



**HAL**  
open science

# Contribution à l'évaluation et à l'amélioration multicritères en contexte incertain : application à la conception préliminaire

Diadié Sow

► **To cite this version:**

Diadié Sow. Contribution à l'évaluation et à l'amélioration multicritères en contexte incertain : application à la conception préliminaire. Autre [cs.OH]. Université Montpellier, 2017. Français. NNT : 2017MONT041 . tel-01912736

**HAL Id: tel-01912736**

**<https://theses.hal.science/tel-01912736>**

Submitted on 5 Nov 2018

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

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

# THÈSE POUR OBTENIR LE GRADE DE DOCTEUR DE L'UNIVERSITÉ DE MONTPELLIER

En Informatique

École doctorale I2S

Unité de recherche : LGI2P Ecole des mines d'Alès

**Titre de la thèse : Contribution à l'évaluation et à  
l'amélioration multicritères en contexte incertain :  
Application à la conception préliminaire**

**Présentée par Diadié Sow  
Le 18/12/2017**

**Sous la direction de Jacky Montmain**

**Devant le jury composé de**

Yves Ducq, Professeur, Université Bordeaux 1

Laurent Foulloy, Professeur, Université Savoie Mont Blanc

Michel Grabisch, Professeur, Université Paris 1

François Pérès, Professeur, ENI Tarbes (Président du jury)

Jacky Montmain, Professeur, IMT Mines Alès

Abdelhak Imoussaten, Maître de conférence IMT, IMT Mines Alès

Pierre Couturier, Maître assistant, IMT Mines Alès

Rapporteur

Rapporteur

Examineur

Examineur

Directeur de thèse

Co-encadrant

Co-encadrant



UNIVERSITÉ  
DE MONTPELLIER



## REMERCIEMENTS

Je tiens tout d'abord à remercier le professeur Jacky Montmain pour m'avoir donné l'opportunité de réaliser ce travail. J'ai eu la chance d'avoir à mes côtés un directeur de thèse aussi passionné par la recherche. Mes remerciements vont aussi à l'endroit d'Abdelhak Imoussaten qui a co-encadré cette thèse, sa rigueur, son encadrement sans faille ainsi que son esprit critique m'ont beaucoup apporté durant ces années. Je ne pourrais non plus oublier mon deuxième co-encadrant, Pierre couturier, je ne saurais remercier uniquement l'encadrant qu'il a été et qui m'a beaucoup apporté durant ces 3 ans de par son engagement et sa disponibilité, mais aussi la personne dotée d'une gentillesse et d'une simplicité inexplicable, c'est avec le cœur que je lui adresse ces remerciements.

Je remercie également, l'ensemble du staff du LGI2P, des chercheurs aux secrétaires, en passant par mes collègues doctorants avec qui je partageais les pauses « baby foot » ainsi que les matchs de football.

C'est vers la famille que je me retournes, mes parents qui n'ont ménagé aucun effort pour m'offrir une scolarité dans les meilleurs conditions, dommage qu'ils sont partis avant ce jour, tout le mérite leurs revient. Merci infiniment à ma maman qui a toujours été ma seule source de motivation, ce qui m'a poussé à toujours bosser dure pour ne jamais la décevoir, je lui dédie ce mémoire.

Enfin, je remercie ma femme, pour ses encouragements, son soutien ainsi que sa compréhension sa faille.

# Table des matières

Liste des figures .....	9
Liste des tables .....	11
Chapitre I : Introduction générale .....	13
1. Evolution, amélioration et perfectionnement .....	13
2. Le concept de performance .....	16
3. Problématique de l'aide à la décision .....	19
4. Une problématique, des réponses communautaires parcellaires .....	22
4.1. Volonté de faire et modèles de décision.....	23
4.2. Capacité à faire et modèles de comportement.....	27
4.3. Volonté de faire et capacité à faire .....	28
5. Plan du manuscrit.....	30
Chapitre II : L'évaluation en conception préliminaire .....	31
1. Enjeux des choix en conception .....	31
1.1. Le processus de conception.....	31
1.2. La conception innovante : un contexte incertain .....	32
2. Le caractère itératif de la conception de système .....	34
2.1. Le besoin de réévaluer au cours du cycle de développement produit .....	34
2.2. Le processus support évaluation/optimisation en ingénierie système .....	36
3. Le processus analyse système .....	37
3.1. Les activités d'analyse et d'évaluation.....	37
3.2. Les modèles pour l'analyse système .....	39

3.3.	Les problématiques de l'évaluation en conception préliminaire .....	40
4.	Méthodes et outils pour l'analyse système .....	41
4.1.	L'évaluation de concepts dans la conception totale de Pugh .....	41
4.2.	QFD et maison de la qualité .....	42
4.3.	Goal model .....	44
4.4.	Méthode SPEC .....	45
4.5.	Modèle de confiance .....	47
4.6.	Analyse de faisabilité .....	47
4.7.	Synthèse des limites et enjeux sur l'analyse système en contexte incertain.....	48
5.	Contributions de cette thèse à l'évaluation en conception préliminaire .....	50
Chapitre III : Rappel sur l'analyse multicritère et la théorie des possibilités .....		51
1.	Introduction .....	51
2.	Rappel bref sur la théorie des possibilités .....	52
2.1.	Distribution et mesure de possibilités.....	52
2.2.	Espérance mathématique d'une distribution de possibilités.....	53
2.3.	Description d'une distribution de possibilités .....	54
2.4.	Distribution de possibilités qualitative .....	55
3.	La théorie de l'utilité multi attribut .....	55
3.1.	Le cas certain : MAVT .....	55
3.2.	Le cas incertain : MAUT .....	63
4.	Conclusion.....	66
Chapitre IV : Evaluation en contexte incertain .....		67
1.	Modèle formel .....	67
2.	Evaluation selon un modèle quantitatif possibiliste .....	70
2.1.	Interprétation et notations.....	70
2.2.	Etapes de l'évaluation selon le modèle quantitatif possibiliste .....	71
2.3.	Estimation des distributions marginales.....	72
2.4.	Méthode exacte : agrégation des distributions marginales .....	73
2.5.	Méthode approchée : agrégation des espérances marginales .....	74
2.6.	Choix d'alternatives satisfaisantes et raisonnées.....	75
2.7.	Application : évaluation dans le cadre quantitatif possibiliste .....	76
3.	Evaluation selon un modèle qualitatif possibiliste .....	76
3.1.	Interprétation et notations.....	77
3.2.	Les différentes étapes de la méthode d'évaluation.....	77
3.3.	Résolution de l'évaluation selon le modèle qualitatif possibiliste.....	78
3.4.	Application : évaluation dans le cadre qualitatif possibiliste .....	81

4.	Evaluation selon un modèle basé sur les sous-ensembles flous .....	81
4.1.	Interprétation et notations.....	81
4.2.	Les étapes de l'évaluation .....	81
4.3.	Résolution de l'évaluation basée sur les sous-ensembles flous.....	82
5.	Conclusion.....	83
Chapitre V : Détermination des axes d'amélioration .....		85
1.	Modélisation de l'amélioration.....	85
2.	Un indice de plus-value .....	86
2.1.	Importance des critères.....	87
2.2.	Critères à améliorer .....	88
2.3.	Propositions de ce chapitre.....	91
3.	Indice de plus-value qualitatif .....	93
3.1.	Représentation des données.....	93
3.2.	Calcul de l'indice de plus-value qualitatif.....	93
3.3.	Prise en compte de l'incertitude dans le calcul de l'indice de plus-value .....	94
3.4.	Application : amélioration dans le cadre qualitatif.....	96
4.	L'indice de plus-value possibiliste .....	96
4.1.	Représentation des données.....	96
4.2.	Indice de plus-value basé sur les moments des distributions de possibilité .....	98
4.3.	Indice de plus-value basé sur la propagation de l'incertitude.....	99
4.4.	Règle de décision basée sur l'indice de plus-value .....	100
4.5.	Application : amélioration dans le cadre quantitatif possibiliste.....	100
5.	Conclusion.....	100
Chapitre VI : Evaluation/Amélioration en conception préliminaire : illustration .....		103
1.	Introduction .....	103
2.	Le robot 'Robafis_2013' .....	104
3.	Problématiques traitées.....	109
4.	Evaluation d'une configuration .....	109
4.1.	Evaluation dans le cas de modèles quantitatifs possibilistes .....	109
4.2.	Evaluation dans le cas d'un modèle de possibilités qualitatives .....	121
5.	Amélioration d'un robot existant .....	128
5.1.	Amélioration dans le cas de modèles quantitatifs possibilistes .....	128
5.2.	Amélioration dans le cas de modèles qualitatifs .....	132
6.	Discussion et conclusions.....	138
Conclusion et perspectives .....		139
Références .....		143







# Liste des figures

Figure 1.1 : Le modèle de la conscience situationnelle (suation awareness - SA) (Endsley, 1995) ....	17
Figure 1.2 : Deux exemples d'indépendance et de compromis entre deux alternatives (Felix, 1994)...	27
Figure 1.3 : Extrait d'un graphe d'objectifs (Giorgini et al., 2002) .....	28
Figure 2.1 : Les phases du processus de conception selon Pahl (Pahl, 1996).....	32
Figure 2.2 : Coûts de conception pendant le cycle de vie d'un produit (Phillips, 1993).....	33
Figure 2.3 : Le processus SIMILAR (Bahil, 1998).....	34
Figure 2.4 : Cycle de développement d'un système technique. ....	35
Figure 2.5 : Les processus techniques et de support en IS. ....	37
Figure 2.6 : Successions des classes de solutions et alternatives. ....	39
Figure 2.7 : Relations entre paramètres de conceptions, attributs et satisfaction. ....	40
Figure 2.8 : Contexte de l'analyse système en conception préliminaire. ....	41
Figure 2.9 : Exemple de matrice de Pugh.....	42
Figure 2.10 : Processus QFD global (Azarm, 2007). ....	43
Figure 2.11 : La maison de la qualité (Burge, 2007).....	43
Figure 2.12 : Eléments de la notation GRL (Lamsweerde, 2001).....	44
Figure 2.13 : Exemple de graphe GRL ( <a href="http://www.site.uottawa.ca/">http://www.site.uottawa.ca/</a> ). ....	45
Figure 2.14 : Description fonctionnelle de la méthode SPEC (Limayem <i>et al.</i> , 2000). ....	46
Figure 2.15 : Exemple d'un arbre fonctionnel dans (Limayem <i>et al.</i> , 2000) .....	46
Figure 3.1 : Exemple d'une distribution de possibilité trapézoïdale. ....	53
Figure 3.2 : Indicateur de position.....	54
Figure 3.3 : Indicateur d'imprécision moyenne. ....	54
Figure 3.4 : Exemple du calcul de l'utilité globale de distributions de possibilités en utilisant l'intégrale de Choquet. ....	65
Figure 4.1 : Modèle de comportement et modèle de préférence. ....	69
Figure 4.2 : Etapes de l'évaluation selon le modèle quantitatif possibiliste.....	72
Figure 4.3 : Exemple d'une distribution de possibilité.....	73
Figure 4.4 : Etapes de l'évaluation selon le modèle qualitatif possibiliste.....	78
Figure 4.5 : Effet des choix de l'acteur sur les performances marginales.....	81
Figure 4.6 : Etapes de l'évaluation selon le modèle basé sur les sous-ensembles flous.....	82
Figure 5.1 : Problématiques traitées pour l'amélioration. ....	92
Figure 5.2 : Les distributions associées à un critère $i$ .....	97
Figure 5.3 Schéma de la boucle itérative d'amélioration. ....	101
Figure 5.4 : Boucle itérative de conception selon le guide VDI2206 (Gausemeier, 2002).....	101
Figure 6.1 : Extraits du tableau de comparaison des systèmes de locomotion (Bruzzone, 2012).....	103
Figure 6.2 : Critères d'évaluation des systèmes de locomotion (Bruzzone 2012). ....	104
Figure 6.3 : Décomposition hiérarchique fonctionnelle. ....	105
Figure 6.4 : Architecture fonctionnelle de premier niveau.....	105
Figure 6.5 : Décomposition hiérarchique organique de premier niveau. ....	106
Figure 6.6 : Architecture organique de premier niveau.....	106
Figure 6.7 : Choix d'une configuration architectural du robot 'Robafis2013'.....	107
Figure 6.8 : Robot de configuration (G2, R2, S2) à améliorer. ....	109
Figure 6.9 : Calcul des distributions de possibilité par critère. ....	114
Figure 6.10 : Fonctions d'utilité pour chaque critère. ....	114
Figure 6.11 : Distributions de possibilités des valeurs d'utilité pour chaque critère.....	115
Figure 6.12 : Fonctions de difficulté pour chaque critère.....	115

Figure 6.13 : Distributions de possibilités des valeurs de difficulté pour chaque critère.....	116
Figure 6.14 : Distribution agrégée (utilité) par l'intégrale de Choquet. ....	117
Figure 6.15 : Distribution agrégée (difficulté) par l'intégrale de Choquet.....	117
Figure 6.16 : Mise en évidence des effets de la fuzzyfication et de la difficulté.....	127
Figure 6.17 : Mise en évidence de l'effet de l'étape de normalisation.....	127
Figure 6.18 : Distributions de possibilités des performances marginales. ....	129

# Liste des tables

Table 2.1 : Problématique technique à résoudre pour l'évaluation en conception préliminaire. ....	48
Table 2.2 : Capacité et limitations des travaux listés dans l'état de l'art .....	49
Table 5.1 : Sémantique de la valeur moyenne d'amélioration pour un opérateur d'agrégation de type moyenne pondérée.....	90
Table 6.1 : Sous-systèmes à choisir sur le cas Robafis2013. ....	107
Table 6.2 : Définition des alternatives et des critères d'évaluation.....	110
Table 6.3 : Réponses à la procédure de questionnement de MACBETH pour la satisfaction. ....	111
Table 6.4 : La mesure floue $\mu$ pour agréger les satisfactions. ....	111
Table 6.5 : Réponses à la procédure de questionnement de MACBETH pour la difficulté.....	112
Table 6.6 : La mesure floue $\mu'$ pour agréger les difficultés.....	112
Table 6.7 : Résultats de l'évaluation pour les 18 configurations.....	118
Table 6.8 : Résultats de l'évaluation des configurations avec une moyenne pondérée.....	119
Table 6.9 : Comparaison des résultats sur les performances globales sans ou avec prise en compte des corrélations entre composants de la configuration. ....	120
Table 6.10 : Synthèse de la problématique d'évaluation : alternatives et critères.....	121
Table 6.11 : Scores des différentes configurations.....	122
Table 6.12 : Niveaux de confiance dans la réalisation des scores. ....	123
Table 6.13 : Mesure floue $\mu$ traduisant les préférences des clients. ....	123
Table 6.14 : Construction des distributions de possibilités initiales.....	124
Table 6.15 : Distributions de possibilité après une fuzzyfication.....	124
Table 6.16 : Distributions des scores de la configuration pour chaque critère.....	125
Table 6.17 : Distributions des scores de la configuration pour chaque critère après normalisation. .	125
Table 6.18 : Distributions de possibilités des performances globales des alternatives. ....	125
Table 6.19 : Alternatives et critères.....	128
Table 6.20 : Mesure floue $\mu$ . ....	128
Table 6.21 : Indicateur de position pour toute coalition de critères. ....	130
Table 6.22 : Critères les plus pertinents lors des premiers choix de conception. ....	131
Table 6.23 : Améliorations depuis trois configurations de performances initiales différentes. ....	132
Table 6.24 : Alternatives et critères.....	133
Table 6.25 : Mesure floue $\mu$ . ....	133
Table 6.26 : Avis des experts sur les impacts des composants des configurations et niveaux de confiance en la réalité de ces impacts.....	134
Table 6.27 : Valeurs de l'indice de plus-value pour plusieurs performances initiales (opérateur max). ....	134
Table 6.28 : Valeurs de l'indice de plus-value pour plusieurs performances initiales (opérateur médiane). ....	135
Table 6.29 : Niveaux de confiance dans l'amélioration sur un ensemble de critères.....	136
Table 6.30 : Amélioration et capacité à améliorer. ....	137



# Chapitre I : Introduction générale

La problématique de notre thèse relève de l'aide à la décision pour la conception ou l'amélioration de systèmes complexes de nature technique ou organisationnelle. Dans l'industrie, la performance fait l'objet de toutes les attentions de la production et cristallise les décisions stratégiques comme elle guide et contraint l'opérationnel dans son quotidien (Sahraoui, 2009). Elle est déjà le fil conducteur dès la phase de conception des produits. Dans un environnement fortement concurrentiel, les industriels doivent constamment améliorer leurs produits et leurs processus pour rester compétitifs et satisfaire au mieux leurs clients. D'une part, les produits proposent constamment davantage de fonctionnalités (voir l'évolution des smartphones) et doivent par conséquent satisfaire un grand nombre de critères interdépendants (pour les smartphones : prix, poids, processeur, batterie, DAS, etc.) qu'il peut s'avérer complexe de réaliser simultanément. D'autre part, les impacts positifs ou négatifs de décisions de modification d'un système complexe sont d'autant plus difficiles à anticiper que ces décisions se situent en amont, alors que les connaissances disponibles sur la définition du système final est encore imprécise et incomplète. Ainsi, la problématique que nous traitons ici est : comment orienter le décideur vers les choix de conception ou d'amélioration de systèmes les plus pertinents lorsque les conséquences de ses choix ne sont connues que de façon imprécise et que l'évaluation des alternatives est multidimensionnelle ? Comment estimer le gain engendré par une action d'amélioration d'un système complexe ? Comment choisir les solutions d'amélioration qui conduisent à satisfaire au mieux les parties prenantes (clients et manufacturier) en prenant en compte les préférences de chacun, mais également les interactions entre les performances attendues du système et la capacité de l'entreprise à mettre en œuvre ces solutions. Nous tenterons de proposer des modèles et outils pour accompagner le décideur dans ses choix afin qu'il puisse définir, comparer et sélectionner des alternatives sur la base d'un référentiel de connaissances formalisées. Nous verrons que les multiples interactions entre les critères d'évaluation de la performance des systèmes compliquent considérablement les choix, que la connaissance très imparfaite de l'impact d'actions d'amélioration oblige souvent le décideur à prendre des risques. Pour pouvoir définir l'amélioration ou non d'un système, encore faut-il commencer par définir une métrique qui permette de comparer deux alternatives, deux configurations. Cette métrique est communément appelée performance. Amélioration et performance sont des concepts intrinsèquement liés suffisamment vagues et complexes pour que nous leur consacrons les deux sections à suivre.

## 1. Evolution, amélioration et perfectionnement

Dans l'industrie manufacturière, la performance est complexe parce que multidimensionnelle et sujette à de multiples interactions entre ses différentes dimensions (Berrah *et al.*, 2008 ; Sahraoui, 2009). Ces interactions sont de natures variées ce qui peut entretenir la confusion lors des choix de conception ou d'amélioration. L'homme n'a pourtant cessé d'améliorer les performances de ses produits, systèmes, services, etc. Dans un contexte économique aux frontières incertaines et aux lois qui s'exposent chaque jour à la transgression, l'amélioration des performances est aujourd'hui perçue comme un incontournable défi à relever pour la survie de l'entreprise. Gageure sociétale ou verdict inflexible d'une sélection naturelle ? Nous n'avons pas l'intention de débattre ici de cette formule philosophique, mais la curiosité autant que la naïveté nous ont poussés à rapporter les quelques lignes qui suivent pour introduire le concept d'amélioration.

Nous avons ainsi souhaité rappeler certains éléments relatifs aux théories qui se sont intéressées à l'évolution des espèces. Nous voulons simplement par cette courte digression, mettre en avant

quelques préceptes du transformisme de Lamarck ou de la théorie de l'évolution de Darwin qui nous semblent riches d'enseignements pour appréhender la nature et les enjeux de l'amélioration de la performance industrielle, toute complexe soit-elle.

La théorie transformiste de Lamarck suggère une évolution vers le perfectionnement où l'acquis est transmis. Si Lamarck adhère à l'évolution des espèces, principe déjà non trivial à l'époque, il précise que les espèces se transforment en se perfectionnant. Le temps et le milieu, dans lequel se développe l'être vivant, favorisent l'émergence de formes de plus en plus complexes, de plus en plus perfectionnées selon un processus évolutif. Il considère d'une part la tendance interne à se perfectionner et la réponse aux changements de milieu externe. Pour lui, les individus sont actifs et agissent face aux contraintes de l'environnement, grâce à leur tendance à se perfectionner, ils acquièrent des caractères et les transmettent. La sélection naturelle de Darwin peut sembler s'inscrire dans cette ligne de pensée pourtant quelques différences fondamentales vont distinguer la théorie du naturaliste britannique du transformiste français. Pour Darwin, seul persiste le mieux adapté, au hasard des évolutions. C'est le principe de la sélection naturelle. Si le principe du transformisme est le même que pour Lamarck, contrairement à ce dernier, il ne croit pas que la vie ait une tendance propre à se perfectionner, il ne pense pas que l'évolution ait un but, et encore moins que ce but soit l'homme. Les individus d'une même espèce ne possèdent pas les mêmes atouts ni les mêmes faiblesses face aux conditions de l'environnement, il y a variation. Il y a compétition pour les ressources et seules les caractères avantageux survivent, les autres sont éliminés, c'est la sélection. Et donc seuls les caractères avantageux sont transmis par la reproduction, ainsi la population change, évolue. Les conditions de l'environnement étant indéterminées et changeantes, l'évolution n'a pas de but, elle avance par tâtonnement, graduellement, l'imperfection étant la base de cette évolution. Dans cette vision révolutionnaire, Darwin ne cherche plus une tendance des organismes à se perfectionner, mais s'intéresse aux différences entre les individus d'une même espèce. Chez Lamarck, certaines espèces ont arrêté leur évolution comme les singes, et d'autres la poursuivent, comme les hommes. Cette vision de l'évolution par étage est erronée et amène des raisonnements fantaisistes de supériorité et d'infériorité évolutive entre espèces. Pour Darwin toutes les espèces évoluent en même temps et ne s'arrêtent pas, les différences viennent de chemins évolutifs différents. L'homme et le chimpanzé sont tous les deux aussi évolués, mais ont suivi des modifications différentes. La thèse anthropocentriste de Lamarck où l'homme apparaît comme le but ultime de l'évolution se veut moins dérangeante et tiendra jusqu'au XX<sup>ème</sup> siècle (Vandel, 1960).

