit l'entreprise adopte une approche « top-down » : l'entreprise définit les enjeux et priorités environnementaux qui lui paraissent représentatifs et stratégiques, et cadre l'évaluation environnementale de ses produits selon ces indicateurs « invariants ». Dans ce cas, le modèle de préférence peut être défini une fois pour toutes et être appliqué indifféremment à toutes les évaluations.
- Soit l'entreprise adopte une approche « bottom-up » : l'entreprise réalise une ACV pour chaque produit (ou catégorie similaire de produits), et redéfinit à chaque fois les enjeux et les priorités propres au produit (ou à la catégorie de produits) en fonction des résultats de l'ACV et de l'unité fonctionnelle. Dans ce cas, le modèle de préférences pour l'analyse multicritère doit être redéfini pour chaque produit ou catégorie de produits spécifique. Ainsi, dans ce cas, le premier travail à réaliser par l'entreprise est d'établir la typologie de ses produits sous l'angle de leurs catégories d'impacts représentatives.

6 Moyens à mobiliser

A titre indicatif, nous proposons une comparaison des moyens requis pour chacune des deux méthodes testées. D'une manière générale, on peut dire qu'ELECTRE exige moins de moyens que MACBETH. Par ailleurs, l'état de l'art montre qu'aucun outil commercial n'est développé à l'usage des industriels en encore moins pour le couplage avec l'ACV. Le recours à MACBETH avec Choquet 2-additive nécessite un développement (qui a été réalisé par l'Ecole des Mines d'Alès dans le cadre de cette étude) car rien n'existe sur le marché (la version M-Macbeth, gratuite pour les académiques, ne propose qu'une agrégation avec une moyenne pondérée. Dans tous les cas, et particulièrement avec MACBETH, le recours à des spécialistes (en interne ou en externe) paraît incontournable.

Le coût de mise en œuvre des solutions peut se décomposer de la sorte :

- Sollicitation des décideurs
- Expertise pour calcul et extraction des résultats
- Coût d'un logiciel

Le tableau ci-dessous propose une estimation pour chacun de ces postes.

Poste de coûts	Cas ScoreLCA (temps/pers ou euros)	En régime « routine » (estimation)
Sollicitation des décideurs (temps sur questionnaire) • Electre • Macbeth	Electre III : max 1/2j max. Macbeth : 1 j	Electre III : 1 à 2 h (7 critères et 5 scénarios) Macbeth : 1/2 j (7 critères et 5 scénarios)
Expertise pour calcul et extraction des résultats • Electre • Macbeth	Electre III : 5 j Macbeth : 25 j (pour le développement complet)	Electre III : Facile, 1 j Pré-requis : Connaissance minimale de l'analyse multicritère et de la notion de compensation et de surclassement et bonne connaissance du domaine d'étude Macbeth : Délicat, 2-3 j Pré-requis : Très bonne connaissance de l'analyse multicritère et maîtrise des modèles à manipuler pour pouvoir les étendre en cas de non-compatibilité entre le modèle et les préférences fournies
Coût et disponibilité d'un logiciel • Electre • Macbeth	Electre III : Développé pour l'étude Macbeth : Développé	Electre III : Gratuit ? Macbeth : 1 750 euros par utilisateur pour les professionnels. Uniquement MP

Tableau 1. Moyens estimés pour la mise en œuvre de méthodes MCDA pour l'ACV dans l'entreprise

PARTIE 2. ETAT DE L'ART DES METHODES MCDA

1 Introduction

L'aide à la décision consiste à accompagner un donneur d'ordre confronté à un problème où plusieurs alternatives (solutions, actions, choix, scénarios, etc.) sont envisageables. Pour choisir « la meilleure », les conséquences des alternatives envisageables doivent être minutieusement étudiées pour pouvoir établir une comparaison entre elles. Pendant longtemps, une seule conséquence (fonction objectif, ou un seul critère) était utilisée pour caractériser une alternative, c'était le cas en recherche opérationnelle ; or, en réalité pour décrire de façon réaliste une alternative, il faut bien souvent examiner les conséquences qu'elle entraine selon plusieurs points de vue.

La nécessité de prendre en compte plusieurs points de vue dans l'aide à la décision a conduit les chercheurs à s'intéresser à l'aide à la décision multicritère. M. Grabisch définit la décision multicritère comme « l'action de synthétiser des informations relatives à différents points de vue ou aspects concernant un ensemble d'objets (ou alternatives, actions), et choisir un ou plusieurs objets dans cet ensemble » (Grabisch, 2005). Plusieurs méthodes et outils ont été proposés pour la décision multicritère. Ils répondent à différentes problématiques : choix (sélection des "meilleures alternatives"), rangement (ordonnancement total ou partiel des alternatives selon leurs qualités relatives), tri (affectation des alternatives à des catégories prédéfinies).

Un cas typique d'application des méthodes multicritères est le choix du tracé de grandes voies de circulation. Une autoroute qui, de par la planification de sa trajectoire, n'exproprie quasiment personne, va rencontrer l'adhésion de beaucoup d'utilisateurs. Cependant, elle mécontentera certainement les conservateurs de la nature, si elle engendre la disparition d'une zone de protection spéciale. De la même façon, un tracé plus ou moins rectiligne procurera davantage de sécurité et permettra de gagner du temps, par rapport à un tracé plus sinueux, mais qui ne nécessite aucun ouvrage d'art important pour éviter les obstacles naturels. On constate donc déjà que le choix du tracé implique de nombreux critères qui ne sont pas toujours aisément traduisibles en unité monétaire et qui peuvent parfois être contradictoires, il faudra donc trouver un compromis. Cet exemple donne, déjà dans son énoncé, une idée de la difficulté qui peut surgir si l'on tente d'utiliser les méthodes classiques de recherche opérationnelle.

Le point commun entre les méthodes multicritères réside dans la confrontation, selon plusieurs perspectives, d'analyses de l'état actuel du monde (les conséquences d'une alternative) qui constituent la partie objective du modèle d'aide à la décision d'une part, et du monde tel que le souhaite le décideur (la satisfaction que procurent ces conséquences au décideur et l'importance qu'elles revêtent à ses yeux) qui constitue la partie subjective du modèle d'autre part. L'alternative choisie par le décideur sera celle qui se rapproche au mieux de ses espérances.

De nombreuses méthodes ont été développées depuis la naissance du multicritère. La dénomination la plus générale pour les désigner est MCDA (pour Multiple Criteria Decision Analysis). Plusieurs classifications des méthodes MCDA sont possibles selon qu'elles relèvent de méthodes

d'optimisation ou d'analyse multicritère, qu'elles autorisent la compensation ou non, qu'elles utilisent des opérateurs d'agrégation ou pas, qu'elles agrègent puis comparent ou comparent puis agrègent, etc. Les différentes écoles ont connu des succès inégaux à travers le monde. Ainsi, parle-t-on d'école américaine pour les méthodes d'agrégation (Multi Attribute Utility Theory (MAUT), AHP, MACBETH), d'école française pour les méthodes de surclassement comme ELECTRE, ou belge avec PROMETHEE, alors que TOPSIS (Technique for Order Preference by Similarity to Ideal Solution) s'est imposée chez les asiatiques. La MAUT allie à la fois usages communs (évaluations scolaires) et fondements théoriques bien établis. Les méthodes de surclassement sont parfois plus difficiles à justifier même si leur flexibilité explique leurs succès applicatifs.

Etant donné les problématiques de choix, de tri ou de classement couvertes par les méthodes MCDA et les multiples secteurs d'application, pléthore de méthodes, variantes et extensions ont été développées, au point que la première question à régler dans une application MCDA est de choisir la méthode adéquate en fonction des objectifs, des données et connaissances disponibles. A partir de ce constat, des chercheurs en MCDA se sont intéressés soit à la sélection de la méthode MCDA qui convenait au mieux à un domaine d'application précis (Convention ONEMA-INERIS, 2009) (Ben Mena, 2000), soit à faire une étude générale sur les méthodes MCDA en arrêtant des critères qui permettent de les distinguer (Guitouni et al., 1998) (Hertwich et al. 1997). Ce rapport s'inscrit dans le premier schéma : quelles méthodes multicritères choisir pour l'analyse de cycle de vie (ACV) parmi la panoplie de méthodes existantes ?

L'aide à la décision en ACV implique l'évaluation de scénarios selon plusieurs impacts. Plusieurs auteurs concluent que c'est précisément le genre de problèmes traités par les méthodes d'analyse multicritère (Miettinen et al., 1997)(Seppälä, 1997 ; 1999 ; 2001)(Azapagic et al., 1998); (Spengler et al., 1998); (Basson et al., 1999a ; 1999b ; 2000) (Stewart, 1999) (Hertwich et al., 2001a ; 2001b). L'agrégation des impacts en un impact de synthèse unique par une somme pondérée est une pratique souvent rencontrée en ACV. (Seppälä et al, 2001) fait remarquer le peu d'attention portée par les praticiens de l'ACV aux conditions d'utilisation de cette somme pondérée, qui correspond à une utilité de synthèse linéaire en MAUT. Ce modèle de la somme pondérée pose encore le problème récurrent de l'obtention des poids associés aux impacts. La sollicitation systématique d'experts pour attribuer des poids aux impacts laisse penser que les praticiens de l'ACV caressent encore l'idée d'identifier un jeu de poids unique qui ferait foi dans tous les domaines (BIO IS, 2005) (Myllyviita et al., 2012). Dans toutes ces études, on attend des experts la valeur des poids à affecter aux impacts de l'évaluation ; or, il y a peu de chances qu'un expert raisonne en terme de poids et encore moins qu'il en connaisse la sémantique pour l'agrégation. Cependant, peu de techniques d'identification indirecte semblent avoir été testées en ACV. Plusieurs méthodes d'analyse multicritère ont été explorées pour l'ACV comme AHP (Reza et al., 2011) (Khan et al., 2002) ; PROMETHEE (Le Téno et al., 1998) ; les méthodes de surclassement (Seager et al., 2008)(Benoit et al., 2003).

L'objectif de ce travail consacré à l'état de l'art des méthodes multicritère en ACV est d'exploiter ces premiers travaux sur l'analyse multicritère en ACV pour identifier les critères qui ont pu être avancés dans le choix ou l'élimination de méthodes multicritères. L'idée est davantage d'identifier les points difficiles, les écueils à éviter lors d'une évaluation multicritère et de citer les familles de méthodes qui ont fait date pour pallier ces biais cognitifs, que de distinguer une méthode qui surpasserait les autres.

Cet état de l'art est organisé de la façon suivante. Dans la section 2, un court historique de l'aide à la décision multicritère est proposé. Puis dans la section 3, nous présentons un état de l'art critique des grandes familles de méthodes d'analyse multicritère. Il sera d'abord question d'introduire de façon générale le problème d'aide à la décision multicritère et ses concepts essentiels, puis de passer en revue de façon synthétique les méthodes existantes en analyse multicritère pour pointer leurs différences, leurs cadres d'application et les informations ou paramètres qu'elles requièrent. Dans la section 4, nous tentons de proposer quelques éléments utiles à la sélection de méthodes d'analyse multicritère adaptée à l'ACV en insistant sur les atouts et les inconvénients des alternatives de la section 3.

2 De l'optimisation monocritère à l'aide à la décision multicritère

2.1 Justification des méthodes MCDA

Avant que les méthodes multicritères ne fassent écho dans la communauté scientifique, (dans les années 70), un problème de décision bien posé se ramenait nécessairement à l'optimisation d'une fonction objectif, d'un critère de sélection unique dont le choix semblait être évident. La plupart du temps ce critère unique était soit une fonction économique (décision dans les systèmes socioéconomiques) soit une fonction énergie (systèmes de production). L'optimisation de ce critère unique constituait un problème mathématique bien posé dont la résolution constituait le véritable enjeu pour les chercheurs en recherche opérationnel : trouver la meilleure solution dans un espace des possibles infiniment grand. La recherche opérationnelle a donc proposé de nombreuses méthodes pour parcourir intelligemment cet espace des possibles afin que la solution optimale soit trouvée dans des temps acceptables.

Toute l'énergie consacrée à la résolution du problème d'optimisation a finalement contribué à laisser de côté pendant des années la question du choix de la fonction objectif ou critère unique. Si l'on peut accepter que le choix de la configuration d'un système de production doit raisonnablement relever de la minimisation d'un critère énergie, dans d'autres situations décisionnelles plus complexes, l'unicité d'un critère ne s'impose pas toujours aussi facilement. Reprenons notre exemple : si, pour choisir un tracé d'autoroute, le ministre des transports ne considérait que l'aspect financier, il limiterait au strict minimum les travaux (terrassements, viaducs, tunnels, etc.) afférents à ce genre de projet. C'est évidemment loin d'être le cas. Et cela ne concerne qu'un individu à la fois. Mais tout le monde sait que, dans un service public ou dans la gestion d'un Etat, les intervenants sont multiples. Multiplicité des critères, multiplicité des intervenants : les deux phénomènes ne se superposent pas uniquement, ils se multiplient. Cela devrait suffire pour envisager de nouvelles méthodes par rapport à l'optimisation. Dans cette perspective d'analyse multi points de vue du problème de décision, c'est la légitimité du critère unique qui est remise en cause. Ce critère unique s'il permet de déboucher sur des problématiques bien posées ne transcrit pas nécessairement la réalité, par essence composée de points de vue multiples. Dès lors que cette multiplicité des points de vue est reconnue, la décision se réfère à plusieurs critères potentiellement en concurrence voire antagonistes. Le problème d'optimisation perd de son sens puisque l'optimum diffère d'un critère à l'autre. L'aide à la décision se déplace de la résolution d'un problème d'optimisation bien posé vers une aide à la définition du système de préférences lui-même.

Dans un problème de décision un tant soit peu complexe, une analyse monocritère où il s'agit de raisonner le plus souvent sur un retour sur investissement (ROI pour Return On Investment) s'avère souvent trop réductrice. Il est en effet généralement bien difficile de ramener l'ensemble des critères à un unique critère cout/bénéfice. L'interprétation des différentes dimensions de l'évaluation en terme monétaire relève bien souvent d'une gymnastique de l'esprit qui risque de masquer nombre d'approximations ou hypothèses nécessaires à la constitution du critère unique. Le modèle résultant constituera certes une formulation bien posée du problème de décision, mais néanmoins illusoire car derrière la fonction mathématique se dissimuleront bien des interprétations faussement objectives (Maystre et al., 1994). Il y a dans cet exercice une indéniable perte d'information. La non-commensurabilité de certains critères et les relations antagonistes qu'ils peuvent entretenir s'avèrent bien souvent des conditions rédhibitoires pour la construction d'un critère unique. Reprenons l'exemple de l'autoroute. L'ensemble des futurs usagers désire que l'autoroute soit sûre, assure la fluidité du trafic, permette un gain de temps considérable, etc. Ces différents aspects ne sont pas (ou très difficilement) traduisibles en coûts car ils n'ont pas de cours ni dans l'économie ni dans la tête de l'individu. Il faut donc utiliser des méthodes qui sachent tenir compte de plusieurs critères sans les réduire à un seul. Si on rassemble tous les critères énumérés dans le choix d'un tracé d'autoroute, à savoir le coût des travaux, la sécurité, la fluidité de trafic, le gain de temps, l'accroissement de l'économie régionale et qu'on y ajoute les nuisances pour les éventuels riverains, les expropriations nécessaires ou encore les forêts détruites, il n'est pas difficile de constater que toutes ces notions sont assez contradictoires.

Dans l'encadré qui suit nous avons tenu à rapporter les propos du professeur B. Roy, l'un des fondateurs des approches multicritères de la décision. Ce texte a été présenté à l'occasion d'une table ronde de l'EURO Working Group on Multiple Criteria Decision Aiding (MCDA) au printemps 2015 à Annecy (Roy, 2015). B. Roy a dû bien souvent revenir dans ses ouvrages sur la justification des approches multicritères et cette récente parution témoigne que ses mises en garde sont encore d'actualité.

Pour bien comprendre les relations entre la recherche opérationnelle et ce que l'approche multicritère de problèmes de décision peut apporter, B. Roy aime à faire quelques rappels historiques : Si l'on ouvre un livre de recherche opérationnelle des années 60, on s'aperçoit qu'il est question d'une part d'un champ de solutions possibles et d'autre part d'un critère qui permet de comparer ces solutions. La difficulté provenait de la taille de l'espace de recherche à parcourir. La recherche opérationnelle se préoccupait avant tout de chercher les solutions qui conféraient à ce critère la valeur optimale. L'optimum devait caractériser la meilleure décision et ceci était posé a priori, comme une évidence. L'existence d'un unique critère apte à caractériser la meilleure décision était également présentée comme une évidence, sans interrogations : le critère était là. La nature de ce critère n'était absolument pas interrogée. Dans toutes les situations décisionnelles concrètes, il était sous-entendu que le critère unique à optimiser devait s'imposer. Dans la pratique, ce critère unique n'est pourtant pas évident et le trouver pose un problème. Dans les livres et cours de recherche opérationnelle, ce problème n'était jamais soulevé. Le premier travail que B.Roy a proposé à propos de l'approche multicritère a été reçu comme étant non scientifique. Etant donné qu'avec plusieurs critères, il n'y a plus d'optimum, on ne sait plus ce qu'on cherche. Durant de nombreuses années, il y a eu un grand mépris de la part des chercheurs en recherche opérationnelle vis-à-vis des approches multicritères qui étaient perçues comme du bricolage.

Aborder les problèmes décisionnels autrement qu'en cherchant à optimiser un critère unique constituait un changement fondamental de paradigme. Cela obligeait à sortir de l'ornière suivante : "il existe une unique rationalité qui rend légitime un critère unique qu'il s'agit d'optimiser". Les chercheurs opérationnels ont été longtemps prisonniers de cette ornière. En sortir signifiait prendre en compte des critères multiples qui reflètent des rationalités différentes. Au milieu des années 70, ce changement de paradigme n'était pas encore accepté. Pour beaucoup de chercheurs de la recherche opérationnelle, vouloir utiliser plusieurs critères était le signe d'un problème mal posé puisque ce qu'il s'agissait de trouver n'était pas défini. Il a fallu, attendre les années 90 pour que les chercheurs de la recherche opérationnelle reconnaissent un caractère scientifique à l'approche multicritère. Depuis 20 ans les choses ont bien changé, le concept et le terme d'aide multicritère à la décision sont couramment utilisés et donnent lieu à de nombreuses publications dans les meilleures revues de recherche opérationnelle (Roy, 1985)(Roy et al., 1993). Bernard Roy se plaît encore à remarquer que très nombreux sont les processus que l'on explique toujours par une propension naturelle à optimiser un critère unique. C'est le cas pour beaucoup de phénomènes physiques. De même en économie, le consommateur est censé rechercher l'utilité maximale et en psychologie, selon Freud, l'individu recherche le plaisir maximum. Vouloir aborder les problèmes de décision avec ce paradigme de l'optimisation d'un critère unique n'a donc rien de surprenant. Pourtant l'aide à la décision doit prendre appui sur des points de vue divers, souvent conflictuels, qui peuvent renvoyer à des rationalités multiples (Roy, 1988).

(Roy, 2015)

2.2 Aide à la décision multicritère

Confrontés à des décisions complexes, les décideurs se tournent parfois vers les analystes pour les aider à prendre une décision. Il s'agit alors pour l'analyste d'accompagner le décideur dans un examen minutieux des conséquences de chaque alternative. La communication est un ingrédient fondamental d'une démarche d'aide à la décision constructive dans cette collaboration/concertation entre l'analyste et les différentes parties prenantes. L'interaction qui en découle a pour objet de fabriquer un modèle dont la pertinence devra permettre d'éclairer le problème de décision, principalement en apportant des réponses appropriées aux questions que posent les différents intervenants dans le processus de décision. Voici comment l'aide à la décision semble perçue aujourd'hui. Il n'en a pas toujours été ainsi.

2.2.1 Le modèle rationnel de la décision en environnement certain

La première approche de modélisation de problèmes de décision est celle de la décision rationnelle en environnement certain souvent associée à la notion d'optimisation avec les outils de la recherche opérationnelle. Selon ce modèle rationnel, la décision retenue est le résultat d'une comparaison des diverses solutions possibles. Le décideur et ses conseillers doivent mesurer avec soin les risques et les issues de chaque formule, peser leurs avantages et inconvénients pour retenir finalement celle qui représente le meilleur rapport coût/efficacité. Cette analyse, en termes de calcul rationnel, postule l'existence d'un acteur unique qui agirait en vertu de préférences hiérarchisées en fonction de la meilleure utilité. Le principe consiste à optimiser une fonction objectif sous contraintes. Les contraintes peuvent concerner l'information, les ressources disponibles, les règles et conventions ou

divers aléas et la fonction objectif est une quantification des conséquences, elle peut être un critère de choix ou une fonction d'utilité.

2.2.2 La décision en environnement incertain

Dans la plupart des problèmes de décision, la présence de l'incertitude ne peut être négligée. Dans le domaine des choix aléatoires, il n'est plus possible d'évaluer avec certitude les éléments nécessaires au calcul des conséquences des décisions possibles. La difficulté tient au fait que les conséquences des décisions ne s'expriment plus sous la forme d'un nombre, mais d'une distribution de conséquences possibles accompagnée de fréquences. On doit alors comparer différentes distributions pour choisir la meilleure décision. Parallèlement aux propositions de la recherche opérationnelle (1947), J. von Neumann et O. Morgenstern (VNM) puis Leonard Savage ont intégré des travaux théoriques sur l'incertitude et le risque à la décision classique. Dans ces travaux, la distinction entre le risque et l'incertain prend une place importante. On parle de décision dans le risque (incertain probabilisé) quand il existe une distribution de probabilité unique et connue de manière objective (données statistiques fiables). En dehors de cette situation, il existe plusieurs représentations de l'incertain en fonction de l'information recueillie : probabilités imprécises (probabilités inférieures et supérieures), possibilités/nécessités, fonctions de croyance, incertitude totale, etc. Dans les modèles de la décision dans l'incertain, le comportement rationnel du décideur se ramène à l'espérance de l'utilité (EU) de von Neumann et Morgenstern (1947) dans le risque ou au modèle de l'espérance de l'utilité subjective (SEU) de Savage (Savage, 1954) dans l'incertain.

2.2.3 La « rationalité limitée »

Plusieurs critiques ont été adressées à l'égard de ces modèles, principalement sur leurs contradictions par rapport à certains comportements observés. Ainsi, H.A. Simon (Simon, 1955) s'est montré très critique par rapport au paradigme de la rationalité (optimisation sous contrainte) à partir de ses observations du comportement des décideurs dans une organisation. Le séduisant modèle théorique précédent fait abstraction des aspects organisationnels souvent implicites dans un processus décisionnel. En effet, la panoplie des solutions théoriquement possibles est plus large que celles réellement envisagées par une approche purement rationnelle. Les propositions émanent de scénarios préétablis par des membres bien identifiés de l'organisation. De plus les informations disponibles sont généralement incomplètes, imprécises ou contradictoires. L'idée de cette approche organisationnelle est que, de fait, le décideur ne possède pas une connaissance totale de la situation, d'où le terme de « rationalité limitée » cher à H.A. Simon. Les limitations dans la connaissance des faits et hypothèses proviennent des contraintes de l'organisation qui sélectionne ou favorise tel ou tel scénario en fonction de ses intérêts (Simon, 1969).

En Psychologie, les travaux d'A. Tversky (Tversky, 1967) ont montré que les exigences théoriques sur les préférences sont loin de la réalité des décideurs (Tsoukias, 2006). En effet, les modèles rationnels de l'utilité espérée (EU) et le modèle de l'utilité espérée subjective (SEU) posent plusieurs axiomes (pré ordre total, indépendance, continuité pour l'EU, et six autres pour la SEU dont le principe de la chose sûre−Sure thing principle) à vérifier pour garantir l'existence d'une fonction d'utilité qui permette d'établir un ordre sur les alternatives.

Enfin, les économistes sont encore à l'origine d'autres critiques célèbres du modèle rationnel que sont le paradoxe d'Allais pour le risque (modèle EU) (Allais, 1953), et le paradoxe d'Ellsberg pour l'incertain (modèle SEU) (Ellsberg, 1961). En effet, Allais construit un couple d'alternatives pour lequel il montre que le choix réalisé par la majorité des sujets interrogés est en contradiction avec

l'axiome de l'indépendance. De même, Ellsberg construit un exemple où la majorité des sujets interrogés adopte un comportement prudent et réalise un choix en contradiction avec l'axiome du « Sure thing principle».

2.2.4 L'entrée en jeu du multicritère

A partir des années 70, grâce aux travaux de B. Roy (l'école française : (Giard et Roy, 1985 ; Roy et Bouyssou, 1993) et A. Geoffrion (l'école américaine : (Geoffrion, 1968; Geoffrion et al., 1972), on considère que le comportement décisionnel ne saurait être guidé par un critère unique dans des situations complexes, mais par plusieurs critères de décision qui peuvent parfois être en concurrence voire antagonistes. Ce diagnostic correspond pratiquement à toute situation décisionnelle réelle. Cependant, comme nous l'avons déjà mentionné, l'objectif de la recherche opérationnelle étant de découvrir la solution optimale, le choix de ce critère unique n'était pas discutable. Il était évidence, même si son expression synthétique émanait de simplifications et d'hypothèses moins objectives qu'il n'y paraissait. Cette perspective d'analyse multi points de vue a eu un impact sur les notions classiques de l'algorithmique monocritère. Elle constituait une perturbation qui menaçait l'axiome de base des chercheurs de recherche opérationnelle "il existe une unique rationalité qui rend légitime un critère unique qu'il s'agit d'optimiser". Abandonner cet axiome signifiait prendre en compte des critères multiples, reflets de rationalités différentes. L'amélioration d'un critère se fait souvent au détriment d'un autre, la solution optimale n'a alors plus de sens. Ainsi, si le concept de rationalité unique dans le choix du critère d'optimisation est réfuté, la construction du modèle des préférences du décideur devient alors centrale. Dans ce contexte, on préfèrera le concept de solution satisfaisante à celui de solution optimale. Une solution est satisfaisante à l'égard d'une rationalité et n'est donc pas a priori unique pour un problème de décision donné, son explicitation doit se révéler à travers l'identification du modèle de préférence et constitue un enjeu nouveau de l'aide à la décision.

2.2.5 Deux types de réalité

Dans les approches monocritères, ramener l'ensemble des échelles de l'évaluation à un critère unique, le plus souvent monétaire, nécessitait, comme nous l'avons déjà écrit, de nombreuses hypothèses de travail et de transcription. Une fois « codées » dans la fonction objectif, ces hypothèses ne transparaissent plus dans la formulation mathématique du problème, donnant l'illusion d'une approche parfaitement objective. On peut cependant supposer que les hypothèses qui supportent le processus de transcription ne sont peut-être pas toutes de nature aussi objective que le modèle résultant le laisse penser. L'analyse multicritère doit justement se donner pour objet d'éviter cet amalgame, de bien faire la part de ce qui relève de propriétés physiques de la réalité, mesurables et vérifiables, d'une part, et la valeur subjective que l'on peut attribuer à certaines caractéristiques de cette réalité d'autre part. B. Roy parle de réalités d'ordre 1 et 2, dont nous rappelons les définitions dans l'encadré ci-après. Prendre conscience de cette différence, c'est admettre que le modèle d'aide à la décision ne peut être expurgé de toute subjectivité, c'est aussi accepter que les objectifs de l'aide à la décision ne sont peut-être pas de découvrir la solution idéale, mais de guider le décideur dans sa construction.

Lors de l'Euro Working Group on Multiple Criteria Decision Aiding (MCDA) au printemps 2015 à Annecy, B. Roy est revenu sur les notions de réalités d'ordre 1 et 2 introduites par Watzlawick (1976).

L'une des clés fondamentales de l'analyse multicritère consiste à nous aider à ne pas confondre les réalités d'ordre 1 et les réalités d'ordre 2:

- *les réalités d'ordre 1 sont celles qui se rapportent à des propriétés physiques, objectives des choses, autrement dit à des perceptions sensorielles vérifiables par répétition d'expériences. En recherche opérationnelle, ce sera notamment le cas du coût d'une matière première, de la surface d'une parcelle, de la distance entre deux lieux bien précis, du niveau de décibels émis par une source sonore bien définie, de la durée d'un trajet en Métro …*
- *Les réalités d'ordre 2 sont celles qui font intervenir la signification ou la valeur essentiellement subjective qui est attribuée au contenu de la réalité en question. Il s'agit autrement dit des réalités à propos desquelles le consensus ne repose plus ni sur une perception objective des choses ni sur des possibilités de réfutation expérimentale, mais sur l'acceptation d'hypothèses de travail. En recherche opérationnelle, ce sera souvent le cas lorsqu'il s'agit de caractériser ou de qualifier la façon dont un objectif est plus ou moins bien atteint, le rôle qu'il convient de faire jouer à tel ou tel critère, l'attitude face au risque, le niveau de confort d'une voiture, la beauté d'un paysage, le niveau de gêne provoqué par une source de nuisance, …*

[…]

A propos des réalités d'ordre 1, on peut parler d'imprécision, d'inexactitude ou encore d'approximation. Ces termes sont inappropriés pour qualifier les réalités d'ordre 2. A leur sujet, on peut seulement parler de valeur a priori, appropriée, plausible. Parler d'imprécision, d'inexactitude ou encore d'approximation entretient des confusions regrettables. Prendre en compte des réalités d'ordre 2 conduit à introduire des échelles qualitatives accessoirement numériques, rarement quantitatives. Pour qualifier, caractériser ces réalités sur de telles échelles, il faut parler d'échelons ou de valeurs plus ou moins appropriés ou plus ou moins convenables. On peut proposer de les encadrer par des bornes inférieures et supérieures. Celles-ci ne renvoient pas pour autant à une idée de plus ou moins grande précision car leur choix ne peut pas être fondé en faisant référence à une réalité objective. Ces paramètres comportent nécessairement une part de subjectivité et d'arbitraire. Accepter de regarder des réalités comme étant d'ordre 2, c'est accepter certaines limites à l'objectivité. Les réalités de type 2 sont celles qui font intervenir des valeurs, des croyances, des significations qu'on attache à certains aspects de la réalité. C'est par exemple le cas des préférences, de la dangerosité d'une menace, de la qualité d'un paysage, etc. Une aide à la décision bien conçue ne saurait faire abstraction des réalités de type 2. C'est pour cette raison que l'aide à la décision ne peut pas s'affranchir de toute subjectivité ; en effet, dans les réalités de type 2, il y a de la subjectivité inexpugnable.

(Roy, 2015)

A RETENIR

- ❑ La panoplie des solutions théoriquement possibles est plus large que celles réellement envisagées par une approche purement rationnelle pour laquelle les propositions émanent généralement de scénarios préétablis par des membres bien identifiés de l'organisation.
- ❑ L'analyse multicritère doit nous aider à ne pas confondre les réalités d'ordre 1, propriétés physiques et objectives des choses, et les réalités d'ordre 2, valeur subjective attribuée au contenu de la réalité 1 en question.

- Les analyses multicritères doivent permettre de mieux séparer ce qui est objectif de ce qui l'est moins.

3 Les méthodes MCDA

Contrairement aux méthodes monocritères qui sont utilisées souvent dans les problèmes opérationnels et répétitifs, les méthodes MCDA sont utilisées dans les problèmes stratégiques qui parfois impliquent plusieurs décideurs. Les deux problèmes peuvent être posés de manière générale de la même façon.

Soit A l'ensemble des alternatives (scénarios en ACV) d'un problème de décision donné. Si l'on prend l'exemple d'un décideur (client) désirant acheter une voiture. Il peut avoir comme ensemble d'alternatives : A = {V1 = Opel Corsa; V2 = Renault Clio; V3 = Peugeot 206}. Si le décideur ne se base que sur le prix pour faire son choix. L'ensemble A devient $A = \{prix(V1), prix(V2), prix(V3)\}$. Si maintenant le décideur est plus exigeant et accorde, en plus du prix, de l'importance aux autres critères que sont la cyclindrée et la marque du constructeur, l'ensemble A est exprimé de la façon suivante : A= {(1,21l; Opel; 11400€); (1,21l; Renault; 11150€); (1,11l; Peugeot; 11600€)}. Dans le premier cas, nous avons une seule fonction objectif à minimiser noté u : $u(V_i) = prix(V_i)$, et la relation de préférence entre les alternatives est simple : $u(V_i) > u(V_j)$ signifie que la voiture V_i est préférée à la voiture V_j. Dans le second cas, nous avons trois fonctions objectif et le problème d'optimisation devient plus compliqué. Une alternative optimale pour un décideur ne le sera pas forcement pour un autre. D'où la nécessité de la prise en compte de la subjectivité du décideur dans les modèles MCDA.

Dans les modèles MCDA, on distingue l'analyse multicritère de l'optimisation multicritère par la façon dont les alternatives sont décrites. Si dans l'analyse multicritère les alternatives sont en petit nombre et leurs évaluations sur tous les critères de la décision sont connues, dans les problèmes d'optimisation multicritère les ensembles d'alternatives sont définis par des contraintes et peuvent être en nombre infini (Teghem, 2006). L'accent sera mis dans ce travail sur les méthodes d'analyse multicritère car cela correspond à la situation rencontrée en ACV lors de la phase d'interprétation des résultats pour l'aide à la décision.

3.1 Optimisation multicritère

(Tsoukias, 2006) rappelle que des travaux sur l'optimisation multicritère existaient déjà en 1955 sous le nom de "Goal Programming" (Charnes et al.; 1955) rebaptisé aujourd'hui "programmation multi-objectifs" (Charnes et al.; 1955). Les travaux de (Keeney and Raiffa, 1976) ont donné des outils pour bâtir des fonctions objectifs dépendant de plusieurs critères dans le cas certain, puis dans le cas risqué ou incertain. Si le concept d'optimum multidimensionnel n'existe pas ou n'est pas définissable en présence de critères multiples, la seule définition objective qui ait été introduite est celle de

solution efficace : une solution est dite efficace s'il n'y a pas d'autres solutions qui soient au moins aussi bonnes qu'elle sur tous les critères et strictement meilleure sur au moins un critère.

Cette notion de solution efficace est aussi exprimée à travers d'autres relations comme le surclassement : une solution a surclasse une solution b si la solution a est au moins aussi bonne que b. La relation de surclassement la plus classique est la dominance de Pareto. Une solution a domine au sens de Pareto une solution b si a est meilleure que b sur tous les critères et s'il existe au moins un critère où a est strictement meilleure que b. L'ensemble des solutions Pareto dominantes, appelé aussi noyau, constituent la frontière de Pareto : il contient les solutions qui ne sont dominées par aucune autre solution. Les meilleures solutions sont dans cet ensemble, mais par contre il est impossible en se basant sur cette seule relation de surclassement de faire un choix plus précis. Les méthodes d'analyse multicritère de la famille ELECTRE proposent un raffinement de cette relation de surclassement (cf section les méthodes de surclassement). Dans (Teghem, 2006), J. Teghem présente une revue des méthodes multicritère en optimisation. Il expose plusieurs méthodes selon le moment où le décideur doit fournir ses préférences :

i) Préférences a priori (les préférences sont connues préalablement à l'évaluation des alternatives et les méthodes utilisées sont l'utilité multi attributs MAUT, l'optimisation hiérarchique, le goal programming),
ii) Préférences a posteriori (les préférences sont connues après que le décideur a eu connaissance des solutions efficaces),
iii) Préférences progressives (boucles de rétroaction).

En général, dans les méthodes d'optimisation multicritère l'ensemble des solutions efficaces est trop grand pour y choisir une solution et les différentes approches se distinguent par la technique utilisée pour explorer cet ensemble et trouver le meilleur compromis (Tsoukias, 2006). Dans la plupart des méthodes d'optimisation multicritère, le décideur est sollicité au cours de la procédure pour fournir ses préférences. La solution finale ne dépend donc pas seulement de la méthode choisie, mais aussi du décideur. Ceci explique les réticences de nombreux scientifiques d'hier et d'aujourd'hui (Teghem, 2006).

3.2 Analyse multicritère

Dans le cas de l'analyse multicritère, l'ensemble des alternatives A est fini, on le note $A = \{a_1, ..., a_m\}$ et on le munit d'une relation de préférence $\succ$: pour tout $a, b \in A$, $a \succ b$ signifie que l'alternative a est au moins aussi bonne que b. On note $Pref(a,b)$ l'intensité de préférence de a par rapport à b. $Pref$ peut être une relation binaire, c'est-à-dire que $Pref(a,b) \in \{0,1\}$, où $Pref(a,b) = 1$ signifie que a est préférée à b et $Pref(a,b) = 0$ signifie que a n'est pas préférée à b. Elle peut aussi être valuée c'est-à-dire que $Pref(a,b) \in [0,1]$, où $Pref(a,b) = \alpha$ signifie que a est préférée à b avec une intensité α.