Quels sont donc les enseignements relatifs à l'amélioration de la performance industrielle que l'on souhaite tirer de ces quelques lignes rapportées sur des théories qui ont remis en question la place de l'homme dans l'univers ? Tout d'abord le concept général d'évolution. Chez Darwin, conformément à l'étymologie du mot, l'évolution n'est pas synonyme de perfectionnement, de progrès, mais simplement de mouvement. Sous des conditions imparfaitement définies et variant dans le temps, l'évolution se fait par tâtonnement, progressivement, afin de corriger l'imperfection continument. Pour Lamarck, l'évolution est liée au perfectionnement, à l'acquisition de nouveaux caractères plus en harmonie avec le milieu dans lequel évolue l'organisme. En ce qui concerne la problématique de l'amélioration industrielle, il convient de ne pas oublier que l'homme, en tant qu'individu comme à l'échelle de l'organisation, en est le principal acteur : selon sa fonction, ses responsabilités dans l'entreprise, il en est le scénariste, le metteur en scène ou le réalisateur. Dans notre analogie, nous

proposons donc de voir l'entreprise comme un organisme qui cherche à assurer sa pérennité<sup>1</sup>. Nous retiendrons alors de cet intermède naturaliste<sup>2</sup>, les points suivants :

- L'évolution des caractéristiques et des résultats de l'entreprise est inéluctable. Elle est d'une part due au fait que toute entreprise a ses propres ambitions de développement (toutes n'ont pas les mêmes faiblesses, les mêmes points forts) et d'autre part à la nécessité de s'adapter au mieux aux facteurs de variabilité de l'environnement, de la sphère sociétale en relation avec l'entreprise (point de vue darwinien). La monotonie de l'évolution ne va pas de soi et il est nécessaire de la piloter en identifiant les points faibles de l'entreprise afin d'y remédier par des actions, des réorganisations judicieusement sélectionnées qui en permettront la survie.
- L'entreprise doit s'améliorer, se développer sans que le Graal ne soit pour autant clairement identifié une fois pour toutes. Si l'on peut discuter longuement de ce que la nature a ou n'a pas de finalité, la question ne se pose pas pour l'entreprise (point de vue lamarckien). Ainsi, les erreurs du passé doivent être assimilées et cet apprentissage doit pouvoir guider le perfectionnement. Cependant, la planification d'un développement raisonnable et raisonné à long terme ne peut être que conjecture tant la variabilité des innombrables paramètres endogènes et exogènes à l'entreprise est prégnante (point de vue darwinien).
- Désigner un état de l'entreprise comme supérieur à un autre ne saurait être le résultat d'une déduction évidente, mais d'une préférence raisonnée et communicable propre au système de valeurs de l'équipe dirigeante (point de vue darwinien). La supériorité ne saurait ainsi être définie en dehors d'un contexte économique, politique, stratégique, etc. (e.g., pour certains secteurs d'activités, on peut imaginer que la marge prévaut sur le chiffre d'affaires alors que dans d'autres secteurs ce principe paraîtrait abscons) (point de vue darwinien). A fortiori, l'optimalité n'est pas une notion triviale dans un environnement aux conditions indéterminées et changeantes. La référence peut être une autre entreprise, un secteur, une filière (Darwin ne cherche pas une tendance des organismes à se perfectionner, mais s'intéresse aux différences entre les individus d'une même espèce). L'idée que « seul persiste le mieux adapté, au hasard des évolutions », laisse entendre que l'entreprise qui survit ne doit pas simplement avoir un diagnostic intrinsèque de la quête de l'optimum, mais plutôt avoir une conscience situationnelle avisée afin de s'adapter au mieux à ces évolutions.
- Si l'imperfection est à la base de l'évolution (chez Darwin comme Lamarck), alors il est nécessaire de diagnostiquer au plus tôt tout écart dans le fonctionnement de l'entreprise. L'évolution se veut donc graduelle et continue<sup>3</sup>, par tâtonnement<sup>4</sup>. Les entreprises d'un même secteur ne possèdent pas nécessairement les mêmes atouts ni les mêmes faiblesses face aux conditions de l'environnement, il y a variation. Il y a compétition pour les ressources et seules les caractères avantageux survivent, les autres sont éliminés...
- Le temps et le milieu, dans lequel se développe l'entreprise, favorisent l'émergence de structures de plus en plus complexes, de plus en plus perfectionnées selon un processus évolutif. L'amélioration de l'entreprise est donc par essence un processus itératif (roue de Deming, PDCA,...) ;

---

<sup>1</sup> « Fais-le mieux, rends-le meilleur, améliore le même s'il n'est pas cassé, parce que si nous ne le faisons pas, nous ne pouvons pas concurrencer ceux qui le font » - Principe du Kaizen (Imai 1992).

<sup>2</sup> La vision sociologique de l'amélioration industrielle n'est évidemment pas le propos de cette thèse, elle nous est utile ici le temps d'une analogie. Elle a aussi pour objectif de montrer toute l'ambiguïté que peuvent véhiculer les termes de perfectionnement, d'évolution ou d'amélioration.

<sup>3</sup> « Il y a des problèmes, reconnaissons-le. On ne résoudra pas tout d'un coup. Mais il faut chaque jour arriver à améliorer un point » - Principe du Kaizen (Imai, 1992).



L'idée que « l'homme et le chimpanzé sont tous les deux aussi évolués, mais ont suivi des modifications différentes » nous suggère que même s'il existe un état réputé optimal pour l'entreprise, la démarche à suivre pour l'atteindre n'est sans doute pas unique et l'entreprise devra encore identifier la plus pertinente dans son environnement.

Nous arrêterons là cette digression sur le parallèle entre les lois de l'évolution des espèces et l'amélioration industrielle, encore une fois elle n'avait pour objet que de montrer toute la complexité que portent les notions de progrès, d'amélioration ou de perfectionnement. Comme nous l'avons mentionné, si cette analogie peut paraître hardie, que le lecteur ne s'en trouve point embarrassé, mais qu'il considère plutôt qu'elle nous a d'abord permis d'évoquer la plupart des caractéristiques de l'amélioration industrielle : environnement versatile, congruité conjonctuelle des perfectionnements, continuité dans l'effort, identification de référents, examen des faiblesses, projection dans l'avenir, recherche d'optima subjectifs car liés à des stratégies conjoncturelles sur fond de démarche itérative. Ensuite, elle est à la base de la réflexion sur le lien causal qui unit amélioration et performance selon notre point de vue et que nous présentons dans la section qui suit.

## 2. Le concept de performance

Chez nos deux naturalistes, il n'y a bien sûr point trace du mot « performance ». Perfectionnement, progrès, avancée, amélioration sont les termes d'usage pour qualifier une évolution. Tant que l'on reste dans l'évaluation qualitative, nul autre vocable n'est finalement nécessaire. Notre idée sur ce point est la suivante. Des premiers choppers, bifaces, hachereaux aux pointes, disques, lames, burins, racloirs et autres grattoirs, l'homme a dès la préhistoire naturellement et continûment cherché à perfectionner ses outils, il les a spécialisés pour une efficacité toujours accrue. Son objectif : assurer sa survie, affirmer sa suprématie. Il en va de même pour l'activité industrielle. L'amélioration doit à notre sens être considérée comme un challenge contextuel de tous les jours. Elle est aujourd'hui présentée comme la condition sine qua non de la survie de l'entreprise. La performance n'en est qu'un observateur, un artefact pour quantifier les progrès, mesurer les marges perfectibles. Contrairement au concept d'amélioration, la performance en entreprise est parfaitement artificielle (Sahraoui, 2009). Elle est une abstraction qui fournit un cadre normatif et cognitif pour formaliser, quantifier la préoccupation naturelle que constitue l'amélioration et la communiquer. La performance constitue une représentation, un référentiel sur lequel il devient plus facile d'élaborer une stratégie, de définir des concepts comme l'efficacité ou l'efficience d'une démarche d'amélioration. Les décisions d'amélioration s'échafaudent alors sur ce modèle partagé de l'état de l'entreprise.

Nous souhaitons à travers ces quelques lignes rétablir l'ordre causal entre amélioration et performance : aujourd'hui, on pourrait penser que l'on ne saurait définir une démarche d'amélioration sans mettre en avant la performance et que c'est donc la notion de performance qui induit celle d'amélioration. La performance n'est pourtant que contrôle, le processus est l'amélioration (Sahraoui, 2009) : *« Il est possible de s'améliorer sans pilotage, en particulier lorsqu'il s'agit de problèmes d'amélioration très locaux. Ce peut être plus long, plus cher, plus risqué, mais possible. Dans le passé taylorien, seule la dimension financière importait. Le dirigeant aguerri, conscient de sa seule situation interne, pouvait donc espérer établir une démarche d'amélioration dont il maîtrisait raisonnablement les aboutissants, au moins qualitativement. Lorsqu'ensuite le contexte économique est devenu un inextricable casse-tête, l'expérience et l'intuition du dirigeant ne suffisaient plus à concevoir des démarches d'amélioration raisonnées tant les perturbations exogènes bouleversaient la notion même d'optimalité que pouvait avoir l'entreprise de ses produits. Il a fallu introduire une représentation qui favorise la perception d'une situation, qui en facilite le diagnostic et supporte la conception de stratégies d'amélioration : la notion de performance s'installe. La performance c'est aussi quantifier*

*l'amélioration, contrôler sa progression, pouvoir se comparer aux concurrents. Autant d'atouts qui ont vite fait de propulser la performance sur les devants de la scène des décisions stratégiques. Il n'en reste pas moins que c'est bien la difficulté croissante à définir un projet d'amélioration qui a suscité le besoin de se doter d'un système d'évaluation, la performance, et non pas l'inverse. ».*

L'amélioration ne fait sens que si l'on a une conscience aigüe de l'environnement dans lequel on exerce l'action de perfectionnement. L'observateur conceptuel que constitue la performance doit ainsi contribuer à formaliser la situation dans laquelle s'effectue l'exercice afin de rendre plus efficaces et plus fiables les phases de perception, de compréhension, de prédiction et de décision du modèle cognitif d'analyse d'une situation (Endsley, 1995) (voir Figure 1.1). La Conscience Situationnelle ou Situation Awareness (SA) (notion introduite par les chercheurs du domaine des *Facteurs Humains* dans les années 90) pour la prise de décision et l'exécution efficaces dans n'importe quel environnement complexe et dynamique a été initialement développée pour les pilotes de chasse qui n'ont que quelques secondes pour percevoir, évaluer la situation et prendre la bonne décision. La performance constitue le modèle qui permet d'améliorer la conscience situationnelle des dirigeants de l'entreprise et qui supporte ainsi l'élaboration d'une stratégie partagée. Cette représentation cognitive de la santé de l'entreprise doit permettre d'accéder à une dynamique plus rapide de chacune des phases du modèle d'Endsley (perception, compréhension ou diagnostic, prévision, décision d'amélioration) tout en cherchant à optimiser leur fiabilité (Abichou, 2013).

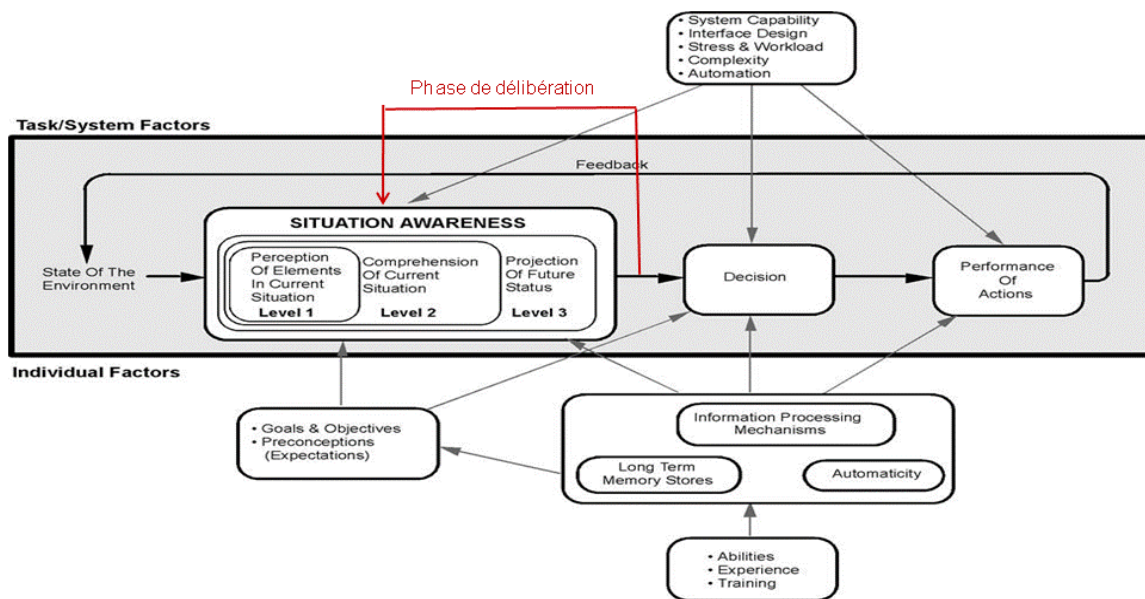


Figure 1.1 : Le modèle de la conscience situationnelle (situation awareness - SA) (Endsley, 1995)

Selon le Larousse, la notion de performance en français peut être le « Résultat chiffré (en temps ou en distance) d'un athlète ou d'un cheval à l'issue d'une épreuve », ou un « Exploit ou une réussite remarquable en un domaine quelconque », mais aussi le « Résultat obtenu dans un domaine précis par quelqu'un, une machine, un véhicule (souvent pluriel) ». La notion de performance est donc dans sa définition française, le résultat d'une action, voire le succès ou l'exploit. Chez les anglo-saxons, *perform* signifie *accomplir, réaliser* : la performance est alors vue comme un accomplissement, qui englobe l'action, son résultat et éventuellement son succès exceptionnel (Bourguignon, 1995). La notion de performance reste donc une notion vague associée à une action, son résultat, son succès ou à son échec, mais dans le contexte industriel, la performance au moins jusque la période taylorienne est essentiellement restée liée au rapport financier (Johnson, 1975). Plus tard dans la période post-taylorienne, elle a dépassé la seule dimension financière, incluant des dimensions techniques et technologiques (Cross *et al.*, 1988). La performance industrielle est alors définie selon Bourguignon

comme étant « la réalisation des objectifs organisationnels, quelles que soient la nature et la variété de ces objectifs. Cette réalisation peut se comprendre au sens strict (résultat, aboutissement) ou au sens large du processus qui mène au résultat (action) » (Bourguignon, 2000). Philippe Lorino, l'a défini à travers un couple (valeur, coût) : elle est « tout ce qui, et seulement ce qui, contribue à améliorer avec pour objectif de proposer un support à la prise de décision dans le management de l'industrie manufacturière (Berrah *et al.*, 2006). Ces auteurs intègrent nombre d'indicateurs de performance qui sont autant de critères, financiers ou techniques de l'entreprise (Fortuin, 1988). Le cadre de Performance Measurement Systems (PMS) (Bititci, 1995; Kueng *et al.*, 1999 ; Neely, 1999 ; Lee et al, 1995) a été proposé pour mesurer la performance d'un système. Trois paramètres semblent nécessaires pour quantifier la performance dans les PMS : l'objectif, la mesure et le critère (Bitton, 1990). La performance ne peut en effet exister que si elle peut être mesurée et est le résultat d'une comparaison mathématique entre l'objectif et la mesure (Berrah *et al.*, 2006). Dans la littérature, on trouve alors le vocable d'« expression de la performance » (Ghalayini *et al.*, 1997). D'une manière générale, une expression de performance est associée à un objectif donné et peut être définie comme étant un degré de satisfaction associé à cet objectif. En pratique, l'expression de performance est représentée par ce qu'on appelle « l'indicateur de performance » (Berrah, 2001 ; Berrah *et al.*, 2004). Celui-ci résulte d'une comparaison directe entre les objectifs et les mesures observées.

Ainsi l'expression de la performance peut être formalisée par (Berrah *et al.*, 2004) :

$$P: O \times M \rightarrow E$$
$$(o, m) \mapsto P(o, m) = p,$$

$O, M, E$  étant respectivement les univers de discours des objectifs  $o$ , des mesures  $m$ , et des performances  $p$ , la fonction  $P$  étant classiquement le ratio, la différence, la différence normalisée, etc. Lorsqu'il s'agit de gérer plusieurs indicateurs de performance d'un PMS pour évaluer la santé globale de l'entreprise, une synthèse des différents indicateurs est nécessaire pour établir un diagnostic (Berrah *et al.*, 2008 ; Sahraoui *et al.*, 2009). Cette synthèse permet de comparer plus facilement deux états de la performance et d'établir un ordre partiel sur les états de la performance qui définit alors l'idée d'amélioration dans l'espace multidimensionnel des PMS (Montmain, 2011).

Bien que la réduction des coûts et des délais restent des préoccupations majeures, bien d'autres critères et contraintes externes, toujours plus nombreux, rentrent en jeu et menacent la pérennité de l'entreprise (Marmuse, 1997 ; Lebas, 1995). Dans ce contexte multidimensionnel d'évolution permanente, l'adaptation et l'anticipation sont des enjeux majeurs pour améliorer la réactivité de l'entreprise et assurer sa survie, l'inciter à innover pour faire face à des évolutions soudaines et imprévisibles de son environnement (Ben Zaïda, 2008 ; Hamadmad, 2017). Dans ce contexte de l'amélioration de la performance industrielle, la communauté du génie industriel a proposé nombre de démarches structurées pour guider l'industriel, mais aussi des outils et systèmes d'aide associés (Besson *et al.*, 1991 ; Bitton, 1990 ; Doumeingts et Ducq, 2001 ; Gourc, 1997 ; Harzallah, 2000 ; Harzalla and Vernadat, 1999 ; Jia, 1998 ; Williams, 1992).

Notre problématique de prévision et d'amélioration de la performance de systèmes en contexte incertain est très proche de cette littérature autour de la gestion de la performance industrielle. Par exemple, les premières étapes de la conception d'un produit dans l'industrie manufacturière, qu'il s'agisse d'une innovation ou de l'amélioration d'un produit antérieur, consiste à définir le meilleur concept possible pour répondre aux besoins des clients dans un contexte d'évaluation multidimensionnel. En revanche, la spécificité de la prévision des performances en conception vient du fait qu'elle doit se baser sur une connaissance encore très imparfaite des conséquences d'actions d'amélioration sur le produit, sur des bornes de faisabilité difficilement quantifiables. L'amélioration

de la performance d'un système dans un contexte évolutif et incertain s'est donc largement complexifiée et il nous paraît justifié de proposer aux architectes et décideurs des modèles et outils d'aide à la décision pour les accompagner dans leurs choix.

### **3. Problématique de l'aide à la décision en phase amont de la conception**

Les problématiques d'aide à la décision qui jalonnent les premières phases de conception ou d'amélioration de systèmes complexes soulèvent les questions suivantes :

*La subjectivité de l'amélioration.* Comment quantifier le gain qu'apportera telle ou telle amélioration d'un système à son gain en performance sachant que celle-ci est par nature multidimensionnelle et que l'évaluation peut reposer sur des critères parfois antagonistes ? Comment sera perçue la modification d'un paramètre, d'une configuration par les parties prenantes (dont les clients) alors que la prise en compte de multiples critères d'évaluation rend nécessairement subjective la notion même d'amélioration ? Dans ce cas-là, la difficulté réside davantage dans la modélisation du système de préférences multicritères que dans l'optimisation d'une fonction objectif qui satisfasse objectivement toutes les parties prenantes. Comment intégrer dans le rapport effort de conception / gain de performance, les préférences des parties prenantes ? Il ne s'agit pas là d'un problème d'optimisation mal posé, mais bel et bien d'un problème de décision dont l'enjeu est de rationaliser la fonction objectif à retenir afin de la rendre communicable et non pas de trouver l'optimum à une fonction objectif bien définie. La difficulté de cette décision ne réside pas tant dans la réalisation d'un optimum que dans la définition même de cet optimum puisqu'il ne prend sens que dans le contexte d'une stratégie ;

Enfin, comment choisir l'amélioration à réaliser dans ce contexte multicritère empreint de subjectivité tactique ou stratégique alors même que la connaissance des conséquences d'une action d'amélioration sur la performance du système n'est qu'imparfaitement connue ? L'amélioration de la performance qu'induit une action peut généralement être décrite de façon incertaine (*e.g.*, recours aux statistiques : 80% des utilisateurs ont été satisfaits après trois semaines d'utilisation, floue : un comprimé par jour améliore significativement le taux de guérison), et/ou imprécise (*e.g.*, un financement est garanti; son montant peut aller de 40 à 100k). Cette connaissance approximative des conséquences d'une action d'amélioration combinée à l'aspect multidimensionnel de la performance rend la prévision et la décision d'autant plus complexes.

Sur cette base, notre idée consiste à décliner ces problématiques en problèmes mathématiques pour l'aide à la prise de décision multicritère, plus précisément pour l'amélioration de systèmes évalués sur un ensemble de critères concurrents voire antagonistes dans un contexte d'innovation donné. Nous nous intéresserons plus spécifiquement à l'amélioration lors de la phase préliminaire de conception, lorsque l'industriel dispose par exemple d'un certain nombre de configurations antérieures qu'il doit modifier pour répondre au mieux au cahier des charges de son client : quelle configuration initiale retenir et quelles performances améliorer prioritairement ? Cette situation de décision en conception est typiquement représentative de notre problématique de décision multicritère en univers incertain : i) l'amélioration ne prend de sens qu'à travers les perspectives d'analyse croisées du client et de l'industriel (préférences et subjectivités dans l'amélioration) ; ii) les spécifications du client et les enjeux économiques de l'industriel définissent autant de critères d'évaluation qui confèrent à la performance son aspect multidimensionnel (aspect multicritère de l'amélioration) ; iii) Les phases amont de conception d'un système ou d'élaboration d'un plan d'action d'amélioration d'un système existant sont les plus critiques du point de vue économique dans nombre d'industries manufacturières

puisqu'elles vont engager les futurs coûts que devra supporter l'entreprise : l'incertitude qui caractérise les choix de conception, l'imprécision qui caractérise la connaissance des effets des actions d'amélioration sur la performance d'un système sont des variables explicatives majeures des dérives de ce coût (connaissances imprécises et incertaines des conséquences d'une action d'amélioration).

Prenons un exemple jouet pour illustrer ces questions. Supposons qu'un élève d'une première d'une série donnée—disons la série scientifique (*i.e.*, que la moyenne d'un élève est calculée en fonction des coefficients qui sont imposés dans la série) constitue un dossier pour être admis dans un établissement d'enseignement supérieur après le bac. L'établissement qu'il vise ne prendra que les meilleurs élèves au sens de la moyenne générale calculée avec les coefficients de la série. L'élève qui voudra donc renforcer au mieux son dossier en terminale, aura intérêt à travailler particulièrement les matières à plus gros coefficients de sa série afin d'avoir la meilleure moyenne possible en terminale scientifique (le contexte) et maximiser ainsi ses chances d'admission. Si maintenant, l'élève a pour objectif d'intégrer une classe préparatoire aux grandes écoles d'ingénieurs, il lui suffit d'avoir le bac (même sans mention), mais en revanche de bénéficier d'excellentes notes en mathématiques et physique. Pour maximiser ses chances d'intégrer cette classe préparatoire, il a donc tout intérêt à soigner essentiellement ses notes en maths-physique durant sa terminale (donc a priori améliorer les domaines où il est déjà très bon). Enfin, supposons maintenant que l'établissement visé souhaite disposer d'élèves issus de séries scientifiques, mais au profil homogène indépendamment de tout coefficient, c'est-à-dire n'ayant pas négligé leurs lettres et la culture générale malgré la série scientifique de leur baccalauréat. Dans ce dernier cas, l'élève qui souhaite intégrer cet établissement (sans pour autant en être à se questionner sur ses chances d'obtention du bac bien sûr !) a intérêt à travailler les matières dans lesquelles il est le plus faible sans quoi sa mention 'Très bien' au bac ne lui sera d'aucune utilité pour intégrer l'établissement s'il écope d'un 04/20 en philosophie. Cet exemple illustre l'idée que selon la stratégie en place, la décision d'amélioration ne sera pas la même (l'optimum ne sera pas le même). L'amélioration ne prend sens que lorsque les objectifs, les priorités sont explicités, autrement dit sans modèle de préférence, l'amélioration est un concept abscons.

Ce petit exemple jouet peut s'avérer plus complexe si l'on cherche à prendre en compte la capacité de l'élève à s'améliorer sur un sous-ensemble de matières donné. Si l'on reste sur l'exemple de notre élève de série scientifique, imaginons cette fois-ci qu'il n'ait pas eu le bac à l'écrit, et qu'il doive passer l'oral. Quelles matières doit-il choisir pour affronter les épreuves orales et obtenir le 10/20 de moyenne nécessaire à l'obtention du bac ? A priori, celles à gros coefficients parce que ce sont celles qui rapportent le plus de points ? L'élève prendra nécessairement en compte sa capacité à faire mieux (ou pas) dans une matière qu'il a déjà ratée lors de l'épreuve écrite. Toute amélioration ne représente pas le même effort pour lui. Si avoir obtenu 08/20 en philosophie relève déjà de la *chance* pour lui, il n'a sans doute aucun intérêt à miser sur une amélioration de sa note en philosophie. De même, si la note à remonter est 02/20 ou 08/20 dans une matière qu'il sait ne pas maîtriser complètement, le challenge n'est pas le même : le 02/20 pourrait apparaître comme une sanction sévère qui ne reflèterait pas son niveau réel (même médiocre) et gagner une huitaine de points semblerait alors un objectif accessible. En revanche, si le 08/20 est représentatif de sa valeur tout au long de l'année, il est improbable qu'il gagne beaucoup de points à repasser cette matière à l'oral. Ainsi, la difficulté de la tâche, la capacité à faire mieux, la probabilité de réussite, le rapport du bénéfice à l'effort, entrent-ils aussi en jeu dans le choix d'amélioration.