Pour faire le lien avec les termes habituels de l'ACV, une alternative est un scénario. La fonction Pref peut représenter une relation binaire et exprimer qu'un scénario est préféré à un autre. Elle peut également représenter une relation nuancée (floue) où selon certains points de vue (impacts), un scénario est préféré à un autre, mais il s'avère moins bon sur d'autres.

Pour décrire les alternatives afin de les comparer, plusieurs termes sont introduits selon les méthodes. Ainsi, par exemple, pour les méthodes de surclassement ce sont les termes « critère », « quasi critère », « pseudo critère » qui sont utilisés tandis que pour la MAUT ce sont les termes « attributs » et « utilité » que l'on rencontre principalement.

Soit $N = \{1,...,n\}$ l'ensemble des indices des attributs ou points de vue qui décrivent les alternatives de A. Ces attributs sont des caractéristiques mesurables. Les valeurs des alternatives sur les attributs peuvent être qualitatives ou quantitatives et dans les deux cas elles peuvent être incertaines (sous forme de distributions) ou imprécises (sous forme d'ensembles). On note aussi pour $i \in N$, X_i l'ensemble des valeurs possibles du ième attribut. La valeur de l'alternative a sur le ième attribut est notée a_i ($a_i \in X_i$). La plupart des méthodes multicritères utilise des fonctions de scorage g_i ($a_i = g_i(a)$) et des fonctions d'utilité pour passer des valeurs des attributs aux valeurs des critères. Ainsi, l'évaluation d'une alternative est exprimée en fonction de critères. Un critère est l'association d'un point de vue et d'une préférence : le décideur exprime une préférence sur les différentes valeurs possibles de l'attribut (Grabisch, 2005). On note u_i la fonction d'utilité marginale (se rapportant uniquement à un seul critère) du ième attribut : $u_i : X_i \to \rceil$. Nous reviendrons sur la notion d'utilité dans la suite de ce document.

Dans le cas de l'ACV, le scorage des attributs correspond aux valeurs calculées sur chaque impact. Le terme « fonction d'utilité » correspond à ce que (Seppälä et Hämäläinen, 2001) et (Seppäla et al., 2001) appellent fonction d'endommagement, à rapprocher de la normalisation en ACV avec toutefois quelques précautions mathématiques.

En résumé, les méthodes d'aide à la décision multicritère utilisent tout ou partie de ces concepts pour attribuer une valeur à $Pref(a,b)$ pour toutes alternatives $a,b \in A$.

A cet effet, deux opérations sont nécessaires : une opération d'agrégation et une opération de comparaison. L'ordre dans lequel sont effectuées ces opérations n'est pas le même pour toutes les méthodes multicritères et il permet d'en faire une première classification. Dans la première classe, l'opération d'agrégation est effectuée sur les comparaisons des valeurs des alternatives sur chacun des attributs (on agrège des relations de préférence). Cette classe sera notée CA en référence à l'ordre des opérations (Comparaison puis Agrégation) alors que dans la seconde classe, c'est le résultat de l'agrégation des valeurs d'une alternative qui est comparé à celui d'une autre (on agrège des évaluations). Cette classe sera notée AC (Agrégation puis Comparaison).

Dans la classe *CA,* le calcul de $Pref(a,b)$ s'effectue de la façon suivante (Grabisch, 2005) :

$$Pref(a,b) = Agg(Comp_1(a_1,b_1),...,Comp_n(a_n,b_n))$$

où pour chaque $i \in N$, $Comp_i : X_i \times X_i \to \rceil$ est la fonction de comparaison entre les valeurs du *i^ème^* attribut et $Agg : \rceil^n \to \rceil$ la fonction d'agrégation.

Dans la classe *AC* le calcul de $Pref(a,b)$ s'effectue de la façon suivante (Grabisch, 2005) :

$$Pref(a,b) = Comp(Agg(a_1,...,a_n), Agg(b_1,...,b_n))$$

où cette fois, on a $Comp : \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}$. Pour plus de détails sur les fonctions $Comp$, $Comp_i$ ($i \in N$) et Agg, voir (Grabisch, 2005) et (Grabisch and Perny, 1999).

Parmi les approches les plus représentatives de la classe AC, on trouve les méthodes MAUT, AHP et MACBETH, tandis que les méthodes de surclassement (les différentes versions de la méthode ELECTRE et PROMETHEE) sont représentatives de la classe CA.

Dans ce qui suit, nous présentons quelques-unes des méthodes de l'analyse multicritère les plus répandues : MAUT, les méthodes de surclassement, les méthodes de comparaison par paires (AHP et MACBETH), et enfin la méthode TOPSIS.

3.2.1 La théorie de l'utilité multi attributs (MAUT)

La MAUT (Multi-Attribute utility Theory) fondée par Keeney et Raifa (Keeney and Raiffa., 1976) (Fishburn, 1982). Dans cette famille de méthodes, on trouve aussi la méthode MAVT (Multi-Attribute Value Theory) (Krantz et al., 1971) qui utilise les fonctions de valeurs à la place des fonctions d'utilité. La différence entre les deux types de fonctions est que la fonction d'utilité représente l'attitude du décideur face au risque et prend en compte les probabilités des conséquences (Keeney and Raiffa 1976) contrairement à la fonction de valeurs qui n'intègre pas le concept de risque. Les deux méthodes MAUT et MAVT évaluent les fonctions d'utilité/valeurs marginales sur chaque attribut pour construire une fonction d'utilité/valeur globale notée U/V. Sous certaines conditions, U/V peut être obtenue de manière additive, multiplicative, mixte, etc.

Dans la suite, les fonctions d'utilité seront utilisées pour désigner indifféremment les fonctions valeurs et utilité. La nuance n'est pas nécessaire dans ce travail puisque les conséquences des alternatives sur les attributs sont considérées certaines et représentées par des valeurs précises.

Au titre des différentes méthodes, notons la méthode UTA (Utility Theory Additive) (Jacquet-Lagrèze et al., 1982) qui utilise un modèle additif pour le calcul de U, et la méthode SMART (Simple Multi Attribute Rating Technique) (Edwards, 1971) qui utilise un modèle linéaire. La méthode de la moyenne pondérée peut être aussi classifiée parmi les méthodes MAUT.

D'une manière générale, les concepts manipulés par ces méthodes issues de la MAUT sont :

- les fonctions d'utilité marginales sur chaque attribut,
- les poids (ou capacité dans le cas où les interactions entre critères sont prises en compte),
- l'opérateur d'agrégation Agg qui permet de construire la fonction d'utilité globale *U* à partir des utilités marginales $(u_1, ..., u_n)$.

La figure 2 illustre les relations entre les concepts qui constituent le modèle de préférences du décideur (utilités, agrégation) et les grandeurs qui caractérisent un scénario en ACV (les impacts). Dans la suite, nous reviendrons sur ces concepts plus en détail.

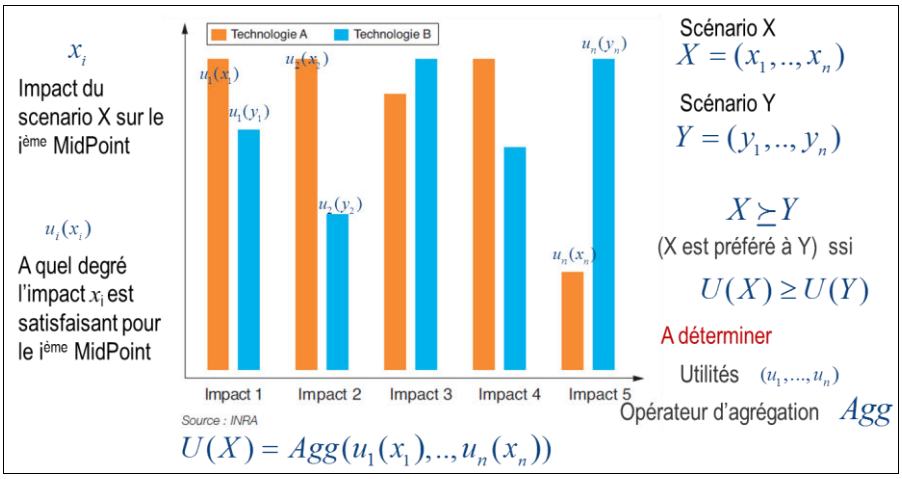


Figure 2 : le modèle MAUT transposé à l'ACV

3.2.1.1 Modèle de préférences

Le modèle des préférences a pour objectif d'exprimer les souhaits du décideur. En effet, dans un problème de décision où les objectifs sont multiples, les critères sont rarement unanimes dans la comparaison des alternatives, et le décideur doit prendre parti sur l'apport de chaque critère, ou sous-ensemble de critères, à l'évaluation finale d'une alternative.

Ces différentes contributions prennent sens à travers l'opérateur d'agrégation d'une part, et les fonctions d'utilité d'autre part. L'opérateur d'agrégation synthétise l'information de tous les attributs. Il est donc le premier élément constitutif du modèle de préférence. L'intervention du décideur, via l'expression de ses préférences, est aussi nécessaire pour transcrire les valeurs des attributs en termes de satisfaction ou d'utilité pour garantir l'évaluation de tous les critères sur une même échelle. Les fonctions d'utilité sur chaque attribut constituent le second élément du modèle de préférence.

3.2.1.2 Utilité monocritère

Nous faisons ici l'hypothèse que les alternatives sont évaluées sur un seul attribut (un indicateur d'impact si on fait le parallèle avec l'ACV). Ainsi, les alternatives vont être comparées par rapport aux résultats qu'elles obtiennent sur cet attribut. Ceci conduit à définir une relation de préférence sur les valeurs de l'attribut. Comme il a été mentionné précédemment, la fonction d'utilité permet d'associer un degré de satisfaction au score attribué à une alternative sur un attribut (réalité d'ordre 2). Ceci passe par l'expression de la relation de préférence entre les valeurs d'un attribut par une fonction à valeurs réelles. Pour un attribut i, ce passage de la relation de préférence notée $\succ_i$ à la fonction d'utilité notée u_i ($u_i : X_i \rightarrow \Box$), s'exprime de façon très simple mathématiquement : $\forall x_i, y_i \in X_i$, $x_i \succ_i y_i \Leftrightarrow u_i(x_i) \geq u_i(y_i)$. La fonction u_i attache à tout élément $x \in X_i$ un nombre réel $u_i(x)$ de sorte que plus ce dernier est élevé, plus l'objet est "préféré" par le décideur (Bouyssou et al, 2006). La plupart du temps u_i prend des valeurs dans $[0,1]$.

Pour construire u_i, il faut définir dans X_i un élément x_{nul} de satisfaction nulle $u_i(x_{nul}) = 0$ et un élément $x_{\max}$ de satisfaction maximale $u_i(x_{nul}) = 1$. L'élément $x_{\max}$ pose problème quant à son choix dans le cas où X_i n'est pas borné9.

La figure 2 ci-dessous illustre le principe de transcription des attributs en utilités. Sur la figure ont été choisies les valeurs x_{nul} et $x_{\max}$ pour les attributs « cylindrée » et « consommation » lors du choix d'une voiture. En ACV, cette étape de construction de la fonction d'utilité est, la plupart du temps, prise en compte par les méthodes de normalisation. Or, la construction de l'utilité pour chaque attribut diffère significativement d'une simple normalisation en ACV. La normalisation consisterait simplement à associer automatiquement 1600 cm3 et 6,0 l (valeurs moyennes de l'attribut) à un degré de satisfaction moyen de 0,5 alors que l'utilité modélise une information nouvelle propre au décideur (la normalisation revient à confondre réalités d'ordre 1 et 2). Sur l'exemple, le décideur considère qu'une voiture de 1600 cm^3 présente déjà une cylindrée plutôt satisfaisante alors que 6,0 l est déjà une consommation peu satisfaisante. On comprend alors l'impact significatif qu'il y aurait à faire une simple normalisation lors de l'agrégation des deux utilités (dans le cas de la normalisation, l'utilité est une fonction affine de l'attribut alors que sur l'exemple, on a une fonction convexe pour un attribut et une fonction concave pour l'autre).

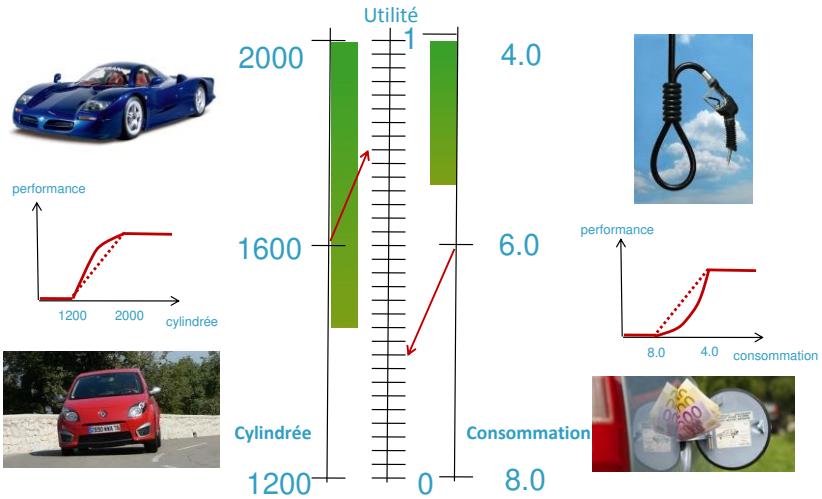


Figure 3 : Echelles d'attributs et utilités

3.2.1.3 Utilité multi attributs

Le problème de l'utilité multi attributs (c'est-à-dire multi indicateurs d'impacts) consiste à trouver une fonction d'utilité $U : X = \prod_{i \in N} X_i \rightarrow [0,1]$ qui permet d'exprimer numériquement la relation de

[9] Pour pallier ce problème, la méthode MACBETH (cf. § 3.2.3) (Bana E Costa and Vansnick, 1994 ; 1997 ; 1999 définit le niveau satisfaisant : "*le niveau satisfaisant est considéré comme bon et tout à fait acceptable si le décideur pouvait l'obtenir, même si des éléments plus attractifs peuvent exister* ".

préférence $\succ$ sur l'ensemble des alternatives A de telle sorte : $\forall x, y \in X$, $x \succ y \Leftrightarrow U(x) \geq U(y)$. Une solution à ce problème est de chercher une décomposition de U sous forme d'utilité marginale sur chaque attribut. Cela revient à trouver n fonctions utilités $u_1, ..., u_n$ et un opérateur d'agrégation Agg tel que $\forall x = (x_1, ..., x_n) \in X$, $U(x) = Agg(u_1(x_1), ..., u_n(x_n))$ (par la suite on notera u_i pour $u_i(x_i)$ lorsqu'il n'y a pas d'équivoque possible). Cette décomposition est appelée structure décomposable (Bouyssou et al., 2006). D'autres décompositions sont possibles : la décomposition multiplicative, la décomposition multilinéaire, etc. (Bouyssou et al, 2006). Dans la structure décomposable, l'existence et l'unicité des utilités et de l'opérateur d'agrégation ne sont pas garanties (Bouyssou et al., 2006).

Pour exprimer la fonction d'utilité de synthèse $U(x)$, il est important de vérifier les axiomes d'indépendance et de séparabilité des critères10 :

- Si les critères ne sont pas séparables, typiquement le modèle additif $U(x) = \sum_i u_i(x_i)$ ne convient pas (Debreu, 1960).
- Lorsque les critères sont dépendants, la moyenne pondérée devrait être proscrite en théorie. En effet, les dépendances sont dues à la présence de facteurs susceptibles d'influencer conjointement les performances rattachées aux attributs. Par conséquent, l'attribut qui est à l'origine de la liaison risque d'être excessivement pris en compte dans l'évaluation globale. On parle, dans ce cas, de phénomènes de *surpondération* ou de *double comptage*. Au contraire, quand les critères sont séparables, on se tourne vers le modèle additif et dans le cas de l'indépendance, la moyenne pondérée reste une solution pratique.
- Si les deux axiomes d'indépendance et de séparabilité ne sont pas vérifiés, il faut se tourner vers des opérateurs qui prennent en compte les interactions entre les critères, comme l'intégrale de Choquet.

Dans la section suivante, l'intérêt est porté sur l'opérateur d'agrégation Agg et on considère que les utilités u_i $(i \in N)$ ont déjà été définies par ailleurs.

3.2.1.4 Opérateurs d'agrégation

L'idée derrière l'application d'un opérateur d'agrégation est de synthétiser des informations traduisant des aspects ou des points de vue différents voire conflictuels au sujet d'une alternative. Le score obtenu doit être maximal pour l'alternative qui répond le mieux aux attentes du décideur.

L'opérateur d'agrégation le plus communément utilisé, en raison de sa simplicité et son usage commun dans la vie de tous les jours, est la moyenne pondérée Nous montrerons dans la suite, qu'il existe des opérateurs qui proposent une modélisation plus fine des préférences (par exemple, l'importance relative des critères et les interactions entre ceux-ci). Pour évaluer un élève par exemple, une moyenne pondérée des notes est classiquement utilisée et elle est fonction de la filière suivie par l'élève (elle fait parfaitement abstraction de l'indépendance des évaluations par matière).

[10] Cf. la définition des termes « indépendance » et « séparabilité » dans le glossaire.

En ACV, la somme pondérée est couramment utilisée[11]. La moyenne pondérée, où l'opérateur Agg est classiquement noté MP_ω où ω est une distribution de poids, appartient à une classe d'opérateurs appelée opérateur de compromis, c'est-à-dire que le résultat de l'agrégation d'une alternative est nécessairement compris entre le pire et le meilleur des scores partiels de l'alternative sur les attributs. L'opérateur conjonctif, noté $Agg:\wedge$, modélise le comportement suivant : « le résultat de l'agrégation est élevé (proche de 1) si et seulement si toutes les quantités à agréger sont élevées » et l'opérateur disjonctif, noté $Agg:\vee$ modélise le comportement suivant : « Le résultat de l'agrégation est élevé dès que l'une des quantités à agréger est élevée. ». Dans la suite, les opérateurs les plus connus faisant partie de la classe des opérateurs de compromis sont présentés. Pour plus de détails voir (Marichal, 1998), (Grabisch, 2005) et (Grabisch et Perny, 2000) :

- moyenne pondérée : $MP_\omega(x_1,...,x_n)=\sum_{i\in N}\omega_i x_i$, où $\omega_i\in[0,1]$ et $\sum_{i\in N}\omega_i=1$.
- moyenne pondérée généralisée : $MP_{\omega,f}(x_1,...,x_n)=f^{-1}(\sum_{i\in N}\omega_i f(x_i))$, où $\omega_i\in[0,1]$, $\sum_{i\in N}\omega_i=1$ et *f* est une fonction continue strictement croissante.
- minimum pondéré (Dubois et Prade, 1986) : $\mathrm{wmin}_\omega(x_1,...,x_n)=\wedge_{i\in N}((1-\omega_i)\vee x_i)$, où $\omega_i\in[0,1]$, $\vee_{i\in N}\omega_i=1$.
- maximum pondéré (Dubois et Prade, 1986) : $\mathrm{wmax}_\omega(x_1,...,x_n)=\vee_{i\in N}(\omega_i\wedge x_i)$, où $\omega_i\in[0,1]$, $\vee_{i\in N}\omega_i=1$.
- moyenne pondérée ordonnée (OWA) (Yager, 1988) : $\mathrm{OWA}_\omega(x_1,...,x_n)=\sum_{i\in N}\omega_i x_{\sigma(i)}$, où $\omega_i\in[0,1]$, $\sum_{i\in N}\omega_i=1$ et σ est une permutation sur N telle que : $x_{\sigma(1)}\le x_{\sigma(2)}...\le x_{\sigma(n)}$. L'opérateur OWA agit de façon différente de la moyenne pondérée : le *i*^{ème} poids pondère l'attribut de rang *i* et non pas le *i*^{ème} attribut : un poids n'est pas propre à un attribut, mais à un rang.

Dans les opérateurs présentés ci-dessus, l'expression des préférences du décideur se limite à la pondération des critères les uns par rapport aux autres. Grabisch montre qu'il existe des cas plus complexes où ces seuls paramètres ne permettent pas de modéliser les préférences du décideur et introduit à cet effet des opérateurs de compromis plus sophistiqués appelés intégrales floues (Grabisch, 2005). M. Grabisch donne l'exemple d'une décision où les préférences du décideur ne peuvent être modélisés par une simple somme pondérée. Soit trois alternatives, des situations a, b et c décrites selon deux attributs 1 et 2 :

	a	b	c
u_1	0.4	0	1
u_2	0.4	1	0

[11] C'est l'objet, par exemple, du projet PRIOR (BIO IS, 2005) dont l'objectif visait à proposer des pondérations pour agréger les résultats obtenus sur les différents impacts. Nous reviendrons plus en détail sur la méthode PRIOR dans la section 4.

Si le décideur veut exprimer sa préférence de a par rapport à b à l'aide d'une somme pondérée $\left(MP_\omega(a) = 0.4\omega_1 + 0.4\omega_2 > MP_\omega(b) = \omega_2\right)$ et l'indifférence entre b et c $\left(MP_\omega(b) = \omega_2 = MP_\omega(c) = \omega_1\right)$, il obtient : $0.8\omega_2 > \omega_2$!

Le concept d'intégrale floue a été initialement introduit par Sugeno (Sugeno, 1974). Deux opérateurs importants sont issus des intégrales floues : les intégrales de Sugeno et de Choquet. Ces opérateurs sont appelés intégrales floues car ils sont basés sur des mesures floues.

<u>Définition 1</u> : une mesure floue μ sur N est une fonction d'ensemble : $\mu : 2^N \to [0,1]$ telle que :

- $\mu(\varnothing) = 0$ et $\mu(N) = 1$;
- Pour tout $A, B \subseteq N$, $A \subseteq B \Rightarrow \mu(A) \leq \mu(B)$ (axiome de monotonie plus faible que l'axiome d'additivité utilisé pour les opérateurs de type somme pondérée).

Soit un sous-ensemble de critères $I \subseteq N$, $\mu(I)$ représente l'importance de la coalition I ou encore son pouvoir à prendre seule la décision (sans les autres critères). Pour une somme pondérée, on avait implicitement $\mu(\{i, j\}) = \mu(\{i\}) + \mu(\{j\})$: l'axiome d'additivité suffisait à calculer l'importance relative de tout sous-ensemble de critères à partir de la distribution de poids sur les singletons. Ici, il est nécessaire de définir la mesure floue sur 2^N, le modèle est plus riche mais requiert davantage de paramètres.

<u>Définition 2</u> : soit μ une mesure floue sur N,

- L'intégrale de Choquet de $(u_1, ..., u_n) \in \mathbb{R}^n$ par rapport à μ est donnée par : $C_\mu(u_1, ..., u_n) = \sum_{i \in N} (u_{\sigma(i)} - u_{\sigma(i-1)}) \mu(\{\sigma(i), ..., \sigma(n)\})$, $x_{\sigma(0)} = 0$
- L'intégrale de Sugeno de $(u_1, ..., u_n) \in [0,1]^n$ par rapport à μ est donnée par : $S_\mu(u_1, ..., u_n) = \bigvee_{i \in N} (u_{\sigma(i)} \wedge \mu(\{\sigma(i), ..., \sigma(n)\}))$

où σ est une permutation sur N telle que : $u_{\sigma(1)} \leq u_{\sigma(2)} ... \leq u_{\sigma(n)}$.

La signification donnée aux poids ω_i avec un opérateur de moyenne pondérée peut être transposée aux valeurs $\mu(I)$ avec une intégrale de Choquet. Pour les sommes pondérées, le poids ω_i du *i^ème^* critère représente le résultat d'une alternative fictive qui aurait un score totalement satisfaisant (c'est-à-dire 1) sur le *i^ème^* critère et un score inacceptable (c'est-à-dire 0) sur tous les autres critères. Pour l'intégrale de Choquet, $\mu(I)$ est le résultat de l'alternative fictive qui a un score totalement satisfaisant sur tous les critères de I et un score inacceptable sur tous les critères de $N \setminus I$ (Grabisch, 2005).

Si pour une moyenne pondérée, il suffit de n paramètres (les poids), il en faut $2^n - 2$ pour identifier complétement une mesure floue μ ($\mu(\varnothing) = 0, \mu(\mathrm{N}) = 1$). Ceci pose un sérieux problème car un décideur ne saurait être en mesure de fournir autant d'information, et, de plus, il est difficile pour lui

d'appréhender le sens des interactions à plus de 2 critères. Ainsi, le recours à des mesures floues moins coûteuses en quantité d'information est en pratique nécessaire. C'est le cas des capacités k-additives. Une capacité k-additive ne considère que les interactions des sous-ensembles ayant au plus *k* éléments. Pour une capacité 2-additive, nous avons besoin seulement de $\frac{n(n+1)}{2}$ coefficients.

<u>Définition 3</u> : une capacité 2-additive est définie par les paramètres de poids et les interactions deux à deux des critères :

- $\upsilon_i \in [0,1]$ le *poids dans une intégrale de Choquet* appelé indice de Shapley où $\upsilon_i \in [0,1]$, $\sum_{i \in N} \upsilon_i = 1$
- $I_{ij} = \mu(\{i,j\}) - \mu(\{i\}) - \mu(\{j\}) \in [-1,1]$ est l'interaction entre le *i^ème^* et le *j^ème^* critère avec $\upsilon_i - \frac{1}{2}\sum_{i \neq j} \left| I_{ij} \right| \geq 0 \cdot$

Les valeurs prises de I_{ij} ont la signification suivante :

- $I_{ij} > 0$ signifie qu'il y a une synergie positive : l'importance du couple de critères est plus grande que la somme des importances individuelles ;
- $I_{ij} < 0$ signifie qu'il y a une synergie négative : l'importance du couple de critères est inférieure à la somme des importances individuelles ;
- $I_{ij} = 0$ signifie que les critères i et j sont indépendants ;
- $I_{ij} = 1$ signifie que les critères i et j sont totalement complémentaires ;
- $I_{ij} = -1$ signifie que les critères i et j sont redondants.

<u>Définition 4 :</u> soit μ une mesure floue 2-additive sur N définie par ses indices de shapley υ_i et ses interactions I_{ij}. L'intégrale de Choquet de $(u_1,...,u_n) \in \rceil^n$ par rapport à μ est donnée par :

$$C_\mu(u_1,...,u_n) = \sum_{i \in N} \upsilon_i u_i - \frac{1}{2}\sum_{i>j} I_{ij} \left| u_i - u_j \right|$$

Cette dernière formule de l'intégrale de Choquet 2-additive est plus facilement interprétable : l'intégrale se comporte comme une somme pondérée dont les poids sont propres à un simplexe $u_{\sigma(1)} \leq u_{\sigma(2)} ... \leq u_{\sigma(n)}$ (l'intégrale est linéaire par simplexe ; les « poids » dans chaque simplexe peuvent être différents et sont facilement calculables puisqu'il n'y a plus besoin des valeurs absolues dans l'équation précédente dès lors qu'on se place dans un simplexe donné). Comme on peut le constater à partir de la formule de l'intégrale de Choquet 2-additive, non seulement les résultats d'une alternative sur les n critères sont pondérés, mais le résultat final est aussi augmenté ou diminué en fonction de l'interaction entre les critères. Ainsi, si le décideur désire que deux critères soient simultanément satisfaits, une alternative qui serait très satisfaisante sur l'un des deux critères et jugée totalement insatisfaisante sur l'autre serait pénalisée : un bon résultat sur l'un des critères ne saurait compenser un très mauvais résultat sur l'autre. Ce comportement ne peut pas être modélisé par une simple moyenne pondérée.

3.2.1.5 Elicitation des paramètres du modèle de préférences

Dans l'application des méthodes MCDA, l'obtention des paramètres du modèle de préférence reste une étape délicate. Nous avons mentionné (Bio IS, 2005) et (Myllyviita et al., 2012) où les auteurs ont demandé directement les paramètres (les poids de la somme pondérée en l'occurrence) aux décideurs. Il est important de prendre conscience que les protocoles d'interaction entre analyste et décideur ont l'ambition de découvrir une réalité complexe et riche supposée être présente dans la tête du décideur. Malheureusement, l'expression de cette connaissance chez le décideur peut s'avérer bien plus pauvre ou du moins non conforme au modèle qui sous-tend le protocole d'interaction (Landry, 1984). Un expert connaît bien son domaine par définition, mais n'est pas supposé maîtriser la sémantique des modèles mathématiques que l'analyste cherche à déployer. Que signifie un poids ou une utilité pour un expert de domaine ? L'identification directe des paramètres du modèle mathématique d'aide à la décision nécessite que l'expert du domaine ait parfaitement conscience de l'artefact mathématique qu'il est en train de renseigner. Or, on peut légitimement considérer que n'est que rarement le cas.

Pour pallier cette difficulté, plusieurs méthodes d'élicitation indirecte ont été proposées dans la littérature, en marge des techniques d'identification directe. Ces méthodes se donnent pour objet d'exploiter la connaissance native de l'expert sur la comparaison de scénarios, de valeurs d'attributs, pour calculer indirectement les paramètres du modèle de préférences. Parmi les méthodes les plus utilisées, on trouve AHP et MACBETH sur lesquelles nous reviendrons plus tard.

Dans la MAUT, il existe de nombreuses procédures pour la détermination des paramètres du modèle d'agrégation. La procédure de compromis a une base théorique solide (Keeney and Raiffa 1976), mais elle est assez difficile à utiliser. Il existe d'autres méthodes plus simples et largement utilisées comme « ratio estimation », ou « swing weighting procedure » (von Winterfeldt and Edwards, 1986). La méthode d'analyse multicritère SMART, par exemple, utilise la méthode « ratio estimation ». Weber and Borcherding (1993) proposent une présentation de ces méthodes :

- La méthode du *ratio* requiert du décideur, de classer en premier lieu les attributs pertinents en fonction de leur importance. A l'attribut le moins important est attribué un poids de 10 et à tous les autres sont associés des multiples de 10. Les poids bruts obtenus sont normalisés. La méthode du ratio est une procédure algébrique, décomposable, et directe ;
- La procédure de *swing* commence à partir d'une alternative avec les pires résultats sur tous les attributs. Le décideur est encouragé à modifier le résultat d'un attribut du pire résultat au meilleur. Il lui est alors demandé de classer ces «swings» de la plus insignifiante à la plus significative des améliorations. L'attribut avec le swing préféré est le plus important, et on lui attribue, de manière arbitraire, 100 points. Les grandeurs de toutes les autres variations sont exprimées en un pourcentage du plus grand swing. Les pourcentages obtenus sont normalisés pour obtenir les poids finaux. La méthode de swing est une procédure algébrique, décomposable, et directe ;
- La procédure de *compromis* a le fondement théorique le plus abouti (Keeney and Raiffa, 1976). L'idée clé de la procédure est de comparer deux alternatives décrites sur deux attributs (pour les attributs restants les deux alternatives ont des valeurs identiques). Une alternative a le meilleur résultat sur le premier attribut et le pire résultat sur le second attribut, et réciproquement. En désignant son alternative préférée, le décideur identifie indirectement l'attribut le plus important. Une étape critique de la méthode est l'ajustement

des valeurs des attributs qui conduisent à l'indifférence entre deux alternatives. La méthode de compromis peut être classée comme étant une procédure algébrique, décomposable, et indirecte.

Dans le cas de l'ACV, une autre méthode est couramment utilisée pour déterminer les poids : Distance-to-Target (DTT) (Seppälä and Hämäläinen, 2001). Dans l'approche DTT, les poids sont calculés à partir du degré auquel la performance environnementale réelle dévie d'un objectif ou d'une norme. La méthode classe les impacts selon la règle : plus la société est loin d'atteindre la norme souhaitée pour un polluant, plus son impact est important. Pour (Finnveden, 1996), DTT n'est pas une méthode d'élicitation des poids (la distance à un objectif relève davantage d'une évaluation, d'un score que d'une pondération).

Une autre approche pour déterminer les poids est utilisée dans les méthodes SMAA (Stochastic Multiattribute Acceptability Analysis). Elle se prête particulièrement bien aux situations dans lesquelles la variabilité des poids attribués par plusieurs décideurs est grande, ou lorsqu'on dispose à la fois d'informations qualitatives et quantitatives sur les préférences. Les méthodes SMAA sont capables de déterminer la sensibilité des classements des alternatives en identifiant le sous-espace des poids où une alternative sera préférée aux autres (Tervonen and Lahdelma, 2007).

3.2.2 Les méthodes de surclassement

Les méthodes de surclassement s'intéressent à la relation *a* « surclasse » *b* (ou *a* est « au moins aussi bonne » que *b*) pour deux alternatives *a* et *b* dans A. L'idée principale utilisée dans les méthodes de surclassement est de comparer les alternatives en utilisant les points forts et faibles d'une alternative par rapport à une autre. Il existe deux grandes familles de méthodes de surclassement :

- la famille ELECTRE (pour ELimination Et Choix Traduisant la REalité), ou l'école française fondée par Bernard Roy[12] ;
- la famille PROMETHEE (pour Preference Ranking Organization METHod for Enrichment of Evaluations), ou l'école belge fondée par P. Brans, J.P. Vincke et B. Mareschal[13].

Les deux familles suivent des principes proches à notre échelle de description. Les différences découlent principalement dans la manière de formaliser et d'exploiter la définition du surclassement. La différence principale entre ELECTRE et PROMETHEE réside dans la partie agrégation où PROMETHEE associe une intensité de préférence à la comparaison des alternatives sur chaque critère ce qui n'est pas le cas dans ELECTRE.

3.2.2.1 ELECTRE

Dans la suite seule la méthode ELECTREv (pour faire référence à ce qui est en commun avec la plupart des variantes) est présentée.

Dans (Figueira et al., 2005), les auteurs précisent le contexte dans lequel la méthode ELECTRE doit être utilisée :

[12] ELECTRE I, ELECTRE II, ELECTRE III, ELECTRE TRI (Roy, 1968 ; 1973 ; 1978 ; 1991).

[13] PROMETHEE I, PROMETHEE II, PROMETHEE III, PROMETHEE IV (Vincke et Brans, 1985), (Brans et Mareschal, 2005).

1) au moins trois critère

2)

i. soit au moins l'un des critères est évalué sur une échelle ordinale où la comparaison des différences n'aurait pas de sens ;
ii. soit il existe, parmi les critères, une forte hétérogénéité liée à la nature des évaluations, ce qui rend l'agrégation difficile sur une même et unique échelle ;
iii. soit la compensation de la perte sur un critère donné par un gain sur un autre ne peut être acceptable pour le décideur ;
iv. soit pour au moins un critère, de petites différences des évaluations ne sont pas significatives en termes de préférences, tandis que l'accumulation de plusieurs petites différences peut devenir importante. Ceci nécessite alors l'introduction des seuils de discrimination (seuil de préférence et seuil d'indifférence).

La méthode ELECTRE est fondée sur des règles de surclassement d'alternatives (comparées 2 à 2) utilisant les notions de concordance et de discordance. Les grandes étapes de cette méthode sont :

1) Identification des situations à comparer
2) Caractérisation des situations (mesures)
3) Définition de seuils
4) Définition de poids (importance relative)
5) Calcul des indices de concordance et discordance
6) Pré-ordre partiel des actions

La comparaison des alternatives en utilisant les points forts et faibles d'une alternative par rapport à une autre se traduit par les notions de concordance et de discordance, dont la définition intuitive est la suivante :

Définition 5 : « a surclasse b » si la majorité des critères sont en faveur de a (évalué par la concordance), et s'il n'y a aucun critère fortement en désaccord avec cette affirmation (évalué par la discordance).

Formellement, reprenons les fonctions g_i de scorage sur les attributs présentées précédemment. Pour chaque $i \in N$, on note ω_i le poids du ième critère, et υ_i son seuil de veto (seuil au-delà duquel une différence de score selon i n'est plus négligeable). Notons s le seuil nécessaire pour définir la concordance (seuil en deçà duquel il n'y a pas assez d'évidences portées par les critères pour qu'une alternative soit perçue meilleure qu'une autre). Le degré de concordance de la relation « a surclasse b » est calculé comme suit :

$$c(a \succ b) = \frac{1}{W} \sum_{g_i(a) \geq g_i(b)} \omega_i \text{ où } W = \sum_{i \in N} \omega_i .$$

Cette équation fait référence à la formulation générale des méthodes de type CA :
$Pref(a,b) = Agg(Comp_1(a,b),...,Comp_n(a,b))$ où :

- $Agg(u_1,...,u_n) = \sum_{i \in N} u_i$ et

- $Comp_i(a,b) = \begin{cases} \frac{\omega_i}{W}, \text{ si } g_i(a) \geq g_i(b) \\ 0, \text{ sinon} \end{cases}$

Pour évaluer les éléments discordants à l'égard de la relation « a surclasse b », on calcule pour tous les critères tels que $g_i(a) < g_i(b)$ la différence $g_i(b) - g_i(a) < \upsilon_j$.

Les indices de concordance et de discordance qui permettent de formaliser la définition de « *a* surclasse *b* » sont alors évalués comme suit :

- concordance : si $c(a \succ b) > s$;
- non discordance : si tous les critères tels que $g_i(a) < g_i(b)$ vérifient $g_i(b) - g_i(a) < \upsilon_j$.

L'inconvénient majeur dans ce modèle de préférence est qu'il est souvent difficile d'obtenir un ordre partiel ou total sur les alternatives à partir des seules notions de concordance et discordance, certes intuitives mais peu discriminantes.

On peut remarquer que ce sont les préférences (les poids) qui sont agrégées ici, et qu'elles sont par construction commensurables. Ceci est très important pour pallier le problème d'homogénéité souvent rencontré dans les situations de décision multicritère. De plus, comme seules les comparaisons des valeurs sur un même critère sont prises en compte, il n'y a aucun empêchement à gérer conjointement des critères qualitatifs et d'autres quantitatifs.

3.2.2.2 PROMETHEE

PROMETHEE est une méthode parmi les plus récentes. Les études de sensibilité qu'elle autorise ont encouragé de nombreux chercheurs à s'y intéresser. Un article de Behzadian et al. (Behzadian et al, 2010) recense les articles ayant trait à la méthode publiés depuis 1985. Les articles évoquent de multiples applications : gestion de l'environnement (24.5%), gestion de l'hydrologie et de l'eau (14.4%), gestion commerciale et financière (12.8%), chimie (12.3%), logistique et transport (9.7%), fabrication et montage (9.7%), gestion de l'énergie (8.7%), et le social (3.7%). La figure 4 résume les étapes de PROMETHEE.

Step 1. Determination of deviations based on pair-wise comparisons

$$d_j(a,b) = g_j(a) - g_j(b) \qquad (1)$$

Where $d_j(a,b)$ denotes the difference between the evaluations of a and b on each criterion.

Step 2: Application of the preference function

$$P_j(a,b) = F_j[d_j(a,b)] \qquad j=1,\ldots,k \qquad (2)$$

Where $P_j(a,b)$ denotes the preference of alternative a with regard to alternative b on each criterion, as a function of $d_j(a,b)$.

Step 3: Calculation of an overall or global preference index

$$\forall a,b \in A, \qquad \pi(a,b) = \sum_{j=1}^{k} P_j(a,b) w_j \qquad (3)$$

Where $\pi(a,b)$ of a over b (from 0 to 1) is defined as the weighted sum $p(a,b)$ of for each criterion, and w_j is the weight associated with jth criterion.

Step 4: Calculation of outranking flows/ The PROMETHEE I partial ranking

$$\phi^+(a) = \frac{1}{n-1} \sum_{x \in A} \pi(a,x) \qquad (4) \qquad \text{and} \qquad \phi^-(a) = \frac{1}{n-1} \sum_{x \in A} \pi(x,a) \qquad (5)$$

Where $\phi^+(a)$ and $\phi^-(a)$ denote the positive outranking flow and negative outranking flow for each alternative, respectively.

Step 5: Calculation of net outranking flow/ The PROMETHEE II complete ranking

$$\phi(a) = \phi^+(a) - \phi^-(a) \qquad (6)$$

Where $\phi(a)$ denotes the net outranking flow for each alternative.

Figure 4 : Les étapes de la méthode PROMETHEE (Behzadian et al., 2010)

A noter que d'autres méthodes, basées sur le même principe qu'ELECTRE, peuvent encore être citées : ORESTE (Roubens, 1980), the REGIME (Hinloopen and Nijkamp, 1990), et MELCHIOR (Leclerc, 1984). Toutes ces méthodes utilisent des règles de calcul reflétant l'idée que, au-delà d'un certain niveau, une mauvaise performance sur un critère ne peut être compensée par de bonnes performances sur un autre critère (Guitouni and Martel 1998).

A RETENIR

- Les méthodes de surclassement comparent les alternatives en utilisant les points forts et points faibles d'une alternative par rapport à une autre.
- Il est souvent difficile d'obtenir un ordre partiel ou total sur les alternatives à partir des seules notions de concordance et discordance, certes intuitives mais peu discriminantes.
- Les avantages majeurs des méthodes de surclassement résident dans la possibilité de comparer directement les valeurs des attributs (pas besoin de construire des utilités pour ELECTRE), de gérer conjointement critères quantitatifs et qualitatifs, et de limiter la compensation entre critères.

3.2.3 Les méthodes de comparaison par paires : AHP et MACBETH

AHP pour (Analytic Hierarchy Process) et MACBETH pour (Measuring Attractiveness by a Categorical Based Evaluation TecHnique) sont deux méthodes multicritères qui utilisent les techniques de la MAUT.

AHP a été proposée par Saaty (Saaty, 1980) (Saaty et al., 1988) et MACBETH par C.A. Bana E Costa, J.C. Vansnick et J. M. De Corte (Bana E Costa and Vansnick, 1994 ; 1997 ; 1999) (Bana E Costa et al., 2005). La principale différence avec les méthodes de surclassement ou la MAUT réside dans ce que les scores attribués aux alternatives n'expriment pas une valeur absolue de l'alternative, mais une valeur exprimant son attractivité par rapport aux alternatives existantes. Ainsi, le score $g_i(a)$ de l'alternative a sur le critère i n'est pas directement utilisé, mais remplacé par la différence de score $g_i(a) - g_i(b), \forall b \in A$ pour MACBETH et le ratio $g_i(a) / g_i(b), \forall b \in A$ pour AHP. Il s'agit, ainsi, pour les évaluateurs d'exprimer une intensité de préférence sur un ensemble d'alternatives fixé au préalable, qui s'exprimera à travers une échelle d'intervalle ou de ratio.

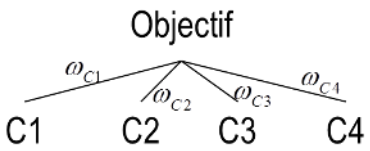
La particularité de AHP réside d'une part dans la façon de structurer un problème complexe de décision en le décomposant selon une arborescence de critères et sous-critères, et d'autre part de procéder au calcul des poids des critères selon une technique d'identification indirecte.

MACBETH propose aussi une technique d'identification indirecte des poids (nous en donnons le principe ci-après), et se distingue par l'adjonction de deux alternatives particulières à l'ensemble des alternatives comme des points de repères : l'alternative « neutre » et l'alternative « bonne ». De plus, MACBETH garantit une cohérence globale entre la construction des échelles des critères d'évaluation et l'identification des paramètres de la moyenne pondérée. Des propositions récentes ont permis de montrer comment MACBETH pouvait être étendue aux intégrales de Choquet (Grabisch et al., 2003)(Labreuche, 2011) .

Nous résumons ci-après le processus en cinq étapes de la démarche AHP :

1. Définition et décomposition hiérarchique du problème : cette étape concerne la modélisation de la situation, ainsi que l'identification des experts qui pourraient être impliqués dans le processus de décision. La décomposition hiérarchique est principalement basée sur trois couches : un objectif principal est décomposé en critères et sous-critères, qui sont eux aussi ventilés en alternatives (qui doivent être évaluées en fonction de chaque critère) ;
2. Matrices de comparaison : les critères sont comparés deux à deux par rapport à l'objectif principal, alors que les alternatives sont comparées deux à deux par rapport à chaque critère (sous-critère). Les poids sont obtenus à partir des comparaisons des critères ;
3. Agrégation : l'opérateur d'agrégation est une moyenne pondérée ;
4. Vérification de la cohérence des jugements des experts : AHP permet l'identification des incohérences (basée sur l'analyse des matrices de comparaison) ;
5. La décision finale repose sur le résultat obtenu pour chaque alternative, et le classement qui en découle.

La figure 5 montre une structuration en deux niveaux du problème de décision et les matrices utilisées pour les comparaisons, où A1, A2 et A3 sont les alternatives et C1, C2 et C3 les critères.



N1/obj	C1	C2	C3	C4
C1	1		?	?
C2		1		?
C3			1	
C4				1
Col	S1	S2	S3	S4

Alt/C1	A1	A2	A3
A1	1	?	?
A2		1	?
A3			1
Col	S1	S2	S3

N1/obj	Changement climatique	Consommation de ressources minérales	Eutrophisation	Diminution de la couche d'ozone
Changement climatique	1		?	?
Consommation de ressources minérales		1		?
Eutrophisation			1	
Diminution de la couche d'ozone				1
Col	S1	S2	S3	S4

Figure 5 : Structuration et matrices de comparaison AHP pour l'ACV

Vaidya et Kumar ont effectué une étude sur l'utilisation de AHP dans différents domaines d'application à travers 150 publications dans des revues de renom depuis 1986 (Vaidya et Kumar, 2006). L'étude montre que AHP se prête à nombre d'applications, ce qui s'explique par sa facilité de mise œuvre et d'interprétation. Sur ces 150 articles, aucuns ne proviennent de France. Les pays les plus productifs en Europe sont la Finlande (9), l'Angleterre (8) et l'Allemagne (5), etc. Récemment, l'intérêt semble s'être porté plutôt sur la combinaison de AHP avec d'autres méthodes, en particulier pour la décision de groupes (Ho, 2008). Dans le cas où la décision concerne un groupe de décideurs, des méthodes comme la moyenne géométrique ou des méthodes de communication comme Delphi (Wong et al, 2002) sont conjointement utilisées avec AHP.

Avec la méthode MACBETH, le décideur est interviewé afin de construire une échelle d'intervalle pour chaque attribut, et positionner les alternatives sur cette échelle. Dans un premier temps, l'utilisateur est sollicité pour fournir un jugement ordinal sur l'attractivité d'une alternative par rapport à une autre sur chaque attribut : « Est-ce que a est plus attractif que b? (oui/non) ». Ensuite, s'il considère que les deux alternatives n'ont pas une attractivité égale, il est sollicité pour s'exprimer sur la différence d'attractivité entre les deux alternatives : « Si oui, est-ce que la différence d'attractivité est : très faible, faible, modérée, forte, très forte, extrême? (choix unique) ».

Sur la base des réponses, MACBETH détecte les éventuelles incohérences (transitivité, cyclicité), et, après correction, construit une échelle d'intervalle (non unique) pour cet attribut. La méthode est

utilisée sur tous les attributs. Vient ensuite la phase d'agrégation pour l'obtention d'un score unique pour chaque alternative. Il s'agit d'une moyenne pondérée dont les poids sont obtenus de la même façon que les échelles des attributs. MACBETH, comme AHP, fournit des analyses complémentaires sur la robustesse de l'identification. La figure 6 donne le principe du calcul des échelles d'évaluation avec MACBETH.

Échelles ordinales

- les éléments sont rangés par satisfaction décroissante des critères

$$\forall x, y \in X : [xPy \Leftrightarrow n(x) \succ n(y)] \quad (1)$$

$$\forall x, y \in X : [xIy \Leftrightarrow n(x) = n(y)] \quad (2)$$

$$n(x) - n(y) = k\alpha, k \in N \quad (3)$$

- Système d'équations à résoudre (4)

$$\begin{cases} (1) \\ (2) \\ (3) \\ 1 - n(x) = k\alpha \\ n(x) - 0 = k\alpha \end{cases}$$

La résolution du système fournit l'échelle d'évaluation de chacun des critères

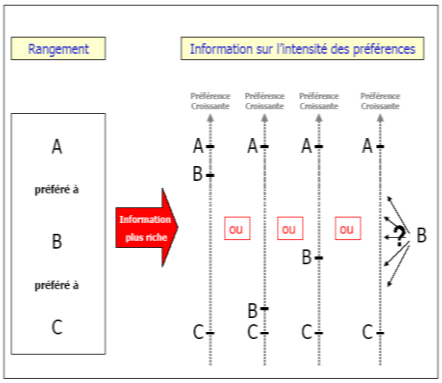


Figure 6 : Principe du calcul d'une utilité.

Sur la figure, où la fonction d'utilité est notée n, la valeur A est préférée à la valeur B, elle-même préférée à C sur un critère de fonction d'évaluation n(.) (information qualitative). Les expressions de préférence de la forme $x_i \succ y_i \Leftrightarrow n(x_i) \geq n(y_i)$ *peuvent ensuite être quantifiées par un degré d'intensité de préférence et traduites en contraintes du type* $n(x_i) - n(y_i) = k\alpha$ *ou* $1 - n(x_i) = k\alpha$ *et* $n(x_i) - 0 = k\alpha$ *pour les alternatives extrêmes. La résolution du système de contraintes permet de construire la fonction d'utilité et de déterminer laquelle des trois situations proposées correspond au mieux à l'expression des préférences quantifiées du décideur.*

De cette rapide synthèse, on voit clairement que les méthodes AHP et MACBETH sont de type AC (Agréger puis Comparer). Dans ce cas, la relation de préférence entre deux alternatives est binaire : $Pref(a,b) = Comp(Agg(a), Agg(b))$ où Agg est une moyenne pondérée et $Comp(x, y) = \begin{cases} 1, \text{ si } x \geq y \\ 0, \text{ sinon} \end{cases}$.

Au-delà de leur simplicité d'utilisation et des techniques de vérification de cohérence qu'elles proposent, l'avantage de ces deux méthodes réside principalement dans l'identification indirecte des paramètres du modèle de préférence. Dans les autres méthodes comme MAUT, ELECTRE, PROMETHEE, etc., on attend d'un expert qu'il fournisse directement des paramètres comme des poids, des seuils, etc. Si un expert est interviewé sur ses préférences entre deux valeurs d'attributs ou deux alternatives comme le proposent AHP et MACBETH, cela fait sens car on reste sur son expertise métier, et on ne lui demande pas de faire le lien avec un quelconque formalisme mathématique (domaine où il n'est plus expert) Interroger un expert de domaine sur les valeurs des paramètres d'un modèle qui n'a de sens que selon la perspective de l'analyste est à notre sens pour le moins questionnable (e.g., projet PRIOR). Ainsi, par exemple, il peut sembler étrange d'attendre d'un expert des valeurs de poids alors qu'il n'a pas nécessairement connaissance de l'opérateur d'agrégation dans lequel ceux-ci vont être utilisés. Or, selon l'opérateur, les alternatives pourront

être classées différemment pour un même jeu de poids après l'étape d'agrégation. AHP et MACBETH guident l'utilisateur dans la comparaison des critères pour construire le modèle de préférences sans qu'il ait à se soucier de la sémantique des paramètres. Elles redonnent tout l'intérêt de disposer d'experts pour établir le modèle par des techniques d'identification indirecte.

Dans l'utilisation de ces deux méthodes, la nuance entre $g_i(a)/g_i(b)$ et $g_i(a)-g_i(b)$ peut perturber le décideur. De plus, l'opérateur d'agrégation est basique (la moyenne pondérée). L'obstacle principal à l'utilisation de ces deux méthodes reste la quantité d'information à recueillir auprès de l'expert : elle s'explique par le fait qu'on compare toutes les alternatives les unes par rapport aux autres sur tous les critères. La valeur finale d'une alternative n'a de sens que par la présence des alternatives concurrentes auxquelles elle a été comparée. Ainsi, l'ajout ou la suppression d'une alternative change les résultats des autres alternatives.

A RETENIR

- Les méthodes de comparaison par paires sont fondées sur la notion d'intensité de préférence exprimée par le rapport ou la différence.
- Elles permettent aux décideurs de structurer des problèmes complexes de décision et de les résoudre en émettant des jugements suivant leur expérience et les données disponibles.
- Elles utilisent la moyenne (arithmétique) pondérée.
- Elles nécessitent de fortes quantités d'informations à recueillir auprès des experts.

3.2.4 La méthode TOPSIS

La méthode TOPSIS (Technique For Order Preference by Similarity to Ideal Solution) est une méthode de « compensation » développée par Hwang et al. (Hwang and Yoon, 1981). Sa facilité d'application l'a rendue populaire. Les applications de la méthode se sont multipliées dans plusieurs pays et touchent plusieurs domaines. En effet, l'étude de (Behzadian *et al.*, 2012) sur l'application de TOPSIS recense 266 articles publiés depuis 2000. Elle montre que le plus grand nombre des recherches consacrées à TOPSIS se trouvent en Asie : Taiwan (63), Chine (44), Iran (40), Turquie (38), …. USA(14), ….GBR (7), …, France (2), … etc. La répartition des travaux par domaine d'application est la suivante (Behzadian *et al.*, 2012) : gestion de chaîne d'approvisionnement et logistique (27,5%), conception, systèmes d'ingénierie et de fabrication (23%), gestion d'entreprise et marketing (12,3%), santé, sécurité et gestion de l'environnement (10,4%), gestion des ressources humaines (8,9%), gestion de l'énergie (5,2%), génie chimique (2,6%), gestion des ressources en eau (2,6%). On voit que l'environnement prend une grande place dans l'utilisation de la méthode. Concernant les travaux relatifs à TOPSIS et relevant spécifiquement de l'ACV, on peut citer (Morales Mendoza, 2013). La méthode TOPSIS requiert des évaluations numériques précises des alternatives par rapport aux attributs. En situations réelles, ces données sont souvent imparfaites. Ceci a poussé les chercheurs à étendre la méthode TOPSIS à la méthode fuzzy TOPSIS (Jahanshahloo et al,2006) (Yang et al., 2007) and (Chen et al, 2008).

Le principe de la méthode TOPSIS est de choisir l'alternative ayant la plus petite *distance* (euclidienne) à l'alternative dite « *idéale* » et la plus grande distance à l'alternative dite « *anti-idéale* ». La figure 7 résume les étapes de la méthode de TOPSIS.

1 : construction de la matrice de décision normalisée

$$r_i(a) = g_i(a) / \sqrt{\sum_{i=1}^{m} (g_i(a))^2} \qquad a \in A \text{ et i = 1,..., n}$$

2 : construction de la matrice de décision normalisée avec les poids associés aux critères

$$v_i(a) = \omega_i . r_i(a) \qquad a \in A \quad \text{et i = 1,..., n}$$

Avec ω_i le poids du ième critère

3 : construction des alternatives idéale et anti-idéale

- Alternative idéale : $A^* = \{g_1^*, ..., g_n^*\}$ avec g_i^* la meilleur valeur pour le ième critère parmi toutes les alternative (TOPSIS distingue les critères cout des critères bénéfice)
- Alternative anti-idéale : $A_* = \{g_{1*}, ..., g_{n*}\}$ avec g_{n*} la plus mauvaise valeur pour le ième critère parmi toutes les alternatives

4 : calcule des distances

- Distance de l'alternative idéale : $d^*(a) = \sqrt{\sum_{i=1}^{n} \left(v_i(a) - v_i^* \right)^2}$
- Distance de l'alternative anti-idéale : $d_*(a) = \sqrt{\sum_{i=1}^{n} \left(v_i(a) - v_{*i} \right)^2}$

5 : calcule de l'indice de similarité à la solution idéale

c(a) = d_*(a)/ (d*(a)+d_*(a))

Figure 7 : La méthode TOPSIS

TOPSIS requiert les informations suivantes : les poids des critères, et les évaluations des alternatives sous forme de valeurs numériques et à unités commensurables. TOPSIS est une méthode de type AC. En effet, l'équation qui caractérise les méthode AC peut être écrite dans le cas de TOPSIS : $Pref(a,b) = Comp(Agg(a_1,...,a_n), Agg(b_1,...,b_n))$ où $Comp(a,b) = \begin{cases} 1 \text{ si c(a)} \geq \text{c(b)} \\ 0 \text{ sinon} \end{cases}$ et $Agg(a_1,...,a_n) = c(a)$.

3.2.5 Les logiciels associés aux méthodes

L'institut finlandais de l'environnement a étudié en 2013 une liste de 24 logiciels dédiés aux méthodes d'analyse multicritère (voir la figure 8).

Software	Visual weighting	AHP/Pairwise comparison	MAUT/MAVT	Swing	Outranking	Modeling of uncertainties/imprecision	Decision trees	Special characteristics
1000Minds	N	Y	Y	N	N	N	N	PAPRIKA method based on pairwise comparisons
Analytica	Y	N	Y	Y	N	Y	N	Object-oriented visual interface, with which one can implement practically any method. Various distributions available.
Craft	N	N	N	N	N	N	N	No MCDA methods included
Criterium Decision Plus 3.0	Y	Y	Y	Y	N	N	N	AHP weighting and direct AHP weights
DecideIT	Y	Y	Y	N	N	Y	Y	Modeling of uncertainties with intervals, or inequality relations
Decision Tools	N	N	N	N	N	Y	Y	Decision trees
D-Sight	Y	N	Y	N	Y	N	N	PROMETHEE and MAUT methods
GMAA	Y	N	Y	N	N	Y	N	Imprecise judgments with intervals, certainty equivalent methods and probability equivalent methods
Hiview 3	Y	N	Y	Y	N	N	N	Macbeth method among others
Logical Decisions	Y	Y	Y	Y	N	N	N	
M-MACBETH	Y	Y	Y	N	Y	N	N	Macbeth method
MakeItRational	Y	Y	Y	N	N	N	N	Basic AHP based weighting
MCDA-Res	-	-	-	-	Y	-	-	A collection of software mainly for outranking methods
MESTA	N	N	N	N	N	N	N	Setting of thresholds and analyzing which alternatives fulfill these
OnBalance	Y	N	Y	Y	N	N	N	
PlanEval	Y	Y	Y	Y	N	N	N	
Promax	Y	Y	Y	Y	N	N	N	
PUrE2	Y	Y	Y	Y	N	Y	N	Modeling of uncertainty with distributions of model parameters
TESLA	Y	N	N	N	N	Y	Y	Decision tree approach with evidence based updating
The Decision Deck project	-	-	-	-	-	-	-	
V.I.P. Analysis	Y	N	Y	N	N	Y	N	Constraints on the weights
V.I.S.A. Decisions	Y	N	Y	Y	N	N	N	
Web-HIPRE	Y	Y	Y	Y	N	N	N	
WINPRE	Y	Y	Y	Y	N	Y	N	Imprecise judgments with intervals, PAIRS and preference programming methods

Figure 8 : Comparaison des logiciels MCDA (Mustajoki et al., 2013)

On peut y lire que seulement 3 logiciels concernent les méthodes de surclassement, alors que la MAUT fait l'objet de 7 logiciels, et les méthodes de comparaison par paires de 11 logiciels.

L'étude ne s'est pas intéressée au coût des logiciels à cause de l'ambiguïté existant entre les logiciels académiques et leurs versions commercialisées. Une version commercialisée ne voit le jour qu'une fois que toutes les fonctionnalités ont été développées dans un prototype académique. C'est par exemple le cas pour m-macbeth (voir capture d'écran de la figure 9).

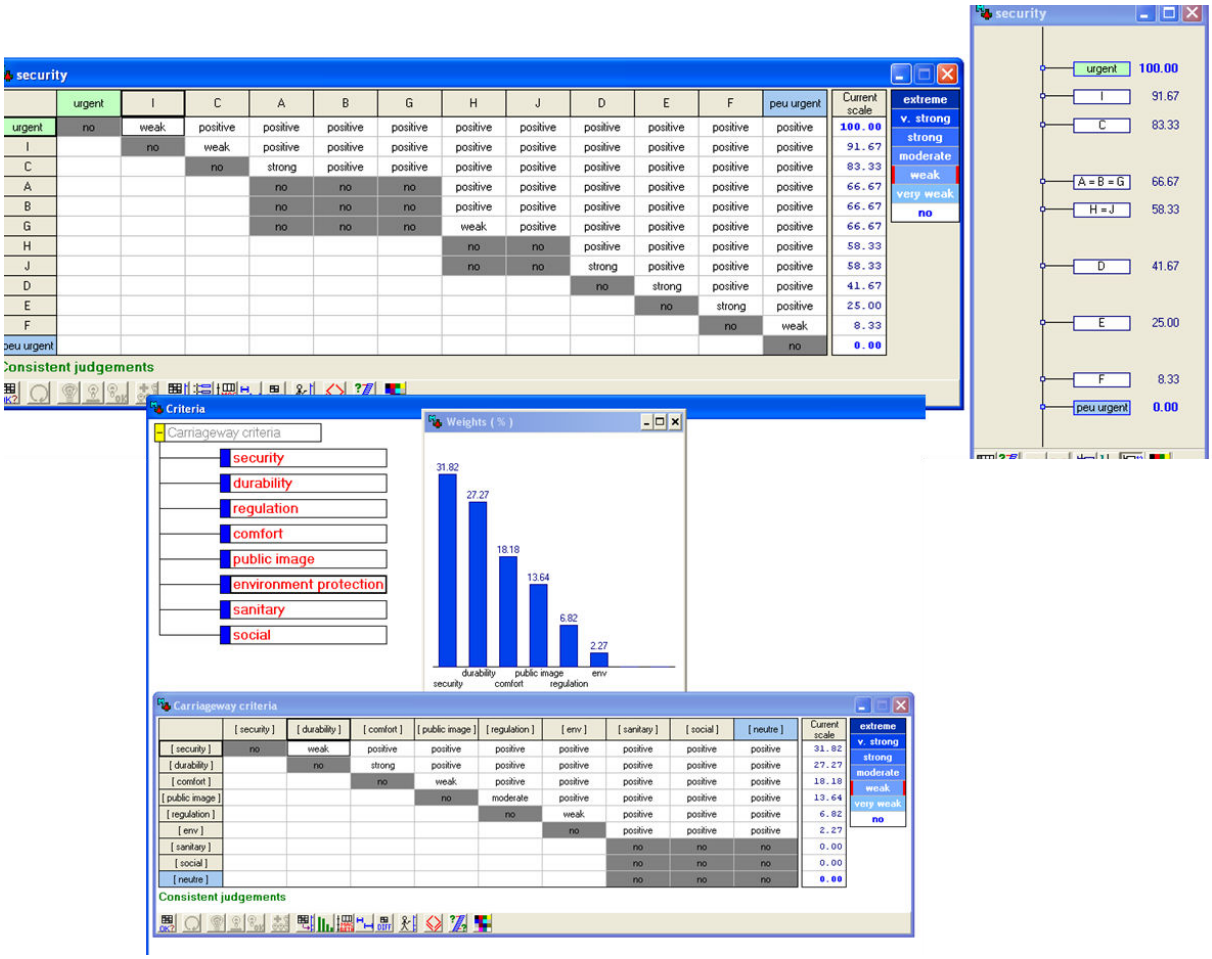


Figure 9 : Capture d'écran du logiciel m-macbeth

Pour certaines des méthodes abordées, il existe des outils sur internet, souvent gratuits pour une durée déterminée :

- PROMETHEE : http://promethee-gaia.net/
- MACBETH : http://www.m-macbeth.com/fr/index.html
- ELECTRE : http://www.lamsade.dauphine.fr/spip.php?article236

3.2.6 Bilan des atouts/faiblesses des méthodes d'Analyse multicritère

On ne peut pas dire de manière stricte qu'une méthode multicritère est meilleure qu'une autre. Le choix d'une méthode dépend de la problématique, des données disponibles, et des résultats escomptés. Dans l'idéal, on pourrait imaginer une méthode qui emprunterait des techniques à chacune des méthodes présentées ci-dessus. La figure 10, inspirée de (Seppälä et al., 2001), résume toutes les méthodes citées dans ce rapport.

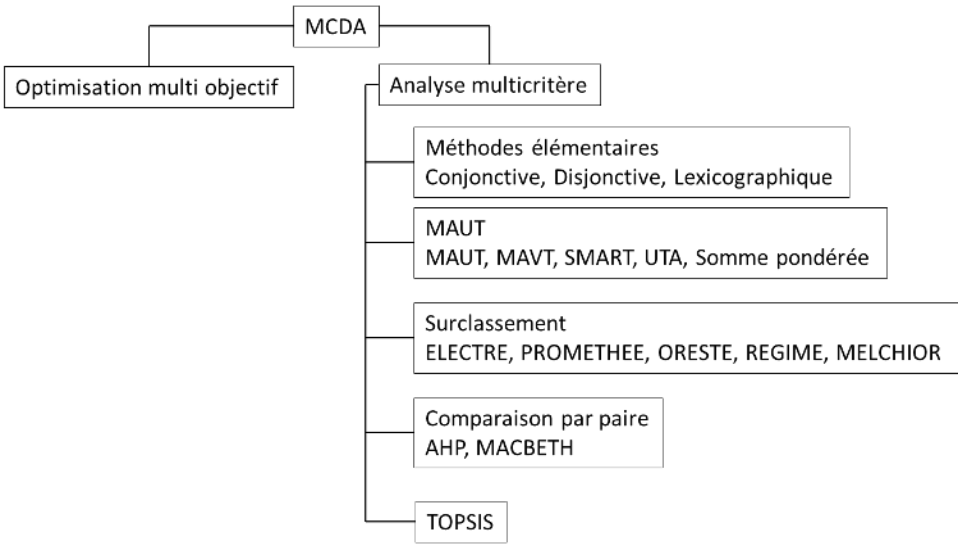


Figure 10 : Typologie des méthodes multicritères d'après (Seppälä et al., 2001)

Le principe de non compensation entre les critères imposé dans la méthode ELECTRE peut constituer un argument séduisant : un score inacceptable sur un critère donné pour un produit donné ne peut pas être (ou ne peut être que partiellement) compensé par les scores sur les autres critères. De ce point de vue du principe de compensation/non compensation, le recours quasi-systématique à des sommes pondérées en ACV peut sembler surprenant. Notons néanmoins que parmi les différents opérateurs de la MAUT qui ont été présentés dans ce document, il est aussi possible d'éviter les phénomènes de compensation dès lors que les opérateurs de base manipulés dans l'agrégation sont des opérateur conjonctifs ($\wedge$) ou disjonctifs ($\vee$) ou les deux (voir la section sur l'agrégation) et non pas des additions et des multiplications (exemple somme pondérée). L'interprétation de la contribution marginale d'un impact à l'évaluation globale ne sera en revanche plus aussi facile.

Avec les méthodes de surclassement, on n'a plus à construire de fonctions d'utilité dont l'identification est très critiquée. En effet, l'égalité $u_i(x_i) = u_j(x_j)$ signifie que le décideur accorde la même fonction de satisfaction à deux critères différents (par exemple pour le choix d'une voiture, avoir un grand coffre et avoir une voiture puissante). Or, ce concept de commensurabilité est généralement mal perçu en pratique. En effet, dans une somme pondérée, on peut voir les poids comme des gains qui ramènent les utilités à une même unité de valeur. En revanche, dès lors qu'il y a interaction entre les critères, cette contrainte est indispensable si l'on souhaite utiliser une intégrale de Choquet (on fait explicitement apparaître la comparaison des échelles en calculant $\left|u_i - u_j\right|$). La non-séparabilité des variables rend la construction des utilités plus complexe.

La structuration du problème de décision en plusieurs niveaux de critères proposée dans AHP permet de passer de critères généraux qualitatifs à des critères quantitatifs plus facilement manipulables dans l'évaluation. Ce guide peut être d'intérêt si les professionnels de l'ACV n'ont pas d'ores et déjà une vision métier assez arrêtée de la hiérarchie d'objectifs utiles à l'évaluation. Notons à ce propos que la décomposition que peut faire un spécialiste de l'ACV ne correspond pas nécessairement à une hiérarchisation avec les propriétés mathématiques exigées par la MAUT. Le problème de la dépendance et de la séparabilité des critères nous semble en particulier un point qui reste vague

dans les structures hiérarchisées de l'ACV (e.g. une même substance qui intervient dans le calcul de plusieurs impacts supposés indépendants).

Les méthodes d'identification indirecte des poids ne semblent pas avoir été vraiment testées en analyse multicritère appliquée à l'ACV alors même que beaucoup de paramètres sont renseignés par des experts. La méthode MACBETH a été développée pour l'identification indirecte de capacités, tandis que la méthode ELECTRE a été revisitée pour que le poids d'une coalition concordante ou discordante ne soit plus simplement la somme des poids des critères la constituant (Grabisch, 2005). Il faut cependant garder à l'esprit que plus le modèle permet de modéliser de comportements décisionnels, plus il coûte généralement cher à renseigner. Pour ces méthodes largement reconnues et utilisées, ces extensions à des opérateurs d'agrégation qui permettent de modéliser des comportements décisionnels plus complexes que ce que l'on peut faire avec une somme pondérée constituent des opportunités intéressantes dans l'avenir. Toutefois, plusieurs points sur le rôle et la sémantique du multicritère dans l'ACV demandent encore à être mûris auprès des praticiens de l'ACV, avant de complexifier les représentations.

Le tableau 2 établit des comparaisons, selon plusieurs critères, entre les méthodes d'analyse multicritère citées. Quand la réponse est « Oui/Non », cela signifie que les versions officielles répondent « Non » mais il existe des recherches qui tentent d'étendre la méthode pour y inclure le critère.

Méthodes MCDA / *Critères*	MAUT	Moyenne Pondérée	PROMETHEE	ELECTRE	AHP	MACBETH	TOPSIS
Prise en compte de l'incertitude	Oui	Oui	Oui/Non	Oui/Non	Oui/Non	Non	Oui
Facilité d'application	Dépend de l'opérateur	Facile	Moyen	Moyen	Facile	Moyen	Moyen
Opérateur d'agrégation	Tous	MP	MP	MP	MP	MP, IC	MP
Comparaison par paire	Non	Non	Non	Non	Oui	Oui	Non
Compensation	Fonction de l'opérateur	Oui	Semi compensat.	Non	Oui	Oui	Oui
Possède un logiciel	Oui	Oui	Oui	Oui	Non	Oui	Non
Quantité d'information à renseigner	Fonction de l'opérateur	Moyen	Moyen	Moyen	Beaucoup	Beaucoup	Moyen
Requiert la séparabilité	Dépend de l'opérateur	Oui	Non	Non	Oui	Oui/Non	Non
Requiert l'indépendance	Dépend de l'opérateur	Oui	Non	Non	Oui	Oui/Non	Oui
Requiert le calcul des utilités	Oui	Oui/Non	Oui	Non	Non	Oui	Non
Intègre l'identification des paramètres	Oui	Non	Non	Non	Oui	Oui	Non
Déjà testée pour l'ACV	Oui	Oui	Oui	Non	Oui	Non	Non
Mélange des critères qualitatifs et quantitatifs	Non	Non	Oui	Oui	Oui	Oui	Non
Tolère la forte hétérogénéité entre critères	Dépend de l'opérateur	Non	Oui	Oui	Non	Non	Non
Richesse de l'opérateur d'agrégation	Oui	Non	Non	Non	Non	IC	Non
AC/CA	AC	AC	CA	CA	AC	AC	AC
Agrégation des préférences	Non	Non	Oui	Oui	Non	Non	Non
Agrégation des évaluations	Oui	Oui	Non	Non	Oui	Oui	Oui

Tableau 2 : Critères pour la comparaison des méthodes d'analyse multicritère

4 Analyse multicritère et ACV

4.1 ACV et multicritère : l'exemple de PRIOR

L'idée que tous les chercheurs de l'ACV pourraient se mettre d'accord sur un modèle de préférences unique sur les critères de l'ACV est séduisante. C'est dans ce sens que l'ADEME a financé le projet « R&D d'écoconception à caractère méthodologique » nommé PRIOR (2005-2006)[14]. L'objectif était de « mettre au point un outil destiné à aider les concepteurs de produits à prioriser les enjeux

[14] Bio Intelligence Service. Projet PRIOR. Mise au point d'un outil de priorisation des enjeux environnementaux. Rapport, décembre 2005. Convention Ademe Eco-conception n°04 77 C 0072.

environnementaux, lors de l'étape d'identification et de hiérarchisation des enjeux environnementaux d'un produit » (BIO IS, 2005). Pour PRIOR, la priorisation des critères est obtenue par la synthèse des valeurs de priorisation renseignées par plusieurs acteurs actifs dans le domaine de l'ACV et l'opérateur d'agrégation de la note unique d'un produit est la moyenne pondérée : « Notons que l'utilisation de coefficients de pondération facilite le calcul d'une note (ou score) globale dite « agrégée », somme ou moyenne pondérée des différentes notes. Cependant, ce score simplifié, facile d'utilisation, représente néanmoins une perte d'information par rapport au profil (pondéré) des différentes notes. » (BIO IS, 2005). PRIOR montre bien que l'existence d'un jeu unique de paramètres est remise en cause. Toutefois, les résultats de PRIOR remarquent aussi que que les écarts de priorisation sont moindres si l'on regarde les valeurs fournies par des acteurs de même fonction socioéconomique (e.g., acteurs de l'écoconception, acteurs du milieu industriel, représentants d'associations de consommateurs ou de défense de l'environnement et représentants institutionnels.).