Enfin, pour conclure cet exemple, il faut rajouter le caractère qualitatif de l'estimation des résultats escomptés. L'élève peut penser avoir la capacité de faire mieux dans une matière sans pour autant avoir la moindre idée de combien il peut espérer améliorer son score. Il peut se faire une idée purement qualitative de la faisabilité du gain (« je peux faire mieux »), ou du moins imprécise sous

forme verbale ou d'intervalle (« je peux avoir beaucoup mieux » ou « je peux gagner de deux à cinq points »). Il peut encore ne pas être certain de s'améliorer (« je pense pouvoir récupérer mon 02/20 ») ; tous les gains escomptés n'ont certainement pas la même vraisemblance d'occurrence (lorsque l'on a eu 02/20 à l'écrit, il paraît plus vraisemblable de viser 10/20 que 16/20 : ainsi si la note nécessaire dans la matière pour avoir le bac à l'oral est 16/20, il vaut peut-être mieux choisir une autre matière où le gain sera peut-être moindre, mais plus vraisemblable).

Cet exemple se complexifie encore lorsque l'on sort d'un contexte d'évaluation prédéfini (ici, la moyenne pondérée avec les coefficients propres à la série du baccalauréat). En effet, dans ce contexte, la notion d'importance d'une matière (*e.g.*, un critère d'évaluation) est intuitivement rattachée au coefficient de cette matière dans le calcul de la moyenne générale avec les coefficients pondérateurs de la série. La moyenne pondérée utilisée pour décider de l'attribution du baccalauréat est une fonction linéaire : la notion de contribution d'un critère (dans notre exemple une matière) à l'obtention du baccalauréat est donc très intuitive et assimilée à la notion d'importance, mais lorsque l'évaluation multicritère est plus complexe, la décision comme le concept d'importance s'avèrent beaucoup moins intuitifs (Marichal, 1998 ; Grabisch *et al.*, 2001 ; Berrah *et al.*, 2016). Ainsi, lorsque des interactions existent entre les dimensions de l'évaluation de la performance, la notion de contribution n'est plus évidente. Il est d'autant plus difficile de les prendre en compte car elles peuvent relever de natures différentes ce qui contribue à rendre l'évaluation encore plus confuse (voir (Jullien-Ramasso, 2008) pour une discussion détaillée sur la nature des interactions).

De nombreuses exigences doivent en effet être prises en compte lors de la conception ou de l'amélioration d'un système complexe (Baykasoglu *et al.*, 2009 ; Ng, 2011). Le nombre de composants, de fonctions et d'interactions devient si important que répondre aux besoins du client, qui plus est, au moindre coût devient vite très compliqué car il existe de nombreuses relations entre les expressions de performance (Moulianitis *et al.*, 2004). Ces relations peuvent être de nature très différente, *e.g.*, opérationnelles, physiques ou préférentielles. Les relations opérationnelles entre deux dimensions de la performance font référence à l'existence d'actions d'amélioration qui autorisent, contraignent ou empêchent l'amélioration conjointe de ces deux dimensions, *e.g.*, il n'existe pas d'action dont l'amélioration permet à la fois de travailler mieux et plus rapidement ; on peut souhaiter avoir beaucoup de temps pour ses loisirs, mais avoir un travail extrêmement prenant, il n'existe pas de solution de vie (« d'action d'amélioration ») qui permette de concilier ces deux objectifs. On peut aussi vouloir un drone qui se déplace très vite, mais qui soit peu soumis aux forces de frottement : il n'y aura là encore pas de solution satisfaisante. Les relations physiques expriment des influences, des contraintes ou des équilibres entre les variables liées aux expressions de performance, *e.g.*, il est difficile de réduire les forces de frottement tout en augmentant la vitesse d'un véhicule sachant que ces forces de frottement sont en général proportionnelles à une puissance entière de la vitesse. Ici, les performances sont incompatibles parce qu'elles sont liées par une relation de redondance analytique qui exprime une contrainte physique qui ne peut être satisfaite : ces deux objectifs ne sont pas indépendants et cette corrélation fautive l'évaluation en cas d'utilisation d'une somme pondérée, par exemple. Il s'agit dans ces deux cas d'interactions liées à une réalité physique des phénomènes. D'autres interactions dites préférentielles peuvent encore s'exercer sur les dimensions de la performance : on peut par exemple souhaiter que le drone se déplace rapidement et qu'il soit bleu ciel pour rester discret. Il n'y a bien sûr aucune interaction physique entre la vitesse et la couleur du drone, mais le concepteur estime qu'un drone « furtif » doit satisfaire à ces deux exigences. La contrainte relève ici d'un choix arbitraire, elle est d'ordre préférentiel : il s'agit d'une interaction préférentielle qui ne relève plus de contraintes physiques, mais d'un système de valeurs particulier. Les interactions préférentielles font référence à des interactions conditionnelles entre les expressions de performance, *e.g.*, « je voudrais que ma nouvelle voiture soit à la fois spacieuse et économique » est une interaction



conjonctive alors que « je voudrais que ma nouvelle voiture puisse être confortable ou sportive » correspond à une interaction disjonctive. Par conséquent, l'amélioration d'un produit nécessite d'étudier finement les interactions qui peuvent exister entre les objectifs / performances adoptés pour ce produit. Relèvent-elles d'une volonté ou d'une réalité physique ? Toutefois, si l'interaction entre les critères est un concept couramment utilisé dans la conception ou l'amélioration des produits dans l'entreprise, son acceptation dans la littérature semble rester un sujet controversé (Roy, 2009).

#### 4. Une problématique, des réponses communautaires parcellaires

Rappelons tout d'abord les spécificités de notre problématique de décision en conception ou amélioration de systèmes :

- Une performance multicritère compte tenu du grand nombre d'enjeux, de spécifications qui caractérisent un système complexe ; les interactions entre les critères sont de natures diverses et résultent de contraintes opérationnelles, de dépendances physiques ou encore de conjonctions/disjonctions préférentielles. Il s'agit moins de diagnostiquer un « état de santé » du produit en évaluant sa performance, que de prévoir l'impact d'actions d'amélioration sur celle-ci ;
- Une connaissance imparfaite de l'impact des actions d'amélioration sur la performance finale du système car son comportement ne peut généralement qu'être décrit qualitativement et/ou de façon non déterministe. La précision de la prévision de l'impact d'actions d'amélioration en sera naturellement affectée ;
- Une part de subjectivité dans l'évaluation de l'impact d'actions d'amélioration sur la performance car la satisfaction des performances élémentaires comme les priorités associées à celles-ci sont contextuelles et propres aux parties prenantes. Une confusion entre la capacité à faire et le désir de faire, entre contraintes physiques ou opérationnelles et postures tactiques ou stratégiques, peut s'immiscer dans les choix de conception si on ne prend pas garde à bien distinguer cette part de subjectivité des relations causales qui lient les actions d'amélioration aux caractéristiques du produit.

Si l'on cherche à identifier les connaissances nécessaires pour modéliser l'ensemble des points évoqués dans l'énumération des caractéristiques des décisions relatives à l'amélioration de produits/systèmes, il faut convenir qu'elles relèvent de domaines et de communautés scientifiques bien distinctes. Pour le moins, on peut très schématiquement distinguer d'une part, la communauté de la ROADEF (Recherche Opérationnelle et d'Aide à la Décision) qui va s'intéresser à la modélisation des préférences et l'optimisation multi attributs de la problématique, et la communauté Génie Industriel d'autre part, qui elle, ne dissociera pas les choix de conception de la faisabilité des solutions d'amélioration. Ainsi, les contributions scientifiques que nous allons évoquer dans cette section sont organisées selon qu'elles s'attachent davantage à la *volonté de faire* qu'à la *capacité à faire*.

Dans la littérature autour de l'amélioration de performances, deux écoles de pensée semblent en effet en désaccord (ou du moins s'ignorer). D'un côté, les approches autour des Systèmes de Mesure de la Performance (PMS) industrielle évaluent la performance globale d'un système à travers un ensemble d'indicateurs dont l'agrégation fournit une mesure synthétique (Bititci, 1995; Kueng *et al.*, 1999 ; Neely, 1999 ; Lee et al, 1995) en utilisant des méthodes et outils issus de l'analyse multicritère. D'autre part, les approches de type « ingénierie de la performance » mettent en avant les contraintes de réalisation dans le projet d'amélioration (Imai, 1992 ; Ishikawa, 1986). Il est clair que le choix de l'option optimale est bien différent selon l'optique du problème d'optimisation retenu. D'un côté, il s'agit d'identifier les critères à améliorer prioritairement, *i.e.*, les dimensions de la performance sur laquelle doit porter l'amélioration pour que la performance globale espérée du système soit maximale sans se soucier explicitement des contraintes de fonctionnement. De l'autre côté, le problème consiste

à identifier les objectifs réalisables avec chaque option et à choisir celle qui couvrira au mieux les attentes spécifiées.

La première attitude pourrait être qualifiée d'intellectualisme (poursuite d'un idéal sans contrainte *d'atteignabilité*), la seconde de velléitaire (manque de volonté, de désir, la décision est guidée par la seule capacité à faire). Dans la première, il s'agit de modéliser par exemple les relations entre les objectifs à l'aide d'opérateurs d'agrégation dont les paramètres caractériseront l'importance relative des critères et leurs interactions préférentielles. Dans la seconde, les relations entre les critères résultent de l'existence d'actions qui permettent de les réaliser conjointement ou séparément. Les risques des deux points de vue sont également différents : d'un côté, on risque de poursuivre des objectifs inatteignables, de l'autre, d'être *créaticide* en ne désirant que ce que l'on sait déjà faire. Notons que cette opposition des attitudes fait écho aux deux types d'interactions entre indicateurs de performances que nous relevions auparavant : interactions opérationnelles/physiques rattachées à un modèle de comportement et interactions préférentielles rattachées à un système de valeurs.

### 4.1. Volonté de faire et modèles de décision

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 doit mesurer 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 les ressources et moyens 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. Ce modèle est difficilement applicable, lorsque d'une part les coûts (non nécessairement exprimés en euros, mais en efforts, ressources, temps, etc.) comme l'efficacité des actions d'amélioration ne sont pas évaluables précisément et les contraintes sont décrites qualitativement, et que d'autre part, les choix ne reposent pas sur une personne unique.

Dans de nombreux problèmes de décision, 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 par exemple. 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 (Von Neumann et Morgenstern, 2007) 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 le modèle l'espérance de l'utilité subjective (SEU) de Savage (Savage, 1954) dans l'incertain. S'il est clair que la prévision de la performance lors des premières décisions de conception ou d'amélioration s'effectue en environnement incertain, sur des données imparfaites avec des connaissances imprécises, la non



disponibilité des statistiques relatives aux conséquences des décisions l'est tout autant. En conception, la théorie de l'incertain la plus utile n'est vraisemblablement pas la théorie des probabilités.

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 *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 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"* (Roy, 2015). 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 préférera 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. En conception, le manufacturier va adopter une rationalité, *i.e.*, sa stratégie face à la demande des clients et ses savoir-faire, les priorités attribuées aux dimensions de la performance, les interactions préférentielles qui peuvent les lier lui sont propres. Un autre industriel pourrait avoir une perception différente de la réponse à apporter aux spécifications du client (point de vue darwinien). Il n'y a pas d'optimum à proprement parler, il y a des solutions meilleures que d'autres selon la perception du contexte.

Le génie industriel a d'ores déjà ressenti le besoin d'outils et méthodes qui permettent de mieux formaliser l'amélioration continue de cette performance multicritère dans l'industrie manufacturière en particulier, cette réflexion est au cœur des préoccupations des Systèmes d'Indicateurs de Performance SIP (Performance Measurement Systems - PMS), et a fait l'objet de bon nombre de travaux (Bititci, 1995 ; Kueng and Krahn, 1995 ; Neely, 1999 ; Sahraoui, 2008 ; Berrah et al., 2008 ; 2008a). Pour (Sarahoui, 2009), dont le domaine d'application est la gestion de la performance industrielle, *l'hypothèse de base de son modèle est que l'objectif global d'une amélioration se décompose en un certain nombre de sous-objectifs, conformément aux dimensions de l'évaluation* que nous désignerons ultérieurement par critères. *L'objectif global n'est alors atteint que si les différents sous-objectifs qui le composent sont atteints.* La performance globale associée à une démarche d'amélioration est fonction des performances élémentaires rattachées aux différents sous-objectifs. Cette fonction synthétise les performances élémentaires espérées et permet ainsi d'évaluer, comparer et classer plus facilement les bilans qui suivent une action d'amélioration. Cette opération de synthèse que nous désignerons par la suite dans ce manuscrit par *agrégation*, intègre les priorités parfois les interactions préférentielles dans le processus d'évaluation des options de conception et est donc d'autant plus complexe à identifier qu'il y a d'interactions entre les dimensions de la performance.

Nous reviendrons largement dans ce manuscrit sur la notion d'agrégation. Les modèles de préférence que propose la communauté multicritère sont basés sur des constructions axiomatiques assez éloignées des contraintes opérationnelles de l'amélioration multicritère en phase de conception pour la simple raison qu'il s'agit là de capter le système de préférence du décideur sans se soucier de ce qu'il est possible de faire ou pas. Les travaux (Berrah *et al.*, 2008 ; Labreuche, 2004 ; Sahraoui *et al.*, 2004 ;

Montmain *et al.*, 2008 ; Montmain *et al.*, 2009 ; Montmain *et al.*, 2010 ; Montmain *et al.*, 2015 ; Sahraoui, 2009 ; Imoussaten *et al.*, 2011a ; Imoussaten, 2011) exploitent les modèles du multicritère pour définir les améliorations les plus profitables. Le seul espace du vouloir (les préférences) est utilisé pour déterminer les solutions idéales sans contrainte d'atteignabilité explicite (Berrah *et al.*, 2008 ; Labreuche, 2004 ; Sahraoui *et al.*, 2004 ; Montmain *et al.*, 2008 ). La notion d'alternative  $\alpha$ -admissible, *i.e.*, d'alternative qui permet d'espérer une amélioration avec un degré de croyance  $\alpha$ , est cependant introduite dans (Montmain *et al.*, 2009). Plusieurs modèles mathématiques ont alors été proposés sur cette base pour résoudre la question de l'amélioration multicritère (Montmain *et al.*, 2010 ; Montmain *et al.*, 2015) et des outils pour résoudre les problèmes d'optimisation multi attributs associés ont été développés (Sahraoui, 2009 ; Imoussaten *et al.*, 2011a ; Imoussaten, 2011 ; Imoussaten *et al.*, 2011b). Le principe général repose sur une démarche d'amélioration itérative où l'on identifie d'abord les critères à améliorer en priorité au sens d'un modèle de préférence (le gradient le plus fort pour un profil de performance initial et un opérateur d'agrégation donnés), puis on cherche les configurations du système les plus aptes à améliorer ces critères prioritaires, les configurations retenues sont appliquées et la procédure itérative se poursuit jusqu'à ce que les objectifs soient atteints si la convergence est possible, *i.e.*, si les objectifs sont atteignables. La procédure itérative peut donc être longue si les décideurs fixent des objectifs stratégiques non atteignables (Montmain *et al.*, 2015).

Quelques propositions d'intérêt ont été proposées dans différents domaines de métier. Dans (Rao *et al.*, 2010), les auteurs proposent une approche de décision multicritère pour la sélection de matériaux. Le modèle d'agrégation y reste simple et linéaire ce qui facilite l'interprétation des choix. Dans le même champ d'application, d'autres méthodes multicritères ont été proposées (Chan *et al.*, 2007 ; Maniya, *et al.*, 2010), elles restent simples, mais comme (Rao *et al.*, 2010), ne permettent aucunement de prendre en compte l'interaction entre les critères. Dans (Khabbaz *et al.*, 2009), l'accent est mis sur le caractère imprécis et incertain des connaissances disponibles en phase de conception et une approche floue est proposée pour le choix de matériau en conception mécatronique. Les propriétés du matériau sont identifiées à l'aide de variables linguistiques. Une méthode d'inférence est ensuite appliquée, suivie d'une défuzzification pour obtenir un indice de performance utilisé pour classer les matériaux candidats. L'obtention des règles expertes restent le problème majeur de ce type d'approches. Dans (Isiklar *et al.*, 2007), une approche multicritère pour l'évaluation d'options en téléphonie se base sur la méthode de comparaison par paires AHP (analytic hierarchy process) (Saaty *et al.*, 1998) pour proposer un modèle d'agrégation linéaire.

Notre problématique de conception ou d'amélioration de systèmes est à rapprocher de ces propositions, en tout cas pour ce qui est de l'aspect multicritère de la performance, mais la différence vient de la qualité des données et connaissances disponibles en phase amont de conception pour prendre la décision : la connaissance de l'impact d'actions amélioratrices est essentiellement qualitative et le niveau d'incertitude dans la prévision de la performance du système très élevé. Un système nécessite d'être amélioré s'il ne satisfait pas pleinement les objectifs attendus. Le système doit alors être revisité avec la volonté de passer d'un état courant à un nouvel état réputé meilleur (nous reviendrons bien évidemment sur la sémantique du concept « meilleur »). Pour améliorer la performance globale, il s'agit alors de rechercher la nouvelle configuration qui minimisera le nombre et/ou l'ampleur des modifications nécessaires à sa réalisation (Berrah *et al.*, 2008). Connaître les potentiels d'amélioration relativement aux différentes dimensions de la performance, *i.e.*, leurs impacts respectifs sur la performance globale constitue une information essentielle pour les décisions de conception ou d'amélioration de systèmes. Ces choix d'amélioration sont significativement complexifiés par l'aspect combinatoire des améliorations envisageables, les interactions entre les dimensions de la performance qu'elles qu'en soient leur nature et la répartition des efforts à fournir pour atteindre les résultats escomptés.

Il est essentiel de bien comprendre que ces approches mettent en œuvre des modèles qui capturent le système de préférences de l'utilisateur (le manufacturier, le concepteur, l'utilisateur etc.) et rien d'autres ; dans ce cadre, un optimum ne fait sens que pour celui qui a livré son système de préférences et reste donc parfaitement subjectif. Dans les approches monocritères, ramener l'ensemble des échelles de l'évaluation à un critère unique, le plus souvent monétaire, nécessite 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 (Roy, 2015). 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). Cet extrait permet de poser clairement ce que l'on modélise à travers le modèle de préférences.

*« 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 ).

## 4.2. Capacité à faire et modèles de comportement

Si l'on s'intéresse à l'amélioration de la performance selon les perspectives du génie industriel (GI) ou du génie logiciel (GL), communautés plus proches des démarches de conception, l'analyse ne repose plus sur les mêmes connaissances. C'est le fonctionnement/comportement du produit/système qui prime. En effet, dans (Felix, 1994 ; 2008) l'auteur critique le bienfondé des approches multicritères : l'agrégation des critères ne doit pas se baser sur des opérateurs d'agrégation spécifiés par une axiomatique issue d'une analyse multicritère des préférences a priori, mais intégrer une modélisation explicite des dépendances entre ces critères (il est inutile de chercher une voiture de sport qui consomme peu). L'auteur définit pour chaque critère  $i$ , un sous-ensemble flou  $S_i$  des alternatives  $a_j$  qui peuvent supporter une amélioration de la performance du critère  $i$  et un sous-ensemble flou  $D_i$  des alternatives qui peuvent au contraire dégrader la performance du critère  $i$  (Figure 1.2). En raisonnant sur les degrés d'inclusion des sous-ensembles flous  $S_i$ ,  $D_i$  et  $S_{i'}$  et  $D_{i'}$  de deux critères différents  $i$  et  $i'$  il établit les interactions liées aux contraintes opérationnelles entre les critères. Par exemple, si  $S_i \subset D_{i'}$  et  $S_{i'} \subset D_i$ , alors les performances de  $i$  et  $i'$  sont concurrents et ne sauraient être simultanément améliorés. Souhaiter une amélioration conjointe des deux critères (modèle de préférences au sens de la section précédente) n'a pas de sens selon son point de vue puisqu'elle est irréalisable.

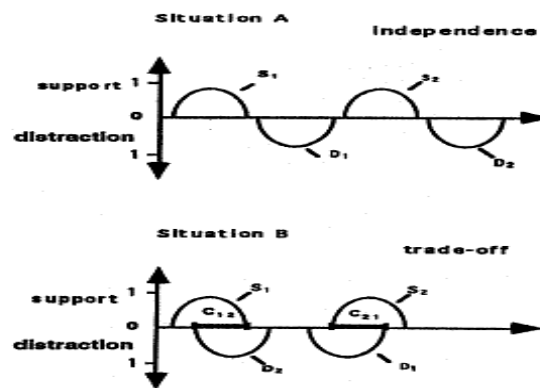


Figure 1.2 : Deux exemples d'indépendance et de compromis entre deux alternatives (Felix, 1994).

Les auteurs de Giorgini *et al.* (2002) proposent une décomposition d'objectifs en sous-objectifs sous la forme d'un graphe dirigé, mais ne se limitent pas aux relations AND-OR dans la décomposition (comme ce serait le cas dans un modèle de préférences simple). Les auteurs définissent des relations d'influence entre les objectifs du graphe de décomposition. Les alternatives sont associées à des objectifs *tangibles*, *i.e.*, des objectifs sur lesquels une action directe est possible, *e.g.*, « *Reduce raws material costs* → *Improve economics of production* » ou bien qui peuvent être affectés directement par des perturbations mesurables, *e.g.* « *Yen rises* → *Gas price rises* ». Ces objectifs *tangibles* constituent les sources du graphe d'influence (Figure 1.3). A chaque nœud-objectif du graphe est associée la paire  $(sat(i), den(i))$  qui constitue l'information dont on dispose quant à la satisfaction (respectivement la dégradation) de l'objectif  $i$  (plus exactement « la performance associée à l'objectif  $i$  ») pour une alternative donnée, *i.e.*, pour un état donné des objectifs tangibles en entrée du

graphe. Cette paire est calculée pour tout  $i$  par propagation des conséquences des valeurs des objectifs tangibles (les sources du graphe) vers les objectifs les plus abstraits (les puits du graphe) pour simuler les conséquences d'une alternative (un contexte, une configuration). Il est possible de ramener la paire  $(sat(i), den(i))$  à un critère de décision unique comme par exemple  $(sat(i) - den(i))$  pour faciliter la comparaison des alternatives.

Giorgini *et al.* (2002), comme Felix (2008), s'intéressent ainsi à la *capacité à faire* et non pas à la *volonté de faire*. Cette nuance pourtant triviale explique l'intersection quasi vide qu'il existe entre les communautés de l'aide à la décision multicritère et les communautés du GI ou du GL. La structure de graphe dirigé proposée par Giorgini *et al.* est simplement « mise à plat » chez Felix où les alternatives ne sont pas explicitées, mais juste définies à travers les sous-ensembles flous  $S_i$  et  $D_i$  pour tout  $i$ . Les modèles de Giorgini *et al.* et de Felix ont donc des sémantiques proches même si les formalismes diffèrent clairement (propagations probabilistes versus inclusion floue). La différence majeure est que l'un est élaboré sur la base d'un graphe bipartite d'alternatives et d'objectifs, les relations déduites entre les objectifs sont le résultat de l'analyse ensembliste sur la structure de ce graphe ; l'autre propose une hiérarchie d'abstraction qui conduit à un graphe orienté d'objectifs dont les sources sont assimilables aux actions ou perturbations mesurables associées aux objectifs tangibles et dont les effets sont propagés dans le graphe orienté jusqu'aux objectifs les plus abstraits.

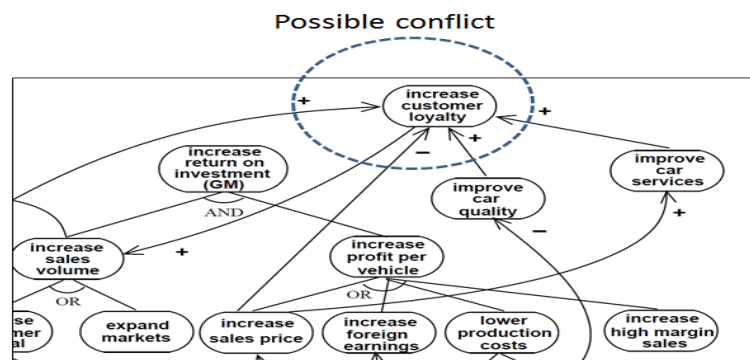


Figure 1.3 : Extrait d'un graphe d'objectifs (Giorgini et al., 2002)

Nous pensons que la définition des objectifs réalisables est une question de prise de conscience de la situation pour gérer de façon pertinente l'équilibre entre l'ambition stratégique et le réalisme manufacturier (Montmain *et al.*, 2015). En ce sens, les entreprises doivent viser les améliorations qui vont dans le sens des préférences des clients, tout en restant réalisables. Ainsi, les alternatives d'amélioration à retenir en priorité sont celles qui permettent à la fois des impacts positifs significatifs sur la performance du produit / système, mais correspondent également à des actions qui sont dérivées de l'expertise du concepteur. Cela évite à ce dernier de se concentrer sur les alternatives qui seraient trop loin de sa véritable capacité et de son savoir-faire.

### 4.3. Volonté de faire et capacité à faire

Peu de travaux s'intéressent simultanément à l'amélioration des performances dans un espace multicritère tout en intégrant dans le modèle de décision des contraintes de faisabilité qui ne peuvent être décrites quantitativement (sinon la conception serait un problème d'optimisation multi attributs sous contraintes). Dans (Montmain *et al.*, 2015), une approche multicritère permet d'identifier la coalition de critères à améliorer en priorité en utilisant un « indice de plus-value » défini initialement dans (Labreuche, 2004), puis de déterminer pour cette coalitions de critères le sous-ensemble d'actions le plus efficient à l'aide d'un digraphe d'influence actions/performances. Les deux procédures

d'identification sont cependant traitées séquentiellement et itérativement, ce qui peut conduire à des cas divergents où les objectifs stratégiques ne sont jamais atteints.

Les travaux de (Clivillé *et al.*, 2015 ; Rizzon, 2016) s'intéressent eux aussi à cette dualité qu'il y a entre la volonté et la faisabilité. A l'instar de la fonction d'utilité (mesure de satisfaction) ( $a > b \Leftrightarrow U(a) > U(b)$ ) (*i.e.*,  $a$  est préférée à  $b$ ) associée à une configuration, ils définissent une fonction de faisabilité  $F$  telle qu'une configuration  $a$  est plus faisable qu'une configuration  $b$  si on peut passer de  $a$  à  $b$  ( $a \triangleright b \Leftrightarrow F(a) > F(b)$ ). Les relations  $>$  et  $\triangleright$  définissent deux préordres complets. Pour des ensembles de relations de préférence et de faisabilité, les auteurs calculent les échelles de faisabilité et d'utilité à l'aide de problèmes de satisfaction de contraintes. Pour chaque configuration, ils cherchent ensuite à maximiser l'utilité que l'on peut espérer partant de cette configuration sous contraintes de faisabilité. L'homogénéité du formalisme est séduisante, mais le modèle de comportement est masqué par la construction *experte* de la relation de faisabilité.

Dans un cadre plus applicatif, (Fleurey *et al.*, 2008) proposent un modèle mathématique plus naïf, mais sémantiquement plus complet. Les auteurs s'intéressent au pilotage de robots susceptibles de s'adapter à différents contextes de fonctionnement. Ils s'intéressent à la fois aux modes de fonctionnement du robot (normal, batterie faible, mémoire pleine, etc.), mais aussi aux contraintes fonctionnelles associées à ces modes qui portent sur les configurations possibles du système (configurations admissibles des paramètres d'entrée). Ils modélisent les modes dégradés par des variables de contexte (*e.g.*, indicateur de charge faible pour le robot). Le mode impose des contraintes sur les configurations fonctionnelles possibles du système. Le modèle comportemental est, lui, considéré comme indépendant du mode et consiste en un modèle statique qui prend la forme de relations réduites à de simples gains entre les variables de configuration et les objectifs. Schématiquement, le modèle revient à considérer que :  $p_i - p_i^0 = \sum_{j \in \{1, \dots, p\}} G_{j \rightarrow i} (\gamma_j - \gamma_j^0)$  avec  $p_i^0, p_i$  les valeurs de la performance associée à l'objectif  $i$  respectivement avant et après changement de configuration,  $G_{j \rightarrow i} (\gamma_j - \gamma_j^0)$  la contribution (impact) du  $j^{ème}$  paramètre sur le critère  $i, \gamma_j^0$  et  $\gamma_j$  les valeurs de ce paramètre avant et après l'action d'amélioration. Enfin, pour choisir la meilleure configuration dans un contexte donné, une moyenne pondérée est introduite :  $p_{global}(config = \gamma) = \sum_{i \in N} \omega_i p_i$ . Les poids utilisés sont fonction du mode (en mode dégradé ou en mode normal, les aspirations ne sont pas les mêmes (intégration d'un modèle de préférences). Ce modèle gère donc bien les deux aspects évoqués dans la problématique : la capacité à réaliser un sous-ensemble d'objectifs (l'importance des gains des paramètres d'une configuration sur un objectif) et la volonté de réaliser ce sous-ensemble d'objectifs (l'importance des critères d'amélioration retenus) qui sont caractérisées respectivement par les distributions de gains  $G_{j \rightarrow i}$  et de poids  $\omega_i$ . Le modèle de (Fleurey *et al.*, 2008) est simple, mais il a le mérite de bien mettre en avant les deux dimensions qui guident la décision dans le choix d'une configuration lors de la conception ou de l'amélioration de systèmes.

Il y a bien une prise de conscience de la coexistence des deux référentiels *Volonté ou désir de faire* et *Capacité à faire* dans la conception d'un nouveau produit/système et que la connaissance portée par les modèles mathématiques afférents n'est pas de même nature (réalités d'ordres 1 et 2). Parfois même, le formalisme mathématique entretient la confusion : *e.g.*, que l'on définisse une variable comme la sortie de l'équation algébrique en régime permanent d'une équation différentielle linéaire MISO (modèle de comportement) ou une satisfaction agrégée à travers une somme pondérée (modèle de préférences), dans les deux cas, on écrit une équation algébrique linéaire : dans le premier cas, les coefficients sont des gains au sens de l'automatique, dans l'autre, ce sont des importances relatives au sens d'un modèle de préférences.

Face à ces réponses parcellaires à notre problématique, nous proposons dans ce travail de recherche des méthodes outillées pour aider le décideur à réaliser un compromis entre volonté à faire et capacité à faire dans un contexte d'incertitude. Nous nous inspirerons des différentes contributions citées ci-dessus pour bâtir nos propositions tout en veillant à réduire les risques de confusion dans la connaissance utile à la conception à travers un formalisme approprié, unificateur et sans équivoque.

Nous avons choisi comme domaine d'application celui de la conception et l'amélioration de systèmes techniques et plus particulièrement les phases préliminaires de conception et d'amélioration.

## **5. Plan du manuscrit**

Nous nous proposons de développer ce manifeste dans un manuscrit organisé dans les cinq chapitres suivants.

Le chapitre II cadre le domaine d'application de nos travaux : nous nous intéresserons à la phase de conception préliminaire d'un produit dans l'industrie manufacturière. La phase de conception préliminaire consiste à définir les meilleurs concepts possibles qui répondent aux besoins du client. Les approches de la littérature et les méthodes opérationnelles qui supportent cette activité d'aide à la décision en conception sont introduits. Nous expliquons pourquoi le contexte de la conception préliminaire est le cadre d'application idéal de nos travaux concernant l'amélioration multicritère en univers incertain.

Dans le chapitre III, nous rappelons le cadre mathématique de la théorie de l'utilité multi attributs pour définir les notions de performance et d'amélioration multicritères en contexte incertain.

Dans les chapitres IV et V nous introduisons nos propositions mathématiques, traitant respectivement de problèmes d'évaluation d'alternatives de solution en conception préliminaire et de problèmes de choix d'actions d'amélioration les plus pertinentes. Nous proposons des outils mathématiques pour prendre en compte la subjectivité du rapport client/industriel et du contexte de négociation, inhérente à un projet d'amélioration. Nous proposons un modèle d'agrégation pour évaluer les alternatives de conception qui permettent de prendre en compte à la fois l'importance relative des critères d'évaluation, mais aussi les interactions entre ceux-ci. La comparaison d'alternatives n'est pas restreinte à l'évaluation de leurs performances intrinsèques, mais étendue à leurs potentiels d'amélioration. Ces propositions sont déclinées dans des contextes où la connaissance des conséquences des actions d'amélioration est imparfaitement décrite.

Le chapitre VI, est consacré à un cas d'étude afin d'illustrer l'ensemble de nos propositions dans le domaine de la robotique mobile.

Le manuscrit s'achève sur une discussion des apports et limitations de nos propositions et une ouverture sur des perspectives de recherche.

# Chapitre II : L'évaluation en conception préliminaire

Les propositions de cette thèse trouvent des applications dans des problématiques de conception très variées (développement de produit innovant, aménagement du territoire, organisation d'évènement ou de manifestation, création de service etc.). L'ensemble de ces problématiques présentent en effet des caractéristiques communes que nous exposons dans le cadre à forts enjeux industriels et qui nous est familier, de l'ingénierie des systèmes techniques (par exemple mécatroniques).

## 1. Enjeux des choix en conception

### 1.1. Le processus de conception

Selon le cogniticien H. Simon (Simon, 1973), la conception consiste en « un passage d'une situation initiale d'insatisfaction à une situation objective, dans laquelle cette insatisfaction est résolue ». On parle alors de processus de conception qui, selon une approche systémique, fournit une réponse globale aux besoins des parties prenantes impliquées tout au long du cycle de vie de la ou des solutions proposées.

Dans le secteur industriel, le processus de conception de produit s'inscrit dans un environnement économique compétitif et contraint. Par produit, nous désignons un artefact offert à la vente. Il peut se présenter sous forme matérielle (objet, équipement, système technique,...) et/ou immatérielle (concept, logiciel, service,...) et peut être de complexité variée (composant, système, système de systèmes). La conception d'un produit est un processus pluridisciplinaire dont la maîtrise est un enjeu majeur pour les industriels. Cette maîtrise s'acquiert par le suivi de bonnes pratiques et le respect de préconisations méthodologiques telles que, entre autres, celles promues par l'ingénierie système. La responsabilité de l'ingénierie système est de créer et d'exécuter les activités interdisciplinaires visant à assurer que les besoins du client et des parties prenantes soient satisfaits de manière performante, digne de confiance, rentable et respectueuse d'un calendrier et ceci tout au long du cycle de vie d'un système (ISO/IEC/IEEE, 2010). Dans la suite, nous utiliserons indifféremment les mots 'produit' ou 'système'<sup>5</sup> dans un sens très générique.

Dans le cycle de vie d'un système qui débute à sa genèse et finit par son retrait et démantèlement, le cycle de développement du système désigne le passage de l'état de l'idée à l'état de solution validée par le client. Ce cycle de développement comporte : les activités de conception dont le résultat est une définition précise du système, de ses composants et de ses interfaces ; les activités de réalisation ou d'acquisition des constituants du système ; et les activités d'intégration des constituants en un tout organisé devant être validé par le client comme étant un résultat conforme à ses attentes.

Plusieurs travaux (Pahl, 1996 ; Pahl *et al.*, 2007 ; Ng, 2006) distinguent quatre phases dans la conception. Elles sont présentées sur la Figure 2.1 :

- La **planification** et la **clarification** des exigences, qui consiste à identifier les valeurs à créer ou enrichir chez les parties prenantes, à recueillir, spécifier et valider le besoin ainsi qu'à préparer et initier le projet de développement.

---

<sup>5</sup> Un système est défini comme *une abstraction d'un phénomène ou d'une situation dans le but de le comprendre et de le maîtriser* (Penalva 1997; Féliot 1997; Le Moigne 1990).



- La **recherche de concepts** (**'conceptual design'**) explore diverses solutions de principes pour aboutir au choix du concept répondant aux besoins fonctionnels spécifiés.
- La **conception architecturale** (**'embodiment design'**) définit la structure du système à partir du concept retenu (déduction de forme, arrangement de composants, choix de matériaux, ...). Au sens de (ISO/IEC/IEEE, 2015, section 4.5), l'architecture regroupe les concepts fondamentaux ou les propriétés d'un système impliqués dans ses constituants, ses interactions, dans ses principes de conception et d'évolution.
- La **conception de détail** précise l'ensemble du système, ses plans détaillés ainsi que ses spécifications particulières.

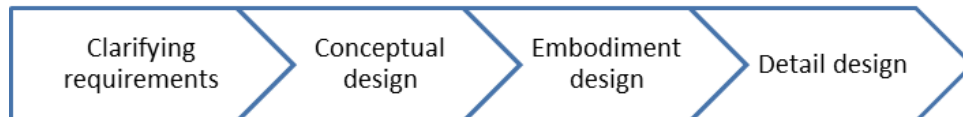


Figure 2.1 : Les phases du processus de conception selon Pahl (Pahl, 1996).

Au cours de ces phases il faut prévoir l'intégration future des composants et la validation du système ainsi intégré pour obtenir un système final satisfaisant les besoins initialement exprimés.

## 1.2. La conception innovante : un contexte incertain

Les risques que l'industriel prend en conception sont de ne pas atteindre les performances attendues ou de dépasser les coûts et délais négociés. Les conséquences encourues sont au mieux une perte financière, au pire une discréditation de l'entreprise sur le marché. Ces risques sont d'autant plus importants que le projet de conception est nouveau et présente des sauts voire des ruptures technologiques ou bien qu'il exige de l'équipe de conception des savoirs et savoir-faire inédits. Scaravetti (Scaravetti, 2004) distingue alors plusieurs types de conception exigeant des concepteurs une part croissante de connaissances nouvelles :

- la **conception routinière** fournit une solution à un nouveau problème en se basant totalement sur des solutions existantes,
- la **re-conception** répond à de nouvelles exigences en partant d'une solution déjà existante dans le but d'améliorer ses performances ou de la corriger,
- la **conception adaptative** permet de garder les fonctionnalités initiales en adaptant l'architecture suite à l'apparition de nouvelles exigences,
- le « **variant design** » a pour objet de décliner un produit existant en une gamme,
- la **conception innovante** combine des éléments ou des connaissances existantes mais non maîtrisés afin de développer un nouveau produit,
- la **conception stratégique** induit le développement de connaissances nouvelles : des résultats ou des applications produit de la recherche fondamentale,
- la **conception créative** où l'objet à concevoir est défini d'une façon très abstraite et où la connaissance et les méthodologies de résolution sont jusque-là inconnues.

La conception routinière consiste généralement en un (re)paramétrage de solutions existantes sans risque significatif et n'est, par conséquent pas traitée dans ces travaux. La conception stratégique et la conception créative nécessitent la charge cognitive la plus élevée. Bien que les méthodes et outils proposés dans ces travaux puissent trouver aussi une application pour ces types de conception, les dimensions organisationnelles et humaines à considérer vont cependant bien au-delà des

problématiques de conception technique auxquelles nous nous limitons dans le cadre de cette recherche.

Nos travaux de recherche s'appliquent plus directement aux autres types de conception et seront illustrés plus particulièrement sur des problématiques de **re-conception** et de **conception innovante**. Dans ces types de conception, les risques techniques pris par l'équipe de conception sont importants du fait des difficultés à prédire les performances atteignables et à anticiper les moyens nécessaires pour les atteindre compte tenu de l'imprécision des connaissances disponibles dans ce contexte nouveau.

C'est pourquoi nous pouvons caractériser le contexte des phases amont de la conception, *i.e.*, la conception préliminaire allant de l'identification des principes de solution à la définition des architectures du système, comme un contexte où les données sont imprégnées d'incertitude<sup>6</sup> et d'imprécision<sup>7</sup>. Plus généralement, un problème de conception est dit mal défini, lorsque l'état initial, l'état final et les activités qui permettent de passer de l'un à l'autre ne sont pas identifiés préalablement. Certaines données générées durant le processus peuvent même changer la formulation du problème. Un problème de conception est dit ouvert lorsqu'il admet un nombre non fini et non prévisible de solutions.

Comme énoncé plus haut, les éléments de solution sont incomplets ou relativement abstraits au début du processus de conception et s'affinent au fur et à mesure que la définition du système devient plus concrète. D'un point de vue économique, comme le montre la Figure 2.2, il a été constaté (Phillips, 1993) que les coûts de la conception sont engagés en grande partie dès les premières phases de conception et que les changements dans les orientations de conception sont d'autant plus difficiles et coûteux à effectuer que le processus de conception progresse.

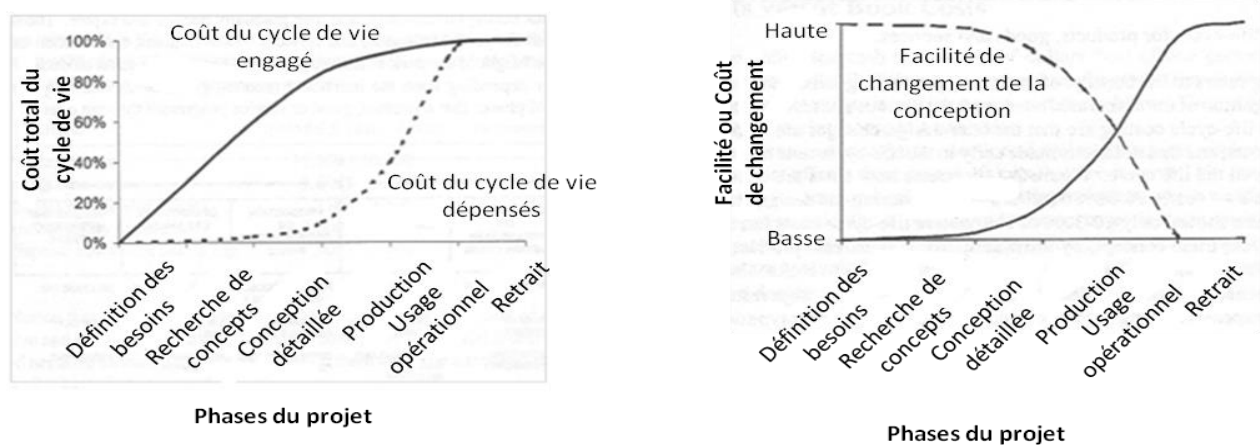


Figure 2.2 : Coûts de conception pendant le cycle de vie d'un produit (Phillips, 1993).

Par conséquent, il faut étudier minutieusement les choix de conception au plus tôt au cours de ce processus pour minimiser les coûts de développement d'un système alors que c'est précisément dans ces phases initiales du processus que la connaissance disponible est incomplète.

<sup>6</sup> L'incertitude traduit un manque de fidélité de l'information et provient, par exemple, de variations stochastiques de paramètres physiques

<sup>7</sup> L'imprécision caractérise des données qui peuvent être vagues ou incomplètes ou changeantes ou qui émergent progressivement du processus de conception (Wood, 1989).

## 2. Le caractère itératif de la conception de système

La définition du produit se construit progressivement pendant la conception. Le processus de la Figure 2.1 présenté linéairement masque des itérations qui confèrent un caractère dynamique à ce processus. Selon Longchamp (Longchamp, 2004), lors du processus de conception, les domaines du besoin et de la solution évoluent simultanément et s'affinent jusqu'à l'épuisement des problèmes posés (solution obtenue) ou des solutions proposées (impasse). C'est l'évaluation des solutions produites qui déclenchent les itérations.

### 2.1. Le besoin de réévaluer au cours du cycle de développement produit

L'évaluation intervient à différentes itérations dans le processus d'ingénierie système (IS). Ce dernier peut être représenté par l'acronyme SIMILAR de ces étapes (**S**tate, **I**nvestigate, **M**odel, **I**ntegrate, **L**aunch, **A**ssess and **R**e-evaluate) (Bahil, 1998). La Figure 2.3 met en évidence le rôle de l'évaluation dans la progression du processus d'IS.

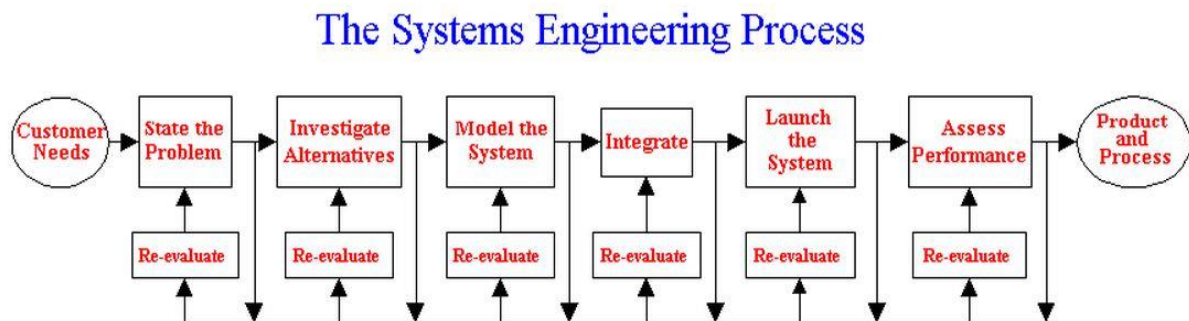


Figure 2.3 : Le processus SIMILAR (Bahil, 1998).

Dans ce qui suit, nous donnons une explication de chacune de ces étapes (Bahil, 1998) :

**'State'** : La formulation du problème démarre par une description des fonctions principales (services rendus, missions à mener) que le système doit être capable d'exécuter. Les exigences et préférences énoncées doivent être traçables vers ses fonctions de bases. Le problème est formulé en termes de 'Quoi' mais pas de 'Comment'. L'énoncé du problème doit prendre en compte l'ensemble des besoins des parties prenantes (utilisateurs, réparateurs, fabricants, clients, financeurs, organismes de contrôle etc.) sur l'ensemble du cycle de vie du produit.

**'Investigate'** : Les alternatives de conceptions sont générées et évaluées en termes de performance, coûts, risques, délais. Il est rare qu'une alternative soit la meilleure sur l'ensemble des attentes. Aussi, ces évaluations peuvent-elles faire appel à des techniques d'aide à la décision multicritère. Les analyses sont reconduites et consolidées au fur et à mesure de la disponibilité des données et des modèles plus précis.

**'Model the system'** : Des modèles du produit et du processus de développement sont construits pour la plupart des alternatives de solution. Les modèles des solutions privilégiées sont approfondis pour être réutilisés et complétés tout au long de la vie du produit. Ces modèles sont utilisés dans la recherche des compromis et pour l'estimation des risques. Dans les premières phases de la conception, ces modèles sont 'grossiers' et ce n'est qu'au fur et à mesure de la définition plus détaillée du système qu'ils s'affinent et se précisent.

**'Integrate'** : Intégrer, c'est assembler les constituants pour qu'ils opèrent comme un tout cohérent. Les sous-systèmes doivent être aussi indépendants les uns des autres que possible pour éviter les intrications multiples.

**'Launch'** : Dans cette phase, l'alternative de solution retenue comme la plus satisfaisante est spécifiée en détail ; les composants sont achetés ou réalisés. Les tests unitaires et les premiers sous-ensembles intégrés sont testés. En parallèle, les procédés d'assemblage sont développés et implémentés pour produire le système.

**'Assess performance'** : Tests et validation du système. Les performances techniques et les facteurs de mérite sont utilisés pour améliorer à la fois le système, mais aussi les processus de conception ou de production.

**'Re-evaluate'** : La (re-)évaluation s'inscrit dans un processus continu qui à partir de l'observation des grandeurs d'intérêt pour les parties-prenantes, des écarts aux objectifs fixés et des études comparatives suscite des améliorations des produits et processus. La Figure 2.3 met en évidence l'implication de l'évaluation tout au long du cycle de développement du produit et son rôle d'initiateur des itérations de conception.