Les acteurs de l'ACV éprouvent souvent la nécessité de s'appuyer sur l'utilisation de facteurs de priorisation relatifs à des thèmes environnementaux pour pouvoir comparer et classer des scénarios. Cependant, à l'instar des conclusions de PRIOR, il nous semble illusoire de vouloir définir une grille de priorisation absolue et universelle des enjeux environnementaux. En effet, un tel système de pondération ne dépend pas uniquement de considérations d'ordre scientifique et totalement objectivables (réalités d'ordre 1). Il relève aussi de considérations d'ordre socio-politique, voire de choix d'ordre idéologique (réalités d'ordre 2). Il ne peut être que la traduction d'un système de valeurs défini dans une optique socio-politique donnée, traduisant une « logique d'acteurs » vis-à-vis des questions et enjeux environnementaux, et de la conception des relations entre économie et écosystèmes.

On retrouve bien dans cet énoncé, la distinction soulignée dans ce document entre les deux types de réalité : les réalités de type 1 qui relèvent des propriétés physiques objectivement sensibles des choses et qui reposent sur des perceptions sensorielles susceptibles d'être vérifiées par des expériences répétables (e.g., existence d'une source de nuisance sonore) d'une part, les réalités d'ordre 2, pour lesquelles le consensus ne repose plus sur la perception et la possibilité de vérification expérimentale, et qui font intervenir des valeurs, des croyances, des significations qu'on attache à certains aspects de la réalité (e.g., préférences, dangerosité d'un impact, etc.). La vision multicritère de l'ACV ne saurait faire abstraction des réalités de type 2 et il faut que les praticiens de l'ACV soient conscients de cette part de subjectivité inhérente au modèle d'aide à la décision.

Il nous paraît enfin important de revenir sur le terme incertitude largement employé dans les études d'ACV. Pour B. Roy, on va typiquement trouver de l'incertitude sur les points qui concernent des réalités d'ordre 1, alors que la difficulté à qualifier une réalité d'ordre 2 relève davantage d'une question d'indétermination, car il n'existe pas de ligne bien définie entre l'acceptable et l'inacceptable. En ACV, une incertitude peut être associée au calcul des impacts (l'obtention de cette incertitude est hors du champ de cette étude puisque le calcul des indicateurs de catégorie d'impacts n'est pas remis en cause dans le projet), mais pour ce qui concerne la comparaison des scénarios obtenus, on est confronté à des réalités d'ordre 2 et à un problème d'indétermination des paramètres de priorisation (ou de seuils) comme le laisse entendre le projet PRIOR : excepté un profil caractéristique de la catégorie « Acteurs industriels », les profils reflètent davantage des sensibilités individuelles sur l'importance relative des différents thèmes environnementaux, plutôt que des déterminants socioculturels.

Ce problème de la multiplicité des subjectivités des évaluateurs, même s'il ne fait pas partie explicitement de cette étude sur le multicritère en ACV, mérite à lui seul une réflexion sur le sens que l'on peut donner à une étude multicritère multi-évaluateurs. Le projet PRIOR a proposé un clustering hiérarchique des profils de priorisation qui a permis d'identifier des classes d'acteurs réputés avoir des sensibilités proches. L'idée est intéressante, mais on peut également penser que si les facteurs de priorisation et les scores sont finalement des concepts qu'on ne peut pas définir plus précisément, qu'ils sont par essence des concepts vagues, alors il faut les traiter comme tels et introduire, par exemple, des distributions de poids (plutôt que de réduire l'information à des moments statistiques - moyenne, médiane, écart type, etc. - comme le propose PRIOR).

Classiquement, les divergences de point de vue dans les problèmes de décision multicritère proviennent des désaccords sur l'évaluation (score) notée $g_i(a)$ d'une alternative a par rapport à un critère donné i. En effet, dans le cas où aucune mesure objective (exemple, un seul capteur) unique ne peut fournir la valeur de $g_i(a)$, le décideur va se baser sur des statistiques ou des dires d'experts pour estimer $g_i(a)$. Si les sources sont multiples mais précises, il faut gérer l'incertitude dans l'évaluation collective ; classiquement, on introduira des distributions de probabilité. Si les sources sont multiples et imprécises, il faut gérer incertitude et imprécision simultanément dans l'évaluation collective, et il faut alors se tourner vers d'autres théories de l'incertain que les probabilités (théorie des possibilités, fonctions de croyance, etc.). Un résultat important du projet PRIOR est d'avoir mis en évidence cette problématique de vagueness des paramètres car dans nombre d'applications du multicritère, il nous semble implicitement postulée l'existence d'un acteur unique qui serait à même d'agir en vertu de préférences hiérarchisées en fonction de la meilleure utilité. Or, comme nous l'avons dit, toute la réalité humaine est à points de vue multiples. La multiplicité des critères n'exclut pas la multiplicité des intervenants, et les deux phénomènes ne se superposent pas uniquement, ils se multiplient.

Dans le cas de l'ACV, le schéma est encore un peu plus ambigu. Il y a ambiguïté sur l'identité des fonctions de score $g_i(a)$. Dans chaque application, on est capable de manière plus ou moins objective (puisqu'il a déjà fallu choisir un simulateur – ie. une méthode de calcul – avec ses hypothèses de calcul intrinsèques) de fournir les valeurs des impacts pour tout produit $a \in A$. Cette valeur est issue d'une simulation qui calcule généralement des impacts « normalisés » à partir des concentrations d'un ensemble de substances.

Il nous faut encore louer les objectifs du projet PRIOR qui a permis de mettre en évidence la variabilité des priorisations d'un acteur à l'autre, et, par suite, l'idée qu'il faut nécessairement une part de subjectivité dans la comparaison de scénarios. PRIOR a en particulier mis en place une méthode pour fixer les facteurs de priorisation basée sur des outils d'animation de groupe d'acteurs. Nous restons plus dubitatifs quant à la méthode d'obtention des poids auprès d'un individu. Que cet individu ait :

- Soit à « miser 100 points » répartis sur les critères selon l'importance qu'il octroie à ces derniers ;
- Soit à utiliser la démarche dite « distance-to-target » qui considère les impacts environnementaux comme d'autant plus importants que la société est loin d'atteindre le niveau fixé par les pouvoirs publics pour les indicateurs environnementaux utilisés (ce qui, de

notre point de vue, conduit à estimer des priorisations qui ne sont pas des poids, et qui en tout cas n'ont pas du tout la même sémantique que dans le premier item),

nous pensons que le protocole d'interaction entre les analystes de PRIOR et leurs experts n'échappe pas au biais cognitif que nous évoquions précédemment : ce qui existe en définitive dans la tête du décideur est souvent beaucoup plus pauvre que ce que l'analyste imagine avec son modèle, et non nécessairement conforme à ce modèle. Si les interviews avaient été précédées d'un enseignement sur la moyenne pondérée, les experts auraient-ils appréhendé les priorisations de la même façon ? On ne peut pas parler de poids sur des critères à des fins de pondération sans connaître l'opérateur d'agrégation qui suit. Nous pensons que l'étude aurait été plus fiable si les poids avaient été déterminés par des techniques d'identification indirectes avec, par exemple, AHP ou MACBETH. Notons que l'industrie forestière finlandaise a conduit cette expérience en utilisant la méthode d'identification indirecte ratio estimation auprès de 58 experts travaillant dans le domaine environnemental pour éliciter les poids de catégories d'impact (Seppälä, 1999).

Le modèle identifié dans ces méthodes d'identification indirecte pour le calcul de l'impact total d'un scénario est généralement la moyenne pondérée. Nous avons expliqué les inconvénients à utiliser ce modèle et nous y revenons plus en détail dans la section suivante pour le cas de l'ACV.

4.2 La moyenne pondérée, un modèle pas si simple

Dans la plupart des analyses multicritères appliquées à l'ACV, le calcul du score unique se base sur un modèle simple appelé *total environmental impact* de la forme : $EI(a) = \sum_{i=1,n} w_i \frac{I_i(a)}{R_i}, a \in A$ où R_i est la valeur de référence et $I_i(a)$ l'impact calculé par le simulateur. Poser implicitement $g_i(a) = \frac{I_i(a)}{R_i}$ n'est pas une hypothèse insignifiante : pour agréger au sens du modèle de la MAUT, $g_i(a)$ devrait avoir valeur d'utilité et par conséquent, choisir $g_i(a) = \frac{I_i(a)}{R_i}$ signifie que l'on choisit implicitement une fonction d'utilité qui est une simple fonction linéaire de la valeur de l'impact (autrement dit une normalisation qui peut être automatisée comme nous l'avons illustré avec la figure 1). L'hypothèse induite est que chacun des experts doit avoir cette même interprétation de l'impact $I_i(a)$ (même évaluation du danger, de la nuisance relative à cette valeur calculée). En plus de la subjectivité des experts quant aux poids accordés aux différents critères d'évaluation, il existe aussi la subjectivité de l'évaluation des fonctions de score. Comme nous l'avons expliqué dans cette note, la construction de la fonction d'utilité fait partie du modèle de préférence, et il y a fort à parier qu'un même impact $I_i(a)$ n'a pas le même écho d'un expert à l'autre, ce qui peut aussi expliquer ensuite des écarts dans la pondération. Autrement dit, ce sont non seulement les poids w_i qui risquent d'être propres à un évaluateur, mais aussi les fonctions $g_i(a) = u_i(I_i(a))$ (e.g., pour une même concentration chimique d'une substance dans l'air (mesure objective), un individu peut estimer qu'il y a nuisance et un autre non selon leurs ressentis subjectifs). La littérature finlandaise sur l'usage du multicritère pour l'ACV semble être la seule à avoir souligné cette ambiguïté entre la valeur de l'impact et son interprétation, même si elle ne propose pas pour autant de solutions pratiques pour gérer la complexité du modèle qui la pallierait (Seppälä et al., 2001 ; Seppälä, 1997 ;1999 ; Miettinen et al., 1997).

Poser $g_i(a) = \frac{I_i(a)}{R_i}$, c'est faire l'hypothèse de l'acteur unique capable d'estimer objectivement l'impact d'un produit sur l'environnement, c'est amputer la richesse du modèle de préférence de la construction des fonctions d'utilité, et la réduire à une normalisation universelle des résultats. On peut alors s'interroger sur le bienfondé de la prise en compte des points de vue des évaluateurs sur les jeux de poids sachant que la subjectivité porte en fait sur $g_i(a)$ et sur w_i combinés par un produit $w_i \cdot g_i(a)$ pour une agrégation de type somme pondérée.

Nous voudrions également insister sur un point spécifique propre à l'ACV qui entretient d'autant plus cette ambigüité. Le calcul d'une catégorie d'impact est donné par $I_i = \sum_{i=1,nb_{substances}} m_i EF_i$, où m_i est la quantité de substance i et EF_i le facteur de caractérisation de la substance i . m_i comme EF_i sont des hypothèses de calcul de bilan matière et il ne faut pas, à notre sens, reconnaître dans le calcul de I_i une somme pondérée au sens de la MAUT, mais un bilan matière algébrique où les quantités de substance/matière sont multipliées par des gains (au sens automatique du terme) et non pas des poids (au sens MAUT du terme). Les deux modèles linéaires $I_i(a) = \sum_{i=1,nb_{substances}} EF_i m_i(a)$ et $EI(a) = \sum_{i=1,n} w_i g_i(a)$ peuvent porter à confusion : si le premier modélise une réalité d'ordre 1, le second se réfère à une réalité d'ordre 2. Par ailleurs, les bilans de matière du simulateur reposent sur des hypothèses de calcul (que le scientifique veut reconnaître comme objectives). Les équations de ce modèle mathématique font intervenir des paramètres sur lesquels il y a vraisemblablement une incertitude. Les études de calcul d'incertitudes pratiquées en ACV portent sur l'impact des incertitudes des entrées sur les sorties (par exemple, des concentrations des substances sur la valeur des impacts) et s'appuient généralement sur des méthodes de Monte-Carlo. Elles aident à estimer l'effet de l'incertitude que l'on a sur les valeurs d'entrée sur les valeurs d'impact, mais font abstraction de l'erreur de modèle évoquée précédemment. En tout état de cause, il faudrait combiner les erreurs de modèle, l'incertitude sur les valeurs d'entrée, et la question de l'indétermination d'un jeu de poids unique à l'étape d'agrégation pour évaluer une alternative à sa juste valeur. Ces questions sortent du cadre de l'étude, mais il nous a semblé bon d'en faire mention afin que les praticiens de l'ACV soient conscients du leurre que toute valeur trop précise pourrait engendrer.

Une autre grande question que l'on peut se poser sur l'analyse multicritère au service de l'ACV porte sur l'opérateur d'agrégation. Il semble passer dans les règles de l'art de l'ACV que la seule agrégation envisageable soit la somme pondérée. Elle ne modélise pourtant qu'un petit nombre de comportements décisionnels de type compromis, et autorise, par-là, la compensation de valeurs inacceptables sur certains critères, ce qui pourrait contrevenir à la position de certains décideurs refusant le principe de compensation (une valeur inacceptable sur un critère peut avoir droit de veto). Nous avons évoqué l'existence d'autres opérateurs d'agrégation dans la section 3.2.1.4 car il nous a semblé pertinent de faire valoir qu'il existe bien d'autres façons d'agréger que la somme pondérée, et que les comportements décisionnels modélisés par ces opérateurs peuvent avoir des comportements singulièrement différents que le seul compromis proposé par un opérateur convexe (veto, dictature, majorité, unanimité, interactions préférentielles, etc.).

MISE EN GARDE SUR LES PRATIQUES ACTUELLES

- La décomposition (structuration du problème) que peut faire un spécialiste de l'ACV via le choix du jeu d'indicateurs d'impacts ne correspond pas nécessairement à une hiérarchisation vérifiant les propriétés mathématiques requises par la MAUT.
- La dépendance et la séparabilité des critères (indicateurs) est un point essentiel à creuser pour l'application de l'analyse multicritère à l'ACV.
- Il semble illusoire de vouloir définir une grille de priorisation absolue et universelle des enjeux environnementaux. Cette grille ne peut être que la traduction d'un système de valeurs défini dans une optique socio-politique donnée, traduisant une « logique d'acteurs » vis-à-vis des questions et enjeux environnementaux, et de la conception des relations entre économie et écosystèmes.
- Au calcul des impacts peut être associée une incertitude, mais pour ce qui concerne la comparaison des scénarios obtenus, on est confronté à des réalités d'ordre 2 (indétermination).
- L'opérateur d'agrégation généralement utilisé en ACV est la somme pondérée, cependant elle ne modélise qu'un petit nombre de comportements décisionnels, or il existe bien d'autres façons d'agréger afin de modéliser des comportements décisionnels singulièrement différents.

4.3 Critères de choix de la méthode adéquate pour l'ACV

Nous n'avons pas la prétention de définir dans cette section quelle serait la méthode idéale pour un modèle d'aide à la décision multicritère de l'ACV. D'autres se sont déjà penchés sur la question sans pour autant pouvoir apporter une solution dans l'absolu (Seppälä, 2001). Dans la même ligne de pensée que Seppälä, nous pensons qu'il est tout aussi essentiel de prendre conscience de la sémantique, des écueils voire des leurres, des difficultés ou des limites de l'analyse multicritère pour l'ACV, que de recommander une ou des méthodes. Avant de choisir son modèle et ses outils, il faut être conscient des valeurs qu'ils véhiculent. Le diagnostic que nous avons proposé dans la section précédente est donc à notre sens peut-être plus important que la recommandation d'une méthode. En effet, les données et la connaissance effectivement disponibles dans un projet d'évaluation pouvant significativement différer, il n'y a par conséquent pas de solution unique à proposer dans l'absolu.

Plusieurs critères sont à considérer dans le choix de la méthode à utiliser pour l'ACV. Ils sont précisés ci-dessous.

- **La structuration du problème de décision multicritère ACV**

A priori, l'étape de structuration n'est pas l'étape rédhibitoire en ACV. Il est en effet commun en ACV de construire un arbre ou une hiérarchie d'objectifs pour évaluer l'impact environnemental total à partir de catégories d'impacts. Il semble que les acteurs de l'ACV sachent parvenir à construire une hiérarchie consensuelle de critères de par leur expertise métier. Il n'y a donc pas a priori de raison de remettre en cause cette structuration. Nous voudrions cependant à nouveau attirer l'attention sur un point particulier de la décomposition. En ACV, comme le montre Seppälä (Seppälä et al ; 2001),

deux approches peuvent être distinguées pour ce qui concernent la structuration du problème des impacts environnementaux (cf. figure 11 ci-dessous) :

- Soit l'entreprise adopte l'approche « top-down » : l'entreprise définit les enjeux et priorités environnementaux qui lui paraissent représentatifs et stratégiques, et cadre l'évaluation environnementale de ses produits selon ces indicateurs « invariants » qui représentent les caractéristiques importantes pour le décideur.
- Soit l'entreprise adopte une approche « bottom-up » : l'entreprise réalise une ACV pour chaque produit (ou catégorie similaire de produits), et redéfinit à chaque fois les enjeux et les priorités propres au produit (ou à la catégorie de produits) en fonction des résultats de l'ACV et de l'unité fonctionnelle. En langage de l'analyse multicritère, cela revient à rechercher des caractéristiques qui permettent de distinguer les alternatives les unes des autres pour ensuite les évaluer.

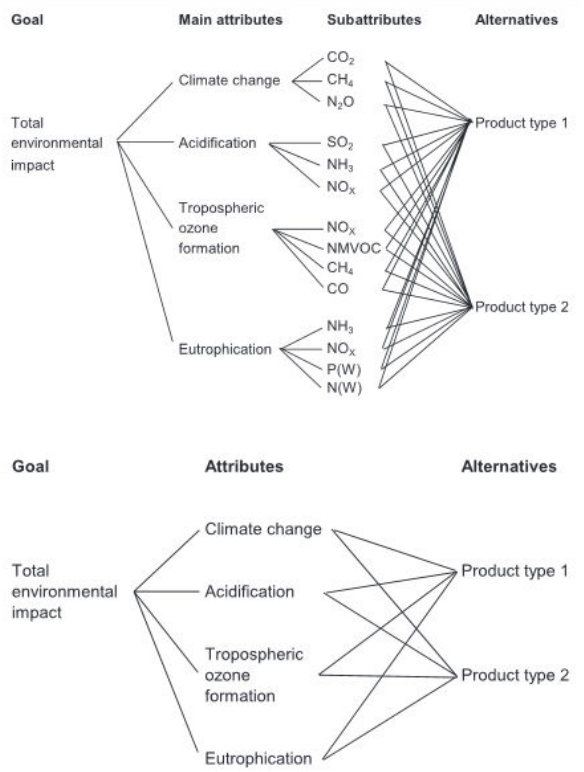


Figure 11 : Structuration bottom-up (schéma du haut) et top-down (schéma du bas) de l'impact environnemental total, d'après (Seppälä et al ; 2001)

L'approche bottom-up paraît plus en conformité avec une évaluation multicritère des alternatives conduite par les objectifs et les préférences du décideur. Toutefois, l'indépendance des attributs, qui est une condition nécessaire à la construction du modèle d'agrégation, signifie qu'il ne doit pas y avoir de redondance entre les attributs (deux attributs – indicateurs d'impacts en ACV – ne doivent pas mesurer la même chose). Sur la figure 3, le schéma laisse apparaître que les NOx influencent trois des quatre attributs principaux. S'il s'agit bien d'un même comptage des NOx (seul le praticien de l'ACV a la réponse) et que l'influence des NOx est significative sur chacun des trois attributs concernés alors un produit qui génèrerait une forte concentration de NOx auraient nécessairement trois de ces attributs pénalisés, ce qui n'est pas conforme à l'idée d'indépendance. Si les spécialistes

de l'ACV ont l'habitude de décomposer l'impact environnemental total en une hiérarchie de catégories d'impacts, les structures résultantes ne respectent pas nécessairement les propriétés mathématiques nécessaires pour appliquer les méthodes d'agrégation.

Une fois, la structuration admise, la MAUT comme ELECTRE peuvent être envisagées pour le problème de la décision multicritère de l'ACV. En effet, pour chaque produit et pour chaque critère un score $g_i(a)$ qualifiant l'impact du produit est calculé par l'ACV. Ces scores peuvent être utilisés tels quels dans (ELECTRE) ou ramenés à une même échelle (MAUT).

- **Le nombre de critères et nombre d'alternatives**

Avec une dizaine de critères (indicateurs d'impacts) il est possible d'appliquer aussi bien ELECTRE que la MAUT. Il reste à déterminer la procédure pour identifier les paramètres des modèles (poids et seuils). En revanche, si le nombre d'alternatives (scénarios en ACV) est important15, les méthodes d'identification indirecte AHP et MACBETH, bien que plus conformes à ce que l'on peut attendre d'un expert en environnement, nécessitent un nombre de comparaisons par paires qui peut s'avérer rédhibitoire pour les experts ACV.

- **L'opérateur d'agrégation**

L'opérateur d'agrégation à retenir n'est peut-être pas nécessairement la moyenne pondérée qui en tant qu'opérateur convexe ne peut produire que des compromis. Une somme pondérée sur une dizaine de critères aura nécessairement tendance à lisser les différences d'impact environnemental total (un filtre moyenneur ne devrait pas avoir le nom de filtre, mais de simple lisseur). On ne pourra modéliser aucun phénomène de veto ou de dictature par exemple. La MAUT est le cadre naturel pour définir des modèles de préférences plus sophistiqués, et ELECTRE connaît des développements en ce sens aussi. Cependant plus le modèle est sophistiqué (nombre de critères important), plus le coût de l'identification paramétrique est conséquent. Compte tenu de la difficulté à produire un jeu de poids de référence dans les études multicritères pour l'ACV, il faudra savoir faire le bon compromis entre richesse du modèle et coût de l'identification paramétrique.

- **Les compensations entre critères**

Un questionnement sur les méthodes multicritères en ACV pourrait porter sur la compensation entre critères qu'autorise la moyenne pondérée. Ainsi, une mauvaise performance sur un critère ou sur un sous-ensemble de critères pourrait être compensée par d'excellents résultats sur d'autres critères. Les opérateurs de la MAUT de type compromis, basés sur une algèbre addition/multiplication auront ce comportement. Les opérateurs basés sur min/max permettent d'éviter ces phénomènes de compensation, de modéliser des vétos ou des dictatures.

Dans la pratique, les opérateurs de compromis nous apparaissent comme les seuls naturels. En effet, les comportements décisionnels plus radicaux que proposent certains des opérateurs de la section 3.2.1.4 (Opérateurs d'agrégation) peuvent inquiéter le décideur dans la quête de la légitimation de

[15] La règle pour calculer le nombre de comparaisons par paires à effectuer pour Macbeth avec moyenne pondérée est la suivante :
Pour n indicateurs et m scénarios, le nombre total N de comparaisons à effectuer est calculé par la somme suivante :
$N = (n^2-n)/2 + n(m^2-m)/2$, soit :

- Pour 7 indicateurs : 21 comparaisons entre indicateurs
- Pour 10 indicateurs : 45 comparaisons entre indicateurs
- Pour 3 scénarios et 10 indicateurs : N = 30
- Pour 4 scénarios et 10 indicateurs : N = 60

ses choix : un résultat agrégé plus petit (respectivement plus grand) que le plus petit des scores d'impact (respectivement que le plus grand des scores d'impact) est plus difficilement accepté par un décideur. De son côté, ELECTRE est moins sensible aux compensations, et utilise des seuils veto pour prévenir de performances inacceptables sur les critères.

- **La normalisation, transformation des attributs et pondération**

En ACV, la normalisation consiste à rapporter l'amplitude des impacts de chaque catégorie d'impact à une valeur de référence. La normalisation peut être comprise comme une volonté d'exprimer les résultats de la caractérisation sous la forme de contributions à une catégorie d'impact donnée. Les valeurs de référence sont la plupart du temps exogènes à l'étude objet de l'analyse multicritère. En aide à la décision, la normalisation a pour objet de ramener les différentes échelles des attributs sur une même plage de valeurs, e.g., $[0,1]$. C'est une étape essentielle si elle est suivie d'une agrégation en particulier. Cette plage de valeurs est établie de sorte à ce que les points extrêmes 0 et 1 fassent sens pour le décideur et l'aident à faire des compromis entre les scores des différentes catégories d'impacts. Pour la MAUT, la normalisation est assimilée à l'identification des utilités. Dans les applications, les fonctions d'utilité et la fonction d'agrégation sont le plus souvent construites séparément pourtant les deux étapes sont intrinsèquement liées. En effet, les fonctions d'utilité n'ont pas de sens absolu. Elles s'approprient leur sens à travers une fonction d'utilité de synthèse, et par conséquent, à partir de la fonction d'agrégation (Labreuche et Grabisch, 2003). Il est, donc, impossible de construire les fonctions d'utilité sans connaître, a priori, la fonction d'agrégation. La méthode MACBETH (Bana e Costa et al., 1994 ;1999) considère les deux étapes simultanément. Elle reste, par contre, restreinte à la somme pondérée. En revanche, dès lors qu'on contraint davantage les échelles de valeur, la construction simultanée des paramètres de l'agrégation et des utilités devient plus compliquée (Labreuche et Grabisch, 2003)(Labreuche, 2011).

Rappelons que l'utilité la plus classiquement utilisée en ACV est $g_i(a) = \frac{I_i(a)}{R_i}$ et qu'elle est construite indépendamment des poids utilisés dans $EI(a) = \sum_{i=1,n} w_i \frac{I_i(a)}{R_i}$.

- **Le multi évaluateurs et l'analyse de sensibilité**

Les expériences de pondération en ACV, et le projet PRIOR notamment, mettent en évidence la disparité qui existe, d'un évaluateur à l'autre, entre les évaluations des poids ou priorisations. Les auteurs du projet se sont intéressés à des outils de clustering pour montrer que cette variabilité est moindre à l'intérieur d'une classe socioéconomique donnée. Ils ont défini des valeurs moyennes qui font donc davantage sens à l'intérieur d'une classe que sur l'ensemble des évaluateurs. Une autre façon de procéder est de ne pas avoir recours à de moments statistiques pour définir une valeur collective, mais de gérer les évaluations des poids comme des distributions. La propagation de ces distributions à travers l'opérateur d'agrégation conduira à définir une distribution de l'impact environnemental total. On peut dans la même idée construire des intervalles de valeurs pour une catégorie d'évaluateurs donnée, puis fusionner ces intervalles. On peut aussi représenter les distributions de poids fournies par les évaluateurs dans Rn, en définir l'enveloppe convexe et chercher le sous-espace des distributions de poids dans cette enveloppe qui donnent le même ordre sur l'impact environnemental total. Ce calcul permet d'estimer a minima le degré de consensus entre les évaluateurs : son existence relativise les disparités sur les distributions de poids d'un évaluateur à

l'autre. Ce calcul est en particulier pertinent si l'on a défini des catégories d'acteurs dans l'ensemble des évaluateurs pour définir l'influence d'une catégorie dans la décision : le choix d'un jeu de poids collectif pourrait par exemple donner une idée de la sphère d'influence des différents groupes socioéconomiques concertés.

Toutefois, nous avons déjà mentionné qu'il serait difficile de gérer simultanément les incertitudes sur les données d'inventaire, les incertitudes des facteurs de caractérisation, et l'indétermination d'un jeu de poids unique pour un collectif d'évaluateurs.

4.4 Proposition de méthodes d'analyse multicritère pour l'ACV

Nous proposons de choisir, comme méthodes jugées représentatives des apports potentiels du multicritère à l'ACV, une méthode de comparaison par paires et une méthode de surclassement. Le critère de compensation a guidé notre choix.

4.4.1 Choix de MACBETH

Nous avons évoqué d'autres opérateurs plus riches que la simple moyenne pondérée pour modéliser les préférences d'un décideur. Les appliquer en ACV peut permettre de s'affranchir d'hypothèses contraignantes comme la séparabilité et l'indépendance des critères. Par exemple, une intégrale de Choquet 2-additive nous semble constituer un compromis très intéressant entre la moyenne pondérée et une intégrale de Choquet classique qui nécessite une trop grande quantité d'informations pour son paramétrage. L'intégrale de Choquet 2-additive modélise à la fois l'importance relative des critères et leurs interactions deux à deux. Ainsi, par exemple, avec un tel opérateur, on pourrait sanctionner un scénario qui ne satisferait pas simultanément un couple de critères donné.

Il s'avère que MACBETH a été récemment adaptée pour supporter une intégrale de Choquet. De plus, la méthode MACBETH s'apparente à la MAUT, tout en introduisant la comparaison par paires pour la construction des utilités et l'identification paramétrique indirecte de l'opérateur d'agrégation. Cette méthode permet d'associer l'expert à l'identification du modèle sans le contraindre à rentrer dans un formalisme mathématique. Elle n'a jamais été testée en ACV (elle sera testée dans le cadre de cette étude ScorelCA). De plus, un logiciel est disponible pour MACBETH si l'opérateur d'agrégation est la moyenne pondérée, et la méthode est supportée par des travaux théoriques pour l'intégrale de Choquet.

4.4.2 Choix d'ELECTRE

La propriété de non compensation ou de semi-compensation qu'on retrouve dans les méthodes de surclassement est très utile lorsqu'on souhaite qu'un scénario ayant un score inacceptable selon un critère ne puisse être repêché par d'autres dimensions de l'évaluation (e.g., un résultat extrêmement mauvais sur un impact environnemental peut condamner le scénario, indépendamment de la valeur des autres critères). Les méthodes de surclassement sont moins compensatoires que les méthodes à critère de synthèse unique (MAUT, TOPSIS, etc.), car elles favorisent les alternatives moyennes au détriment des alternatives très bonnes sur certains critères et très mauvaises sur d'autres. ELECTRE fait partie des méthodes de surclassement. Elle ne construit pas de fonctions d'utilité (normalisation), elle s'applique aux valeurs brutes des critères, qualitatives ou quantitatives (contrairement à PROMETHEE qui nécessite le passage par une pseudo utilité). ELECTRE est donc facile à appliquer et ne requiert pas le recours à la phase de normalisation de l'ACV. Ici encore,

aucune condition de séparabilité ou d'indépendance n'est exigée sur les critères puisque ce sont les préférences qui sont agrégées et non les évaluations.

A RETENIR

Sur les principes de l'analyse multicritère et son application à l'ACV

- L'analyse multicritère vise à modéliser le comportement décisionnel d'un décideur ou d'un groupe de décideurs confrontés à des décisions complexes.
- Choisir d'optimiser (i.e., désigner, en toutes circonstances, la meilleure décision), c'est implicitement se placer dans une approche à critère unique.
- Le processus d'analyse multicritère comporte nécessairement une phase d'expression des préférences du décideur. Ainsi, la solution finale identifiée par l'analyse multicritère ne dépend pas seulement de la méthode choisie, mais aussi des préférences du décideur.
- La phase d'agrégation de toute méthode d'analyse multicritère porte en elle la question de la compensation (et donc pour l'ACV la question de la compensation d'un impact environnemental par un ou plusieurs autres). La plupart des méthodes peuvent être considérées comme des méthodes « compensatoires ». Par construction, les méthodes de surclassement s'avèrent être « moins compensatoires » que les méthodes à critère de synthèse unique.
- L'analyse multicritère doit permettre de bien identifier et séparer les réalités d'ordre 1 (objectivement mesurables) et les réalités d'ordre 2 (non mesurables objectivement et dont la valeur repose sur la subjectivité, le consensus). Par ailleurs, une aide à la décision bien conçue ne saurait faire abstraction des réalités d'ordre 2.

- On ne peut pas dire, de manière stricte, qu'une méthode multicritère est meilleure qu'une autre. Le choix d'une méthode dépend de la problématique, des données disponibles et des résultats escomptés.
- D'une manière générale, plus le modèle permet de modéliser de comportements décisionnels, plus il coûte cher à renseigner.
- Pour pouvoir faire appel à la somme pondérée comme opérateur d'agrégation, les attributs (en ACV, les indicateurs d'impacts environnementaux) doivent être indépendants et vérifier la notion de séparabilité.
- Il semble illusoire de vouloir définir une grille de priorisation absolue et universelle des enjeux environnementaux. Cette grille ne peut être que la traduction d'un système de valeurs défini dans une optique socio-politique donnée, traduisant une « logique d'acteurs » vis-à-vis des questions et enjeux environnementaux, et de la conception des relations entre économie et écosystèmes.

5 Références

1. Allais, M. (1953). Le comportement de l'homme rationnel devant le risque : Critique des postulats et axiomes de l'école américaine, *Econometrica*, 21:503–46.
2. Azapagic, A. and R. Clift. 1998. Linear programming as a tool for life cycle assessment. *International Journal of Life Cycle Assessment* 3(6): 305–316.
3. Bana E Costa, C.A., Vansnick, J.C. (1994).A theoretical framework for Measuring Attractiveness by a Categorical Based Evaluation TecHnique (MACBETH). *In Proc. XIth Int. Conf. on MultiCriteria Decision Making*, pp. 15-24, Coimbra, Portugal.
4. Bana E Costa, C.A., Vansnick, J.C. (1997). Applications of the MACBETH approach in the framework of an additive aggregation model, *Journal of Multicriteria Decision Analysis*, 6:107-114.
5. Bana e Costa, C.A., Vansnick, J. C. (1999). The MACBETH approach: basic ideas, software and an application. *In N.Meskens and M. Roubens, editors, Advances in Decision Analysis*, pp. 131-157, Kluwer Academic Publishers.
6. Bana e Costa, C. A., De Corte, J. M., Vansnick, J. C. (2005). On the mathematical foundation of MACBETH (pp. 409-437), *Springer New York*.
7. Basson, L. and J. G. Petrie. 1999a. Multiple criteria approaches for valuation in life cycle assessment. Presentation. *Paper presented at the annual meeting of the American Institute of Chemical Engineers (AIChE)*, 31 October–5 November, Dallas, Texas.
8. Basson, L. and J. G. Petrie. 1999b. Decision-making during early stages of a project life cycle: Roles for multiple criteria decision analysis, life cycle assessment and ecological risk assessment. *Paper presented at the 20th annual meeting of the Society for Environmental Toxicology and Chemistry (SETAC–North America)*, 14–18 November, Philadelphia, Pennsylvania.
9. Basson, L. and J. G. Petrie. 2000. The development of a decision support framework for fossil fuel based power generation. Presentation record 225c. *In Proceedings of the annual meeting of the American Institute of Chemical Engineers (AIChE)*. New York: AIChE Manuscript Center.
10. Behzadian, M., Otaghsara, S. K., Yazdani, M., & Ignatius, J. (2012). A state-of the-art survey of TOPSIS applications. *Expert Systems with Applications*, 39(17), 13051-13069.
11. Behzadian, M., Kazemzadeh, R. B., Albadvi, A., & Aghdasi, M. (2010). PROMETHEE: A comprehensive literature review on methodologies and applications. European journal of Operational research, 200(1), 198-215.
12. Ben Mena, S. (2000). Introduction aux méthodes multicritères d'aide à la décision. Biotechnologie, Agronomie, Société et Environnement, 4(2), 83-93.
13. Benoit, V., & Rousseaux, P. (2003). Aid for aggregating the impacts in life cycle assessment. The international journal of life cycle assessment, 8(2), 74-82.
14. Bouyssou, D., Dubois, D., Pirlot, M., Prade, H. (2006). Concepts et méthodes pour l'aide à la décision, volume 3, analyse multicritère, Hermès.
15. Brans, J.P., Mareschal, B. (2005). PROMETHEE methods. In Multiple criteria decision analysis: state of the art surveys, Springer New York, 78:163-186.
16. Charnes, A., Cooper, W.W., Ferguson, R.O. (1955). Optimal estimation of executive compensation by linear programming, Manag. Sci. I, pp. 138-151.
17. Chen, T. Y., Tsao, C. Y. (2008). The interval-valued fuzzy TOPSIS method and experimental analysis. Fuzzy Sets and Systems, 159(11), 1410-1428.
18. Convention ONEMA-INERIS 2009 –Priorisation des pesticides et des substances chimiques à surveiller - Panorama des méthodes d'analyse multicritère comme outils d'aide à la décision. Rapport d'étude, 2009 : http://www.ineris.fr/centredoc/le-gall-2009-drc-09-102861-12257a-mcda-action-18a-1352824541.pdf.
19. Debreu, G. (1960). Topological methods in cardinal utility theory. Mathematical methods in the social sciences, 1959, 16-26.
20. Domingues, A. R., Marques, P., Garcia, R., Freire, F., & Dias, L. C. (2015). Applying Multi-Criteria Decision Analysis to the Life-Cycle Assessment of vehicles. Journal of Cleaner Production, 107, 749-759.
21. Dubois D., Prade, H. (1984). Criteria aggregation and ranking of alternatives in the framework of fuzzy set theory. Fuzzy Sets and Decision Analysis, TIMS Studies in the Management Sciences, 20, pp. 209-240.
22. Dubois, D., Prade, H. (1986). Weighted minimum and maximum operations in fuzzy set theory, Information Sciences, 39 :205–210.