Le caractère dynamique du processus de conception provient aussi de ce que celui-ci est à la fois incrémental (notamment dans les aspects du développement agile du logiciel (Schwaber, 2016), récursif (un système est décomposé en sous-systèmes qui sont conçus chacun en tant que systèmes propres), intégré (des activités sont menées en parallèle et interagissent entre elles), itératif (la définition du système se fait par raffinements successifs de l'abstrait vers le concret).

La Figure 2.4 résume les considérations énoncées précédemment à travers le modèle classique du cycle de développement en V et situe la conception préliminaire (entourée) dans ce cycle de développement d'un système technique.

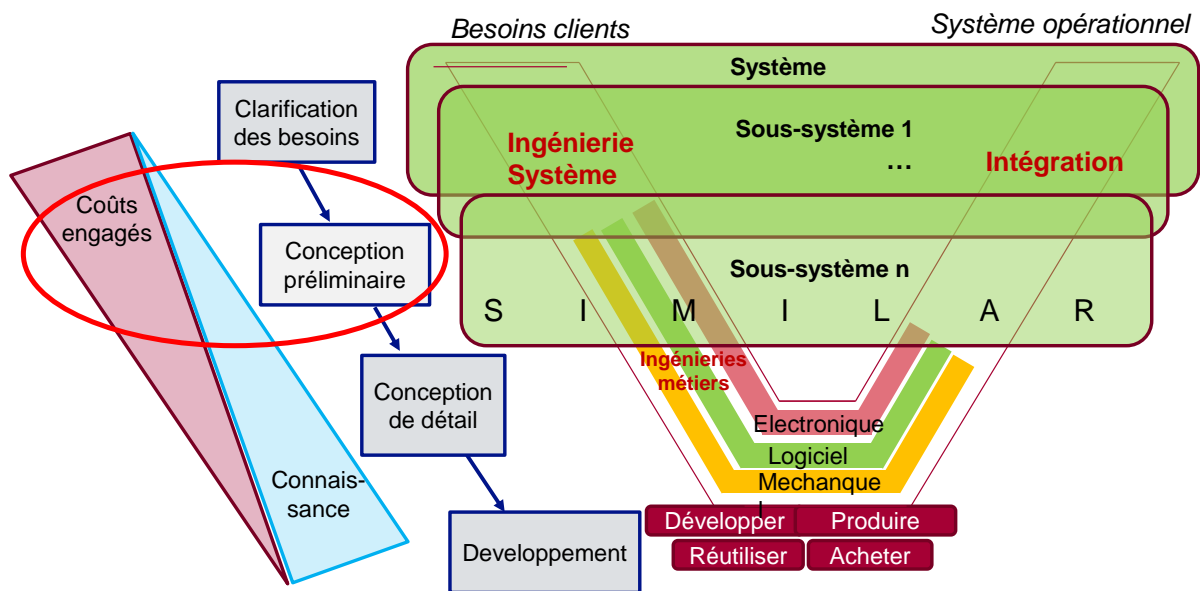


Figure 2.4 : Cycle de développement d'un système technique.

Nous introduisons maintenant, dans le langage de l'IS, les concepts que nous utilisons pour formaliser les problématiques d'évaluation en conception préliminaire.

## 2.2. Le processus support évaluation/optimisation en ingénierie système

Les standards internationaux (ISO, 2008, EIA-632, 1999) distinguent dans l'IS différents processus techniques qui visent à définir : le besoin des parties prenantes, les exigences (besoins traduits en exigences par la maîtrise d'œuvre), l'architecture fonctionnelle, et l'architecture organique ainsi que les processus supports consacrés aux activités de vérification/validation, et l'analyse système (dont l'évaluation/optimisation). Ces processus techniques sont exécutés après la phase d'analyse de projet (SEbok, 2017) dont le but est de comprendre un problème ou une opportunité de création de valeur, d'analyser l'espace de la solution et d'initier le cycle de vie d'une solution potentielle. Ils sont relancés à chaque itération de conception jusqu'à la définition détaillée du système. La Figure 2.5 présente le processus technique et de support en IS que nous décrivons ci-dessous :

- La définition du besoin consiste à recueillir l'ensemble des attentes et insatisfactions des parties prenantes c'est-à-dire de toutes les personnes et organisations qui seront en interaction avec le système au cours de son cycle de vie (clients, financeurs, usagers, concepteurs, fabricants, commerciaux, exploitants, organismes de maintenance, de certification, les gestionnaires des systèmes contributeurs (*i.e.*, les systèmes extérieurs au système comme les fournisseurs d'énergie, les formateurs et qui contribuent à ce que les missions du système s'exécutent correctement, les entreprises de démantèlement, etc.). Ces attentes sont multiples et variées et peuvent être antinomiques (par exemple le besoin d'intégration physique dans un système mécatronique peut aller à l'encontre des besoins de facilité d'accès pour une meilleure maintenabilité). De plus, tous les besoins ne sont pas équivalents selon les parties prenantes et n'ont pas la même importance. Les préférences des parties prenantes doivent donc aussi être recueillies : un utilisateur peut accepter une offre de véhicule à la fois économique en carburant et fiable, même s'il est peu confortable, alors qu'il rejettera un véhicule peu fiable même si celui-ci est très économique et très confortable. Bien qu'il soit souhaitable que ces besoins soient clarifiés avant tout travail de définition de la solution, il est rare que de nouveaux besoins ou que des changements ne surviennent pas en cours de développement du système. Ces évolutions sont mêmes suscitées dans les méthodes de développement agiles surtout en conception innovante (Schwaber, 2016).
- Les besoins sont ensuite traduits dans le langage de la maîtrise d'œuvre pour constituer des exigences fonctionnelles (ce que doit faire le système) et non-fonctionnelles (les performances, les exigences opérationnelles, les exigences d'interface, les exigences de validation et les contraintes). Ces dernières sont les limitations imposées par les parties prenantes à la liberté de conception de la maîtrise d'œuvre). Les choix de conception peuvent eux-mêmes générer de nouvelles exigences appelées exigences induites (un choix de motorisation thermique peut induire une exigence de refroidissement qui n'émane pas des usagers). L'ensemble des exigences constitue le référentiel des exigences à partir duquel tout choix de conception doit être justifiable et traçable.
- La définition de ou des architectures fonctionnelles produit des modèles abstraits du système indépendants des réalisations physiques. Fonctions et exigences non-fonctionnelles sont allouées aux composants organiques dont l'organisation constitue une architecture organique. Les architectures sont définies de façon progressive pour satisfaire les exigences principales, puis les exigences secondaires, des itérations remettant en cause des choix amont étant possibles. De manière générale, les processus techniques interagissent constamment et il est préconisé que la phase de définition de la solution se fasse par niveau de détail progressif (Long, 2012).

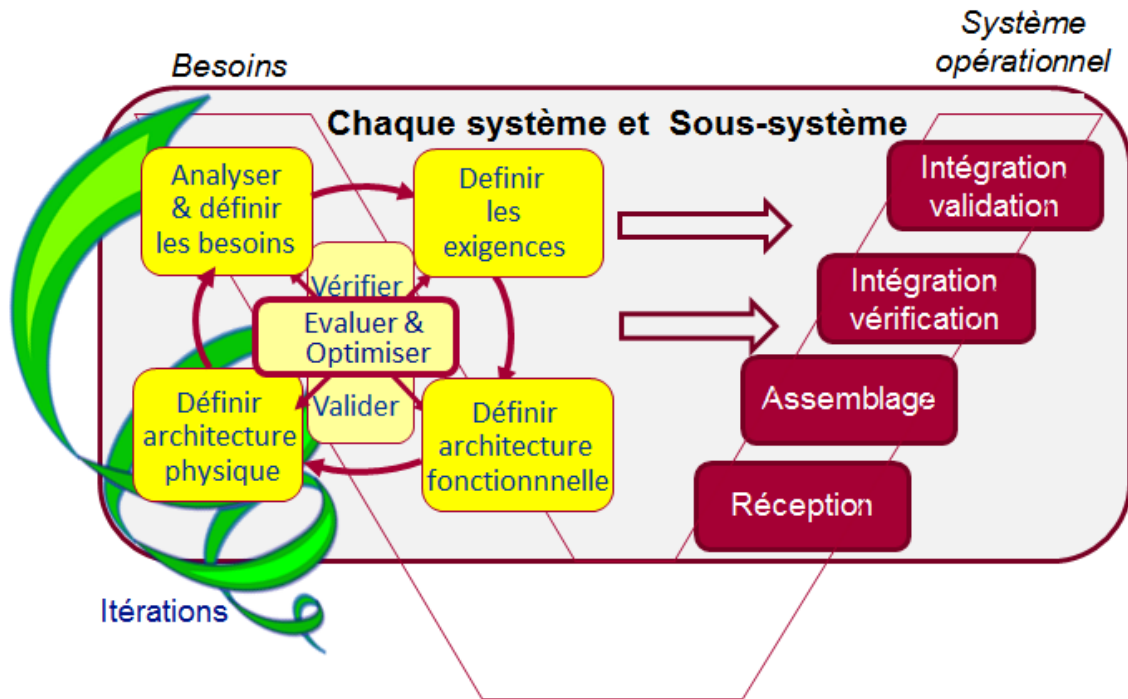


Figure 2.5 : Les processus techniques et de support en IS.

L'intervention des processus support sur les processus techniques vise à garantir une minimisation des risques liés au projet de développement du produit. La vérification a pour but de s'assurer que le système est développé selon les règles de l'art, la validation doit s'assurer que le produit fourni est le 'bon' produit (celui qui apporte la valeur attendue par le client), l'évaluation estime l'écart entre la solution actuelle et la solution à fournir, l'optimisation améliore les solutions les plus prometteuses. Nous précisons ci-dessous les activités de l'évaluation (ou de l'analyse système).

### 3. Le processus analyse système

La Figure 2.3 met en évidence la (ré)évaluation comme activité de bilan conduisant à la décision et l'action. Dans (Lo, 2013), une définition de l'évaluation est proposée : « *L'évaluation en conception consiste à fournir des éléments factuels, rationnels permettant de comparer des alternatives de solutions ou solutions candidates et de juger de leur adéquation avec les exigences issues des besoins des parties prenantes. L'évaluation se réfère toujours à un objectif à atteindre et dont il faut savoir si les alternatives sont éloignées ou non* » (Lo, 2013).

#### 3.1. Les activités d'analyse et d'évaluation

Les activités d'analyse, d'évaluation et de décision, étroitement liées, ne sont pas systématiquement dissociées par les standards d'IS bien qu'identifiées comme ayant des objectifs propres. L'IS ne promeut pas de technique d'évaluation particulière, mais préconise des études comparatives (EIA-632, 1999 ; IEEE, 1220 1999 ; SEBok, 2017), l'évaluation d'options par rapport à des critères pondérés (EIA-632, 1999), des analyses quantitatives (IEEE 1220, 1999 ; SEBok, 2013), des prédictions de fonctionnement selon des scénarios d'usage bien définis (EIA 632, 1999 ; IEEE 1220, 1999), la recherche de compromis entre critères (SEBok, 2013) et la résolution de conflits identifiés (IEEE 1220, 1999), l'identification et la génération de recommandations (IEEE 1220, 1999), et l'évaluation en parallèle de l'effectivité des risques et des coûts (EIA-632, 1999; IEEE 1220, 1999 ; SEBok, 2017).

Nous nous intéressons ici plus particulièrement aux analyses d'effectivité, les analyses de risques et de coûts faisant appels à des connaissances métier spécifiques qui ne sont pas étudiées dans ces travaux de thèse.

Les activités d'analyse et d'évaluation sont étroitement liées et souvent confondues. Cependant (Blanchard *et al.*, 2011) considèrent que les activités d'analyse ont pour objet de caractériser un système selon des points de vue très variés qui peuvent révéler des caractéristiques attendues ou inattendues du système alors que l'évaluation a pour objectif de juger de l'adéquation de ces propriétés par rapport à un référentiel d'exigences. L'évaluation s'appuie donc sur des résultats d'analyse, l'analyse nourrit l'évaluation, si bien que ce qui est nommé 'analyse système' en IS regroupe en fait les deux types d'activités.

Pour être crédible, l'évaluation doit être factuelle et être menée de façon rationnelle. Elle s'appuie pour cela sur des règles de jugement, appelées *critères* que doivent accepter et partager l'ensemble des parties prenantes. Les *critères* sont traçables vers les éléments du référentiel d'exigences, *i.e.*, chaque critère est associable à une exigence de ce référentiel. A un critère est associé une ou plusieurs grandeurs observables (NFX 50-51, 1991) appelées dans ce manuscrit attributs, eux-mêmes traçables vers des exigences non-fonctionnelles. Un critère est considéré comme satisfait si les objectifs fixés à ses attributs dans le référentiel des exigences, sont atteints.

C'est le rôle des concepteurs de proposer des choix de conception tout au long du processus de conception, portant sur des aspects divers et de plus en plus détaillés tels que des principes de solution, des architectures fonctionnelles et organiques, des composants physiques ou logiciels et des interfaces du système, des caractéristiques détaillées des architectures (caractéristiques physiques et comportementales) et de leurs composants, etc. Ces variables de choix, portant sur des éléments de nature très différentes, sont regroupés sous le terme générique de paramètres de conception et doivent assurer que le système final sera conforme au référentiel des exigences et qu'il pourra être validé par le client. Au fur et à mesure que les choix de conception sont faits, l'espace des solutions se restreint jusqu'à la solution la plus satisfaisante pour les clients et que les concepteurs puissent produire.

Chaque itération de conception définit un ensemble de possibles dans lequel seront identifiées puis sélectionnées des alternatives de solution. Un choix de conception peut porter sur un ou plusieurs paramètres de conception. Par analogie avec le monde objet, nous pouvons désigner par *classe de solutions* le résultat d'une itération de conception. Chaque instance de la classe est une définition plus précise du système et une alternative de solution potentielle à évaluer (Figure 2.6) à la prochaine itération.

Une instance de la classe de solution est définie par les valeurs de ses paramètres de conception. Celles-ci déterminent à leur tour les valeurs prises par les attributs du système (sorties du système) : des relations d'influence (relations de causes à effets) entre les paramètres fixés et les sorties du système modélisent son comportement. Ces relations ne sont généralement pas connues précisément pour être formalisées dans un cadre quantitatif déterministe en particulier dans les phases amont de la conception.



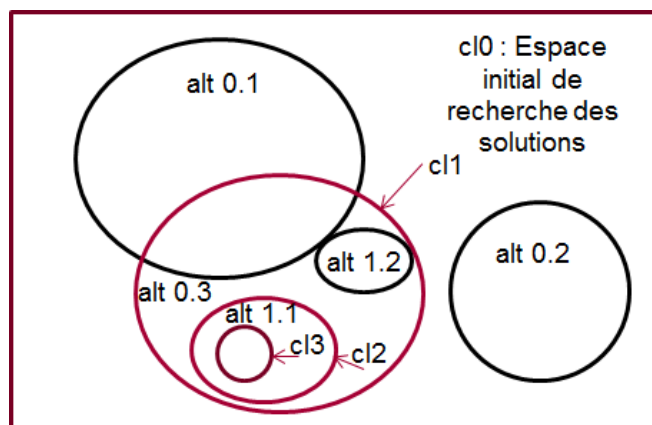


Figure 2.6 : Successions des classes de solutions et alternatives.

Il peut encore exister des interactions entre attributs et entre paramètres de conception. La plus élémentaire est la relation d'exclusion mutuelle entre paramètres de conception, elle indique que certaines instances des paramètres ne peuvent pas être choisies simultanément. Une relation d'exclusion peut résulter par exemple de contraintes imposées par des parties prenantes, *e.g.*, si une motorisation électrique est retenue, les batteries seront de types LiPo ou d'incompatibilité technique ou technologique, *e.g.*, un véhicule ne rejetant pas de NOx et à moteur diesel. Les valeurs des attributs peuvent enfin être soumises à des contraintes qui relèvent de lois de la physique, *e.g.*, la puissance d'un véhicule et l'énergie consommée sont liées par des lois physiques : il ne sera pas possible de concevoir un véhicule à la fois puissant et sobre. Ce sont ces interactions, relations d'influences et de dépendances que les activités d'analyse s'efforcent de modéliser.

### 3.2. Les modèles pour l'analyse système

Selon (SEbok, 2017), l'analyse recourt à plusieurs types de modèles : des modèles physiques (sous forme de maquette partielles ou de prototype complet) sur lesquels une expérimentation est possible, les modèles de comportement qui permettent de simuler des propriétés du système, les modèles analytiques (déterministes ou stochastiques) pour prédire les valeurs des attributs et les avis d'experts utilisés lorsque des données objectives ne peuvent pas être réunies et exploitées. Tant que le système final n'est pas réalisé l'estimation de son effectivité est d'autant plus incertaine et imprécise que le système est incomplètement défini. Le pilotage du système de conception consiste donc à orienter les problèmes posés aux concepteurs et à retenir les meilleurs choix parmi leurs propositions pour s'approcher progressivement (aussi rapidement que possible) et converger in fine vers une solution satisfaisant le client.

Pour garantir que cette solution finale soit la plus satisfaisante pour les parties prenantes, les concepteurs s'efforcent d'explorer le plus exhaustivement possible (en fonction des moyens et du temps disponibles) l'espace des choix et de proposer des alternatives de conception acceptables, *i.e.*, conforme aux exigences principales.

Généralement chaque alternative est évaluée selon plusieurs critères. Ces critères n'ont pas forcément la même importance pour le client. La sélection d'une alternative est donc un problème d'analyse multicritère devant tenir compte des préférences des parties prenantes (Figure 2.7). Le niveau de satisfaction sur chaque attribut est appelé performance marginale. La satisfaction d'une alternative selon l'ensemble des critères considérés dans un choix de conception modélise la performance globale de l'alternative.



Nous résumons en Figure 2.7 les différents notions et concepts introduits dans ce dernier paragraphe.

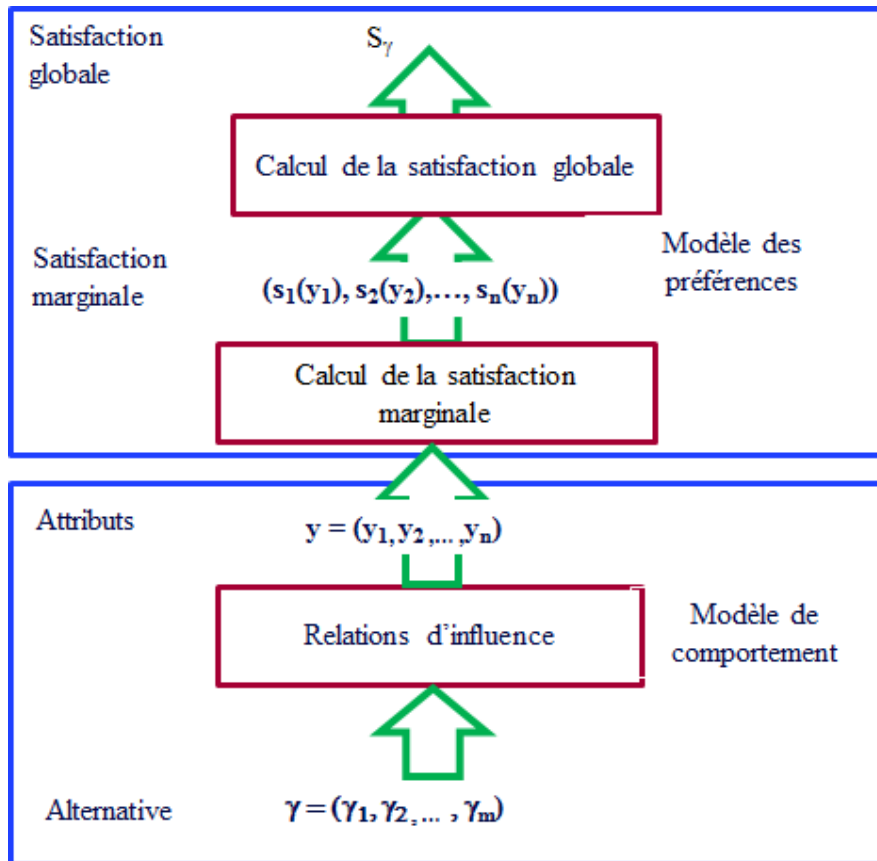


Figure 2.7 : Relations entre paramètres de conceptions, attributs et satisfaction.

Les valeurs des paramètres de conception  $\gamma_i$  constituent une alternative  $\gamma$  et déterminent les valeurs des attributs  $y_i$ . La satisfaction locale (ou marginale) du client sur chaque critère  $i$  est exprimée par  $s_i(y_i)$ . Des satisfactions marginales est déduite une satisfaction globale  $s_\gamma$  en prenant en compte le modèle de préférences du décideur de l'alternative  $\gamma$ .

### 3.3. Les problématiques de l'évaluation en conception préliminaire

Nous avons mis en évidence l'enjeu économique pour les entreprises à faire les meilleurs choix de conception au plus tôt alors que le problème de conception n'est pas complètement défini. Le système à faire (celui qu'attend le client) se définit progressivement. Il en va de même du système pour faire (le système organisé constitué de ressources et de compétences et qui a pour mission de développer le système à faire). Dans un cadre industriel, les ressources, le budget et le temps consacrés au projet de développement sont limités et contraints. Dans le cas de la conception innovante, les solutions ont déjà pu être éprouvées mais hors du contexte de l'entreprise engagée dans le projet de développement de produit. L'entreprise doit donc évaluer sa capacité à atteindre, compte tenu de ses ressources et compétences, les performances attendues du produit et ne s'engager sur des objectifs que si le risque de ne pas les atteindre est jugé acceptable (Figure2.8).

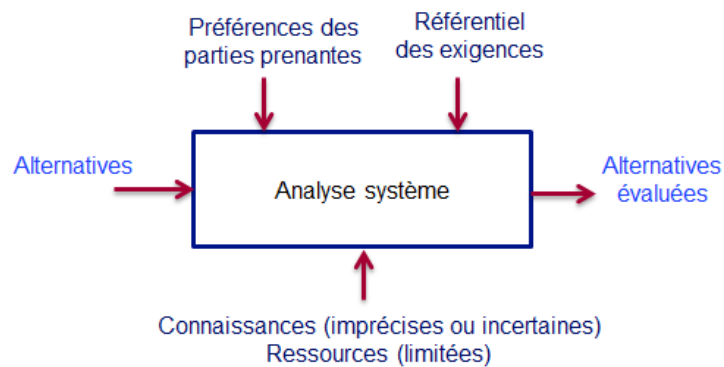


Figure 2.8 : Contexte de l'analyse système en conception préliminaire.

Nous pouvons alors formuler les problématiques suivantes, posées par l'évaluation en conception préliminaire, lorsque l'information disponible est incertaine ou imprécise :

- P1 : Comment formaliser et estimer la satisfaction d'un client compte tenu de multiples critères, non nécessairement indépendants voire antagonistes, et des préférences de ce client ?
- P2 : Comment identifier les améliorations à apporter à un produit pour satisfaire au mieux un client tout en s'assurant que l'entreprise a la capacité d'apporter ces améliorations en des temps et coûts raisonnés ?
- P3 : Comment identifier les paramètres de conception qui conduiraient le plus sûrement à la solution la plus satisfaisante ?

Dans la section suivante nous analysons les travaux de l'état de l'art qui contribuent à apporter des réponses à ces questions et dégageons des verrous qui restent à lever et qui font l'objet des propositions des chapitres suivants.

## 4. Méthodes et outils pour l'analyse système

Nous présentons ci-dessous des travaux qui fournissent des éléments de réponse aux problématiques soulevées ci-dessus et en montrons leurs limites.