23. Dubois, D. (1983). Modèles mathématiques de l'imprécis et de l'incertain en vue d'applications aux techniques d'aide à la décision, *Thèse de doctorat d'État ès sciences mathématiques de l'Institut National Polytechnique de Grenoble*.
24. Edwards, W. (1971). Social utilities, *Engineering Economist*, **6** :119-129.
25. Ellsberg, Dl. (1961). Risk, Ambiguity, and the Savage Axioms, *Quarterly Journal of Economics*, **75**(4): 643–69.
26. Figueira, J., Mousseau, V., & Roy, B. (2005). ELECTRE methods, *In Multiple criteria decision analysis: State of the art surveys* (pp. 133-153), Springer New York.
27. Finnveden G (1996): Valuation Methods within the Framework of Life Cycle Assessment. *Swedish Environmental Research Institute*, IVL-Report B 1231, Stockholm.
28. Fishburn, P. (1982). The Foundations of Expected Utility, *Reidel, Dordrecht*.
29. Grabisch, M. (2005). Une approche constructive de la décision multicritère, *Traitement du signal*, 22 (4) : 321–337.
30. Grabisch, P., Perny, P. (1999). Agrégation multicritère, Utilisations de la logique floue, *Hermès*.
31. Guitouni, A., & Martel, J. M. (1998). Tentative guidelines to help choosing an appropriate MCDA method. *European Journal of Operational Research*, *109*(2), 501-521.
32. Hertwich, E. G., Pease, W. S., & Koshland, C. P. (1997). Evaluating the environmental impact of products and production processes: a comparison of six methods. *Science of the Total Environment*, *196*(1), 13-29.
33. Hertwich, E. G. and J. K. Hammitt. 2001a. Decisionanalytic framework for impact assessment, Part I: LCA and decision analysis. *International Journal of Life Cycle Assessment* 6(1): 5–12.
34. Hertwich, E. G. and J. K. Hammitt. 2001b. Decision analytic framework for impact assessment, Part I: Midpoints, endpoints and criteria for method development. *International Journal of Life Cycle Assessment* 6(1): 5–12.
35. Hinloopen, E. and P. Nijkamp. 1990. Qualitative multiple criteria choice analysis, the dominant regime method. *Quality and Quantity* 24: 37–56.
36. Ho, W. (2008). Integrated analytic hierarchy process and its applications–A literature review. *European Journal of operational research*, 186(1), 211-228.
37. Hwang, C. L., & Yoon, K. P. (1981). Multiple attribute decision making: Methods and applications. *New York: Springer-Verlag*.
38. Jacquet-Lagrèze, E., Siskos, J., Assessing a set of additive utility functions for multicriteria decision making, *European J. Oper. Res*. 10 (2) (1982) 151--164.
39. G.R. Jahanshahloo, F. Hosseinzadeh Lotfi, M. Izadikhah, Extension of the TOPSIS method for decision-making problems with fuzzy data, *Appl. Math. Comput*. 181 (2006) 1544–1551
40. Kacprzyk, J. (1987). Towards "human-consistent" decision support systems through commonsense knowledge-based decision making and control models: a fuzzy approach, *Computers and Artificial Intelligence*, 6(2) :97-122.
41. Keeney, R.L., Raiffa, H. (1976). Decisions with Multiple Objectives Preferences and Value Tradeoffs, *Cambridge University Press*.
42. Khan, F. I., Sadiq, R., & Husain, T. (2002). GreenPro-I: a risk-based life cycle assessment and decision-making methodology for process plant design. *Environmental Modelling & Software*, *17*(8), 669-692.
43. Koning, J-L. (1990). Un mécanisme de gestion de règles de décision antagonistes pour les systèmes à base de connaissances, *Thèse de Doctorat de l'Université Paul Sabatier, Toulouse*.
44. D.H. Krantz, R.D. Luce, P. Suppes, A. Tversky, *Foundations of Measurement*, Academic Press, New York, 1971.
45. Labreuche C. (2011). Construction of a Choquet integral and the value functions without any commensurateness assumption in multi-criteria decision making, *In European Society of Fuzzy Logic and Technology*, Aix-les-Bains, France.
46. Labreuche C, Grabisch M. (2003). The Choquet integral for the aggregation of interval scales in multicriteria decision making, *Fuzzy Sets & Systems*, 137:11-26
47. Lai, V. S., Wong, B. K., & Cheung, W. (2002). Group decision making in a multiple criteria environment: A case using the AHP in software selection. *European Journal of Operational Research*, 137(1), 134-144.
48. Landry, M., Audet, M. (1984). L'attitude naturaliste dans l'inculcation du mode prédominant de formulation et de résolution des problèmes administratifs, *in Actes du Colloque AFCET développement des Sciences et Pratiques de l'Organisation – Les Outils de l'Action Collective, Ecole Supérieur d'Electricité*, (nov. 1984), pp.5-13.

49. Leclerc, J. P. 1984. Propositions d'extension de la notion de dominance en présence de relations d'ordre sur les pseudocritères: MELCHIOR. [Proposals to extend the notion of dominance in the presence of orders based on pseudo-criteria: MELCHOIR.] *Mathematical Social Science* 8: 45– 61.
50. Le Téno, J. F., & Mareschal, B. (1998). An interval version of PROMETHEE for the comparison of building products' design with ill-defined data on environmental quality. *European Journal of Operational Research*, *109*(2), 522-529.
51. Marichal, J. L. (1998). *Aggregation operators for multicriteria decision aid* (*Doctoral dissertation, Ph. D. thesis*, Institute of Mathematics, University of Liege, Liege, Belgium).
52. Maystre, L.Y., Pictet, J., Simos, J. (1994). Méthodes multicritères Electre. Description, conseils pratiques et cas d'application à la gestion environnementale, 323 p, *Presses polytechniques et universitaires romandes, Lausanne, Suisse*.
53. Miettinen, P. and R. P. Hamalainen. (1997). How to benefit from decision analysis in environmental life cycle assessment (LCA), *European Journal of Operational Research*, 102: 279–294.
54. Morales Mendoza, L. F. (2013). *Écoconception de procédés: approche systémique couplant modélisation globale, analyse du cycle de vie et optimisation multiobjectif* (Doctoral dissertation, Toulouse, INPT).
55. Morgenstern O. von Neumann, J. (1947). Theory of games and economic behavior, *Princeton University Press*.
56. Mustajoki, J., & Marttunen, M. (2013). Comparison of multi-criteria decision analytical software. *Finnish Environment Institute*.
57. Myllyviita, T., Holma, A., Antikainen, R., Lähtinen, K., & Leskinen, P. (2012). Assessing environmental impacts of biomass production chains–application of life cycle assessment (LCA) and multi-criteria decision analysis (MCDA). *Journal of cleaner production*, *29*, 238-245
58. Raiffa, H. (1969). Preferences for multi-attributed alternatives (http://stockage.univ-brest.fr/~fdupont/deug_mass/freedoc/files/raiffa.pdf).
59. Reza, B., Sadiq, R., & Hewage, K. (2011). Sustainability assessment of flooring systems in the city of Tehran: an AHP-based life cycle analysis. *Construction and Building Materials*, *25*(4), 2053-2066.
60. Roubens, M. 1980. Analyse et agrégation des préférences: Modelisation, adjustement et resume de donnees relationelles. [Analysis and aggregation of preferences: Modelling, adjustment and summary of relational data.] Revue Belge de Statistique d'Informatique et de Recherche Operationelle 20(2): 36–37.
61. Roy, B. (2015). Ne pas confondre. Cahiers du Lamsade, 366, (http://www.lamsade.dauphine.fr/sites/default/IMG/pdf/Cahier_366.pdf).
62. Roy, B. (1985). Méthodologie multicritère d'aide à la décision, *Editions Economica*.
63. Roy, B. (1988). Des critères multiples en recherche Opérationnelle : pourquoi?, *in Rand G.K. (ed.), Operational Research '87*, *Elsevier Science Publisher, North-Holland*.
64. Roy, B., Bouyssou D. (1993). Aide à la decision: Methodes et cas, *Economica, Paris*.
65. Roy, B. (1968). Classement et choix en présence de points de vue multiples (la méthode ELECTRE), *RIRO.*, 2:57-75.
66. Roy, B. (1973). How outranking relations helps multiple criteria decision making, *In J.L. Cochrane and M. Zeleny, editors, Multiple Criteria Decision Making*, pp. 179-201, University of South California Press, Columbia.
67. Roy, B. (1978). Electre III : un algorithme de classement fondé sur une représentation floue des préférences en présence de critères multiples, *Cahiers du Centre d'Etude de Recherche Opérationnelle*, 20(1) : 32- 43.
68. Saaty, T. L. (1980). The analytic hierarchy process: planning, priority setting, resources allocation, *New York: McGraw*.
69. Saaty, T. L. (1988). What is the analytic hierarchy process? (pp. 109-121), *Springer Berlin Heidelberg*.
70. Savage, L. (1954). The Foundation of Statistics, *John Wiley and Sons*.
71. Schärlig, A. (1985). Décider sur plusieurs critères, panorama de l'aide à la décision multicritère, 304 p, *Presses polytechniques et universitaires romandes, Lausanne, Suisse*.
72. Seager, T. P., & Linkov, I. (2008). Coupling multicriteria decision analysis and life cycle assessment for nanomaterials. *Journal of Industrial Ecology*, *12*(3), 282-285.
73. Seppälä, J., & Hämäläinen, R. P. (2001). On the meaning of the distance-to-target weighting method and normalisation in life cycle impact assessment. *The International Journal of Life Cycle Assessment*, 6(4), 211-218.

74. Seppälä, J., Basson, L., Norris, G. A. (2001). Decision analysis frameworks for life-cycle impact assessment. *Journal of industrial ecology*, 5(4), 45-68.
75. Seppälä, J. (1997). Decision analysis as a tool for life cycle impact assessment, *The Finnish Environment* 123. Helsinki: Finnish Environment Institute.
76. Seppälä, J. (1999). Decision analysis as a tool for life cycle impact assessment, *In LCA Documents, 4, edited by W. Klo¨pffer and O. Hutzinger*, Bayreuth, Germany: Eco-Informa Press.
77. Simon, H.A. (1969). *Science des Systèmes*, science de l'artificiel traduit par J-L. Lemoigne, Bordas, 1991.
78. Simon, H. A. (1955). A behavioral model of rational choice, *The quarterly journal of economics*, pp.99-118.
79. Spengler, T., J. Geldermann, S. Ha¨hre, A. Sieverdingbeck, and O. Rentz. 1998. Development of a multiple criteria based decision support systems for environmental assessment of recycling measures in the iron and steel making industry. *Journal of Cleaner Production* 6: 37–52.
80. Stewart, M. 1999. Environmental life cycle assessment for design related decision making in minerals processing. *Ph.D. dissertation*, University of Cape Town, Cape Town, South Africa.
81. Sugeno, M. (1974). Theory of fuzzy integrals and its applications, *PhD thesis, Tokyo Institute of Technology*.
82. Teghem, J. (2006). La programmation linéaire multicritére, *D. Bouyssou, D. Dubois, M.Pirlot, & H. Prade, Concepts et méthodes pour l'aide à la décision*, 1.
83. Tervonen, T., and R. Lahdelma. 2007. Implementing stochastic multicriteria acceptability analysis. *European Journal of Operational Research* 178: 500– 513.
84. Tsoukiàs, A. (2006). De la théorie de la décision à l'aide à la décision, *D. Bouyssou, D.Dubois, M. Pirlot, & H. Prade, Concepts et méthodes pour l'aide à la décision*, 1.
85. Tversky, A. (1967). Additivity, utility, and subjective probability, *Journal of Mathematical psychology*, 4(2), 175-201.
86. Vaidya, O. S., & Kumar, S. (2006). Analytic hierarchy process: An overview of applications. *European Journal of operational research*, 169(1), 1-29.
87. Vincke, J. P., Brans, P. (1985). A preference ranking organization method The PROMETHEE method for MCDM. *Management Science*, 31(6):647-656.
88. Watzlawick P. (1984). La réalité de la réalité, Confusion, désinformation, communication, *Seuils, Paris*.
89. Watzlawick, P. (1976). La réalité de la réalité (confusion, désinformation, communication), *Editions du Seuil*.
90. Weber, M., & Borcherding, K. (1993). Behavioral influences on weight judgments in multiattribute decision making. *European Journal of Operational Research*, *67*(1), 1-12.
91. Weistroffer, H. R., Smith, C. H., Narula, S. C. (2005). Multiple criteria decision support software, *In Multiple criteria decision analysis: state of the art surveys*, pp. 989-1009, Springer New York.
92. Yager, R.R. (1988). On ordered weighted averaging aggregation operators in multicriteria decision making, *IEEE Trans. Systems, Man & Cybern*., 18:183–190.
93. T. Yang, C-C. Hung, Multiple-attribute decision making methods for plant layout design problem, *Robotics Comput. Intregrated Manufacturing* 23 (2007) 126–137.
94. Zadeh, L.A. (1983). Computational approach to fuzzy quantifiers in natural languages, *Computers and Mathematics with Applications*, 9, pp 149-184

PARTIE 3. APPLICATION DE L'ANALYSE MULTICRITERE A L'ACV

1 Introduction

La première partie de l'étude a fourni un état de l'art des méthodes d'analyse multicritère (MCDA). La recommandation formulée au terme de l'état de l'art indique que les méthodes Macbeth et Electre (famille Electre) semblent, compte tenu des spécificités des pratiques ACV, les mieux à même de servir pour l'analyse multicritère et l'aide à la décision en ACV. Par ailleurs, dans l'optique du cas d'application, Macbeth et Electre représentent respectivement chacune un prototype des deux classes de méthodes AC (agrégation puis comparaison) et CA (comparaison puis agrégation).

Sur cette base, et profitant de la dynamique de groupe des membres de ScoreLCA, un cas d'application a été proposé et réalisé. Le cas d'application porte sur une étude ACV visant à comparer les véhicules particuliers à moteurs thermiques avec les véhicules particuliers électriques. Dans un premier temps, le cas d'application est décrit tel qu'il a été exposé aux experts se prêtant à l'exercice. Ensuite, le mode opératoire utilisé pour réaliser l'analyse multicritère est rappelé. Dans un troisième temps, les résultats sont présentés et analysés. Enfin, une conclusion sur les enseignements à tirer de ce cas d'étude est formulée.

A noter que, dans le but de compléter l'analyse et tester une méthode supplémentaire connue des praticiens ACV, la méthode PRIOR a été utilisée pour traiter les résultats du cas d'étude, et les résultats ont été comparés à ceux obtenus avec Macbeth et Electre.

2 Description du cas d'application

2.1 Choix du cas d'application

Le choix du cas d'application s'est porté sur une étude ACV réalisée pour le compte de l'Ademe sur les véhicules électriques (véhicules particuliers et véhicules utilitaires légers). Le choix du cas d'application a été guidé par les motifs suivants :

- Disponibilité de l'étude dans son intégralité permettant d'avoir accès aux hypothèses et à des données source.
- Non confidentialité des résultats
- Sujet d'intérêt pour une majorité des membres de ScoreLCA : constructeur automobile, énergéticiens, Ademe.

2.2 Glossaire spécifique au cas d'application

DE Allemagne
EU Europe (27)
FR France
NEDC Nouveau cycle européen de conduite (standard européen)
UF unité fonctionnelle
VE véhicule électrique
VP véhicule particulier
VT véhicule thermique
VUL véhicule utilitaire léger

2.3 Description de l'étude Ademe

2.3.1 Référence de l'étude

Les références de l'étude sont les suivantes :

- « Élaboration selon les principes ACV des bilans énergétiques, des émissions de gaz à effet de serre et des autres impacts environnementaux induits par l'ensemble des filières de véhicules électriques et des véhicules thermiques, VP de segment B et VUL à l'horizon 2012 et 2020 ».
- L'étude a été réalisée pour le compte de l'Ademe par Gingko 21 et PE International, en 2012.
- Le rapport de l'étude ainsi qu'un résumé non technique sont disponibles sur Internet.

2.3.2 Objectif

Établir une comparaison des bilans environnementaux des VE et VT essence et diesel, respectivement pour deux horizons temporels (2012 et 2020).

2.3.3 Unité fonctionnelle

L'UF définie pour l'étude est la suivante :

- VP de segment B (citadine polyvalente) pour le transport de personnes (max 5 pers)
- VUL pour le transport de marchandises (max 3,3 m3)
- Trajets inférieurs à 80 km/j
- Durée de 150 000 km/véhicule
- Lieu d'utilisation : France et Europe

NOTE :
Dans l'étude, l'analyse des VP et VUL est séparée (on considère des véhicules unitaires et non pas des flottes).

2.3.4 Indicateurs environnementaux considérés

Le jeu d'indicateurs mesurés dans l'ACV est détaillé ci-dessous. Il est réparti en indicateurs d'impacts, indicateurs de flux, et indicateurs d'impacts locaux. Les scénarios sont comparés sur la base de 6 indicateurs « de base » (changement climatique, épuisement des ressources fossiles, acidification, eutrophisation, ozone photochimique, consommation d'énergie primaire). L'indicateur d'impact sur l'épuisement des ressources minérales n'est pas considéré dans la synthèse.

Pour l'interprétation et la mise en perspective des résultats, l'étude fournit des informations complémentaires relatives aux dimensions suivantes : matières critiques (métaux rares), pollution atmosphérique locale, bruit.
A noter qu'une normalisation des résultats est proposée (uniquement dans le résumé) pour l'aide à l'interprétation (la référence étant 1 habitant monde.an).

Indicateurs d'impacts

1. Potentiel de changement climatique
2. Potentiel d'épuisement des ressources fossiles
3. Potentiel d'épuisement des ressources minérales
4. Potentiel d'acidification
5. Potentiel d'eutrophisation de l'eau
6. Potentiel de création d'ozone photochimique

Indicateurs de flux

7. Consommation totale d'énergie primaire
8. (Déchets)
9. (Émissions d'éléments radioactifs)

Indicateurs d'impacts locaux

10. (Pollution atmosphérique)
11. (Bruit)

2.3.5 Scénarios comparés

La comparaison porte sur les VP d'une part, et des VUL d'autre part. Pour chaque catégorie de véhicules, les scénarios suivants sont comparés : VE France, VE Allemagne, VT diesel (selon le cycle européen NEDC), VT essence (selon le cycle européen NEDC). La figure ci-dessous représente l'ensemble des scénarios étudiés.

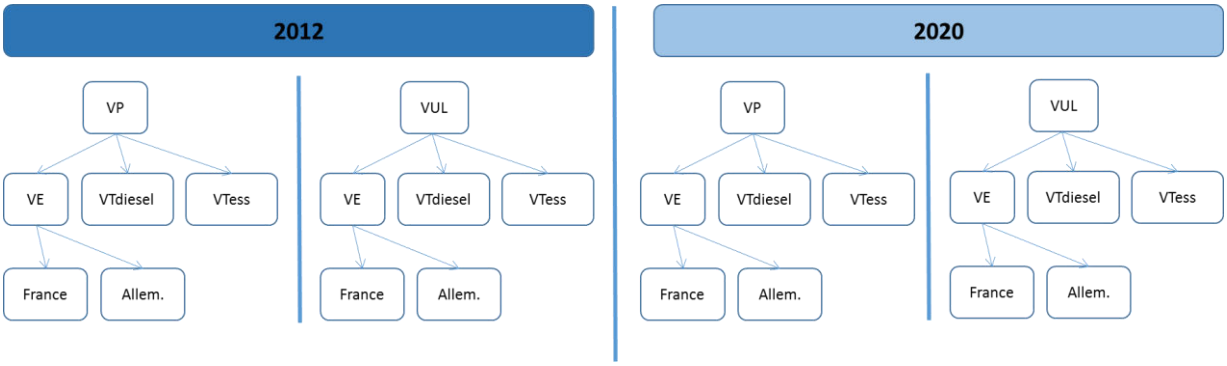


Figure 12. Ensemble des scénarios modélisés dans l'étude Ademe

2.4 Cas d'application pour ScoreLCA

Dans le cadre du cas d'application pour ScoreLCA, le périmètre de l'étude ACV a été restreint pour des raisons pratiques :

- La comparaison a porté uniquement sur les VP pour 2012, soit une comparaison entre VE-FR, VE-DE, VE-EU27, VTdiesel, VTess.
- Le jeu d'indicateurs a été réduit à 7 indicateurs :
  - Changement climatique
  - Eutrophisation
  - Acidification
  - Energie primaire totale
  - Déchets radioactifs
  - Emissions radioactives dans l'air
  - Emissions de NOx
- Les résultats d'ACV utilisés pour l'analyse multicritère (scores) ont été extraits du tableau ci-dessous. Ces résultats sont ceux des VP à l'horizon 2012, issus de la modélisation avec impacts évités.

	VP 2012 DE	VP 2012 ES	VP 2012 EU27	VP 2012 FR	VP 2012 GB	VP 2012 IT	VP 2012 gasoline NEDC	VP 2012 Diesel NEDC
Potentiel d'épuisement des ressources minérales [kg Sb-Equiv.]	2,02E-01	2,01E-01	2,01E-01	2,01E-01	2,01E-01	2,02E-01	2,44E-01	2,38E-01
Potentiel d'épuisement des ressources fossiles [MJ]	1,83E+05	1,71E+05	1,69E+05	7,67E+04	2,09E+05	2,04E+05	3,69E+05	2,99E+05
Potentiel d'acidification [kg SO2-Equiv.]	4,78E+01	7,26E+01	7,03E+01	3,43E+01	6,91E+01	5,33E+01	4,15E+01	4,90E+01
Potentiel d'entrophisation [kg Phosphate-Equiv.]	4,00E+00	4,34E+00	4,27E+00	2,56E+00	5,63E+00	3,69E+00	3,75E+00	6,46E+00
Potentiel de changement climatique [kg CO2-Equiv.]	1,78E+04	1,40E+04	1,49E+04	6,78E+03	1,70E+04	1,62E+04	2,69E+04	2,22E+04
Potentiel de création d'ozone photochimique [kg Ethene-Equiv.]	4,78E+00	6,54E+00	5,86E+00	3,74E+00	5,55E+00	5,44E+00	1,08E+01	1,07E+01
CO [kg]	1,11E+01	9,16E+00	1,08E+01	5,93E+00	9,85E+00	9,84E+00	6,69E+01	6,64E+01
CO2 [kg]	1,87E+04	1,34E+04	1,51E+04	6,69E+03	1,69E+04	1,59E+04	2,76E+04	2,21E+04
Déchets faiblement radioactifs [kg]	6,51E-01	5,54E-01	6,95E-01	1,42E+00	5,00E-01	3,18E-01	7,91E-02	8,03E-02
Déchets moyennement radioactifs [kg]	3,25E-01	2,67E-01	3,31E-01	6,30E-01	2,46E-01	1,48E-01	4,16E-02	4,20E-02
NOx [kg]	2,34E+01	2,76E+01	2,66E+01	1,41E+01	3,69E+01	2,26E+01	2,00E+01	3,48E+01
PM (10 - 2.5) [kg]	1,27E+00	1,38E+00	1,40E+00	1,22E+00	1,31E+00	1,39E+00	7,25E-01	6,96E-01
Consommation d'énergie primaire non renouvelable [MJ]	2,71E+05	2,48E+05	2,66E+05	2,81E+05	2,79E+05	2,53E+05	3,89E+05	3,18E+05
Consommation d'énergie primaire renouvelable [MJ]	3,78E+04	4,38E+04	3,26E+04	2,13E+04	1,55E+04	3,64E+04	2,18E+04	1,34E+04
Consommation d'énergie primaire totale [MJ]	3,09E+05	2,92E+05	2,99E+05	3,02E+05	2,95E+05	2,90E+05	4,11E+05	3,32E+05
Emiss. radioactives dans l'air [Bq I129-Equiv.]	7,27E+08	6,66E+08	7,76E+08	8,77E+08	8,98E+08	5,96E+08	6,97E+08	6,87E+08
Emiss. radioactives dans l'eau [Bq I129-Equiv.]	3,37E+08	3,23E+08	5,04E+08	1,44E+09	3,38E+08	2,87E+08	9,69E+07	9,80E+07
Résidus radioactifs [kg]	3,45E+01	3,05E+01	3,85E+01	8,15E+01	2,79E+01	1,92E+01	7,32E+00	7,35E+00
Déchets radioactifs [kg]	5,08E-02	4,58E-02	6,25E-02	1,51E-01	4,34E-02	3,32E-02	1,27E-02	1,28E-02
SO2 [kg]	2,77E+01	4,76E+01	4,51E+01	2,16E+01	3,78E+01	3,10E+01	2,54E+01	2,30E+01
COV [kg]	5,58E+00	6,87E+00	5,80E+00	5,48E+00	5,67E+00	6,12E+00	1,75E+01	1,70E+01

Figure 23. Tableau des résultats utilisés pour l'analyse multicritère. Sont surlignés les scénarios et indicateurs sélectionnés.

3 Mode opératoire

3.1 Experts sollicités

L'exercice visait à appliquer respectivement les 2 méthodes Macbeth (généralisée avec une intégrale de Choquet 2-additive) et Electre III aux résultats de l'étude ACV « comparaison des véhicules électriques ».

Pour ce faire, un panel d'experts ACV parmi les membres de ScoreLCA a été sollicité par envoi électronique. L'Ecole des Mines d'Alès (Jacky Montmain et Abdelhak Imoussaten) a réalisé deux fichiers de questionnaires, respectivement pour l'analyse avec Macbeth et l'analyse avec Electre. Ces fichiers ont été envoyés aux membres de ScoreLCA. Mélissa Cornelus et Stéphane Le Pochat ont également été sollicités pour répondre afin de permettre d'augmenter le nombre de réponses.

Au total, 12 experts ont répondu. 11 questionnaires ont pu être exploités pour MACBETH, et 12 pour ELECTRE. Par ailleurs, 8 réponses ont pu être exploitées pour le clustering (voir ci-après). Les experts sont listés dans le tableau 3 ci-dessous.

Jacky Montmain et Abdelhak Imoussaten de l'Ecole des Mines d'Alès ont traité les réponses aux questionnaires. Des échanges ont pu avoir lieu avec certains experts pour préciser certaines réponses ou corriger certaines réponses a priori aberrantes.

	Organisme	Expert
1	A	A1
2	B	B1
3	B	B2
4	C	C1
5	D	D1
6	D	D2
7	E	E1
8	E	E2
9	F	F1
10	F	F2
11	G	G1
12	G	G2

Tableau 3. Liste des experts ayant répondu aux questionnaires pour l'analyse multicritère avec Macbeth et Electre

3.2 Questionnaires

La sollicitation des experts a été réalisée sur la base de fichiers Excel (respectivement un fichier pour Macbeth et un fichier pour Electre). Chacun des deux questionnaires comprend :

- Un onglet d'informations sur l'évaluateur (expert sollicité) : cf. la copie d'écran de la figure 14 ci-dessous.
- Un onglet d'informations sur le cas d'étude dans lequel on retrouve les informations relatives à l'ACV Ademe telles qu'exposées ci-dessus au § 1.

Les fichiers Excel support des questionnaires ont été fournis en documents complémentaires du présent rapport.

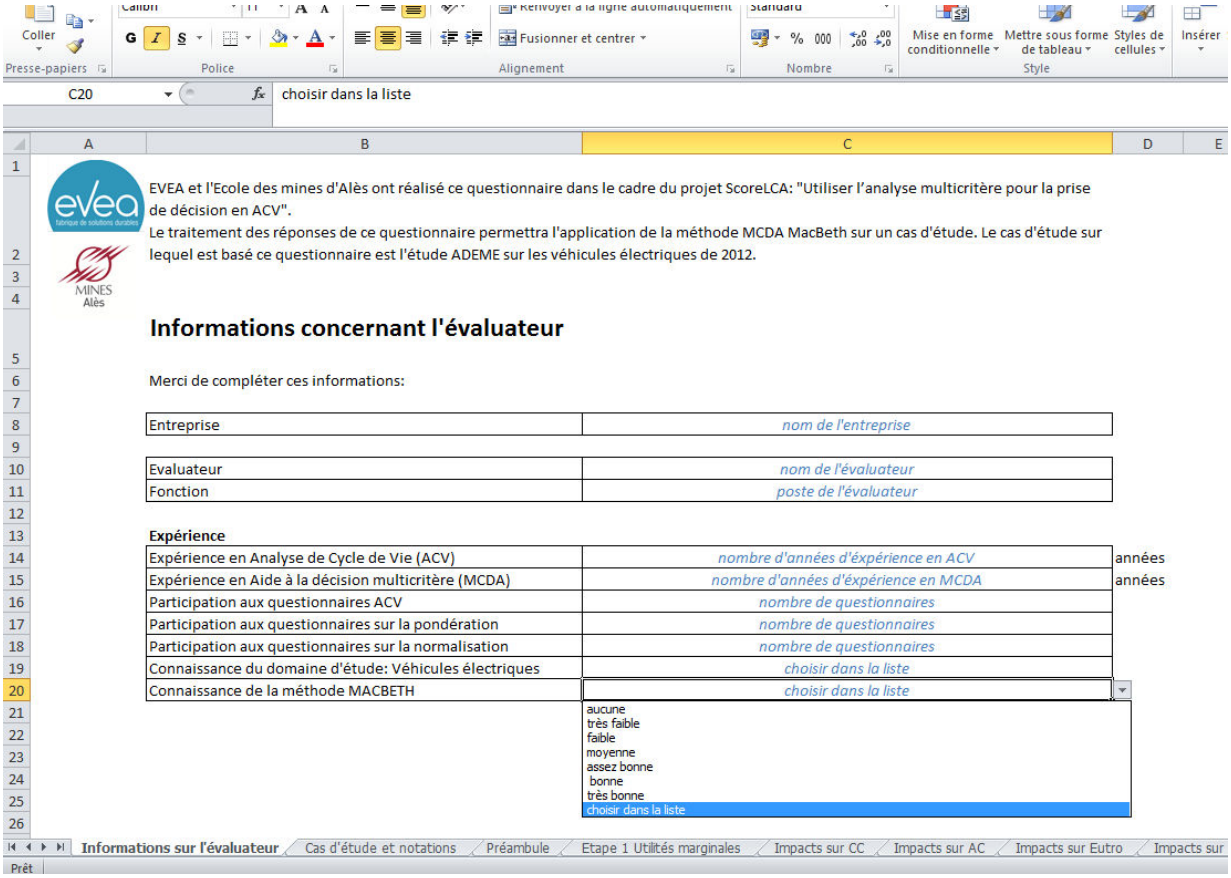


Figure 34. Informations demandées sur l'évaluateur.

Par la suite, les questionnaires sont spécifiques à chacune des deux méthodes.

3.2.1 Questionnaire Macbeth

Le questionnaire Macbeth comprend 2 étapes :

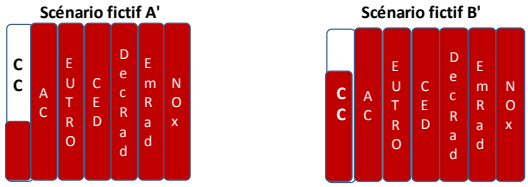
- Etape 1 : construction des utilités marginales pour chacune des 7 catégories d'indicateurs d'impacts
- Etape 2 : pondération des indicateurs

Chaque étape est introduite par une explication de la démarche et de la procédure à réaliser par l'évaluateur (cf. figure 15 ci-dessous). Les figures 16 et 17 ci-après illustrent respectivement le questionnaire pour les étapes 1 et 2.

ETAPE 1: Construction des utilités marginales

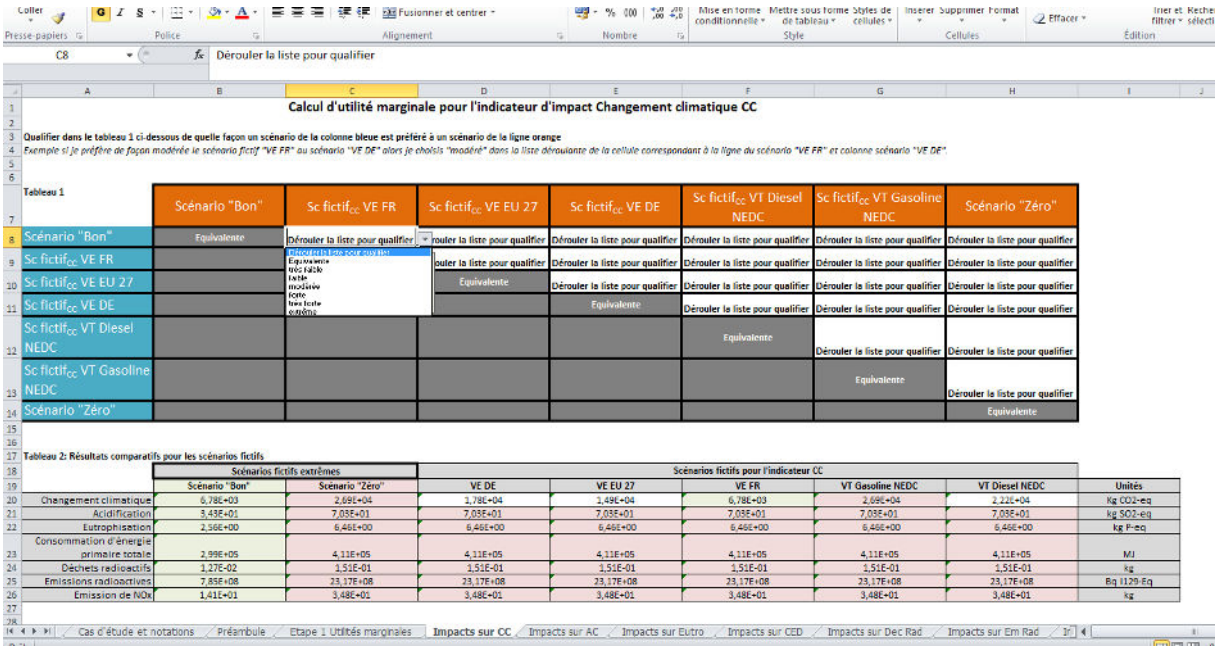
Pour la construction de l'utilité marginale d'un indicateur d'impact i donné, nous comparons les résultats de tous les scénarios sur cet indicateur. Comme la comparaison est multicritère, les résultats sur les autres indicateurs sont considérés égaux pour tous les scénarios . Plus précisément, nous considérons que les scénarios comparés sont tous à 0j pour les autres indicateurs j.

Par exemple, pour l'indicateur d'impact changement climatique (CC), la construction de l'utilité marginale nécessite les comparaisons de scénarios fictifs de type (comparaison des scénarios A et B sur la valeur de CC "toute chose étant égale par ailleurs") :



Soient deux scénarios réels A et B à comparer. Les scénarios fictifs A' et B' sont définis comme ayant les valeurs des scénarios A et B sur l'indicateur CC et les valeurs du scénario « zéro » sur les autres indicateurs.

Figure 45. Instructions données à l'expert pour le remplissage des matrices de l'étape 1 de MACBETH.



Calcul d'utilité marginale pour l'indicateur d'impact Changement climatique CC

Qualifier dans le tableau 1 ci-dessous de quelle façon un scénario de la colonne bleue est préféré à un scénario de la ligne orange

Exemple si je préfère de façon modérée le scénario fictif "VE FR" au scénario "VE DE" alors je choisis "modéré" dans la liste déroulante de la cellule correspondant à la ligne du scénario "VE FR" et colonne scénario "VE DE".

Tableau 1

	Scénario "Bon"	Sc fictif$_{CC}$ VE FR	Sc fictif$_{CC}$ VE EU 27	Sc fictif$_{CC}$ VE DE	Sc fictif$_{CC}$ VT Diesel NEDC	Sc fictif$_{CC}$ VT Gasoline NEDC	Scénario "Zéro"
Scénario "Bon"	Equivalente	Dérouler la liste pour qualifier	Dérouler la liste pour qualifier	Dérouler la liste pour qualifier	Dérouler la liste pour qualifier	Dérouler la liste pour qualifier	Dérouler la liste pour qualifier
Sc fictif$_{CC}$ VE FR			Dérouler la liste pour qualifier	Dérouler la liste pour qualifier	Dérouler la liste pour qualifier	Dérouler la liste pour qualifier	Dérouler la liste pour qualifier
Sc fictif$_{CC}$ VE EU 27			Equivalente	Dérouler la liste pour qualifier	Dérouler la liste pour qualifier	Dérouler la liste pour qualifier	Dérouler la liste pour qualifier
Sc fictif$_{CC}$ VE DE				Equivalente	Dérouler la liste pour qualifier	Dérouler la liste pour qualifier	Dérouler la liste pour qualifier
Sc fictif$_{CC}$ VT Diesel NEDC					Equivalente	Dérouler la liste pour qualifier	Dérouler la liste pour qualifier
Sc fictif$_{CC}$ VT Gasoline NEDC						Equivalente	Dérouler la liste pour qualifier
Scénario "Zéro"							Equivalente

Tableau 2: Résultats comparatifs pour les scénarios fictifs

	Scénarios fictifs extrêmes		Scénarios fictifs pour l'indicateur CC					
	Scénario "Bon"	Scénario "Zéro"	VE DE	VE EU 27	VE FR	VT Gasoline NEDC	VT Diesel NEDC	Unités
Changement climatique	6,78E+03	2,69E+04	1,78E+04	1,49E+04	6,78E+03	2,69E+04	2,22E+04	Kg CO2-eq
Acidification	3,43E+01	7,03E+01	7,03E+01	7,03E+01	7,03E+01	7,03E+01	7,03E+01	kg SO2-eq
Eutrophisation	2,56E+00	6,46E+00	6,46E+00	6,46E+00	6,46E+00	6,46E+00	6,46E+00	kg P-eq
Consommation d'énergie primaire totale	2,99E+05	4,11E+05	4,11E+05	4,11E+05	4,11E+05	4,11E+05	4,11E+05	MJ
Déchets radioactifs	1,27E-02	1,51E-01	1,51E-01	1,51E-01	1,51E-01	1,51E-01	1,51E-01	kg
Emissions radioactives	7,85E+08	23,17E+08	23,17E+08	23,17E+08	23,17E+08	23,17E+08	23,17E+08	Bq I129-Eq
Emission de NOx	1,41E+01	3,48E+01	3,48E+01	3,48E+01	3,48E+01	3,48E+01	3,48E+01	kg

Figure 16. (Macbeth, étape 1) Matrice à remplir par l'évaluateur pour la construction de l'utilité marginale sur l'indicateur changement climatique. La matrice doit être remplie pour chaque indicateur d'impact (un onglet par indicateur d'impact).

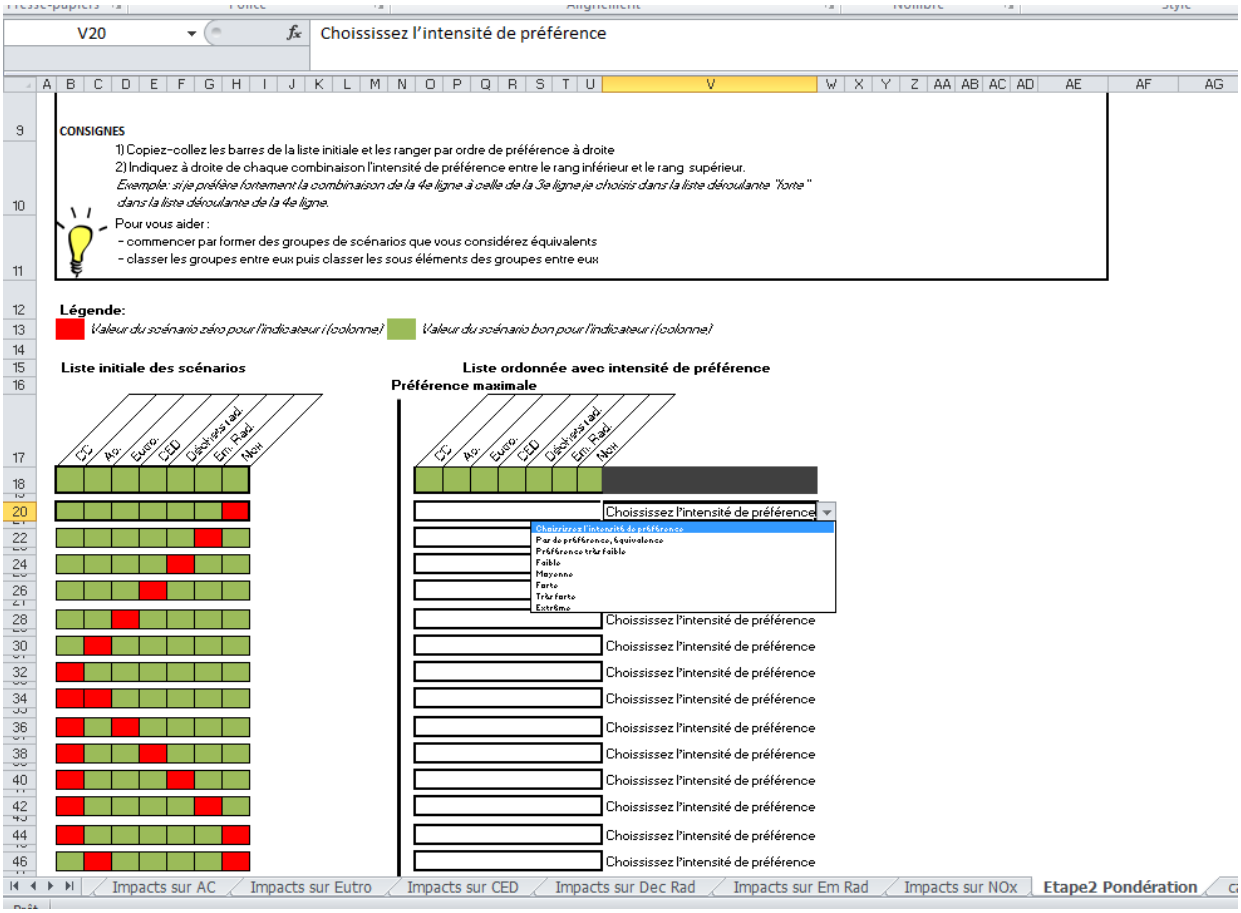


Figure 5. (Macbeth, étape 2) Matrice à remplir par l'évaluateur pour la construction de la pondération des indicateurs.

3.2.2 Questionnaire Electre III

Le questionnaire Electre III comprend 2 étapes :

- Etape 1 : détermination de l'importance des impacts
- Etape 2 : définition des seuils

Chaque étape est introduite par des consignes pour remplir la matrice (fig. 18). Les figures 19 et 20 ci-dessous illustrent respectivement le questionnaire pour les étapes 1 et 2.

Exemple pour la définition de l'importance des impacts: étape 1

Nous utilisons la méthode de Simos (identification indirecte) pour déduire l'importance de chaque impact. Cette méthode s'effectue en 3 étapes :

1- des cartes représentant les impacts (n cartes si on a n impacts) et des cartes blanches sont distribuées au décideur
2- le décideur classe les cartes des moins importantes au plus importantes à ses yeux. S'il considère qu'il y a des impact ayant la même importance, il les classe au même rang.
3- A la fin, on demande au décideur de rajouter les cartes blanches entre les rangs. Plus il considère qu'un rang est plus important qu'un autre, plus il rajoute de cartes blanches.

Exemple
Ici un exemple de 12 critères [a;l] placés en 6 rangs (hors carte blanche) .
Le critère « d » est considéré plus important que les critères « c », « g » et « l ».
Les critères « b », « f », « i », « j » sont considérés plus importants que le critère « d » etc...
Il y a 7 rangs car une carte blanche est ajoutée au 3e rang pour sign ifier qu'entre le rang de {d} et le rang de {b,f,i,j}, la différence d'importance entre ces deux rangs est plus grande qu'entre les autres rangs.

Rank	Subset of *ex aequo*	Number of cards according to the rank
1	$\{c, g, l\}$	3
2	$\{d\}$	1
3	White card	1
4	$\{b, f, i, j\}$	4
5	$\{e\}$	1
6	$\{a, h\}$	2
7	$\{k\}$	1

Figure 6. Instructions données à l'expert pour le remplissage de la matrice de l'étape 1 (ELECTRE III).

ETAPE 1: Importance des impacts

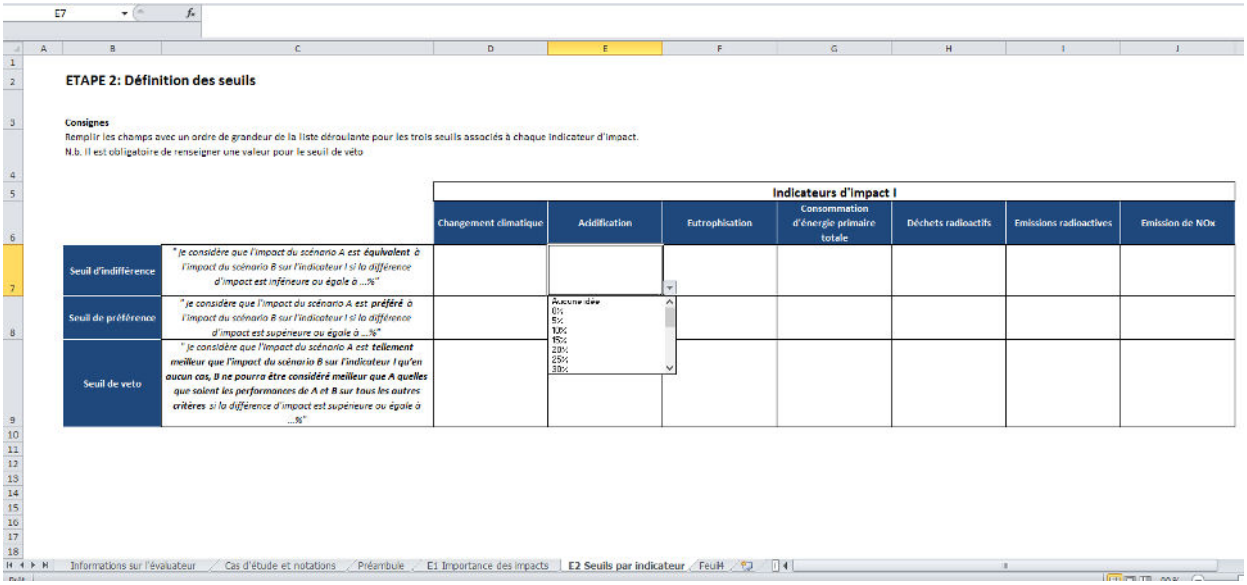
Consignes
1) Rangez dans une même cellule les indicateurs ayant la même importance à vos yeux pour le cas d'étude véhicules électriques (ADEME 2012)
2) Ordonnez ces groupes d'indicateurs entre eux
3) Intercalez si besoin des cartes blanches pour donner une intensité à la différence d'importance entre deux rangs: écrire "Carte Blanche" dans la cellule
N.B. Le nombre de cartes blanches est illimité
Rappel des indicateurs et de leurs abbréviations

Indicateur	Abbréviation
Changement climatique	CC
Acidification	Ac.
Eutrophisation	Eutro.
Consommation d'énergie primaire total	CED
Déchets radioactifs	Déchets rad.
Emissions radioactives	Em. Rad.
Emission de NOx	NOx

Rang attribué	Indicateurs ex.aequo
1	
2	
3	
4	
5	
6	
7	
8	
9	
10	
11	
12	
13	
14	
15	

Informations sur l'évaluateur | Cas d'étude et notations | Préambule | E1 Importance des impacts | E2 Seuils par indicateur

Figure 7. Matrice à remplir par l'évaluateur pour la détermination de l'importance des impacts (Electre, étape 1)



ETAPE 2: Définition des seuils

Consignes
Remplir les champs avec un ordre de grandeur de la liste déroulante pour les trois seuils associés à chaque indicateur d'impact.
N.b. Il est obligatoire de renseigner une valeur pour le seuil de veto

		Indicateurs d'Impact I						
		Changement climatique	Acidification	Eutrophisation	Consommation d'énergie primaire totale	Déchets radioactifs	Emissions radioactives	Emission de NOx
Seuil d'indifférence	"Je considère que l'impact du scénario A est équivalent à l'impact du scénario B sur l'indicateur I si la différence d'impact est inférieure ou égale à ...%"							
Seuil de préférence	"Je considère que l'impact du scénario A est préféré à l'impact du scénario B sur l'indicateur I si la différence d'impact est supérieure ou égale à ...%"							
Seuil de veto	"Je considère que l'impact du scénario A est tellement meilleur que l'impact du scénario B sur l'indicateur I qu'en aucun cas, B ne pourra être considéré meilleur que A quelles que soient les performances de A et B sur tous les autres critères si la différence d'impact est supérieure ou égale à ...%"							

Aucune idée
0%
5%
10%
15%
20%
25%
30%

Informations sur l'évaluateur | Cas d'étude et notations | Préambule | E1 Importance des impacts | E2 Seuils par indicateur | FeuH

Figure 20. Matrice à remplir par l'évaluateur pour la définition des seuils (Electre, étape 2)

4 Résultats

Les questionnaires ont été exploités et analysés par Jacky Montmain et Abdelhak Imoussaten de l'Ecole des Mines d'Alès. Les modélisations et analyses réalisées ont permis la restitution des résultats détaillée ci-dessous. Les résultats sont exprimés pour chacun des experts interrogés (sauf pour le clustering, où seuls les questionnaires de 8 experts sur 11 ont pu être exploités).

<u>Méthode MACBETH</u>

Les résultats obtenus avec la méthode MACBETH sont les suivants (les définitions des différents résultats sont données au fur et à mesure de leur présentation, cf. paragraphes suivants) :

- Indices de Shapley
- Utilités marginales pour chaque scénario
- Utilités globales avec l'indice de Shapley
- Paramètres de l'intégrale de Choquet
- K-additivité
- Utilités globales avec intégrale de Choquet k-additive

<u>Méthode ELECTRE III</u>

Les résultats obtenus avec la méthode ELECTE III sont les suivants (les définitions des différents résultats sont données au fur et à mesure de leur présentation, cf. paragraphes suivants) :

- Pondération des indicateurs d'impacts par la méthode SIMOS
- Seuils d'indifférence, de préférence et de veto
- Classement des scénarios

PRIOR

Concernant la méthode PRIOR, la méthode a été appliquée d'après les valeurs de pondération données dans le rapport de référence[16]. L'application de PRIOR a elle-même donné lieu à l'application de deux jeux de normalisation différents (respectivement ILCD et ReCiPe) conduisant à deux classements différents. Le détail des calculs est donné en annexe 3. In fine, les résultats obtenus avec PRIOR (ReciPe) sont comparés aux résultats obtenus avec MACBETH et ELECTRE III.

La logique de présentation des résultats est donnée par le schéma ci-dessous.

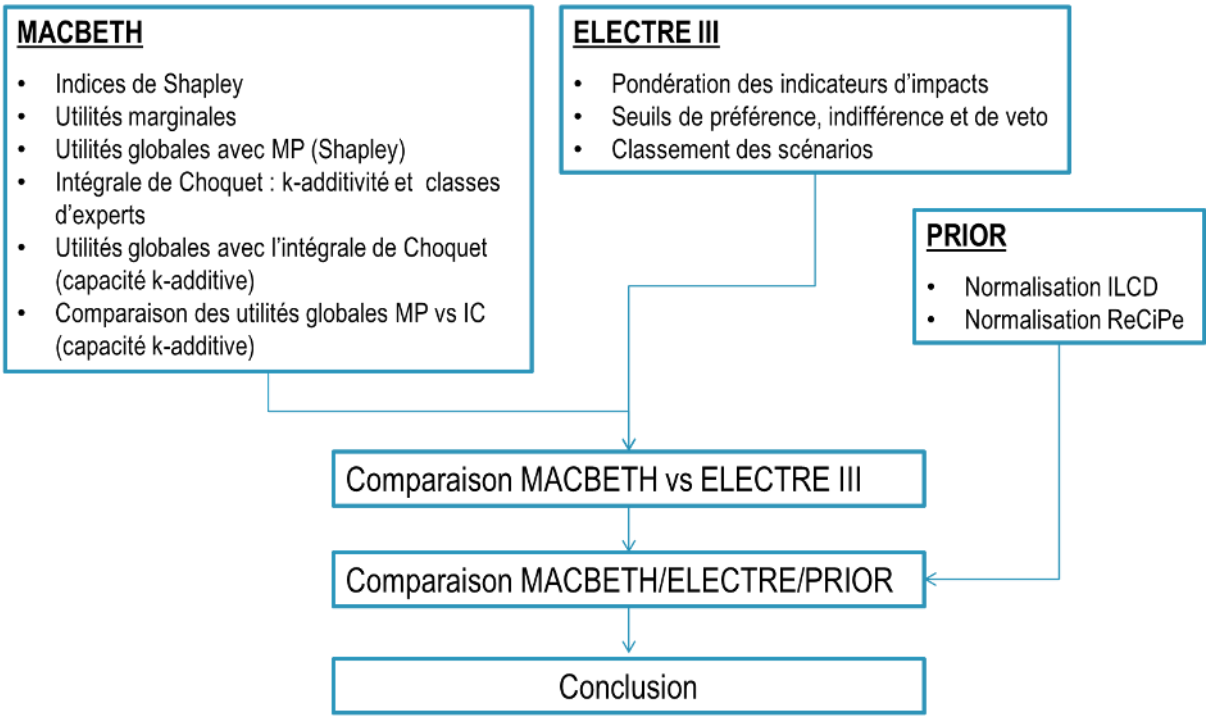


Figure 8 : Résultats obtenus et logique de présentation des résultats

4.1 Notation

Pour le traitement des données et la présentation des résultats, les notations suivantes ont été retenues pour les indicateurs d'impacts et les scénarios, ainsi que les experts :

Notation pour les indicateurs d'impacts

Indicateurs d'impacts	Abréviation	Indice
Changement climatique	CC	1
Acidification	AC	2
Eutrophisation	Eutro	3
Energie primaire totale	CED	4
Déchets radioactifs	Dec Rad	5
Emissions radiactives (air)	Em Rad	6

[16] Bio Intelligence Service. Projet PRIOR. Mise au point d'un outil de priorisation des enjeux environnementaux. Rapport, décembre 2005. Convention Ademe Eco-conception n°04 77 C 0072.

NOx	NOx	7

Notation pour les scénarios

Indicateurs d'impacts	Abréviation	Indice
Véhicule électrique Allemagne	VE DE	1
Véhicule électrique Europe	VE EU27	2
Véhicule électrique France	VE FR	3
Véhicule thermique essence (cycle NEDC)	VT Gasoline NEDC	4
Véhicule thermique essence (cycle NEDC)	VT Diesel NEDC	5

Notation pour les experts

	Organisme	Expert	Abréviation 1	Abréviation 2 (pour clustering)
1	A	A1	A1	-
2	B	B1	B1	B1
3	B	B2	B2	B2
4	C	C1	C1	-
5	D	D1	D1	D1
6	D	D2	D2	D2
7	E	E1	E1	E1
8	E	E2	E2	E2
9	F	F1	F1	F1
10	F	F2	F2	F2
11	G	G1	G1	-
12	G	G2	G2	-

Tableau 4 : Notations retenues pour la présentation des résultats

4.2 Résultats avec MACBETH

4.2.1 Indice de Shapley

L'indice de Shapley calcule un « poids moyen » pour chaque critère (indicateur d'impact) en prenant en compte, d'une part son poids seul dans la décision, et d'autre part les poids des coalitions dans lesquelles il intervient (interactions).

Les résultats sont présentés ci-dessous pour chaque expert.

Indicateurs / *Experts*	CC	AC	Eutro	CED	Dec rad	Em rad	NOx
A1	0,42276	0,168914	0,0772908	0,048577	0,048577	0,048577	0,185306
B2	0,405353	0,0473908	0,0473908	0,094931	0,190711	0,166833	0,047391
B1	0,20498	0,146631	0,181724	0,218916	0,070786	0,035193	0,141771
D1	0,32693	0,244198	0,033864	0,040764	0,023809	0,032964	0,297471
D2	0,19986	0,187225	5,68E-14	0,30054	0,012235	5,41E-21	0,30014
E1	0,291915	0,0469556	0,0469556	0,108145	0,167259	0,263347	0,075424
E2	0,0477244	0,0537174	0,0837325	0,083699	0,263137	0,263137	0,204853

F1	0,255445	0,0973774	0,0772364	0,194865	0,108636	0,123552	0,142888
F2	0,317624	0,112242	0,120321	0,128345	0,099476	0,099556	0,122436
G1	0,364915	0,0312146	0,0312146	0,093477	0,223982	0,223982	0,031215
G2	0,342778	0,0702978	0,0703978	0,236032	0,103047	0,070498	0,106947

Tableau 5 : Indices de Shapley calculés pour chaque expert. En vert : les meilleurs scores (ie. les indicateurs ayant le plus d'importance aux yeux de l'expert) ; en orange : les moins bons scores (ie. les indicateurs ayant le moins d'importance aux yeux de l'expert).

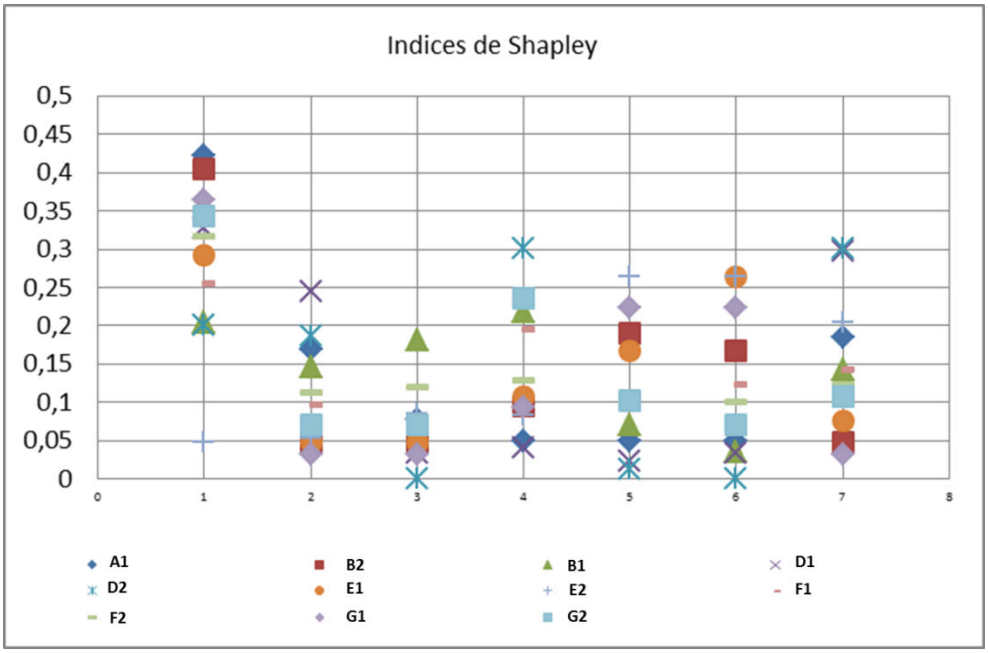


Figure 22 : indices de Shapley pour chaque expert (en abscisses, les indices des indicateurs d'impacts)

Ce que l'on peut constater à partir des poids résultants des questionnaires MACBETH, c'est que sur 5 critères (tous les critères exceptés les critères CC et CED) il existe au moins 5 experts qui pensent que ces critères ne sont pas du tout importants (pour autant ces critères d'importance nulle ne sont pas forcément les mêmes pour tous les experts). Excepté deux experts, l'impact Eutro est considéré d'importance quasi-nulle.

Par exemple, pour les experts B2, E1, G1 et G2, l'étude aurait pu se faire sur seulement 4 critères : CC, CED, Dec rad et Em rad. En revanche, pour D2 les critères CC, AC, CED, et NOx sont suffisants. D1 et A1 ne considèrent que trois critères : CC, AC et NOx.

Seul le participant E2 considère que le critère CC n'a aucune importance dans l'ACV. A part E2 et D2, tous les autres participants considèrent que le critère CC est plus important que chacun des autres critères.

On peut retrouver des participants qui partagent à peu près les mêmes préférences. C'est le cas, par exemple de F2 et G2.

Les résultats montrent également que l'appartenance à la même entreprise n'implique pas automatiquement des préférences identiques (ce qui semble logique vu que les experts sont

interrogés à titre individuel). C'est le cas pour les entreprises A, B, G, et dans une moindre mesure pour D et F.

4.2.2 Utilités marginales

Les utilités marginales sont les utilités (cf. définition dans le glossaire) calculées respectivement pour chaque expert et chaque scénario. Les résultats et conclusions sont présentés en annexe 1.

Plusieurs participants considèrent que certains impacts n'ont pas besoin d'être pris en compte pour l'étude des véhicules. Dans ce cas, les utilités de ces participants sur ces critères sont considérées nulles.

La conclusion qui se dégage sur les utilités marginale est la suivante : les scénarios VT Gasoline NEDC et VT Diesel NEDC sont considérés à l'unanimité très bons sur les critères Dec rad et Em rad. Sur les scénarios VE DE et VE EU 27, les participants jugent l'importance des indicateurs d'impact de façon très variable. Contrairement aux VT Gasoline NEDC et VT Diesel NEDC, le VE FR est considéré nul sur les impacts Dec rad et Em rad, alors qu'il est très bon sur tous les autres impacts.

4.2.3 Utilité globale avec la moyenne pondérée

L'utilité globale calcule le score final de chaque scénario pour chaque expert sur la base, d'une part des indices de Shapley utilisés pour la moyenne pondérée, et d'autre part des utilités marginales.

Les résultats sont présentés ci-dessous.

Scénario / *Expert*	VE DE	VE EU 27	VE FR	VT Gasoline NEDC	VT Diesel NEDC
F1	0,673501	0,640994	0,767812	0,43102	0,459544
F2	0,466457	0,544399	0,758194	0,395269	0,279363
E2	0,500238	0,515	0,45282	0,697485	0,574097
E1	0,54162	0,462531	0,533372	0,547415	0,482429
D2	0,710582	0,583828	0,987765	0,34953	0,50004
D1	0,37571	0,392121	0,943226	0,440481	0,158705
G2	0,350685	0,364853	0,826453	0,344516	0,27592
G1	0,401923	0,271436	0,520821	0,454443	0,494826
B1	0,531295	0,42931	0,894022	0,419435	0,264396
B2	0,52391	0,329508	0,642456	0,452346	0,420939
A1	0,093277	0,211686	0,85427	0,308457	0,000287

Tableau 6 : Scores des utilités globales avec moyenne pondérée d'après les indices de Shapley. En vert : les meilleurs scores ; en orange : les moins bons scores

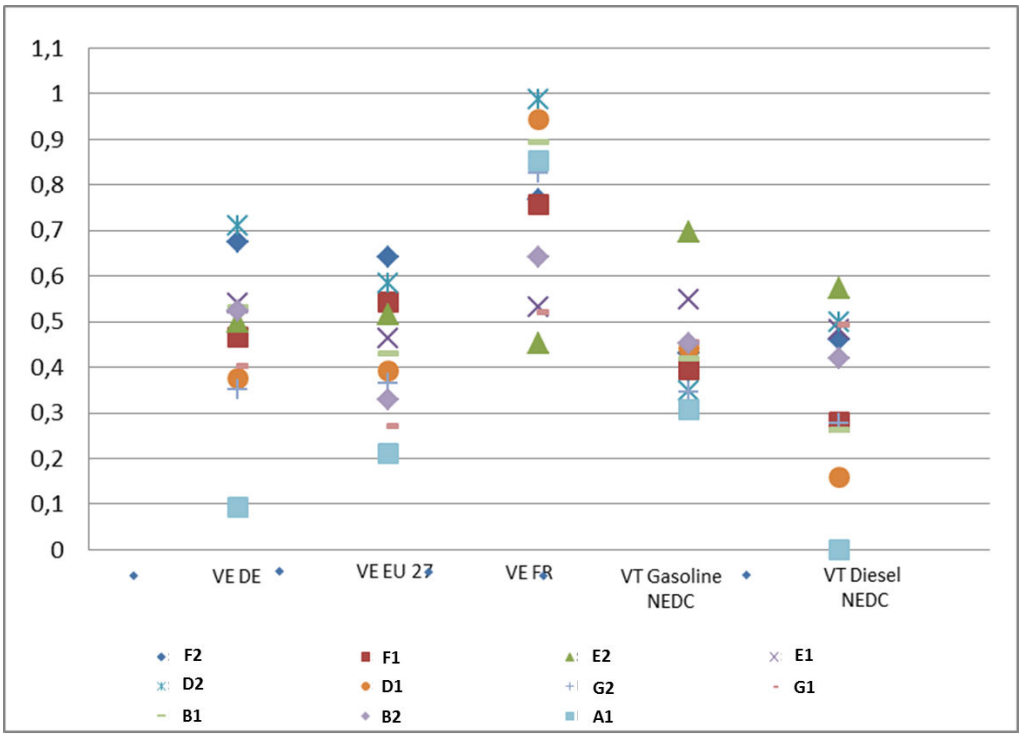


Figure 93 : Utilités globales des scénarios avec la moyenne pondérée (indices de Shapley)

Sur l'ensemble des experts, le VE FR se dégage comme le plus sollicité.
Sur les 11 participants, 7 donnent un score global au scénario VE FR supérieur au maximum des scores globaux obtenus par les autres véhicules (par l'ensemble des participants). Les autres véhicules ont des résultats variables et globalement équivalents allant de 0 à 0,7.

4.2.4 Paramètres de l'intégrale de Choquet

Contrairement au modèle de la moyenne pondérée, où le pouvoir de décision des critères est résumé à leurs poids individuel, avec l'intégrale de Choquet k-additive le pouvoir d'un critère provient, en plus de son poids individuel, de ses interactions avec d'autres critères. Le pouvoir d'un ensemble de critères dans la prise de décision est exprimé par sa capacité k à considérer les interactions entre k critères.

L'intégrale de Choquet 2-additive est un modèle plus sophistiqué que la moyenne pondérée, et elle est par ailleurs le modèle le plus économique (parmi les modèles k-additif). Elle nécessite d'identifier les indices de Shapley et les interactions deux à deux des impacts. Ces paramètres ont été calculés pour chaque expert. Le rapport complet des résultats est donné en annexe 2.

Dans le tableau ci-dessous, un exemple est donné de paramètres de l'intégrale de Choquet 2-additive (pour un expert donné).

	CC	AC	Eutro	CED	Déc. Rad	Em. Rad	NOx
CC	0.1348	0.0254	0.0078	0.0195	-0.0145	-0.0145	-0.0098
AC		0.0780	0.0078	-0.0455	-0.0087	-0.0445	-0.0280
Eutro			0.1427	-0.0631	-0.0796	-0.0679	-0.0514
CED				0.1986	-0.0913	-0.0796	-0.0631
Déc, rad					0.1498	-0.0434	-0.0445
Em, rad						0.1560	-0.0327
NOx							0.1401

Tableau 7 : Paramètres de l'intégrale de Choquet k-additive calculés pour k=2.Les indices de Shapley dont ceux de la diagonale. Les coefficients d'interaction sont ceux de la partie supérieure de la matrice.

Toutefois, dans la résolution des programmes linéaires résultants des préférences des participants par rapport aux scénarios et aux contraintes liées aux modèles de l'intégrale de Choquet 2-additive, il s'est avéré que, sur quelques participants, aucune capacité 2-additive ne permet de retranscrire finement leurs préférences. Le tableau 8 montre quel est le modèle k-additif correspondant à chaque candidat selon les préférences qu'il a exprimées. On peut remarquer que 5 participants sur les 11 ont un modèle de préférence k-additive avec k>3.

Expert	k
A1	2
B2	3
B1	2
D1	2
D2	2
E1	2
E2	4
F1	6
F2	4
G1	3
G2	2

Tableau 8 : Le modèle k-additif correspondant aux experts

Pour les participants ayant un modèle 2-additif, les impacts individuels ont un poids dans la prise de décision (capacité non nulle). Ce poids d'un indicateur d'impact donné est renforcé lorsque l'indicateur est considéré en association avec un autre indicateur d'impact (sauf dans le cas où les deux indicateurs sont redondants).

Pour les participants ayant un modèle k-additif k>3 (pour le participant B2 par exemple), le modèle correspondant considère que, pour la prise de décision, aucun des impacts n'a d'importance s'il est considéré seul. C'est uniquement quand il est considéré dans un groupe de critères de 2 ou 3 éléments qu'il prend un poids dans la décision. Dans le cas de F1, les préférences du décideur impose un modèle 6-additif, où il faut prendre en compte les interactions jusqu'à une coalition de 6 critères. Dans ce cas, les poids pour un critère, ou un ensemble de critères de 2 éléments, sont nuls. Les critères n'ont de l'importance dans la décision que s'ils sont dans une coalition d'au moins 3 critères.

Pour remédier au problème des modèles k-additifs non homogènes entre experts, deux solutions ont été proposées :

- Rechercher la capacité 2-additive qui se rapproche le plus des préférences des décideurs
- Considérer un modèle k-additive, avec k>2, en partant des informations fournies par les participants.

Ces résultats ont été exploités pour montrer, sur un modèle 2-additif[17] (modèle le plus proche de la moyenne pondérée), la similarité des préférences entre les experts. Pour cela, une analyse dite de clustering a été réalisée sur la base de l'analyse des réponses aux questionnaires. Pour des raisons pratiques, seules les réponses de 8 experts sur les 11 ont pu être prises en compte (cf. tableau 9). Les résultats sont présentés ci-dessous.

Objet1 (expert)	Objet2 (expert)	Distance	Incohérence
D1	B1	0.0326	0
G2	D1+B1	0.0552	0.7071
F1	D2	0.0968	0
E1	B2	0.1076	0
(F1+D2)	(E1+B2)	0.1478	1.1311
G2+ (D1+B1)	(F1+D2)+ (E1+B2)	0.1591	0.6737
E2	(G2+ (D1+B1))+ ((F1+D2) + (E1+B2))	0.2257	0.7071

Tableau 9 : Résultats du clustering pour 8 des 11 experts

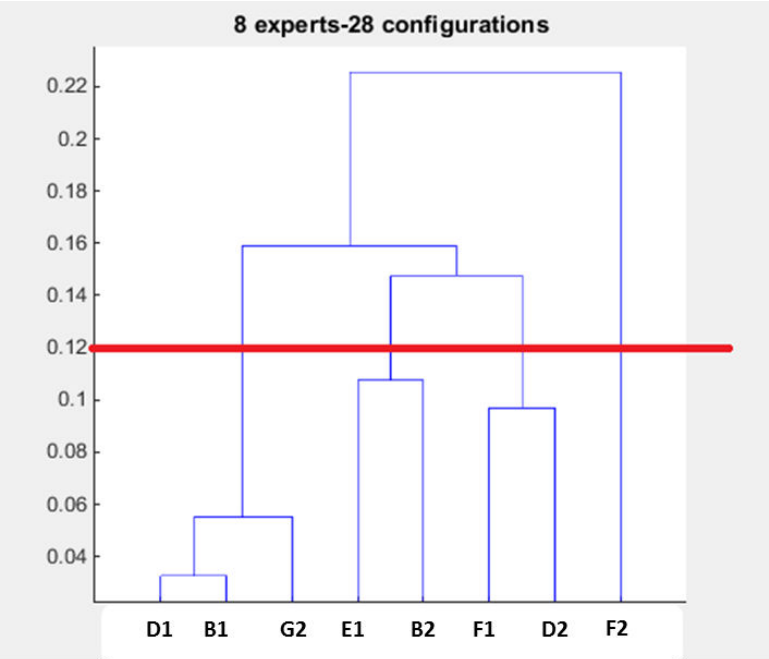


Figure 10 : Représentation du clustering pour les 8 experts avec coupure de l'arbre à 0,12

[17] En cas de non-adéquation d'un modèle 2-additif aux données du questionnaire, c'est le modèle 2-additivé le plus proche des données qui est considéré.