### 4.1. L'évaluation de concepts dans la conception totale de Pugh

Dans ces travaux sur la conception totale (Total Design), Pugh montre le rôle majeur de l'évaluation dans les premières phases de la conception (Pugh, 1990). La première de ces phases a pour objectif d'identifier le marché et les valeurs (Market/Used Need) que le produit peut procurer aux cibles de ce marché. Puis, l'équipe de conception établit une spécification du produit (PDS : Product Design Specification) qui dans le langage de l'IS équivaut à constituer le référentiel d'exigences traduisant les besoins de toutes les parties prenantes intervenant sur le cycle de vie complet du produit. La phase suivante de génération de concepts (Conceptual design) consiste en la production, aussi riche que possible, d'idées ou de principes de solutions pertinents et réalistes à partir desquels le concept du produit sera sélectionné. Pugh préconise alors que la sélection du meilleur principe de solution résulte d'un processus d'évaluation contrôlé, itératif et convergent. L'outil d'évaluation est 'la matrice de Pugh' qui permet de comparer toutes les alternatives à une seule, prise comme référence, selon des critères établis à partir du PDS en indiquant si pour chaque critère une alternative est équivalente (s), plus performante (+) ou moins performante (-) que l'alternative de référence. Si les performances d'une alternative ont déjà été quantifiées celle-ci sera prise comme référence dans le but de situer qualitativement les performances des autres alternatives. En sommant les nombres de (+) de (-) et de

(s), on a alors une indication de la force ou de la faiblesse des alternatives. La Figure 2.9 montre un exemple de la matrice de Pugh où le concept A est le concept de référence et le concept B est le moins bon.

	Design Concept A	Design Concept B	Design Concept C	Design Concept D	Design Concept BC	Design Concept BD
Criteria 1	S	+	S	+	+	+
Criteria 2	S	-	S	+	S	+
Criteria 3	S	S	S	+	S	+
Criteria 4	S	-	+	+	+	+
Criteria 5	S	-	+	+	+	+
Criteria 6	S	-	S	-	S	-
Criteria 7	S	+	S	-	+	+
Criteria 8	S	+	S	-	+	+
Criteria 9	S	-	S	-	S	-
Criteria 10	S	S	-	S	S	S
TOTAL +	0	3	2	5	5	7
TOTAL -	0	5	1	4	0	2
TOTAL SCORE	0	-2	1	1	5	5

Figure 2.9 : Exemple de matrice de Pugh.

On cherche alors à augmenter le score des alternatives en améliorant leurs performances sur leurs critères les plus faibles sans dégrader celles sur lesquelles elles sont les plus fortes. Ces améliorations peuvent être obtenues en créant de nouvelles alternatives combinant les caractéristiques de celles déjà proposées.

A l'issue d'une itération d'évaluation, on abandonne les alternatives les plus faibles. Si une alternative s'avère très supérieure aux autres elle sera retenue, sinon on continue à développer les alternatives les plus fortes en introduisant de nouveaux critères et on procède à l'itération d'évaluation suivante en construisant une nouvelle matrice de Pugh. Le processus itératif converge selon Pugh vers l'alternative de solution la plus satisfaisante.

Les mérites de la méthode d'évaluation proposée par Pugh sont : la simplicité d'utilisation, l'incitation à explorer systématiquement l'espace des solutions avant de décider ; la définition de critères reliés aux exigences, *i.e.*, pour Pugh inscrites dans le PDS ; son efficacité due à une technique d'évaluation simple, qualitative, itérative et convergente. Ses points faibles sont : le manque de justification théorique de la méthode (simple sommation du nombre d'avis qualitatifs, phénomènes de compensation, etc.) ; la part de subjectivité non explicitée lors du remplissage de la matrice ; sa non prise en compte des incertitudes et imprécisions, et son incapacité à traiter des interactions entre critères.

## 4.2. QFD et maison de la qualité

Les travaux sur le QFD (Quality Function Design) (Hauser *et al.*, 1988) ont pour intérêt de privilégier 'la voix du client' tout au long du développement du produit. Cette méthode met en évidence les relations d'influence entre les éléments des domaines associés aux besoins clients, aux exigences techniques, aux solutions de conception, aux exigences de réalisation et aux exigences de production à l'aide de matrice DMM (Domain Mapping Matrix) représentée en Figure 2.10. La méthode permet de tracer chaque élément de domaine vers l'amont (client) ou l'aval (production).

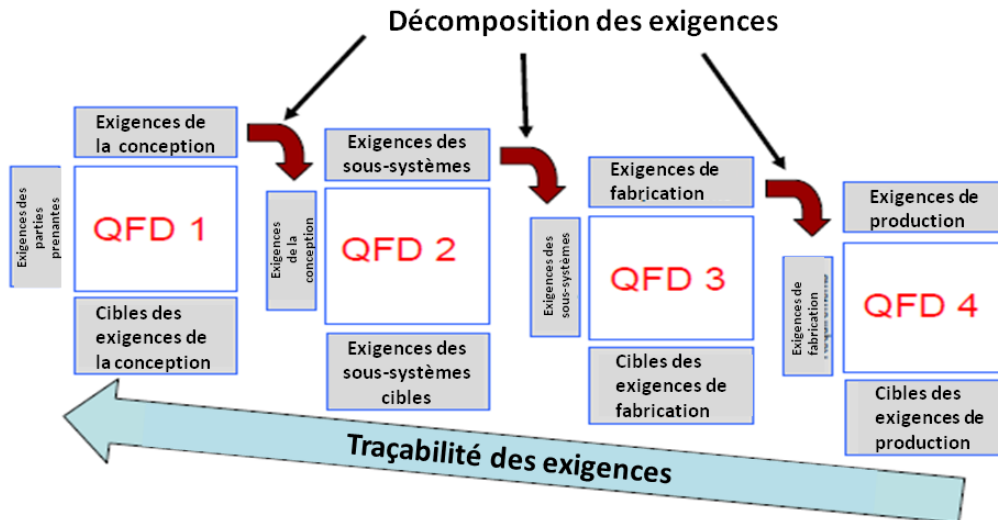


Figure 2.10 : Processus QFD global (Azarm, 2007).

A chaque étape de décomposition des exigences est construite une *maison de la qualité* selon le modèle de la Figure 2.11. La maison de la qualité relie le quoi (en ligne), *i.e.*, les demandes aux comment et combien (en colonne), *i.e.*, les éléments de solutions. Outre les résultats de l'analyse de la concurrence, la maison de qualité réunit des données utiles aux choix de conception telles que l'importance des demandes pour le client, la matrice des influences positives ou négatives entre les éléments de solution et les demandes, les cibles à atteindre (exigences de performances), les corrélations positives ou négatives entre les éléments de solution, l'importance des solutions proposées pour répondre aux attentes (prenant en compte la matrice d'influence ainsi que l'importance des demandes), le coût des éléments de solution et aussi une estimation de la difficulté à atteindre les performances.

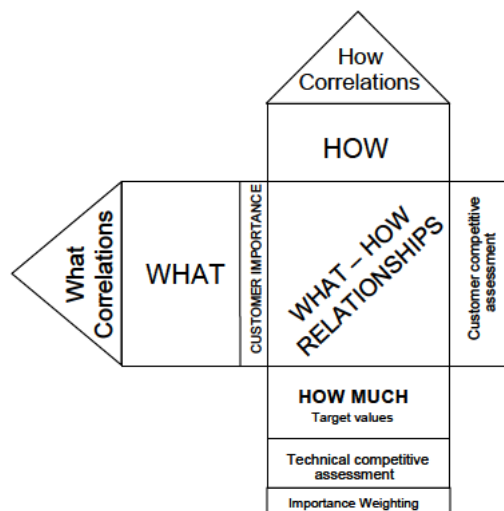


Figure 2.11 : La maison de la qualité (Burge, 2007).

Le QFD est un outil très performant d'analyse et de traçabilité des choix effectués au cours du développement d'un produit. Le QFD permet de structurer et prioriser les besoins des clients, évaluer les forces et les faiblesses des concurrents, traduire les besoins en caractéristiques techniques, identifier les corrélations entre caractéristiques techniques, estimer l'importance des besoins, estimer l'importance et la réalisabilité des caractéristiques techniques, estimer des valeurs cibles pour ces caractéristiques techniques. La notion d'importance relative d'un critère est donc introduite dans QFD, en revanche les interactions préférentielles entre critères ne sont pas du tout évoquées. QFD est un support intéressant pour la prise de décision en phase de conception préliminaire d'un produit, mais ne fournit pas de règles d'évaluation ou méthode d'évaluation explicites.

### 4.3. Goal model

Depuis plusieurs années, de nombreux efforts ont été consacrés au développement de langages de spécifications dirigés par les buts : KAOS (Lamsweerde, 1991), GBRAM (Anton, 1996), Tropos (Lamsweerde, 2009), GDMO (Kaiya, 2016) ...

Le GRL (Goal-oriented Requirement Language), intégré à la norme URN (ITU-T, 2008), permet de modéliser et de raffiner des objectifs stratégiques, de clarifier les exigences et de comparer des solutions alternatives.

Les éléments de notation de GRL présentés dans la Figure 2.12 tels que 'Goal' (exigence fonctionnelle), 'Softgoal' (exigence non fonctionnelle), 'Task' (élément de solution), 'Belief' (argumentation) sont reliés par des relations de contribution, de corrélation, d'exclusion (OU exclusif), de décomposition (ET logique) pour former un graphe d'influence tel que celui présenté, comme exemple, en Figure 2.13.

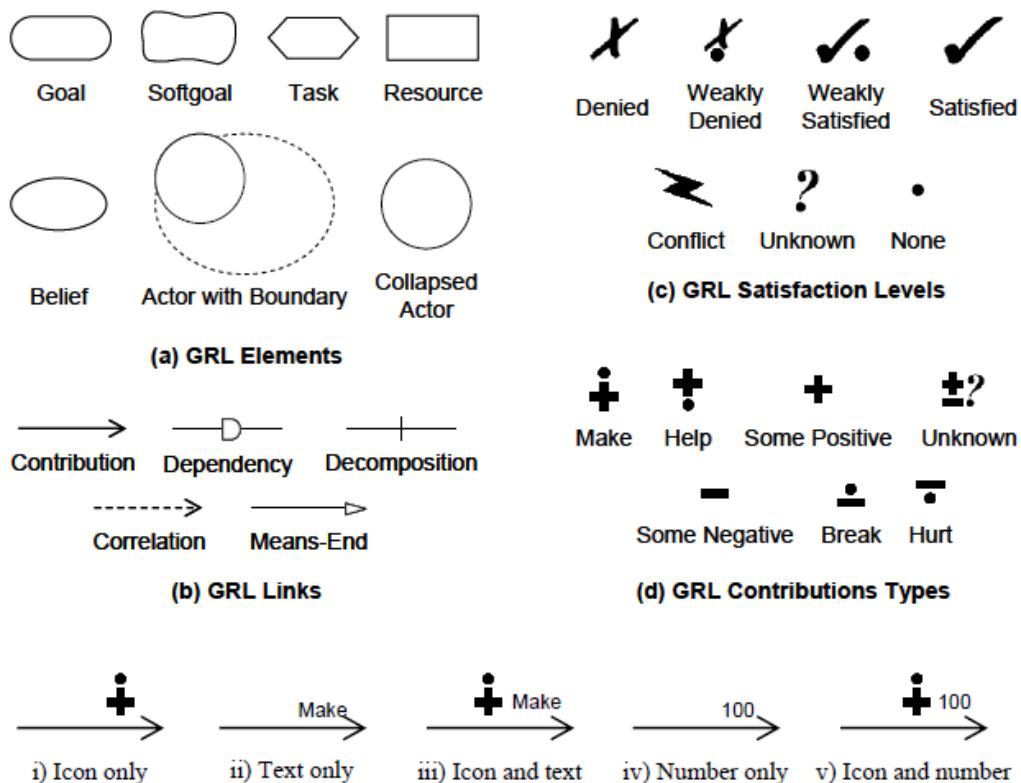


Figure 2.12 : Eléments de la notation GRL (Lamsweerde, 2001).

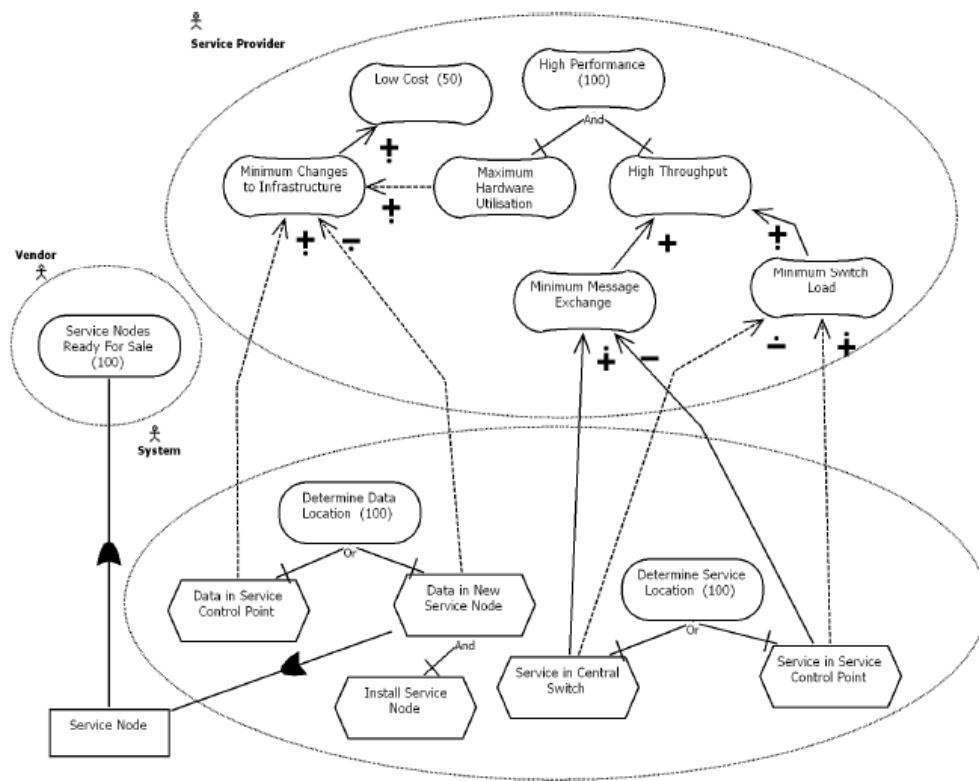


Figure 2.13 : Exemple de graphe GRL (<http://www.site.uottawa.ca/>).

Les relations d'influence de GRL peuvent être qualifiées (négatives, positives, totales, partielles, etc.). Il est alors possible d'évaluer la contribution des éléments de solutions à la satisfaction des objectifs et de comparer les solutions alternatives. Dans (Amyot, 2010), sans prétendre traiter exhaustivement les problèmes d'évaluation, les auteurs proposent trois types d'algorithmes d'évaluation (quantitatifs, qualitatifs et hybrides) selon trois directions de propagation (propagation depuis les solutions vers les objectifs pour répondre aux questions «what if», propagation des objectifs vers les solutions pour répondre «is it possible» ou propagation mixte.

Cependant ces langages n'intègrent pas de modèles de préférence des parties prenantes (la part de subjectivité dans les choix de conception n'est pas reconnue) et ne traitent pas de l'incertitude et de l'imprécision des données.

#### 4.4. Méthode SPEC

Dans (Limayem *et al.*, 2000), les auteurs ont introduit un outil appelé la méthode Spec "Suivi de Projet en cours de conception" comme aide à l'amélioration et l'optimisation d'une alternative. C'est aussi un outil d'aide au choix entre plusieurs alternatives, en particulier dans la phase de conception préliminaire d'un produit. La démarche SPEC est composée de trois phases : i) un enrichissement, par un modèle de satisfaction détaillé du concept classique de Cahier des Charges Fonctionnel ; ii) une description probabiliste des alternatives de solution en termes de performances réalisables (prévisibles à un moment donné) relativement à un ensemble de critères ; iii) une estimation, pour toute alternative de solution, et à tout moment donné du processus de conception, de son impact sur les chances de réussite du projet. La méthode SPEC permet ainsi de comparer à chaque instant différentes alternatives selon les degrés de satisfaction qu'elles semblent pouvoir procurer et les risques

techniques qu'elles présentent. La Figure 2.14 présente une description fonctionnelle de la méthode SPEC.

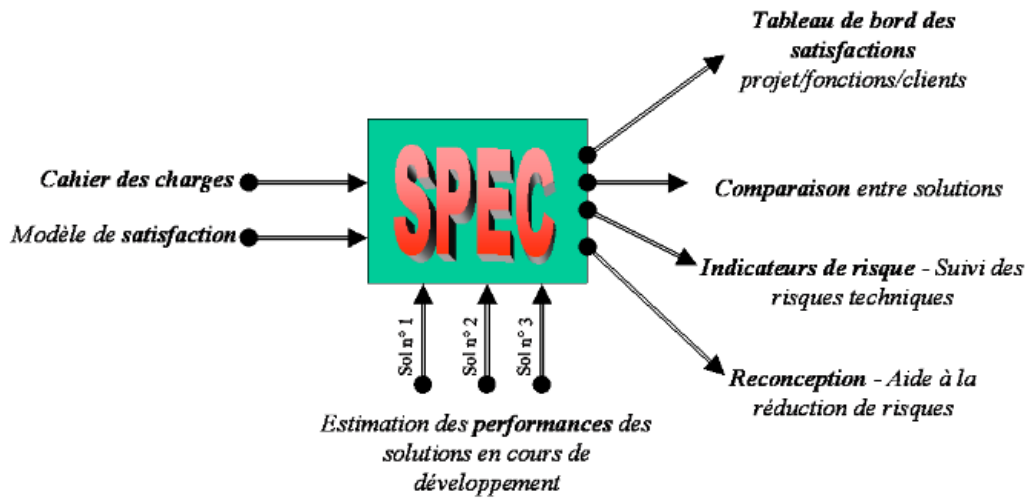


Figure 2.14 : Description fonctionnelle de la méthode SPEC (Limayem *et al.*, 2000).

Le modèle est construit à travers un arbre fonctionnel permettant de représenter chaque critère décomposable en sous-critères jusqu'à des critères d'appréciation tangibles qui constituent les feuilles de l'arbre (Figure 2.15).

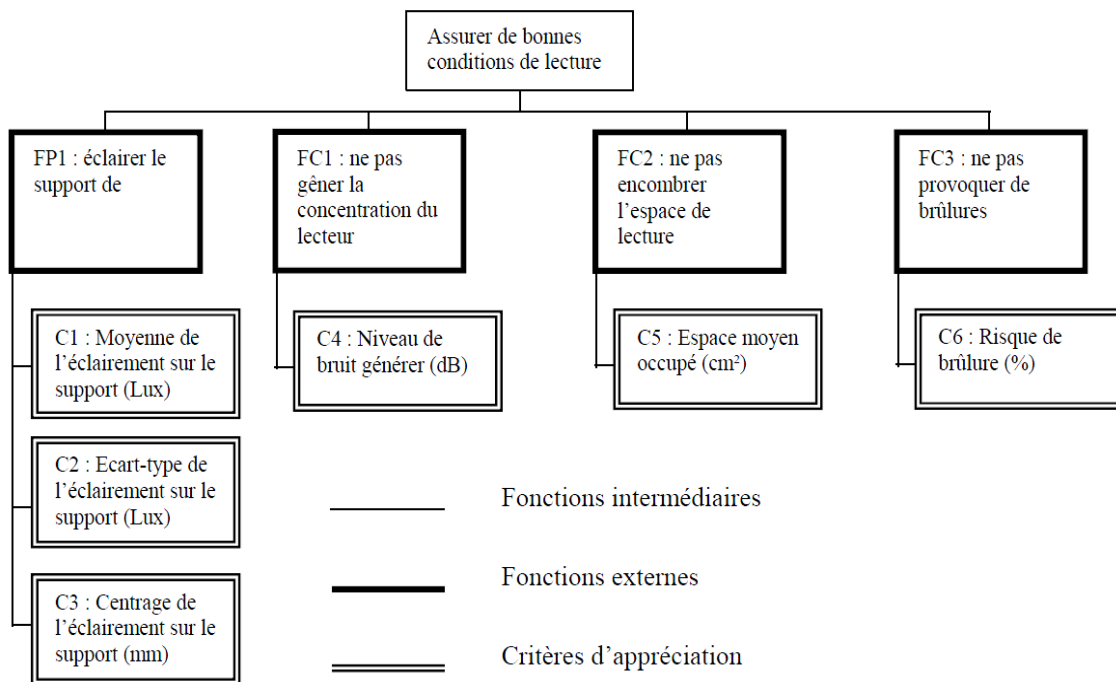


Figure 2.15 : Exemple d'un arbre fonctionnel dans (Limayem *et al.*, 2000)

La satisfaction d'un critère directement liée à l'objectif global est évaluée via des lois de propagation depuis les sous-critères associés. Des opérateurs linéaires sous la forme de moyennes pondérées ainsi que des règles floues sont utilisées pour agréger les satisfactions élémentaires. Le principe de la méthode est séduisant, mais les interactions entre les critères ne sont pas prises explicitement en compte.



#### 4.5. Modèle de confiance

S'appuyant sur les travaux de (Imoussaten, 2011, Montmain et *al.*, 2015), la méthode d'évaluation d'architecture proposée dans (Lo, 2013) repose sur un modèle qualitatif de l'influence des paramètres de conception sur les valeurs de performance, *i.e.*, ses valeurs d'utilité selon l'ensemble des critères. Ces relations d'influences peuvent être antagonistes sur un même critère pour une alternative de solution donnée (lorsque certains paramètres de conception ont des influences positives et d'autres ont des influences négatives sur le même critère). Dans ce modèle chaque relation d'influence est binaire : impact positif ou négatif sur la performance associée à un critère. Cependant chaque relation est enrichie par un avis exprimé par un expert, sur une échelle qualitative, sur la confiance qu'il a dans la réalisation de cet impact. Un mécanisme de propagation des influences et le choix adapté des opérateurs d'agrégation permettent alors d'exprimer pour chaque alternative le niveau de confiance en l'amélioration et le niveau de confiance en la dégradation de cette alternative sur la performance globale et ainsi de dégager les alternatives les plus prometteuses. La méthode a été appliquée sur un exemple de conception mécatronique (Couturier *et al.*, 2013).

Comme la méthode SPEC, cette méthode intègre la notion de réalisabilité (ici sous la forme d'un niveau de confiance dans la réalisation d'un impact sur une performance) mais qui reste limitée : par la prise en compte de seulement deux niveaux d'impact (positif ou négatif), de l'impossibilité de traiter des interactions préférentielles entre critères, et d'une approche purement qualitative aboutissant à un tri 'grossier' entre les alternatives.

#### 4.6. Analyse de faisabilité

L'analyse de faisabilité couvre communément les analyses de faisabilité économiques et les analyses de faisabilité techniques. Une analyse de la faisabilité économique a pour but de déterminer si les objectifs d'un projet sont viables pour l'entreprise en tenant compte des conditions limites de ressources, d'effort demandé et de savoir-faire. La question sous-jacente est de statuer si, oui ou non, les objectifs du projet peuvent être atteints dans le temps imparti compte tenu des ressources et des moyens disponibles.

L'analyse de faisabilité technique est moins bien définie. Elle tend à prouver qu'une solution peut être développée compte tenu de la technologie disponible, et des ressources nécessaires (Kivento, 2006). Dans (Bause, 2014), les auteurs distinguent plusieurs acceptions de l'analyse de faisabilité technique : l'analyse des conséquences acceptables ou inacceptables d'alternatives, l'évaluation de la viabilité d'une solution dans des conditions aux limites, la sélection parmi des idées créatives de solutions satisfaisant les contraintes opérationnelles.

On peut aussi chercher avantageusement à exploiter des réponses autres que celles de type binaire ('go' ou 'no go') dans une analyse de faisabilité. Ainsi, dans ses travaux de thèse, B. Rizzon (Rizzon 2006) introduit une fonction de faisabilité telle que "une configuration 'a' est plus faisable qu'une configuration 'b' "si l'on peut passer de 'a' à 'b'. A la question, l'information d'utilité est-elle suffisante au décideur, l'auteur répond que dans son opinion « *cette information ne peut pas rendre compte de la mise en œuvre d'une action. En effet l'utilité ne se préoccupe a priori que de l'intérêt de l'action (vis-à-vis des objectifs) mais pas du comment elle sera déployée. Il est fréquent de constater que des actions à faible impact (utilité faible ou moyenne) sont malgré tout privilégiées car leur mise en œuvre est jugée plus facile que des actions à fort impact (utilité élevée ou très élevée) mais jugées difficiles à mettre en œuvre* ». Pour chaque configuration, l'auteur cherche alors à maximiser la satisfaction qui peut être attendue à partir de cette configuration sous contraintes de faisabilité. (Montmain, 2015) et (Clivillé, 2015) relèvent l'intérêt de cette dualité entre performances attendues et réalisables.



Cependant dans ses travaux, Rizzon B. ne modélise ni l'incertitude, ni l'imprécision présents dans certains problèmes de décision et ne traite pas des dépendances préférentielles.

#### 4.7. Synthèse des limites et enjeux sur l'analyse système en contexte incertain

Dans ce paragraphe nous listons en Table 2.1 les problèmes techniques à résoudre pour répondre aux problématiques énoncées à la section 4 et résumons en Table 2. 2 les capacités et limites des travaux listés dans cet état de l'art.

Table 2.1 : Problématique technique à résoudre pour l'évaluation en conception préliminaire.

		COMMENT					
Dans un contexte d'incertitude et de ressources limitées	Estimation de la valeur des alternatives pour le client	Comparaison d'alternatives	Identification de corrélation (entre attributs, entre paramètres de conception)	Modélisation des relations d'influence entre paramètres de conception et attributs	Prise en compte d'interactions préférentielles	Prise en compte de modèle d'imprécision et d'incertitude	Estimation de la difficulté à atteindre des objectifs
Q U O I	P1 : Evaluer la satisfaction client	++	++	++		++	++
	P2 : Estimer la valeur des améliorations pour les parties prenantes	++	++	++		++	++
	P3 : Choisir un plan d'action pour réaliser une alternative		++	++	++		++

Ainsi pour répondre aux problématiques posées il faut être capable de:

- Estimer la valeur d'une alternative pour une partie prenante en tenant compte de multiples critères (supposés établis à partir du référentiel des exigences) et des préférences du client.
- Comparer les alternatives de façon au mieux à les ordonner et au moins à dégager les alternatives prometteuses.
- Modéliser les relations d'influence entre paramètres de conception et valeurs d'attributs de façon à orienter les concepteurs dans leurs choix de conception.
- Identifier les corrélations entre attributs ou entre paramètres de conception et de prendre en compte les interactions préférentielles de façon à en tenir compte dans l'estimation des valeurs des alternatives et à interpréter les résultats.
- Décrire et d'exploiter les modèles d'imprécision et d'incertitude adaptés aux données disponibles afin de tirer parti de tout élément de connaissance fourni.

Estimer la difficulté à atteindre des objectifs pour tenir compte des contraintes de limitation de ressource et de temps imposées à un projet de conception.

Table 2.2 : Capacité et limitations des travaux listés dans l'état de l'art

Dans un contexte d'incertitude et de ressources limitées	COMMENT					
	Méthode d'évaluation de Pugh	QFD	Goal model	SPEC	Tvx M. Lô	Tvx B. Rizzon
Estimation de la valeur des alternatives pour le client	++	+	+	++	++	++
Comparaison d'alternatives	++	+	++	++	++	++
Identification de corrélation (entre attributs, entre paramètres de conception)		++	++			
Modélisation des relations d'influence entre paramètres de conception et attributs		++	++	+	++	
Prise en compte d'interactions préférentielles						
Prise en compte de modèles d'imprécision et d'incertitude				++	++	
Estimation de la difficulté à atteindre des objectifs		+		+	+	++

La Table 2.2 met en évidence les limitations des méthodes d'évaluation actuelles et donc des verrous à lever pour :

- Prendre en compte les liens de dépendances dans l'analyse multicritère, entre variables de conception ou entre valeurs d'attributs dans l'évaluation de la valeur d'une alternative pour un client.
- Prendre en compte les interactions préférentielles
- Construire et exploiter un modèle d'incertitude en conception préliminaire (les modèles probabilistes, *e.g.*, SPEC, ne conviennent que si une base de données suffisante est disponible pour élaborer des distributions de probabilité, les travaux de M. Lô reposent sur un modèle qualitatif 'grossier').
- Modéliser la difficulté à atteindre les objectifs (cette information apparaît dans les maisons de la qualité en QFD, elle est sous-jacente dans les modèles probabilistes de SPEC, elle est exprimée sur une simple échelle qualitative de confiance dans les travaux de M. Lô, elle est modélisée par une fonction de faisabilité similaire à une fonction d'utilité dans les travaux de B. Rizzon).

Après avoir identifiées certaines problématiques de l'évaluation en conception préliminaire et les limitations de travaux issus de l'état de l'art, nous pouvons alors énoncer les contributions de cette

thèse à l'aide à la décision en environnement incertain avec pour application l'analyse système en phase préliminaire de la conception.

## **5. Contributions de cette thèse à l'évaluation en conception préliminaire**

Nos travaux visent à fournir aux architectes dans l'environnement incertain de la conception préliminaire, des méthodes outillées d'aide à la décision en recherchant le meilleur compromis entre le niveau de satisfaction atteint et l'effort nécessaire à l'atteindre.

Plus particulièrement nos contributions portent sur des méthodes de :

- Evaluation multicritère en contexte incertain avec prise en compte de la capacité à faire.
- Identification des performances à améliorer prioritairement pour satisfaire au mieux le client en tenant compte de la capacité à faire de l'entreprise.
- Aide à la décision aux ingénieurs en phase préliminaire de la conception ou de la re-conception (amélioration de solution).

Les méthodes et formalismes proposées seront adaptées au niveau d'incertitude et de précision des données disponibles pour mener l'analyse : quantitatives possibilistes, qualitatives possibilistes ou purement qualitatives.

Ces méthodes s'appuient sur la théorie de l'incertain, plus précisément la théorie des possibilités, et sur les techniques d'analyse multicritère dont un rappel utile à nos travaux est dressé au Chapitre suivant.

Nous illustrons nos propositions au Chapitre VI, sur un exemple de conception préliminaire de robot mobile.

# Chapitre III : Rappel sur l'analyse multicritère et la théorie des possibilités

Dans ce chapitre, un bref rappel sur les méthodes d'analyse multicritère est présenté. Ensuite, l'accent est mis sur les méthodes issues de la théorie multi attributs en raison des fondements théoriques solides qu'elles adoptent et qui permettent le traitement des critères interactifs d'une part, de l'incertitude d'autre part. La théorie de l'incertain est modélisée ici par la théorie des possibilités dont nous faisons un court rappel. Concernant les interactions préférentielles entre critères, il nous semble adéquat de les prendre en compte en utilisant les intégrales floues comme l'intégrale de Choquet dans le cas quantitatif et l'intégrale de Sugeno dans le cas qualitatif dont nous rappelons les définitions.

## 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 établir une comparaison entre elles. S'il faut considérer plusieurs points de vue pour établir cette comparaison, nous sommes alors confrontés à un problème de décision multicritère. Plusieurs méthodes multicritères ont été proposées pour faire face à ce problème. La dénomination la plus générale pour les désigner est MCDA pour Multiple Criteria Decision Analysis. Elles répondent à différentes problématiques : choix/sélection (sélection des "meilleures alternatives"), rangement/classement (ordre total ou partiel des alternatives selon leurs qualités relatives), tri/affectation (affectation des alternatives à des catégories prédéfinies).

La plupart des méthodes MCDA sont issues de deux grandes approches : l'approche par agrégation et l'approche de surclassement. Le principe de la première consiste à « agréger puis comparer », celui de la seconde à « comparer puis agréger » (Grabisch & Perny, 2003). Les méthodes d'agrégation sont issues de la MAVT/MAUT (Multi Attribute Value/Utility Theory) (Keeney and Raiffa., 1976) (Fishburn, 1982), elles sont aussi appelées méthodes de compensation. L'idée des méthodes d'agrégation est d'établir un critère de synthèse unique qui nous ramène vers le problème de décision mono critère. Ces méthodes allient à la fois usages communs (évaluations scolaires) et fondements théoriques bien établis. Elles peuvent répondre à des problèmes très complexes où les critères, par exemple, ne sont pas indépendants, mais leur implémentation demande un investissement important du décideur dans la construction du modèle de préférence. Les méthodes de surclassement sont composées de deux familles : la famille ELECTRE (pour ELimination Et Choix Traduisant la REALité) (Roy, 1968 ; 1973 ; 1978 ), (Roy & Bouyssou, 1993) et la famille PROMETHEE (pour Preference Ranking Organization METHod for Enrichment of Evaluations) (Vincke et Brans, 1985), (Brans et Mareschal, 2005). Il existe aussi d'autres méthodes basées sur le même principe que celui de la famille ELECTRE : QUALIFEX, ARGUS REGIME, ORESTE, ARGUS, EVAMIX (Martel et al. ,2005). L'idée de base des méthodes de surclassement est de construire une relation de surclassement sur les paires d'alternatives à partir des indices de concordance et de discordance sur les critères. Les critères sont considérés cohérents : exhaustifs, cohésifs (les critères ne doivent pas entraver les propriétés de chaque critère pris individuellement) et non redondants. Basées sur une philosophie opposée au principe d'agrégation ou de compensation, les méthodes de surclassement se contentent de comparer les alternatives, critère par critère. En effet, les fondateurs de ces méthodes considèrent qu'il y a des situations où de mauvais résultats sur un critère ne devraient pas pouvoir être compensés par de bons

résultats sur un autre. Les résultats des méthodes de surclassement sont parfois plus difficiles à justifier même si leur flexibilité explique leurs succès applicatifs.

Dans ce travail, nous serons amenés à calculer les performances des alternatives sur des critères interactifs dans un contexte d'imprécision et d'incertitude. Le cadre de la MAUT nous semble alors justifié car il permet de manipuler des systèmes de préférences sophistiqués sous une forme analytique qui se prête bien à la prise en compte d'évaluations imprécises où l'incertitude est représentée dans le cadre de la théorie des possibilités. Le choix de la théorie des possibilités est bien adapté à notre problématique. En effet, comme toutes les mesures non-additives, la théorie des possibilités est plus flexible que la théorie des probabilités ce qui la rend plus adéquate dans le traitement de données subjectives. De plus, la théorie des possibilités ne nécessite pas de larges statistiques pour construire les distributions de possibilité ; l'expertise humaine est beaucoup mieux exploitée.

Ce chapitre est organisé comme suit : la section 2 présente un rappel sur la théorie des possibilités. La section 3 revient sur la MAVT et la MAUT. Dans cette section, il est question de l'expression des préférences du décideur sous formes de modèles additifs et non additifs, dans le cas certain et incertain. Dans la MAUT, l'accent est mis sur l'expression des préférences dans le cas où l'incertitude est modélisée par la théorie des possibilités.

## 2. Rappel bref sur la théorie des possibilités

La théorie des possibilités, introduite par Zadeh (L. A. Zadeh, 1978) et développée ensuite par D. Dubois et H. Prade (Dubois et Prade, 1985) est un cadre adéquat pour représenter les informations imprécises et incertaines. Ce rappel ne se veut pas exhaustif. Nous renvoyons le lecteur pour plus de détails vers (Dubois & Prade, 2006) concernant les nuances dans la représentation de l'incomplétude, l'imprécision et l'incertitude par la théorie des possibilités et les autres théories de l'incertain comme la théorie des probabilités, la théorie des sous-ensembles flous (Bouchon-Meunier, 1995), les ensembles aléatoires (Nguyen, 1978), la théorie des fonctions de croyance (Shafer, 1976), les probabilités imprécises (Walley, 2000).

### 2.1. Distribution et mesure de possibilités

Définition 3.1 : Soit  $\Omega$  un ensemble de référence et soit  $z \in \Omega$ . Une distribution de possibilité  $\pi_z$  sur  $\Omega$  associe à chaque élément  $\omega$  de  $\Omega$ , un degré de possibilité  $\pi_z(\omega) \in [0,1]$  comme étant une description correcte d'un état du monde.  $\pi_z$  représente ce que sait un agent sur les valeurs de la quantité  $z$ . Elle reflète les valeurs qui sont plus au moins plausibles pour  $z$  :

- $\pi_z(\omega) = 0$  signifie que  $z = \omega$  est une situation impossible ;
- $\pi_z(\omega) = 1$  signifie que  $z = \omega$  est une situation totalement possible ;
- $\pi_z(\omega) > 0$  signifie que  $z = \omega$  est possible à un certain degré ;
- $[b, c] = \{\omega: \pi_z(\omega) = 1\}$  est le noyau de  $\pi_z$  ;
- $]a, d[ = \{\omega: \pi_z(\omega) > 0\}$  est le support de  $\pi_z$ .

Un cas particulier d'une distribution de possibilité est la possibilité trapézoïdale (voir Figure 3.1).

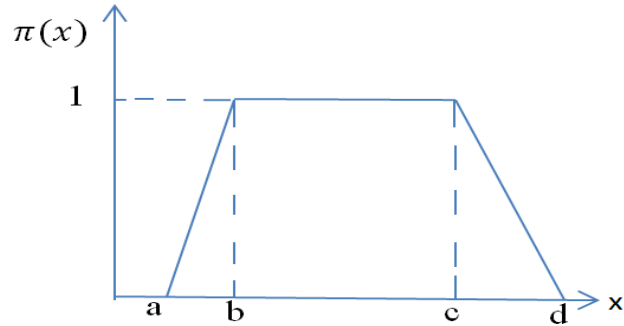


Figure 3.1 : Exemple d'une distribution de possibilité trapézoïdale.

A une distribution de possibilité  $\pi$  sont associées, une mesure de possibilité  $\Pi$  et une mesure de nécessité  $N$ .

Notons aussi qu'une distribution de possibilité  $\pi$  définit une famille de probabilité  $\varphi(\pi)$  telle que (Dubois & Prade, 1986) :  $\varphi(\pi) = \{P / \forall A, N(A) \leq P(A) \leq \Pi(A)\}$ . Elle permet ainsi de représenter de la connaissance probabiliste incomplète et d'obtenir des encadrements de probabilités : en l'absence de l'information nécessaire pour construire une loi de probabilité, le couple  $(\Pi, N)$  remplace la mesure de probabilité  $P$ .

**Définition 3.2 :** Une *mesure de possibilité*  $\Pi$  sur  $\Omega$  est une application qui attribue à chaque événement de  $2^\Omega$  un coefficient entre 0 et 1 évaluant à quel point cet événement est possible. Plus précisément,  $\Pi: 2^\Omega \rightarrow [0,1]$  satisfait :

- $\Pi(\emptyset) = 0, \Pi(\Omega) = 1;$
- $\Pi(\cup_{i=1,2,\dots} A_i) = \sup_{i=1,2,\dots} \Pi(A_i), A_i \subseteq \Omega, i = 1,2 \dots$

**Définition 3.3 :** Une *mesure de nécessité*  $N$  sur  $\Omega$  est une application qui attribue à chaque événement de  $2^\Omega$  un coefficient entre 0 et 1 évaluant à quel point la réalisation de cet événement est certaine. Plus précisément,  $N: 2^\Omega \rightarrow [0,1]$  satisfait :

- $N(\emptyset) = 0, N(\Omega) = 1;$
- $N(\cap_{i=1,2,\dots} A_i) = \inf_{i=1,2,\dots} N(A_i), A_i \subseteq \Omega, i = 1,2 \dots$

Etant donnée une distribution de possibilité  $\pi$ , les mesures floues associées  $\Pi$  et  $N$  vérifient les propriétés suivantes :

- $\forall A \subseteq \Omega, \Pi(A) = \max_{\omega \in A} \pi(\omega) ;$
- $\forall A \subseteq \Omega, N(A) = \inf_{\omega \notin A} (1 - \pi(\omega)) ;$
- $\forall A \subseteq \Omega, N(A) = 1 - \Pi(A^c).$

## 2.2. Espérance mathématique d'une distribution de possibilités

Par analogie avec l'espérance mathématique en théorie des probabilités, l'espérance mathématique associée à une distribution de possibilité a été proposé par (Dubois & Prade, 1987).

**Définition 3.4 :** Etant donnée une distribution de possibilité  $\pi$ , deux fonctions de répartition peuvent lui être associées à travers  $\Pi$  et  $N$  : les fonctions de répartition supérieure  $F^*$  et inférieure  $F_*$  telles que :

- $F^*(a) = \Pi(\cdot - \infty, a] = \sup\{\pi(\omega), \omega \leq a\}$  ;
- $F_*(a) = N(\cdot - \infty, a] = \inf\{1 - \pi(\omega), \omega > a\}$ .

L'espérance mathématique associée à  $\pi$  est alors imprécise et elle est définie par :

$$E(\pi) = [E_*(\pi), E^*(\pi)] \quad (3.1)$$

où  $E_*(\pi) = \int_{-\infty}^{+\infty} x dF^*(x)$  ; et  $E^*(\pi) = \int_{-\infty}^{+\infty} x dF_*(x)$ .

### 2.3. Description d'une distribution de possibilités

Par analogie avec les distributions de probabilités qui sont résumées pour des raisons de simplification par des moments statistiques dont les plus connus sont la moyenne et la variance, dans (Denguir-Rekik, 2009 ; Denguir-Rekik *et al.*, 2006), les auteurs proposent de résumer les distributions de possibilités par deux indicateurs : l'indicateur de position et l'imprécision moyenne.

Définition 3.5 : L'indicateur de position d'une distribution de possibilité  $\pi$ , noté  $MD(\pi)$ , est défini comme le milieu de l'intervalle représentant l'espérance mathématique de  $\pi$  :

$$MD(\pi) = \frac{1}{2} * (E_*(\pi) + E^*(\pi)) \quad (3.2)$$

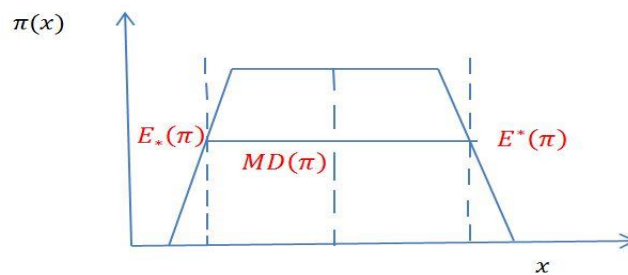


Figure 3.2 : Indicateur de position.

Définition 3.6 : L'indicateur d'imprécision moyenne d'une distribution de possibilité  $\pi$ , noté  $\Delta(\pi)$ , quantifie la dispersion des évaluations :

$$\Delta(\pi) = E^*(\pi) - E_*(\pi) \quad (3.3)$$

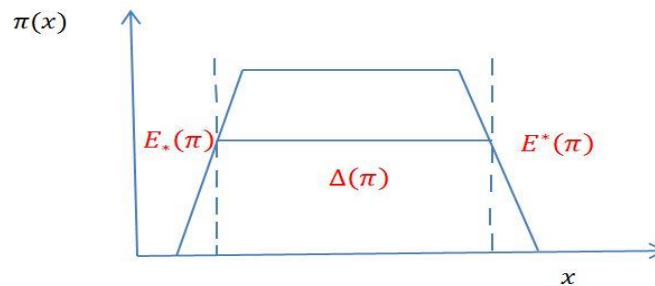


Figure 3.3 : Indicateur d'imprécision moyenne.

L'indicateur d'imprécision moyenne est nul quand il y a un consensus des évaluations. Il est maximal en cas d'ignorance totale.

## 2.4. Distribution de possibilités qualitative

La théorie des possibilités qualitatives offre un cadre de représentation pour les informations imprécises imprégnées d'incertitude qualitative (Dubois, Prade & Sabbadin, 2001); (Dubois, Grabisch, Prade & Smets, 2001).

Soit un ensemble de référence  $\Omega$ . Au lieu d'associer un degré de possibilité entre 0 et 1 aux valeurs de  $\Omega$ , la théorie des possibilités qualitatives introduit une échelle  $(L_\pi, >)$ , bornée dont les éléments sont linéairement ordonnés, pour quantifier la plausibilité des valeurs de  $\Omega$  pour être la valeur recherchée.  $L_\pi$  est équipée d'une application bijective de reversement d'ordre  $n_L$  telle que si  $e, f \in L_\pi$  avec  $e > f$  alors  $n_L(f) > n_L(e)$ . Soit 0 l'élément inférieur et 1 l'élément supérieur de  $L_\pi$  alors  $n_L(1) = 0$  et  $n_L(0) = 1$ . Pour une échelle  $L_\pi = \{0 = \text{impossible}, a, b, c, 1 = \text{totalement possible}\}$  où  $a, b$  et  $c$  sont des niveaux de possibilité intermédiaires, un exemple d'une application bijective de reversement d'ordre  $n_L$  sur  $L_\pi$  est une analogie à la fonction  $f(x) = 1 - x$  sur l'échelle continue  $[0,1]$ . Ce qui correspond à  $n_L(a) = c, n_L(b) = b, n_L(c) = a$ .

Une distribution de possibilité qualitative  $\pi : \Omega \rightarrow L_\pi$  quantifie la plausibilité des valeurs de  $\Omega$  aux niveaux de  $L_\pi$ . Si  $\Omega$  est un ensemble fini d'éléments,  $\pi$  peut être confondue avec les plausibilités qu'elle associe à ces éléments. Ainsi pour  $\Omega = \{\omega_1, \dots, \omega_5\}$ ,  $\pi = 11111$  représente l'ignorance totale,  $\pi = 00001$  est une évaluation précise,  $\pi = 01100$  est une évaluation imprécise et  $\pi = 0a1b0$  est une évaluation floue.

## 3. La théorie de l'utilité multi attribut

Soit un ensemble d'alternatives  $A$ . Supposons que les alternatives de  $A$  soient décrites par un ensemble de  $n$  attributs. Soit  $N = \{1, 2, \dots, n\}$ . Chaque attribut prend ses valeurs dans un ensemble  $X_i$ . Ainsi, l'ensemble  $A$  peut être considéré comme un sous-ensemble de  $X = \prod_{i \in N} X_i$ .

### 3.1. Le cas certain : MAVT

L'idée principale de la MAVT est d'établir une relation de préférence  $\succeq$  sur  $X$ , supposée être complète et transitive, afin de représenter les préférences du décideur. Pour cela, nous considérons que  $\succeq$  peut-être écrite à l'aide d'une fonction numérique  $V : X \rightarrow [0,1]$ , appelée fonction de valeurs, de sorte à ce que l'on ait :

$$\forall x, y \in X, x \succeq y \Leftrightarrow V(x) \geq V(y) \quad (3.4)$$

Une solution à ce problème est de chercher une décomposition de  $V$  sous forme de fonctions de valeurs sur chaque attribut. Cette décomposition nécessite l'**indépendance préférentielle faible** des attributs (Bouyssou & Pirlot, 2005).

**Définition 3.7 :** un décideur respecte l'**indépendance préférentielle faible** pour un ensemble de  $n$  attributs si la préférence qu'il exprime au regard des résultats d'une alternative sur un attribut ne dépend pas des valeurs auxquelles sont fixées les  $(n-1)$  autres critères.



Soient  $x, y \in X$ . On note  $x_I$  la restriction de  $x$  aux attributs de  $I \subseteq N$  et  $(x_I, y_{N \setminus I})$  l'alternative qui a les mêmes valeurs que  $x$  sur les attributs de  $I$  et celles de  $y$  sur les attributs de  $N \setminus I$ . On note aussi pour tout  $I \subseteq N$ ,  $X_I = \prod_{i \in I} X_i$ .

L'indépendance préférentielle faible s'énonce alors :

$$\forall i \in N, z_i, t_i \in X_i, \forall x_{N \setminus i}, y_{N \setminus i} \in X_{N \setminus i}, (z_i, x_{N \setminus i}) \pm (t_i, x_{N \setminus i}) \Leftrightarrow (z_i, y_{N \setminus i}) \pm (t_i, y_{N \setminus i}) \quad (3.5)$$

Sous cette condition, on obtient le modèle décomposable de Krantz (Krantz et al. 1971) :

$$\forall x = (x_1, \dots, x_n) \in X, V(x) = F(v_1(x_1), \dots, v_n(x_n)) \quad (3.6)$$

où  $v_1, \dots, v_n$  sont les fonctions de valeurs marginales et  $F$  un opérateur d'agrégation non décroissant en chacun de ses arguments.