Un seuil de coupe peut être défini sur l'arbre, selon l'incohérence de chacune des classes ou selon le nombre maximum de classes.

Selon le résultat ci-dessus, nous pouvons dire que les experts D1, B1, et G2 ont un modèle de préférences similaires, tandis que l'expert F2 pense différemment des autres.

Classes	Objet 1 (expert)
C1	D1, B1, G2
C2	E1, B2
C3	F1, D2
C4	F2

Tableau 10 : Résultat du clustering des 8 experts en 4 classes

Nous avons ici ébauché la notion de modèle consensuel partagé par l'ensemble des experts en calculant des voisinages entre ceux-ci sur la base de leurs modèles 2-additifs. Il convient de noter que ces premiers résultats montrent qu'il n'y a pas de consensus qui se dégage. Des fonctionnalités de clustering hiérarchique permettent néanmoins de retrouver des tendances. La variabilité inter-juges des évaluations peut provenir des utilités comme des opérateurs d'agrégation. Une analyse de sensibilité plus poussée sur la base de ces premiers résultats aurait pu montrer comment utiliser les facteurs de variabilité pour orienter le débat entre les juges lors de la recherche d'un consensus. C'est sans doute une perspective à envisager.

A ce sujet, notons que la comparaison qui a été proposée entre les juges ne s'effectue que sur leur façon d'appréhender les priorités dans un problème d'évaluation d'impact. En effet, leurs modèles de préférences ont été établis à partir de scénarios fictifs dont les scores d'impacts partiels étaient imposés : (1111011, 1011011, etc.). Dans notre étude, la « distance » entre deux juges n'intègre donc que leur façon plus ou moins différente de « pondérer » les différentes dimensions de l'évaluation. Cela ne signifie pas que deux experts, jugés « proches », évalueront deux nouveaux scénarios à l'identique car s'ils partagent le même modèle stratégique, ils ne « notent » peut-être pas de la même façon, c'est-à-dire qu'il peut y avoir des différences significatives au niveau des utilités (scores) qu'ils affectent au scénario et par conséquent, malgré leur vision stratégique commune de l'impact environnemental, leur évaluation différera (ils partagent les mêmes « poids » mais ne « notent » pas de la même façon). L'étude n'avait pas pour objet de s'orienter vers ces calculs de modèle d'évaluation partagé : il nous a semblé néanmoins utile et pertinent de proposer l'analyse qui compare les modèles stratégiques de chacun des experts. Il resterait à la compléter en intégrant la variabilité des utilités d'un juge à l'autre. Toutes les informations nécessaires pour mener à bien cette dernière analyse de sensibilité sont dans la base de données.

<u>En conclusion sur l'intégrale de Choquet</u>

1) L'intégrale de Choquet 2-additive semble être le modèle, parmi les modèles plus sophistiqués que la moyenne pondérée, le plus efficient en ce sens que c'est le modèle qui permet de traduire, à moindre coût (c'est le modèle le plus économique parmi les modèles k-additif), le plus fidèlement (avec une approximation acceptable) l'expression des préférences des décideurs. L'intégrale de Choquet 2-additive représente un compromis entre une représentation très fine des préférences du décideur et une demande limitée d'information au décideur.

2) Le travail d'identification des paramètres de l'intégrale de Choquet (cf. Annexe 2) montre que la moyenne pondérée telle qu'elle est utilisée en ACV, c'est-à-dire un jeu de poids distribué sur des indicateurs d'impacts, sans interactions entre critères, est extrêmement pauvre en ce sens qu'elle ne modélise qu'une infime partie du raisonnement de l'expert. Ceci rend d'autant plus délicat sa généralisation, c'est-à-dire son application à des configurations différentes de celle ayant servi de base à la définition de ces poids.

4.2.5 Utilité globale avec Choquet k-additive

Pour réaliser l'agrégation des utilités, nous avons considéré le modèle k-additif qui respecte les données fournies par les participants.

Scénarios / *Experts*	1 - VE DE	2- VE EU 27	3- VE FR	4- VT Gasoline NEDC	5- VT Diesel NEDC
F1	0,368689	0,210718	0,263979	0	5,28E-05
F2	0,367683	0,292482	0,324523	0,126186	0,0720442
E2	0,500165	0,444254	0	0,300566	0,159841
E1	0,483642	0,373161	0,293801	0,340709	0,24904
D2	0,642944	0,459913	0,97553	0,27547	0,401575
D1	0,363987	0,524919	0,905762	0,595174	0,191432
G2	0,457319	0,512912	0,861002	0,442842	0,337881
G1	0,417275	0,216375	0,580203	0,486585	0,534112
B1	0,619948	0,55744	0,899022	0,541752	0,336403
B2	0,42937	0,142641	0,427866	0,143171	0,213318
A1	0,087101	0,142831	0,871163	0,279131	0,000208

Tableau 2 : Scores des utilités globales avec l'intégrale de Choquet k-additive. En vert : les meilleurs choix ; en orange : les moins bons choix

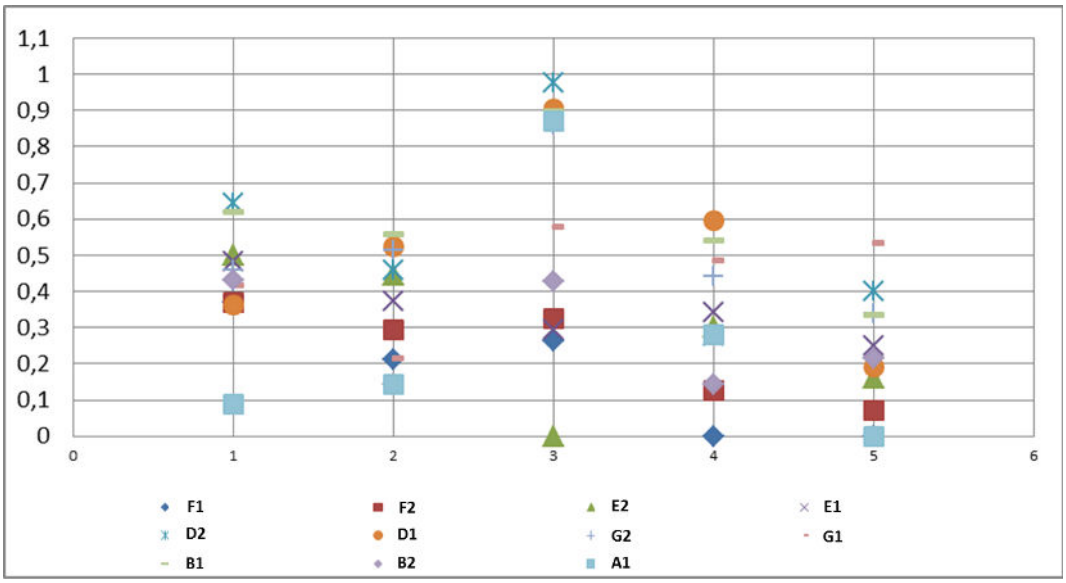


Figure 11 : Utilités globales des scénarios l'intégrale de Choquet k-additive

Avec l'intégrale de Choquet, nous remarquons que le scénario VE FR perd son premier rang chez plusieurs participants. Pour F1 et F2, c'est le scénario VE DE qui prend la première place. Pour E2 et E1, VE FR devient plus mauvais que tous les autres scénarios. A noter que dans 5 cas sur 6 pour ceux marquant leur préférence pour le véhicule VE FR, le score final est un score plutôt fort (entre 0,85 et 0,98), marquant le choix sans ambiguïté, ce qui est moins le cas pour ceux dont le choix se porte sur le véhicule VE DE. Pour les experts de l'organisme D (D1 et D2) et A1, VE FR reste avec un score proche de 1 (car chacun de ces participants, soit ne considère pas les impacts Em rad et Déc rad, soit les considère très peu importants).

4.2.6 Comparaison des résultats avec MACBETH : moyenne pondérée vs Choquet k-additive

Le tableau 12 ci-dessous présente une comparaison des résultats obtenus respectivement avec la moyenne pondérée (indice de Shapley) et avec l'intégrale de Choquet. La comparaison des résultats porte d'une part sur les meilleur scores (scénarios préférés des experts), et d'autre part sur les moins bon scores (scénarios jugés les moins bons par les experts).

Scénarios	Meilleur score				Moins bon score			
	MP		Ch k-add		MP		Ch k-add	
Experts	Score	Véhicule	Score	Véhicule	Score	Véhicule	Score	Véhicule
F1	0,767812	VE FR	0,368689	VE DE	0,43102	VT ESS	0	VT ESS
F2	0,758194	VE FR	0,367683	VE DE	0,279363	VT DIES	0,0720442	VT DIES
E2	0,697485	VT ESS	0,500165	VE DE	0,45282	VE FR	0	VE FR
E1	0,462531	VT ESS	0,483642	VE DE	0,547415	VE EU27	0,24904	VT DIES
D2	0,987765	VE FR	0,97553	VE FR	0,34953	VT ESS	0,27547	VT ESS
D1	0,943226	VE FR	0,905762	VE FR	0,158705	VT DIES	0,191432	VT DIES
G2	0,826453	VE FR	0,861002	VE FR	0,27592	VT DIES	0,337881	VT DIES
G1	0,520821	VE FR	0,580203	VE FR	0,271436	VE EU27	0,216375	VE EU27
B1	0,894022	VE FR	0,899022	VE FR	0,264396	VT DIES	0,336403	VT DIES
B2	0,642456	VE FR	0,42937	VE DE	0,329508	VE EU27	0,142641	VE EU27
A1	0,85427	VE FR	0,871163	VE FR	0,000287	VT DIES	0,000208	VT DIES

Tableau 3 : Comparaison des résultats obtenus avec Macbeth pour la moyenne pondérée et pour l'intégrale de Choquet k-additive (les choix identiques sont repérés en bleu)

L'explication du changement entre les résultats de la moyenne pondérée avec l'indice de Shapley et l'intégrale de Choquet réside dans la définition même de l'intégrale de Choquet. En effet, l'intégrale de Choquet exige d'un scénario qu'il soit bon simultanément sur un ensemble d'impacts que le participant aura considéré importants (sinon son score serait bas). Sur l'exemple du participant F2 qui considère des interactions jusqu'à 4 critères, le résultat du scénario VE FR avec la moyenne pondérée est proche de 0,8 alors qu'avec l'intégrale de Choquet 4-additive, il est proche de 0,3. Dans la lecture de la capacité 4-additive du participant F2, on voit qu'il exige d'un scénario qu'il soit en même temps bon sur les impacts Em rad, Déc rad et l'impact CC, ce qui n'est pas le cas avec la moyenne pondérée.

4.3 Résultats avec ELECTRE III

Comme cela a été mentionné dans l'état de l'art, les méthodes de surclassement présentent plusieurs avantages : Entre autre, elles ne sont pas dépendantes des échelles utilisées pour mesurer les impacts, elles limitent les compensations entre les impacts grâce au seuil de veto. De plus, Electre III permet de prendre en compte l'imprécision propre à chacun des impacts.

Pour pouvoir appliquer ELECTRE III, les participants aux questionnaires ont été sollicités pour fournir leur modèle de préférence : les seuils d'indifférence $q_i[g_i(a_k)]$, les seuils de préférence $p_i[g_i(a_k)]$, les seuils de veto $v_i[g_i(a_k)]$ et les importances des impacts w_i où i désigne le iième impact et $g_i(a_k)$ le résultat du kième scénario sur cet impact. Ici, la préférence sur impact est décroissant : plus la valeur de l'impact est élevée moins elle est préférée.

Pour simplifier le questionnaire, les valeurs des seuils sont calculées de façon linéaire en fonction du résultat du scénario sur l'impact : $q_i[g_i(a_k)] = \alpha_q + \beta_q . g_i(a_k)$, $p_i[g_i(a_k)] = \alpha_p + \beta_p . g_i(a_k)$, $v_i[g_i(a_k)] = \alpha_v + \beta_v . g_i(a_k)$ où $\alpha_q = \alpha_p = \alpha_v = 0$.

Les indices de concordance et de discordance sur chaque impact sont calculés comme montré sur la figure 26.

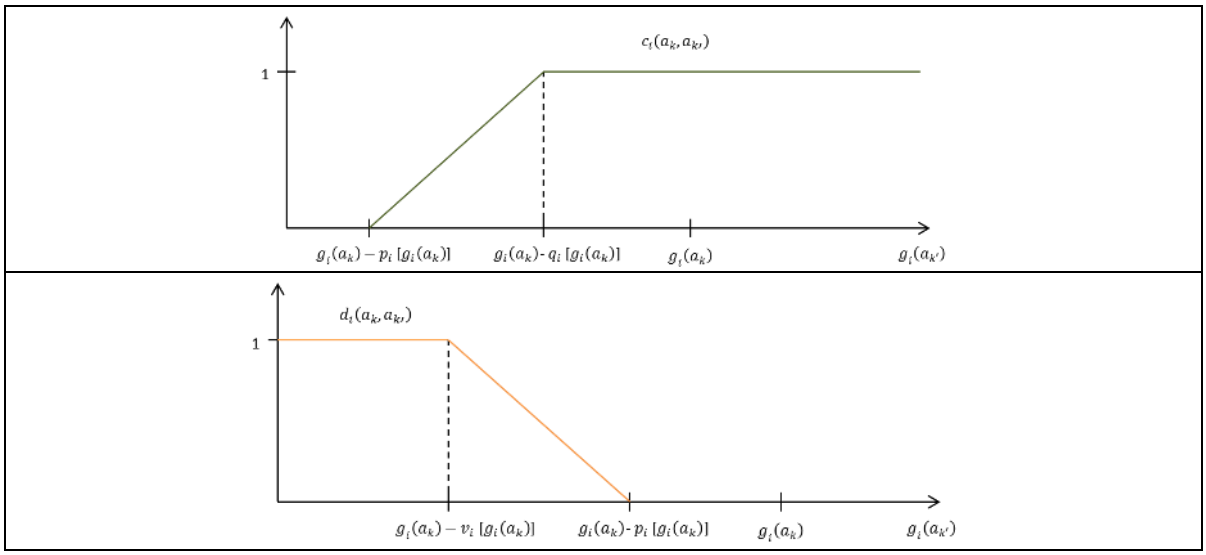


Figure 12 : Les courbes des indices de concordance et discordance en fonction des paramètres de préférence

Récemment, une étude sur les véhicules légers a été effectuée au Portugal (Domingues et al, 2015). Cette étude combinant des indicateurs d'impact de l'ACV et des indicateurs opérationnels des véhicules, utilise une méthode MCDA. Il s'agit d'ELECTRE TRI. ELECTRE III et ELECTRE TRI utilisent les mêmes paramètres précédents, en plus ELECTRE TRI se base sur des profils pré établis définissant des classes. Ainsi, contrairement à ELECTRE III qui compare les scénarios pour établir un classement, ELECTRE TRI tente de ranger chacun des scénarios dans la classe qui est proche de ses performances sur l'ensemble des impacts.

L'étude de (Domingues et al, 2015) est appliquée aux véhicules suivants (comparables en poids et puissance) : « a Gasoline Internal Combustion Engine Vehicle », « a Diesel Internal Combustion Engine Vehicle », « a Hybrid Electric Vehicle (HEV) », « a Plug-in Hybrid Electric Vehicle 10-mile battery range (PHEV10) », « a Plug-in Hybrid Electric Vehicle 40-mile battery range (PHEV40) », and

« a Battery Electric Vehicle (BEV) ». Les auteurs ont utilisé les impacts ACV suivants : « Abiotic Depletion (AD) », « Acidification (AC) », « Eutrophication (EUT) », « Global Warming (GW) », « Ozone Layer Depletion (OLD) », and « Photochemical Oxidation (PO) ». Pour plus de détails sur les conditions de l'étude se référer à (Domingues et al, 2015).

Concernant les paramètres du modèle ELECTRE TRI, ce sont les auteurs eux-mêmes qui ont fourni les seuils : les seuils d'indifférence sont fixés à $q_i[g_i(a_k)] = 0$ pour tous les critères et tous les scénarios, les seuils de préférence sont fixés à $p_i[g_i(a_k)] = 0.1$ (les résultats des scénarios sont normalisés ce qui n'est pas nécessaire pour les méthodes de surclassement) pour tous les critères et tous les scénarios, le seuil veto étant utilisé uniquement quand la comparaison s'effectue par rapport à la meilleur classe : $v_i[g_i(a_k)] = 0.5$. Les importances des impacts sont considérés variables dans un intervalle sans considération particulière des impacts.

Dans l'étude de (Domingues et al, 2015), 6 classes ont été considérées : C1, …, C6. C6 est la meilleure classe et C1 est la moins bonne de toutes les classes. L'étude montre que pour différents choix de poids dans l'intervalle [0,0.5] et trois choix de l'alpha coupe $\lambda \in \{0.51, 0.67, 0.80\}$, les scénarios Gasoline et Diesel sont souvent classés dans la classe C4 et C5. Les scénarios PHE10, PHE40 et BEV peuvent atteindre la classe C6 (si le veto n'est pas utilisé) comme ils peuvent tomber à la classe C1.

4.3.1 Pondération des critères

La pondération des critères a été réalisée par la méthode SIMOS. Les résultats sont donnés dans le tableau 13 et la figure 27 pour chaque expert. Avec SIMOS (ELECTRE), seule l'importance individuelle de l'impact est prise en compte.

Indicateurs / *Experts*	CC	AC	Eutro	CED	Dec rad	Em rad	NOx
A1	0,272727	0,181818	0,181818	0,0606061	0,0606061	0,0606061	0,181818
B2	0,257143	0,0571429	0,0571429	0,142857	0,2	0,228571	0,0571429
B1	0,227273	0,151515	0,151515	0,227273	0,0606061	0,030303	0,151515
D1	0,25	0,25	0,0952381	0,142857	0,0238095	0,0714286	0,166667
C1	0,244565	0,179348	0,119565	0,179348	0,0163043	0,0163043	0,244565
D2	0,203125	0,125	0,015625	0,257812	0,0703125	0,0703125	0,257812
E1	0,236111	0,0416667	0,0416667	0,125	0,194444	0,236111	0,125
E2	0,0454545	0,0454545	0,121212	0,0909091	0,257576	0,257576	0,181818
F1	0,219512	0,134146	0,134146	0,243902	0,0365854	0,0365854	0,195122
F2	0,257143	0,171429	0,142857	0,228571	0,0571429	0,0285714	0,114286
G1	0,21875	0,09375	0,0625	0,15625	0,21875	0,21875	0,03125
G2	0,173913	0,076087	0,076087	0,23913	0,152174	0,0217391	0,26087

Tableau 4 : Pondération des indicateurs d'impacts par les experts avec la méthode SIMOS. En vert : les meilleurs scores (ie. les indicateurs ayant le plus d'importance aux yeux de l'expert) ; en orange : les moins bons scores (ie. les indicateurs ayant le moins d'importance aux yeux de l'expert). Ici, la somme des poids pour un expert donné est égale à 1.

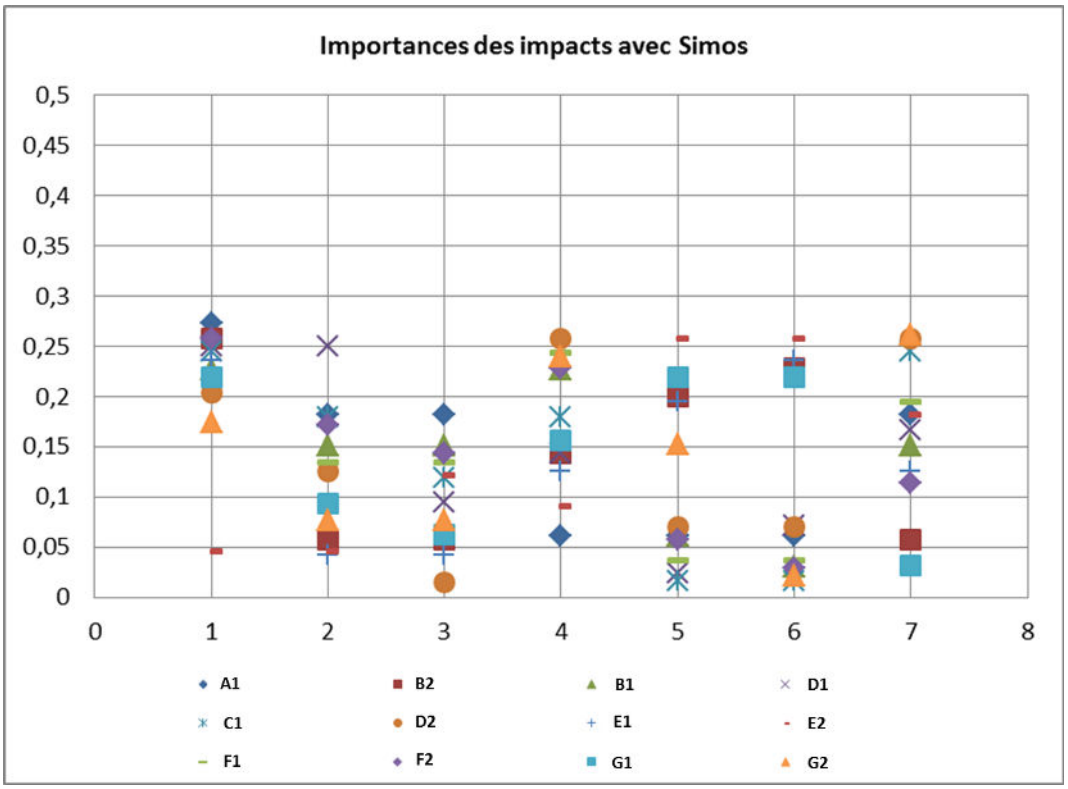


Figure 13 : Pondération des indicateurs d'impacts par les experts avec la méthode SIMOS (en abscisse les indicateurs d'impacts)

Sur les 12 participants, 8 considèrent que l'indicateur CC est plus important que tous les autres impacts, 3 le considèrent parmi les plus importants, et un participant le considère comme le moins important de tous. On peut constater aussi à partir des résultats que, dans la plupart des cas, les couples d'impacts AC et Eutro d'une part, et Dec rad et Em rad d'autre part, sont considérés de la même façon. Ces deux couples sont antagonistes dans les résultats : ceux qui considèrent les premiers importants, considèrent les seconds peu importants. Ainsi, à partir de ces deux premières constatations, on peut distinguer trois groupes de participants. La figure 28 montre les résultats de chacun des groupes : alors que le groupe 1 considère que AC et Eutro sont importants et que Dec rad et Em rad le sont très peu, le groupe 2 a la stratégie inverse. Le groupe 3 est constitué du participant qui considère que l'indicateur CC est peu important.

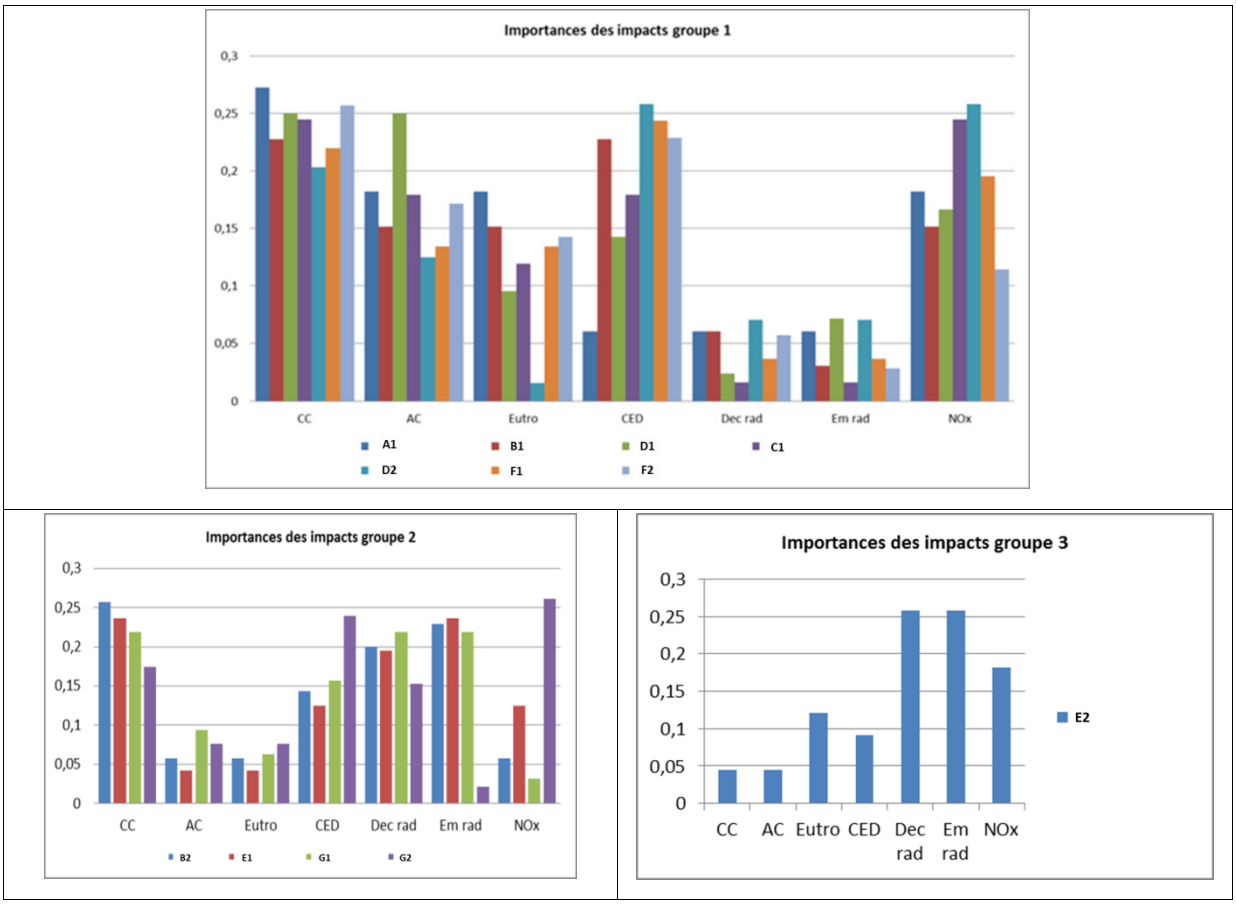


Figure 28 : Pondération des indicateurs d'impacts par les experts avec la méthode SIMOS (en abscisse les indicateurs d'impacts)

4.3.2 Seuils d'indifférence, de préférence, et de veto

Sur l'ensemble des participants, 3 participants ne se sont prononcés sur aucun impact, peut-être par manque de connaissance. Pour le traitement de ces informations manquantes, nous avons considéré $q_i = 0$ pour un seuil d'indifférence, $p_i = 0$ (quand p_i ni pas fourni q_i aussi n'est pas fourni) pour un seuil de préférence et $v_i = 0$ pour un seuil veto. Ce qui signifie qu'en absence d'information, on considère un critère au lieu de pseudo critère, et l'on suppose qu'il n'y a pas de veto.

Deux groupes se distingue, ici aussi. Pour le premier groupe, l'imprécision est très petite $\beta_p \leq 0.2$ et le veto est très actif ($\beta_v \leq 0.5$). Dans le deuxième groupe l'imprécision est importante et le veto est très grand, dans plusieurs cas il est inactif ($\beta_v = 1$) (voir figure 29 ci-dessous).

Figure 29 : Les seuils d'indifférence, de préférence, et de veto

4.3.3 Classement des scénarios

Le classement obtenu pour chaque expert (ELECTRE III) est présenté ci-dessous sous forme de tableau (tab. 14) et sous forme de graphe (Fig. 30).

Les classements obtenus dans le tableau 13 sont le résultat de la combinaison de deux ordres partiels, un croissant et l'autre décroissant. En fonction de la relation de surclassement défini par ELECTRE III, un ordre partiel croissant classant les scénarios du moins bon au meilleur, puis un autre ordre partiel décroissant classant les scénarios du meilleur au moins bon sont établis.

A partir de ces deux pré-ordres, on construit un classement de rangs : à chaque scénario, on associe le nombre des scénarios par rapport auxquels il est meilleur dans les deux pré-ordres :

- s'il est meilleur que 4 scénarios, il est classé "1"
- s'il est meilleur que 3 scénarios, il est classé "2"

- s'il est meilleur que 2 scénarios, il est classé "3"
- s'il est meilleur que 1 scénario, il est classé "4"
- s'il est meilleur que 0 scénario, il est classé "5"

Ainsi, l'absence de rang 1 dans le classement indique qu'aucun scénario n'est meilleur que les 4 autres.

A noter qu'ici les scénarios incomparables ne sont pas pris en compte : deux scénarios "a" et "b" sont incomparables si le scénario "a" est meilleur que "b" dans un des pré-ordres, et que le scénario "b" est meilleur que "a" dans l'autre pré-ordre.

Scénarios / *Experts*	VE DE	VE EU 27	VE FR	VT Gasoline NEDC	VT Diesel NEDC
A1	3	2	1	5	4
B2	3	4	3	5	1
B1	1	5	3	2	4
D1	2	5	1	5	5
C1	1	5	4	4	4
D2	2	3	1	4	5
E1	3	5	4	2	4
E2	3	5	5	1	4
F1	2	5	1	4	5
F2	1	5	3	2	4
G1	3	4	4	5	1
G2	2	3	1	5	4

Tableau 5 : Classement des scénarios par les experts (rangs de 1 à 5). En vert : les meilleurs classements (rang 1) ; en orange : les moins bons classements.

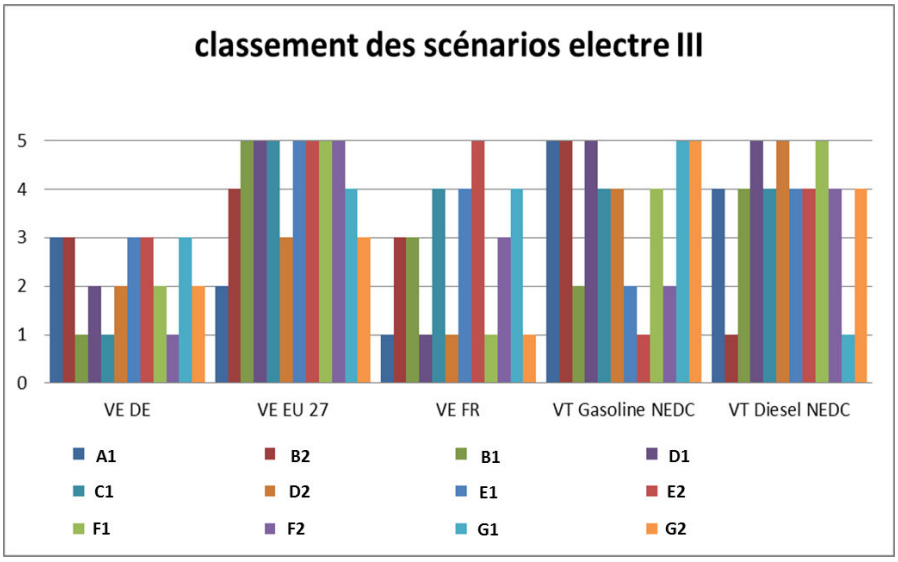


Figure 30 : Classement des scénarios par les experts (rangs de 1 à 5)

Les résultats montrent que sur les 12 participants, 5 classent VE FR en première position, 3 classent VE DE en première position, 2 classent VT Gasoline NEDC premier, et 2 classent VT Diesel NEDC premier.

Les trois participants qui classent VE DE en première position sont les participants du groupe 1 que nous avons distingué par une imprécision petite (critère) et un veto actif. Le scénario VE DE est classé au minimum troisième par tous les participants, alors que tous les autres scénarios sont classés au moins une fois cinquième. Le participant E2, ayant considéré que le changement climatique est peu important, classe le scénario VT Gasoline NEDC en premier. Le scénario VT Diesel NEDC sort en premier pour 2 participants (G1 et B2) qui font partie de ceux ayant donné de l'importance pour les impacts Em rad et Dec rad au détriment de l'Eutro et l'AC. Les participants sont presque unanimes à placer le scénario VE EU 27 en dernière position.

4.4 Comparaison des résultats MACBETH vs ELECTRE

Le tableau 15 ci-dessous donne une comparaison des résultats obtenus pour chaque expert respectivement avec la méthode MACBETH (k-additive) et la méthode ELECTRE III.

Résultats	Meilleur(s) score ou classement(s)		Moins bon(s) score ou classement(s)	
Experts	Macbeth Ch k-add	Electre III	Macbeth Ch k-add	Electre III
F2	VE DE	VE FR	VT ESS	VE EU, VT DIES
F1	VE DE	VE DE	VT DIES	VE EU
E2	VE DE	VT ESS	VE FR	VE FR, VE EU
E1	VE DE	VT ESS	VT DIES	VE EU
D2	VE FR	VE FR	VT ESS	VT DIES
D1	VE FR	VE FR	VT DIES	VE EU
G2	VE FR	VE FR	VT DIES	VT ESS
G1	VE FR	VT DIES	VE EU	VT ESS
B1	VE FR	VE DE	VT DIES	VE EU
B2	VE DE	VT DIES	VE EU	VT ESS
A1	VE FR	VE FR	VT DIES	VT ESS
C1	-	VE DE	-	VE EU

Tableau 6 : Comparaison des résultats finaux avec Macbeth Choquet k-additive et Electre III (les choix identiques sont repérés en bleu)

Le tableau 15 montre que les résultats MACBETH et ELECTRE sont les mêmes pour 5 participants sur 11 concernant le meilleur scénario. Pour le plus mauvais scénario, les deux méthodes s'accordent seulement pour 1 participant. Alors que la première place se joue entre les scénarios VE DE et VE FR pour MACBETH, pour ELECTRE III, les scénarios VT Dies et VT Ess les détrônent deux fois pour chacun d'eux. Les scénarios VT Dies, VT Ess, et VE EU se partagent la dernière place pour les deux méthodes avec une présence plus accentué du scénario VE EU à la dernière place des résultats ELECTRE III (7 fois sur 12).

Le scénario VE FR obtient les meilleurs résultats sur 4 des 7 impacts étudiés. Le scénario VE DE est quant à lui classé troisième sur tous les impacts. Un décideur qui exigerait qu'un scénario soit bon en même temps sur l'un des impacts où VE FR est premier et sur d'autres impacts où il ne l'est pas, sanctionnerait le résultat final de VE FR avec MACBETH. VE DE donnerait un bon résultat avec MACBETH pour un tel décideur (au moins la moyenne). Le scénario VE FR peut perdre la première place avec la méthode ELECTRE à cause du veto utilisé par les participants. Les tableaux suivants (tab. 16 et 17) permettent d'expliquer comment les scénarios VE DE et VT DIES ont pris la première place chez 2 participants.

Expert B2	VE DE	VE EU	VE FR	VT ESS	VT DIES
VE DE			CC	Dec rad	Dec rad
VE EU			CC, AC	Dec rad, Em rad	Dec rad, Em rad
VE FR	Dec rad, Em rad	Dec rad, Em rad		Dec rad, Em rad	Dec rad, Em rad
VT ESS	CC	CC, CED	CC, CED		
VT DIES		CC	CC, Eutro, Nox		

Tableau 7 : Comment le scénario VT DIES prend la première place (ELECTRE III) à cause du veto (les cases rouges montrent les critères qui ont utilisés le veto contre un surclassement du scénario sur la ligne du scénario sur la colonne)

Pour le participant B2, le scénario VT DIES peut surclasser 2 scénarios, et il ne peut être surclassé que par un seul scénario. Ici, VE FR ne peut surclasser aucun autre scénario.

Expert B1	VE DE	VE EU	VE FR	VT ESS	VT DIES
VE DE			CC, Nox	Dec rad	Dec rad
VE EU	AC		CC, AC, Nox	AC, Dec rad, Em rad	AC, Dec rad, Em rad
VE FR	Dec rad, Em rad	Dec rad		Dec rad, Em rad	Dec rad, Em rad
VT ESS	CC	CC, CED	CC, CED		
VT DIES	Nox	CC	CC, Eutro, Nox	Nox	

Tableau 8 : Comment le scénario VT DE prend la première place (ELECTRE III) à cause du veto (les cases rouges montrent les critères qui ont utilisés le veto contre un surclassement du scénario sur la ligne du scénario sur la colonne)

Pour le participant B1, Le scénario VT DE peut surclasser 1 scénario et il ne peut être surclassé par aucun scénario. Ici, VE FR ne peut surclasser aucun autre scénario. Seul le scénario VT ESS peut surclasser un scénario mais comme ce participant considère que les impacts Dec rad et Em rad ont peu d'importance, c'est le scénario VE DE qui prend la première place.

Expert D2	VE DE	VE EU	VE FR	VT ESS	VT DIES
VE DE			CC	Dec rad	Dec rad
VE EU	AC		CC, Nox	AC, Dec rad, Em rad	AC, Dec rad, Em rad
VE FR	Dec rad, Em rad	Dec rad		Dec rad, Em rad	Dec rad, Em rad
VT ESS	CC	CC, CED	CC, CED		
VT DIES	Nox	CC	CC, Nox	Nox	

Tableau 9 : Comment le scénario VT FR prend la première place (ELECTRE III) en l'absence de veto sur Dec rad, Em rad (les cases rouges montrent les critères qui ont utilisés le veto contre un surclassement du scénario sur la ligne du scénario sur la colonne)

Dans le tableau 18, nous avons un schéma différent de celui des deux premiers participants (tableaux 16 et 17). Dans les deux premiers cas, un veto est appliqué pour les impacts Dec rad et Em rad, alors que pour le participant D2 aucun veto n'est considéré pour ces deux impacts. Ce dernier applique le seuil veto aux impacts CC, CED, et NOx. Dans un tel cas, le scénario VE FR ne peut être surclassé par aucun des scénarios, et vu ses bons résultats, il peut surclasser tous les autres scénarios.

Ces résultats illustrent clairement la différence qui existe entre un modèle qui tolère la compensation (MACBETH) et un modèle qui ne la tolère pas (ELECTRE III).

4.5 Résultats avec PRIOR

Afin de compléter le cas d'étude et de l'étendre à une palette de méthodes la plus large possible, la méthode PRIOR a été appliquée selon deux jeux de facteurs de normalisation différents (respectivement ILCD et ReCiPe). Cette application présente l'intérêt de tester et comparer une méthode typique représentative de ce qui se pratique en ACV pour l'analyse multicritère.

PRIOR établit une grille de référence des poids individuels pour chaque indicateur d'impact. Contrairement aux cas d'application avec MACBETH et ELECTRE, où chaque répondant exprime son système de préférence, l'application de PRIOR impose un système de préférences unique et identique pour tous les experts (c'est en fait l'expression d'un système de préférences obtenu collégialement par un groupe d'experts à travers une concertation conduisant au consensus – cf. Partie 1, § 3.2.2).

Les détails de l'application et des calculs sont donnés en annexe 3. Sont présentés ci-dessous les résultats des classement des cinq scénarios véhicules selon les deux méthodes PRIOR/ILCD et PRIOR/ReCiPe.

		VE DE	VE UE27	VE FR	VT ESS	VT DIES	Indicateurs les plus contributeurs (par ordre d'importance) au résultat final
ILCD	Résultat	19,98	21,74	28,53	20,17	19,77	1. *Ém. Rad* 2. *Énergie* 3. *CO2*
	%	*101%*	*110%*	*144%*	*102%*	*100%*	
	Rang	2	4	5	3	1	
ReCiPe	Résultat	11,39	11,79	11,17	13,27	12,79	1. *Énergie* 2. *CO2* 3. *Ém. Rad*
	%	*102%*	*106%*	*100%*	*119%*	*115%*	
	Rang	2	3	1	5	4	

Figure 31 : Résultats de l'analyse multicritère obtenus avec la méthode PRIOR pour deux systèmes de normalisation différents (respectivement ILCD et ReCiPe)

Analyse des résultats

Avec PRIOR/ILCD, c'est le véhicule VT DIES qui ressort en première position tandis que le véhicule VE FR est classé en dernière position. Cela est principalement dû au système de normalisation ILCD qui pénalise très fortement les émissions radioactives dans l'air en retenant une valeur de référence européenne très inférieure à celle de ReCiPe (facteur 5).

Avec PRIOR/ReCiPe, c'est le véhicule VE FR qui vient en première position, tandis que le véhicule VT ESS prend la dernière place (l'accent étant mis avec les facteurs ReCiPe sur l'énergie primaire).

L'application de la grille de poids PRIOR au cas d'étude, permet de formuler 2 remarques (qui pour autant ne doivent pas donner forcément lieu à généralisation, l'application à un seul exemple ne le permettant pas) :

- Sur ce cas d'application précis, l'exercice montre que les résultats finaux (classement des scénarios) sont beaucoup plus sensibles aux facteurs de normalisation utilisés (méthode ILCD

vs méthode ReCiPe) qu'au jeu de poids de chaque indicateur. Ceci conforte les objections formulées à plusieurs reprises dans ce rapport quant à l'utilisation pour l'analyse multicritère de la moyenne pondérée via une distribution de jeux de poids telle qu'elle que pratiquée en ACV.

- Les résultats de classement obtenus aussi bien via la normalisation avec ILCD qu'avec ReCiPe montrent certains écarts de classement peu voire pas significatifs, notamment au regard des incertitudes sur les résultats d'ACV (par exemple avec ILCD les scénarios classés 1, 2, et 3 peuvent (doivent) être considérés comme équivalents. De même les scénarios 1, 2, et 3 avec ReCiPe). Ceci semble être moins vrai avec les méthodes d'analyse multicritère, notamment pour les résultats avec MACBETH (cf. Partie 3, § 4.2.3 et 4.2.5), ce qui tendrait à invalider encore plus le recours aux méthodes de type PRIOR pour l'analyse multicritère appliquées aux ACV. Toutefois cette hypothèse resterait à être étayée par de plus nombreux cas d'étude.

4.6 Comparaison des résultats MACBETH/ ELECTE/ PRIOR

Le tableau 19 ci-dessous donne une comparaison des résultats obtenus respectivement avec chacune des trois méthodes. Pour rappel, les classements obtenus avec MACBETH (intégrale de Choquet k-additive) et ELECTRE III sont des classements individuels pour chaque expert, tandis que le classement avec PRIOR donne un résultat indépendant des experts, donc identique pour chaque expert. Pour l'exemple, ce sont les résultats obtenus avec PRIOR/ReCiPe qui sont présentés.

	Meilleur(s) score ou classement(s)			Moins bon(s) score ou classement(s)		
	Macbeth Ch k-add	Electre III	Prior/ReCiPe	Macbeth Ch k-add	Electre III	Prior/ReCiPe
F2	VE DE	VE FR	VE FR	VT ESS	VE EU, VT DIES	VT ESS
F1	VE DE	VE DE	VE FR	VT DIES	VE EU	VT ESS
E2	VE DE	VT ESS	VE FR	VE FR	VE FR, VE EU	VT ESS
E1	VE DE	VT ESS	VE FR	VT DIES	VE EU	VT ESS
D2	VE FR	VE FR	VE FR	VT ESS	VT DIES	VT ESS
D1	VE FR	VE FR	VE FR	VT DIES	VE EU	VT ESS
G2	VE FR	VE FR	VE FR	VT DIES	VT ESS	VT ESS
G1	VE FR	VT DIES	VE FR	VE EU	VT ESS	VT ESS
B1	VE FR	VE DE	VE FR	VT DIES	VE EU	VT ESS
B2	VE DE	VT DIES	VE FR	VE EU	VT ESS	VT ESS
A1	VE FR	VE FR	VE FR	VT DIES	VT ESS	VT ESS
C1	-	VE DE	VE FR	-	VE EU	VT ESS

Tableau 19 : Comparaison des résultats finaux avec Macbeth IC k-additive, Electre III, et Prior/ReCiPe (les choix identiques sont repérés en vert, les choix totalement divergents – 3 scénarios différents – sont repérés en orange)

Sur les 12 participants (11 réponses complètes sur l'ensemble des méthodes) :

- Il y a convergence sur le même meilleur scénario pour seulement 4 participants.

- Pour 3 participants, les classements pour le meilleur scénario sont à chaque fois différents pour chaque méthode.
- Pour le moins bon scénario, il n'y a convergence sur un même « pire » scénario pour aucun participant.

Par ailleurs il convient de noter que ces analyses pourraient être complétées et modifiées si l'on introduisait les résultats obtenus avec la méthode MACBETH/moyenne pondérée avec les indices de Shapley d'une part, et la méthode PRIOR/ILCD d'autre part.

5 Conclusion

Ce cas d'étude a permis de tester, sur une ACV comparative, chacune des deux méthodes recommandées en conclusion de l'état de l'art (MACBETH et ELECTRE, cf. Partie 2). De plus, pour MACBETH, deux variantes ont été testées : la moyenne pondérée (avec l'indice de Shapley) et l'intégrale de Choquet.

La méthode MACBETH illustre les approches de type MAUT, tout en introduisant la comparaison par paires pour la construction des utilités et l'identification paramétrique indirecte de l'opérateur d'agrégation. **Cette méthode permet d'associer l'expert à l'identification du modèle sans le contraindre à rentrer dans un formalisme mathématique. Il est important de noter qu'elle n'avait jamais été testée en ACV.**

ELECTRE fait partie des méthodes de surclassement, moins compensatoires que les méthodes à critère de synthèse unique. Elle ne construit pas de fonctions d'utilité (normalisation), et s'applique aux valeurs brutes, qualitatives ou quantitatives. L'inconvénient majeur dans ce modèle de préférence est qu'il est souvent difficile d'obtenir un ordre partiel ou total sur les alternatives à partir des seules notions de concordance et discordance, certes intuitives mais peu discriminantes.

La comparaison des différentes méthodes testées met en évidence la sensibilité des résultats de l'analyse multicritère au choix de la méthode. En effet, les résultats obtenus sont sensiblement différents, au sein du panel des experts interrogés, avec la méthode MACBEH et avec la méthode ELECTRE III. Ils le sont également au sein des variantes de MACBETH, selon que l'on utilise, pour l'agrégation, la moyenne pondérée ou l'intégrale de Choquet. A priori la variante de MACBETH avec l'intégrale de Choquet doit être préférée à MACBETH avec la moyenne pondérée, car elle permet d'exprimer des préférences des décideurs plus nuancées et plus réalistes, et donc permet de traduire plus fidèlement la pensée du décideur et son choix réel. Toutefois, comme déjà indiqué, cette variante s'avère plus consommatrice de moyens. L'exercice montre également que la variante MACBETH avec l'intégrale de Choquet 2-additive semble constituer le meilleur compromis entre, d'une part les moyens requis pour sa mise en œuvre, et d'autre part la fidélité dans l'élicitation des préférences du décideur interrogé.

En revanche, pour PRIOR, dont les résultats sont, par construction, indépendants des experts, la sensibilité importante vient de la phase de normalisation des résultats ACV avant la pondération.

La divergence des résultats obtenus avec les différentes méthodes montre également la nécessité de réaliser des analyses de sensibilité sur les méthodes MCDA afin de conforter les résultats, exercice qui n'a pas été conduit dans le cadre de cette étude.

Finalement, ce cas d'application démontre la faisabilité totale de l'application de l'analyse multicritère à l'ACV, nonobstant les moyens et compétences requis. L'analyse multicritère, en révélant les préférences des décideurs, permet, plus que d'identifier le scénario idéal parmi un ensemble de scénarios, de construire la justification du choix d'un scénario d'ACV, et permet donc la justification de la prise de décision.

CONCLUSION GENERALE

Cette étude avait pour objectif d'explorer dans quelle mesure les méthodes d'analyse multicritère peuvent être appliquées à l'analyse de cycle de vie afin de faciliter la prise de décision sur la base de résultats d'ACV.

L'étude a été construite en trois parties. La première partie dresse un état de l'art des principes d'analyse multicritère pour l'aide à la décision (MCDA) et des différentes méthodes développées à ce jour. La deuxième partie présente un cas d'application : les deux méthodes recommandées préférentiellement pour l'ACV en conclusion de l'état de l'art (à savoir les méthodes MACBETH et ELECTRE III) ont été appliquées à une ACV comparative entre des véhicules électriques et des véhicules thermiques (Ademe, 2012). Enfin, la troisième partie propose un guide de recommandations, à destination des praticiens ACV, pour l'aide au choix d'une méthode d'analyse multicritère pour l'ACV.

Les principales conclusions qui ressortent de cette étude sont les suivantes :

- Partant du constat qu'il n'existe pas de meilleure méthode MCDA dans l'absolu, l'étude oriente néanmoins, à l'issu de l'état de l'art, le choix vers les méthodes MACBETH et ELECTRE. A priori, ces deux méthodes permettent de répondre à l'ensemble des situations contextuelles pouvant être rencontrées avec l'ACV.
- Par ailleurs, le guide de recommandations à l'usage des praticiens et utilisateurs d'ACV établit des recommandations de choix entre MACBETH et ELECTRE III en fonction du contexte particulier du(des) décideur(s) ayant à utiliser l'analyse multicritère..
- Le cas d'étude réalisé montre la forte sensibilité des résultats (classement des scénarios pour l'aide à la décision) à la méthode utilisée.
- L'étude montre que la méthode MACBETH avec l'intégrale de Choquet 2-additive pour la pondération semble constituer le meilleur compromis entre, d'une part la recherche de transcription la plus fidèle des préférences du décideur, et d'autre part le coût d'information nécessaire.
- L'étude remet en cause les méthodes généralement pratiquées en ACV pour l'agrégation des indicateurs d'impacts environnementaux (appelées « pondération » en ACV), et montre que ces pratiques devraient être modifiées, car elles sont non justifiées scientifiquement, et surtout non pertinentes.

Finalement, cette étude démontre la faisabilité totale de l'application de l'analyse multicritère à l'ACV, nonobstant les moyens et compétences requis.

L'analyse multicritère, en révélant les préférences des décideurs, permet, plus que d'identifier le scénario idéal parmi un ensemble de scénarios, de construire la justification du choix d'un scénario d'ACV, et permet donc la justification de la prise de décision.

Parmi les nombreuses études consacrées à l'identification d'un jeu de poids de priorisation sur les impacts environnementaux pour construire un modèle de préférence de type moyenne pondérée qui permette de comparer facilement les scenarii, beaucoup se sont penchées sur la question de

l'existence d'une distribution de poids consensuelle que les experts de domaine partageraient. Dans la plupart de ces études, les experts étaient interrogés directement sur la priorisation qu'ils accordaient à tel ou tel critère. Or, que signifie un poids pour un expert de domaine ? L'identification directe des paramètres du modèle mathématique de préférence nécessite que l'expert de domaine ait parfaitement conscience de l'artefact mathématique qu'il est en train de renseigner. Or, on peut légitimement considérer que ce n'est que rarement le cas. **L'introduction, dans cette étude, de méthodes d'identification indirecte comme MACBETH permet de ne recourir qu'à des comparaisons par paire de scenarii, connaissances qui, elles, relèvent davantage du domaine de l'expert.**

Pour autant ces études ont généralement fait le constat que la distribution de poids consensuelle n'était qu'un graal … La variabilité des priorisations d'un juge à l'autre est généralement forte, même si l'on raisonne par domaine d'expertise. Dans l'étude qui a été proposée ici, l'idée était d'introduire des modèles de préférences plus complexes que les sommes pondérées généralement utilisées en ACV, pour insister sur les dépendances préférentielles des critères. Il s'est avéré que les intégrales de Choquet rendaient mieux compte des systèmes de préférences des experts concertés. Pour certains, lorsque les interactions entre critères sont conséquentes, le gain en terme de modélisation est très significatif. Cela signifie qu'un expert, pris isolément, n'a pas de « poids » préétabli pour un critère, le « poids » du critère dépend du contexte d'évaluation (les valeurs relatives des autres critères). Ainsi, s'il nous faut constater que la notion de poids affecté à un critère a priori n'a déjà pas forcément de sens au niveau de l'expert pris isolément, alors espérer établir un consensus entre experts sur une distribution de poids semble être une entreprise vaine.

Demander n poids à un juge ou lui proposer n comparaisons pour établir un modèle de préférence linéaire (e.g., la classique somme pondérée en ACV) est la quantité d'information minimale que l'on puisse attendre pour construire un modèle de type moyenne pondérée avec n critères. Cette étude a montré que si l'on augmente cette quantité d'information (e.g., on ajoute des comparaisons), on peut obtenir des modèles plus sophistiqués dont le plus grand nombre de degrés de libertés permet de modéliser des comportements décisionnels complexes. Ce qui pourrait être perçu comme de la redondance informationnelle si l'on s'arrête aux modèles les plus simples, est exploité ici pour transcrire des nuances parfois essentielles dans les systèmes de préférences des experts (e.g., avec une moyenne pondérée qui aurait été identifiée sur un nombre minimal de comparaisons, on a vu qu'il était impossible de prédire le classement de l'expert lorsque de nouvelles comparaisons étaient testées). On est alors en droit d'imaginer que si l'on augmentait encore cette quantité d'information, on obtiendrait indéfiniment des modèles toujours plus fiables.

C'est cette idée que nous avons voulu illustrer à travers la notion d'intégrales de Choquet k-additives : une intégrale de Choquet 2-additive va permettre de modéliser des comportements que l'on ne pouvait pas prendre en compte avec une somme pondérée, liés en particulier à la non-indépendance préférentielle (non-séparabilité) des critères ; de même, une intégrale k-additive avec k>2 permettra de modéliser des comportements encore plus fins. En fait, on s'aperçoit que la plupart du temps, complexifier la modélisation des interactions finit par ne plus donner de significatives améliorations. Dans l'étude, pour la plupart des experts, le modèle 2-additif s'est avéré suffisant. En tout cas, il est possible de déterminer un k0 au-delà duquel la complexité du modèle n'améliore guère les résultats. Il faut savoir trouver un compromis entre la complexité du modèle et son coût d'identification avec la précision de la modélisation. C'est pour cela que nous avons privilégié le modèle 2-additif.

L'étude n'avait pas pour objet de « bouleverser » les évaluations de scenarii déjà bien connus des experts de ScoreLCA. L'objet était plutôt d'introduire des techniques multicritères finalement peu rencontrées en ACV comme :

- l'identification paramétrique indirecte qui nous paraît mieux correspondre à ce que l'on peut attendre d'un expert de domaine,
- des méthodes de type ELECTRE, plus qualitatives, plus sévères sur les phénomènes de compensation entre critères, mais moins gourmandes en quantité d'information attendue des experts,
- ou encore la modélisation de dépendances préférentielles dans les évaluations que nous avons utilisée pour montrer que **la notion de poids a priori affecté à un critère ne fait pas toujours sens.**

Enfin, nous avons ébauché la notion de modèle consensuel partagé par l'ensemble des experts en calculant des voisinages entre ceux-ci sur la base de leurs modèles 2-additifs. Il convient de noter que ces premiers résultats montrent qu'il n'y a pas de consensus qui se dégage. Des fonctionnalités de clustering hiérarchique permettent néanmoins de retrouver des tendances. La variabilité inter-juges des évaluations peut provenir des utilités comme des opérateurs d'agrégation. Une analyse de sensibilité plus poussée sur la base de ces premiers résultats aurait pu montrer comment utiliser les facteurs de variabilité pour orienter le débat entre les juges lors de la recherche d'un consensus. C'est sans doute une perspective à envisager.

ANNEXE 1 – RESULTATS OBTENUS AVEC MACBETH (ELEMENTS DETAILLES)

CONFIDENTIEL

ANNEXE 2 – DETERMINATION DES PARAMETRES DE L'INTEGRALE DE CHOQUET

CONFIDENTIEL

ANNEXE 3 – ANALYSE MULTICRITERE PAR LA SOMME PONDEREE AVEC PRIOR

Référence : Bio Intelligence Service. Projet PRIOR. *Mise au point d'un outil de priorisation des enjeux environnementaux.* Rapport, décembre 2005. Convention Ademe Eco-conception n°04 77 C 0072.

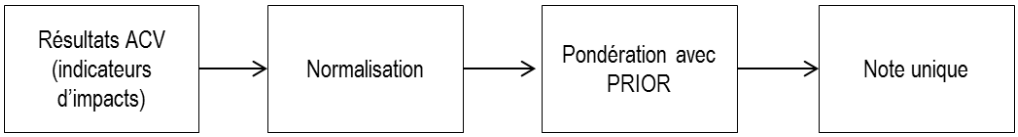
Les facteurs de pondération issus de l'étude PRIOR sont rappelés ci-dessous pour les différentes catégories d'indicateurs d'impacts considérés. PRIOR établit une grille de référence des poids individuels pour chaque indicateur d'impact. Contrairement aux cas d'application avec MACBETH et ELECTRE où chaque répondant exprime son système de préférence, l'application de PRIOR impose un système de préférences unique et identique pour tous les experts (c'est en fait l'expression d'un système de préférences obtenu collégialement par un groupe d'experts à travers une concertation conduisant au consensus (cf. Partie 1, § 3.2.2).

FACTEURS DE PRIORISATION
Etude PRIOR BIO - ADEME 2005/2006

Indicateurs Environnementaux	unité	Priorités perçues par les acteurs (a)	Piorités fixées par les politiques publiques (b)	Facteurs de priorisation PRIOR (axb)
Accroissement de l'effet de serre	kg eq CO_2 émis dans l'atmosphère	1,60	0,97	1,55
Toxicité humaine	kg eq. de dichlorobenzène	1,25		1,25
Atteinte à la biodiversité ou à des milieux naturels spécifiques	Qualitatif	1,00		1,00
Atteintes aux fonctions respiratoires	kg eq. de particules émis dans l'air	0,90		0,90
Consommation de ressources nat. énergétiques non renouvelables	MJ	0,85	1,11	0,94
Ecotoxicité aquatique	g eq. de triéthylène glycol	0,65		0,65
Ecotoxicité terrestre	g eq. de triéthylène glycol	0,60		0,60
Déplétion de la couche d'ozone stratosphérique	kg eq. de CFC 11 émis dans l'air	0,60		0,60
Acidification de l'air, de l'eau et des sols	g eq. de SO_2 émis dans l'air	0,55	1,02	0,56
Eutrophisation de l'eau	g eq de PO_4	0,50		0,50
Pollution photochimique	kg eq. éthylène émis dans l'air	0,45	1,43	0,64
Radiations ionisantes	Bq eq. de carbone 14 émis dans l'air	0,45		0,45
Consommation de matières premières naturelles non renouvelables	kg eq antimoine	0,40		0,40
Occupation des sols	m^2 de terre arable occupée par an	0,25		0,25

Légende :		
	Indicateur très important	note supérieure à 0,96
	Indicateur important	note de 0,46 à 0,95
	Indicateur moins importan	note de 0,26 à 0,45
	Indicateur peu important	note de 0,16 à 0,25
	Indicateur très peu importa	note inférieure à 0,15

Pour appliquer PRIOR en vue d'obtenir une note unique permettant le classement final des solutions, il convient de suivre les étapes suivantes à partir des résultats d'ACV :

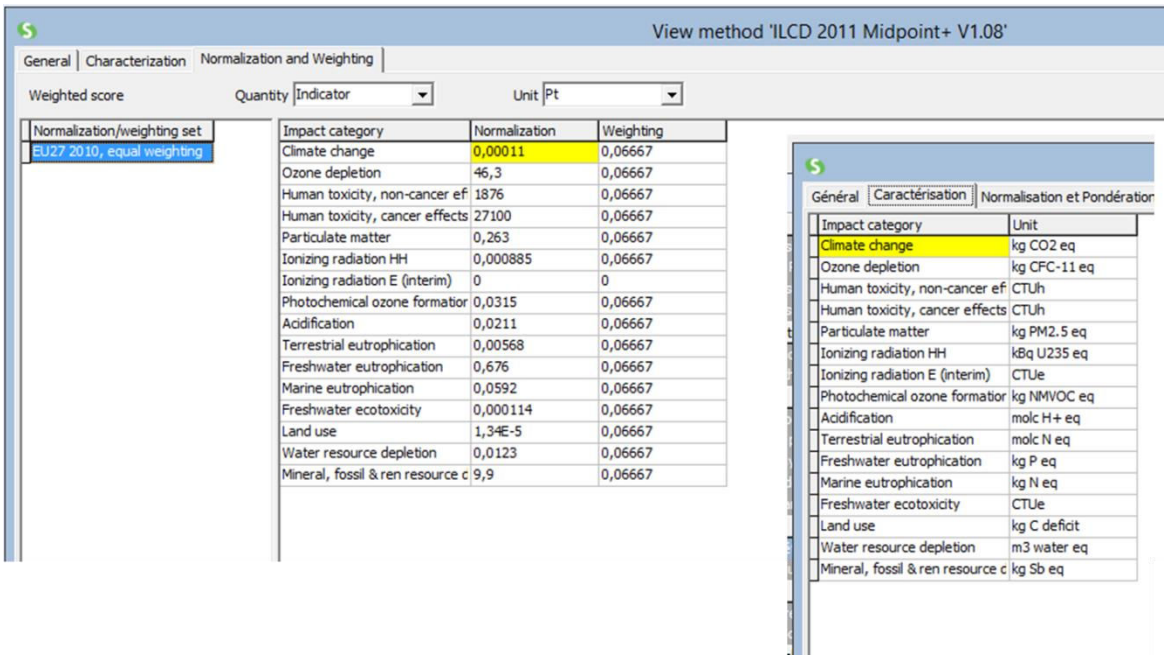


Pour l'étape de normalisation nous avons utilisé 2 jeux distincts (cela permet de réaliser une analyse de sensibilité à la méthode de normalisation) de facteurs de normalisation disponibles dans les bases de données de SimaPro 8 : ILCD et ReCiPe.

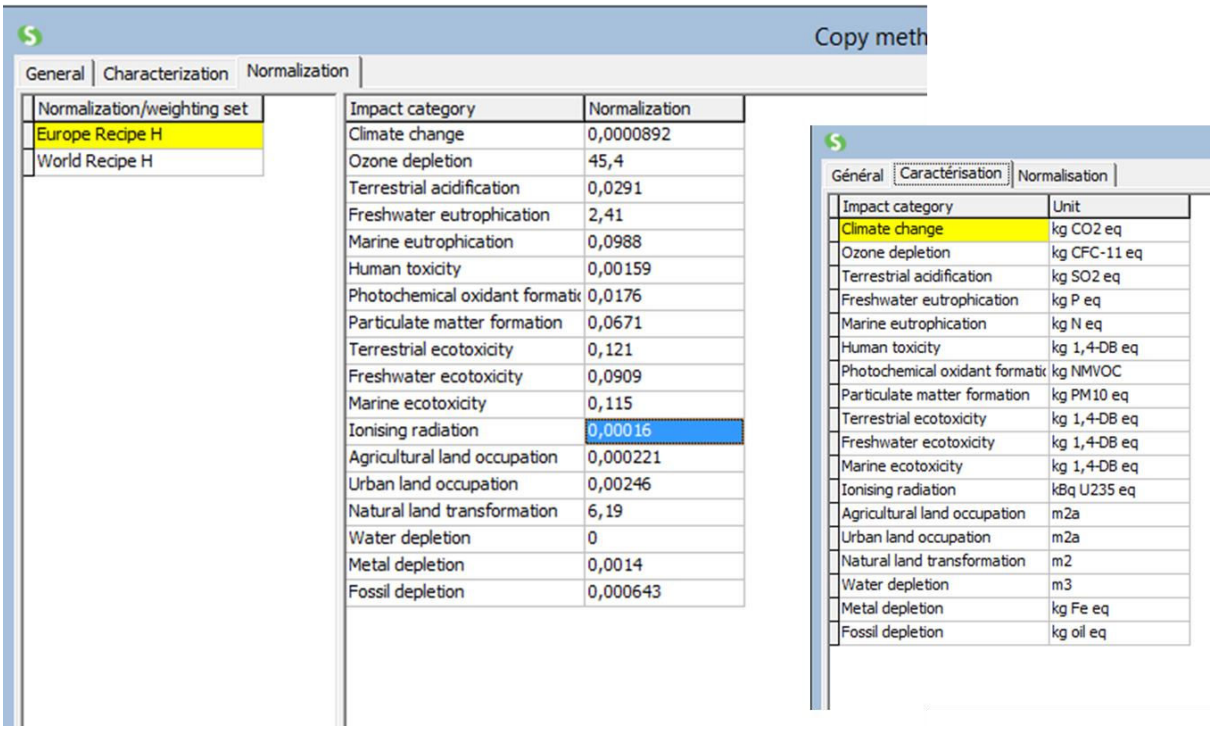
- ILCD : ILCD 2011 Midpoint v1.08, EU27 2010
- ReCiPe : ReCiPe 2008 Midpoint v1.12, Europe

Les valeurs respectives des facteurs de normalisation sont données ci-dessous (avec le rappel des unités pour chacun des indicateurs d'impacts) :

❑ <u>ILCD 2011 Midpoint v1.07, EU27 2010</u>



❑ ReCiPe 2008 Midpoint v1.12, Europe



A noter que pour appliquer PRIOR au cas d'étude (ie pour faire correspondre les facteurs de normalisation aux indicateurs du cas d'étude), certains proxy ont dû être réalisés (par exemple l'indicateur « NOx » du cas d'étude a été assimilé à « pollution photochimique » de PRIOR)[18].

Les tableaux ci-dessous montrent les étapes calculatoires pour aboutir au résultat d'un classement final des scénarios avec chacune des deux méthodes de normalisation.

1. *Résultats de l'ACV véhicule (Ademe)*

			Scénarios étudiés				
			VE DE	VE EU 27	VE FR	VT Gasoline NEDC	VT Diesel NEDC
CC	Changement climatique	Kg CO2-eq	1,78E+04	1,49E+04	6,78E+03	2,69E+04	2,22E+04
Ac.	Acidification	kg SO2-eq	4,78E+01	7,03E+01	3,43E+01	4,15E+01	4,90E+01
Eutro.	Eutrophisation	kg P-eq	4,00E+00	4,27E+00	2,56E+00	3,75E+00	6,46E+00
CED	Consommation d'énergie primaire totale	MJ	3,09E+05	2,99E+05	3,02E+05	4,11E+05	3,32E+05
Dec. rad.	Déchets radioactifs	kg	5,08E-02	6,25E-02	1,51E-01	1,27E-02	1,28E-02
Em. Rad. (air)	Emissions radioactives	Bq I129-Eq	10,64E+08	12,8E+08	23,17E+08	7,94E+08	7,85E+08
Nox	Emissions de Nox	kg	2,34E+01	2,66E+01	1,41E+01	2,00E+01	3,48E+01

[18] Cela montre une des limites des méthodes formatées (normalisées) comme PRIOR comparées aux méthodes mise en œuvre au cas par cas : lorsque les indicateurs de l'étude de cas ne correspondent pas aux indicateurs normalisés, il est nécessaire de réaliser des approximations.

2. *Facteurs de normalisation respectifs utilisés pour ILCD et ReCiPe, et facteurs de conversion utilisés*

	facteurs de normalisation (ILCD)				facteurs de normalisation (Recipe)			
	méthode	unité	valeur	valeur /eq hab	méthode	unité	valeur	valeur /eq hab
CC	ILCD	kg CO2 eq	0,00011	9091	Recipe	kg CO2 eq	0,0000892	11211
Ac.	ILCD	kg SO2 eq	0,0161	62	Recipe	kg SO2 eq	0,0291	34
Eutro.	ILCD	kg P eq	0,676	1,5	Recipe	kg P eq	0,4149	2,41
CED	d'après Recipe (kg oil convertit en MJ)	MJ	1,53E-05	6,53E+04	d'après Recipe (kg oil convertit en MJ)	MJ	1,53E-05	6,54E+04
Dec. rad.	EDIP	kg déchets radio	6,25	0,16	EDIP	kg déchets radio	6,25	0,16
Em. Rad. (air)	ILCD (eq I129)	kBq I129 eq	1,99774E-05	50,06	Recipe (eq I129)	kBq I129 eq	3,61174E-06	276,88
Nox	source CGDD 2013	kg Nox	6,71E-02	1,49E+01	source CGDD 2013	kg Nox	6,71E-02	1,49E+01

Facteurs de conversion utilisés	ENERGIE								
	Recipe (fossil fuel)	0,000643	kg oil	1555,209953	65318,818	MJ	1,53095E-05		
	RAD IONISANTES								
	ionising rad	kBq U235eq/ kBq I129	air	44,3	U235/I129		1,99774E-05	0,000885	ILCD
			eau	4,71			3,61174E-06	0,00016	Recipe
			ocean	4,8					
	ACIDIFICATION								
	ILCD	kg mol H+ eq	1,31	0,0211					
		kg SO2 eq	1	0,0161					

3. *Facteurs PRIOR utilisés*

	facteurs PRIOR	
CC	1,55	
Ac.	0,56	
Eutro.	0,5	
CED	0,94	assimilée à ressources énergétique NR
Dec. rad.	0,45	(assimilées à radiations ionisantes d'après méthode PRIOR
Em. Rad. (air)	0,45	
Nox	0,64	assimilé à poll photochim

4. *Résultats de la pondération*

	résultats (ILCD)						résultats (Recipe)					
	VE DE	VE EU 27	VE FR	VT Gasoline NEDC	VT Diesel NEDC		VE DE	VE EU 27	VE FR	VT Gasoline NEDC	VT Diesel NEDC	
CC	3,03	2,54	1,16	4,59	3,79	*15,10*	2,46	2,06	0,94	3,72	3,07	*12,25*
Ac.	0,43	0,63	0,31	0,37	0,44		0,78	1,15	0,56	0,68	0,80	
Eutro.	1,35	1,44	0,87	1,27	2,18		0,83	0,89	0,53	0,78	1,34	
CED	4,44	4,30	4,34	5,91	4,77	*23,77*	4,44	4,30	4,34	5,91	4,77	*23,77*
Dec. rad.	0,14	0,18	0,42	0,04	0,04		0,14	0,18	0,42	0,04	0,04	
Em. Rad. (air)	9,57	11,51	20,83	7,14	7,06	*56,10*	1,73	2,08	3,77	1,29	1,28	*10,14*
Nox	1,01	1,14	0,61	0,86	1,50		1,01	1,14	0,61	0,86	1,50	
NOTE TOTALE	19,98	21,74	28,53	20,17	19,77		11,39	11,79	11,17	13,27	12,79	
	101%	110%	144%	102%	100%		102%	106%	100%	119%	115%	

		VE DE	VE UE27	VE FR	VT ESS	VT DIES	Indicateurs les plus contributeurs (par ordre d'importance) au résultat final
ILCD	Résultat	19,98	21,74	28,53	20,17	19,77	1. *Ém. Rad* 2. *Énergie* 3. *CO2*
	%	*101%*	*110%*	*144%*	*102%*	*100%*	
	Rang	2	4	5	3	1	
ReCiPe	Résultat	11,39	11,79	11,17	13,27	12,79	1. *Énergie* 2. *CO2* 3. *Ém. Rad*
	%	*102%*	*106%*	*100%*	*119%*	*115%*	
	Rang	2	3	1	5	4	

Remarques

L'application de la grille de poids PRIOR au cas d'étude, permet de formuler 2 remarques (qui pour autant ne doivent pas donner forcément lieu à généralisation, l'application à un seul exemple ne le permettant pas) :

- Sur ce cas d'application précis, l'exercice montre que les résultats finaux (classement des scénarios) sont beaucoup plus sensibles aux facteurs de normalisation utilisés (méthode ILCD vs méthode ReCiPe) qu'au jeu de poids de chaque indicateur. Ceci conforte les objections formulées à plusieurs reprises dans rapport quant à l'utilisation pour l'analyse multicritère de la somme pondérée via une distribution de jeux de poids telle qu'elle que pratiquée en ACV.
- Les résultats de classement obtenus aussi bien via la normalisation avec ILCD qu'avec ReCiPe montre certains écarts de classement peu voire pas significatifs, notamment au regard des incertitudes sur les résultats d'ACV (par exemple avec ILCD les scénarios classés 1, 2, et 3 peuvent (doivent) être considérés comme équivalent. De même les scénarios 1, 2, et 3 avec ReCiPe). Ceci semble être moins vrai avec les méthodes d'analyse multicritère, notamment pour les résultats avec MACBETH (cf. Partie 3, § 4.2.3 et 4.2.5), ce qui tendrait à invalider encore plus le recours aux méthodes de type PRIOR pour l'analyse multicritère appliquées aux ACV. Toutefois cette hypothèse resterait à être étayée par de plus nombreux cas d'étude.