### 3.1.1. Modèle additif

Pour établir une écriture de  $V$  sous une forme additive des fonctions des valeurs marginales, les attributs doivent être préférentiellement indépendants (Keeney & Raiffa, 1976).

**Définition 3.8 :** un décideur respecte l'**indépendance préférentielle** pour un ensemble de  $n$  attributs si la préférence qu'il exprime au regard des résultats d'une alternative sur un sous-ensemble de  $k$  attributs parmi les  $n$  attributs ne dépend pas des valeurs auxquelles sont fixées les  $(n - k)$  autres attributs :

$$\forall I \subset N, z_I, t_I \in X_I, \forall x_{N \setminus I}, y_{N \setminus I} \in X_{N \setminus I}, (z_I, x_{N \setminus I}) \pm (z_I, y_{N \setminus I}) \Leftrightarrow (t_I, x_{N \setminus I}) \pm (t_I, y_{N \setminus I})$$

L'indépendance préférentielle implique l'indépendance préférentielle faible. En revanche, la réciproque est fautive et l'indépendance préférentielle faible se révèle trop pauvre pour garantir l'existence d'une fonction de valeur additive.

Le modèle additif s'écrit de la façon suivante :

$$V(x) = \sum_i \omega_i \cdot v_i(x_i) \quad (3.7)$$

où  $\omega_i$  est le poids du  $i^{\text{ème}}$  attribut. Ce modèle est le plus souvent utilisé. Il est le support des méthodes UTA (UTILITY Additive) (Jacquet-Lagrèze *et al.*, 1982), SMART (Simple Multi Attribute Rating Technique) (Edwards, 1971), MACBETH (Measuring Attractiveness by a Categorical Based Evaluation Technique) (Bana E Costa and Vansnick, 1994 ; 1997 ; 1999) (Bana E Costa *et al.*, 2005).

Plusieurs techniques ont été proposées pour déterminer les poids  $\omega_i$  et les fonctions de valeurs marginales  $v_i$  pour le modèle additif. La méthode MACBETH est la plus récente et se distingue par une procédure de questionnement structurée qui facilite l'obtention des paramètres du modèle additif en interaction avec le décideur (Bana E Costa *et al.*, 2005). Dans la suite, une brève présentation du principe d'identification indirect des paramètres du modèle additif par MACBETH est donnée.

Le décideur fournit des informations sur ses préférences relativement à des paires d'alternatives de  $A$  :

- D'abord en donnant un jugement sur l'attractivité relative d'une alternative sur l'autre (jugement ordinal) ;

- Puis, en exprimant un jugement qualitatif quant à la différence d'attractivité entre les deux éléments de  $A$ . Six niveaux, « très faible », « faible », « modéré », « fort », « très fort », « extrême » sont proposés au décideur pour quantifier la différence d'attractivité.

Cette procédure permet d'avoir des informations sur les préférences du décideur mais aussi sur l'intensité de ses préférences. De cette procédure de questionnement, un programme linéaire est généré à partir des expressions de préférences obtenues par comparaison de paires d'alternatives. La résolution de ce dernier donne les paramètres recherchés. Il s'agit là d'une méthode d'identification indirecte puisque le décideur n'est jamais amené à s'exprimer directement sur les valeurs de paramètres qui ne font pas nécessairement sens pour lui.

#### Détermination des fonctions de valeurs marginales $v_i$

Cette sous-section donne un aperçu de comment déterminer la fonction de valeurs du  $i^{\text{ème}}$  attribut en utilisant la méthode MACBETH. Plus précisément, si on note  $A = \{a^1, \dots, a^m\}$ , les paramètres à déterminer sont  $x_1 = v_i(a_i^1)$ ,  $x_2 = v_i(a_i^2)$ , ...,  $x_m = v_i(a_i^m)$ . Il est nécessaire d'avoir la commensurabilité entre les fonctions de valeurs calculées sur chaque attribut, c'est-à-dire, si, pour deux attributs différents  $i$  et  $j$ ,  $v_i(a_i^{k_1}) = v_j(a_j^{k_2})$ , le degré de satisfaction du décideur procuré par l'alternative  $a^{k_1}$  sur le  $i^{\text{ème}}$  attribut est le même que celui procuré par l'alternative  $a^{k_2}$  sur le  $j^{\text{ème}}$  attribut. Pour assurer la commensurabilité, MACBETH considère qu'il existe deux valeurs particulières sur chaque attribut :

- $1_i$ , la valeur à partir de laquelle la satisfaction du décideur est maximale ; au-delà la satisfaction reste la même.
- $0_i$  la valeur considérée totalement inacceptable par le décideur.

Ces deux valeurs permettent de fixer l'échelle calculée pour chaque attribut et nous avons  $v_i(1_i) = 1$  et  $v_i(0_i) = 0$ .

Ainsi les alternatives nulle  $(0_1, \dots, 0_n)$  et idéale  $(1_1, \dots, 1_n)$  sont ajoutées à la procédure de questionnement MACBETH. Soit  $A' = \{a^1, \dots, a^m, \text{nulle}, \text{idéale}\}$ .

Nous considérons que les réponses à la procédure de questionnement MACBETH pour les paires d'éléments de  $A'$  permettent de construire deux relations binaires :

- $P = \{(x, y) \in A' \times A' : x \text{ est plus attractif que } y\}$  ;
- $I = \{(x, y) \in A' \times A' : x \text{ n'est pas plus attractif que } y \text{ et } y \text{ n'est pas plus attractif que } x\}$ .

Ensuite, les différences d'attractivité, fournies par le décideur sur les paires d'éléments de  $P$  sont prises en compte. Pour  $s, t \in \{1, \dots, 6\}$ ,  $C_{st} = \{(x, y) \in P : \text{la différence d'attractivité est de } d_s \text{ à } d_t\}$  où  $d_i$  est l'un des six niveaux d'attractivité. Des deux relations binaires précédentes, on peut déduire :

- $(x, y) \in I$  sur l'attribut  $i$  signifie que  $v_i(x_i) = v_i(y_i)$  ;
- $(x, y) \in C_{st}$  sur l'attribut  $i$  signifie qu'il existe des variables  $\sigma_t \geq 0$  telles que  $\sigma_t < v_i(x_i) - v_i(y_i) < \sigma_{t+1}$  où les  $\sigma_t$  expriment les différences d'attractivité selon le niveau choisi par le décideur.

Au final, le programme linéaire suivant est généré (Bana E Costa et al., 2005) :

Min  $x_1$

Sous les contraintes

$$\begin{aligned}
 x_p - x_r &= 0, & \forall (a^p, a^r) \in I \\
 \sigma_t + d_{min} &\leq x_p - x_r, & \forall (a^p, a^r) \in C_{st} \\
 x_p - x_r &\leq \sigma_{t+1} - d_{min}, & \forall (a^p, a^r) \in C_{st} \\
 d_{min} &\leq \sigma_1 \\
 \sigma_{t-1} + d_{min} &\leq \sigma_{t-1}, & t \in \{2,6\} \\
 \sigma_t &\geq 0, & t \in \{1,6\} \\
 x_k &\geq 0, & k \in \{1, m\}.
 \end{aligned}$$

où  $d_{min}$  est une constante introduite pour remplacer les inégalités strictes par des inégalités non strictes.

### Détermination des poids $\omega_i$

La procédure est la même pour déterminer les poids des critères. Cette fois-ci, elle n'est pas appliquée aux alternatives de  $A'$ , mais à des alternatives particulières appelées alternatives binaires. Ces alternatives sont de la forme  $b_i = (0_1, \dots, 0_{i-1}, 1_i, 0_{i+1}, \dots, 0_n)$ . Les paramètres à déterminer sont  $\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_n$ . Lorsque le modèle additif est appliqué aux alternatives  $b_i$ , nous avons  $V(b_i) = \omega_i$ . Ainsi le programme linéaire généré est le suivant :

$$\begin{aligned}
 \text{Min } &\omega_1 \\
 \text{sous} & \\
 \omega_i &= \omega_j, & \forall (b_i, b_j) \in I \\
 \sigma_t + d_{min} &\leq \omega_i - \omega_j, & \forall (b_i, b_j) \in C_{st} \\
 \omega_i - \omega_j &\leq \sigma_{t+1} - d_{min}, & \forall (b_i, b_j) \in C_{st} \\
 \sum \omega_i &= 1 \\
 d_{min} &\leq \sigma_1 \\
 \sigma_{t-1} + d_{min} &\leq \sigma_{t-1}, & t \in \{2,6\} \\
 \sigma_t &\geq 0, & t \in \{1,6\} \\
 x_k &\geq 0, & k \in \{1, m\}.
 \end{aligned}$$

Récemment, plusieurs travaux sont venus enrichir la MAVT en proposant des modèles non-additifs comme ceux basés sur les intégrales floues. Les intégrales de Choquet et de Sugeno par exemple, prennent en compte l'interactivité des critères (J-L. Marichal 2000, M. Grabisch 1996), (Ch. Labreuche and M. Grabisch 2003).

### 3.1.2. Modèle non-additif basé sur les intégrales floues

Comme les intégrales classiques sont basées sur des mesures, les intégrales floues sont basées sur des mesures floues.

**Définition 3.9 :** Une mesure floue  $\mu$ , encore appelée capacité ou mesure non-additive (Sugeno, 1974), sur l'ensemble  $N$  est une fonction d'ensemble  $\mu: 2^N \rightarrow [0,1]$  telle que :

- $\mu(\emptyset) = 0; \mu(N) = 1$  (les contraintes aux extrémités) ;
- $\mu(A) \leq \mu(B)$  pour tout  $A \subseteq B$  (la monotonie).

Dans le contexte de la MAVT,  $\mu(A)$  représente l'importance, ou le « poids », de la coalition de critères  $A \subseteq N$ . La monotonie signifie que si on rajoute un critère à une coalition, le « poids » de cette dernière augmente.

**Remarque :** les mesures de possibilité et de nécessité sont des capacités.

Soit  $x = (x_1, \dots, x_n) \in \square_+^n$ .

**Définition 2.10 :** l'intégrale de Choquet de  $x$  par rapport à une mesure floue  $\mu$  est définie par :

$$C_\mu(x) = \sum_{i=1}^n (x_{\sigma(i)} - x_{\sigma(i-1)}) \mu(A_{\sigma(i)}) \quad (3.8)$$

où  $\sigma$  est une permutation sur  $N$  vérifiant :  $x_{\sigma(0)} := 0 \leq x_{\sigma(1)} \leq \dots \leq x_{\sigma(n)}$ , et  $A_{\sigma(i)} = \{\sigma(i), \sigma(i+1), \dots, \sigma(n)\}$ .

ou encore :

$$C_\mu(x) = \sum_{i=1}^n \Delta\mu_{\sigma(i)} \cdot x_{\sigma(i)} \quad (3.9)$$

avec  $\Delta\mu_{\sigma(i)} = \mu(A_{\sigma(i)}) - \mu(A_{\sigma(i+1)})$  et  $A_{\sigma(n+1)} = \emptyset$ .

**Définition 3.11 :** l'intégrale de Sugeno de  $x$  par rapport à une mesure floue  $\mu$  est définie par :

$$S_\mu(x) = \bigvee_{i=1}^n [x_{\sigma(i)} \wedge \mu(A_{\sigma(i)})] \quad (3.10)$$

où  $\sigma$  est une permutation sur  $N$  vérifiant :  $x_{\sigma(0)} := 0 \leq x_{\sigma(1)} \leq \dots \leq x_{\sigma(n)}$ ,  $A_{\sigma(i)} = \{\sigma(i), \sigma(i+1), \dots, \sigma(n)\}$  et  $\wedge$  (resp.  $\vee$ ) est l'opérateur min (resp. max).

De par les opérateurs qui les composent, l'intégrale de Sugeno est utilisée avec des échelles ordinales, l'intégrale de Choquet avec des échelles quantitatives d'intervalles.

Le modèle décomposable équation (3.6) appliqué à l'intégrale de Choquet devient :

$$\forall x = (x_1, \dots, x_n) \in X, V(x) = C_\mu(v_1(x_1), \dots, v_n(x_n)) \quad (3.11)$$

L'intégrale de Choquet est un modèle plus sophistiqué que le modèle additif et permet de modéliser une plus grande variété de systèmes de préférences (importance des critères, interactions préférentielles entre ceux-ci). Cependant, l'identification des  $2^n - 2$  paramètres définissant une capacité nécessite une quantité d'information importante de la part du décideur. C'est pour diminuer cette quantité d'information que la notion de capacité k-additive a été proposée (Grabisch, 1997a ; 1997b). Ainsi une capacité 2-additive nécessitera uniquement  $\frac{n(n+1)}{2} - 1$  paramètres à déterminer. La définition d'une capacité k-additive nécessite l'introduction de la notion de la transformée de Möbius.

**Définition 3.12 :** Etant donnée une capacité  $\mu$  sur  $N$ . La transformé de Möbius de  $\mu$  est une fonction  $m: 2^N \rightarrow \mathbb{R}$  définie par :

$$m(T) := \sum_{K \subseteq T} (-1)^{|T \setminus K|} \mu(K), \quad \forall T \in 2^N.$$

Inversement, la capacité  $\mu$  peut être calculée à partir de  $m$  :

$$\mu(T) := \sum_{K \subseteq T} m(K), \quad \forall T \in 2^N.$$

**Définition 3.13 :** Une capacité  $\mu$  est dite  $k$  –additive ( $k \in N$ ) si sa transformée de Möbius vérifie les deux conditions suivantes (Grabisch, 1997a) :

- (1)  $\forall T \in 2^N, m(T) = 0$  si  $|T| > k$
- (2)  $\exists B \in 2^N$  tel que  $|B| = k$  et  $m(B) \neq 0$ .

La capacité 2 –additive est celle qui a été la plus exploitée. En effet, elle représente un compromis entre un modèle sophistiqué et le modèle additif. De plus les paramètres d'une capacité 2 –additive sont plus facilement interprétables par un décideur. La capacité 2 –additive, par définition, tient compte des importances des critères pris individuellement et les interactions deux à deux de ceux-ci.

Nous allons utiliser dans la suite les notations suivantes : pour  $i, j \in N$ , la quantité  $\mu(\{i\})$  sera notée  $\mu_i$  et  $\mu(\{i, j\})$  sera notée  $\mu_{ij}$ .

### Importance relative des critères: indices et valeurs de Shapley

L'importance globale d'un critère  $i \in N$  semble naturellement être déterminée par le nombre  $\mu_i$ , mais en réalité, il faut prendre en compte toutes les quantités  $\mu(K)$  de toutes les coalitions  $K$  qui contiennent  $i$ . En effet, nous pouvons avoir  $\mu_i = 0$ , suggérant que le  $i^{\text{ème}}$  critère est sans importance, mais il peut arriver que pour de nombreux sous-ensembles  $K \subseteq N$ , la quantité  $\mu(K \cup \{i\})$  soit strictement supérieure à la quantité  $\mu(K)$ , suggérant cette fois-ci, que le  $i^{\text{ème}}$  critère est un élément important dans la décision. Shapley a proposé en 1953, la définition suivante d'un coefficient d'importance basée sur un ensemble d'axiomes raisonnables (Shapley, 53) :

**Définition 3.14 :** Soit  $\mu$  une mesure floue sur  $N$ . L'indice de Shapley  $v_i \in [0,1]$  pour un critère  $i \in N$  relativement à la capacité  $\mu$ , est défini par :

$$v_i = \sum_{K \subseteq N \setminus \{i\}} \gamma_{i,K} [\mu(K \cup \{i\}) - \mu(K)] \quad \text{où } \gamma_{i,K} = \frac{(n - |K| - 1)! |K|!}{n!}$$

La valeur de Shapley de  $\mu$  est le vecteur  $v(\mu) = (v_1, \dots, v_n)$ .

Une propriété fondamentale de la valeur de Shapley est que  $\sum_{i=1}^n v_i = 1$ .

Cette notion a été utilisée essentiellement dans la théorie des jeux (Shapley, 53) où  $v_i$  exprime un indice de pouvoir, *i.e.*,  $v_i$  est interprété comme une valeur moyenne des contributions marginales ( $\mu(K \cup \{i\}) - \mu(K)$ ) du joueur  $i$  dans toutes les coalitions où il participe ( $N$  représente l'ensemble des joueurs et  $\mu(N)$  la valeur totale mise en jeu).

Par analogie, en aide à la décision multicritère,  $v_i$  exprime l'importance relative du critère  $i$  dans le problème décisionnel (l'importance de la prise de décision par le critère  $i$  tout seul). L'indice de Shapley est alors interprété comme la valeur moyenne (pondérée) des contributions marginales du

critère  $i$  dans toutes les coalitions qui le contiennent. Notons que lorsque la mesure  $\mu$  est additive, nous avons :  $\mu_i = \mu(K \cup \{i\}) - \mu(K)$  et  $v_i = \mu_i$ .

### Le concept d'interaction mutuelle entre les critères

L'autre concept important est l'idée d'interaction mutuelle entre deux critères. Le fait que la valeur de Shapley  $v_i$  liée au critère  $i$  soit différente de la valeur  $\mu_i$  prouve que les critères agissent les uns sur les autres.

Naturellement, il serait intéressant d'évaluer le degré d'interaction parmi n'importe quel sous-ensemble de critères. Considérons tout d'abord, la paire de critères  $\{i, j\}$ , la quantité  $[\mu_{ij} - \mu_i - \mu_j]$  semble refléter ce degré ; quant à l'importance, une définition appropriée doit considérer non seulement  $\mu_{ij}$ ,  $\mu_i$  et  $\mu_j$  (comme c'est le cas pour l'indice de Shapley), mais aussi les mesures de toutes les coalitions contenant  $i$  et  $j$ . Ainsi l'interaction entre deux critères  $i$  et  $j$  peut être vue comme la moyenne des contributions marginales de  $j$  en l'absence de  $i$ , correspondant à la somme sur toutes les combinaisons  $K \subset N \setminus \{i, j\}$  :

$$\Delta_{ij}\mu(K) = [\mu(K \cup \{i, j\}) - \mu(K \cup \{i\}) - \mu(K \cup \{j\}) + \mu(K)] \quad (3.12)$$

Ainsi, T.Murofushi et S.Soneda (Murofushi *et al.*, 93) ont proposé la définition suivante qui aboutit à un coefficient d'interaction mutuelle  $I_{i,j} \in [-1,1]$  entre les critères  $i$  et  $j$  :

**Définition 3.15 :** Soit  $\mu$  une mesure floue sur  $N$ . L'indice d'interaction entre deux critères  $i$  et  $j$  relatif à  $\mu$  est donné selon la formule suivante :

$$I_{i,j} = \sum_{K \subset N - \{i,j\}} \gamma_{i,j,K} \cdot \Delta_{ij}\mu(K) \quad (3.13)$$

où  $\gamma_{i,j,K} = \frac{(n - |K| - 2)! |K|!}{(n - 1)!}$

Une généralisation de cette définition pour n'importe quelle coalition de critères a été introduite par Grabisch (Grabisch, 97b).

Dans le cas 2-additif, la quantité  $\Delta\mu_{\sigma(i)}$  de l'équation (3.12) devient (Akharraz *et al.*, 2002a) :

$$\Delta\mu_{\sigma(i)} = v_{\sigma(i)} + \frac{1}{2} \sum_{j>i} I_{\sigma(i)\sigma(j)} - \frac{1}{2} \sum_{j<i} I_{\sigma(j)\sigma(i)}$$

Et l'intégrale de Choquet peut s'écrire :

$$C_{\mu}(x) = \sum_{i=1}^n \left[ v_{\sigma(i)} + \frac{1}{2} \sum_{j>i} I_{\sigma(i)\sigma(j)} - \frac{1}{2} \sum_{j<i} I_{\sigma(j)\sigma(i)} \right] \cdot x_{\sigma(i)}$$

avec  $v_i - \frac{1}{2} \sum_{i \neq j} |I_{ij}| \geq 0$ .

Les valeurs prises par  $I_{ij}$  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 (ou redondance) : 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 totalement redondants.

### Détermination des coefficient d'une capacité : extension de la méthode MACBETH

Plusieurs travaux (Angilella *et al.*, 2004, 2010); (Labreuche *et al.* 2005), (Marichal *et al.*, 1998) ; (Mayag *et al.* 2011a, 2011b) (Greco *et al.* 2014) (Marichal *et al.*, 2000) ont été proposés pour déterminer les paramètres d'une capacité 2-additive à partir des préférences du décideur sur un ensemble d'alternatives noté  $A_r$ , appelé ensemble de référence. Si on veut utiliser la terminologie de l'apprentissage statistique, cet ensemble est un ensemble d'apprentissage (Grabisch *et al.* 2008). Le décideur est supposé connaître ces alternatives et savoir exprimer ses préférences sans difficultés. Les informations demandées au décideur diffèrent d'une méthode à l'autre, certaines demandent des informations supplémentaires sur les poids des attributs et les interactions entre ceux-ci :

- La table de fonction de valeurs de  $A_r$  :  $\{v_i(a_i), i \in N, a \in A_r\}$  (Angilella *et al.*, 2004) (Marichal *et al.*, 2000) ;
- $\{V(a), a \in A_r\}$  (Labreuche *et al.* 2005) ;
- Un ordre partiel sur les éléments de  $A_r$  (Labreuche *et al.* 2005) (Grabisch *et al.*, 2008) (Angilella *et al.*, 2004) (Angilella *et al.*, 2010) (Greco *et al.* 2014) (Marichal *et al.*, 2000) ;
- Un ordre partiel sur les éléments de  $A_r \times A_r$  (Greco *et al.* 2014) ;
- Un ordre partiel concernant le  $i^{\text{ème}}$  critère sur les éléments de  $A_r \times A_r$  (Greco *et al.*, 2014) ;
- La comparaison de l'intensité de préférence entre deux couples d'alternatives (Angilella *et al.*, 2010) ;
- Un ordre partiel sur les éléments de  $N$  (Labreuche *et al.*, 2005) (Grabisch *et al.*, 2008) (Angilella *et al.*, 2004) (Angilella *et al.*, 2010) (Marichal *et al.*, 2000) ;
- La comparaison par paires de la différence entre les importances des critères (Angilella *et al.*, 2010) ;
- Un ordre partiel sur les éléments de  $2^N$  (Labreuche *et al.*, 2005) (Grabisch *et al.*, 2008) (Angilella *et al.*, 2004) (Marichal *et al.*, 2000) ;
- Le signe du coefficient d'interaction entre certains couple de critères (Angilella *et al.*, 2004) , (Angilella *et al.*, 2010), (Marichal *et al.*, 2000);
- La comparaison par paires de l'intensité d'interaction entre les critères (Angilella *et al.*, 2010) ;
- La comparaison par paires de la différence entre les intensités d'interaction entre les critères (Angilella *et al.*, 2010).

Comme dans le cas de la méthode MACBETH, les réponses à la procédure de questionnement de chacune de ces méthodes et les contraintes liées à la définition d'une capacité génère un programme linéaire. La résolution de ce programme permet d'identifier les paramètres de la capacité 2-additive. Notons que ces méthodes considèrent que les attributs sont définis sur la même échelle. Ainsi, elles ne se préoccupent pas de déterminer les fonctions de valeurs qui permettent de construire une même échelle des attributs comme le fait MACBETH.

Récemment, une extension de la méthode MACBETH a été proposée pour identifier la capacité et les fonctions de valeurs (Labreuche *et al.*, 2003). Il s'agit d'étendre la procédure de questionnement de MACBETH à des alternatives spécifiques :

- Pour déterminer les paramètres de la capacité, la procédure de questionnement MACBETH est appliquée aux alternatives binaires de type  $(1_A, 0_{A^c})$  où  $A$  est un sous-ensemble de  $N$ .
- Pour déterminer les fonctions de valeurs, la procédure de questionnement MACBETH est appliquée aux alternatives fictives de type  $(a_i^k, 0_{-i})$ ,  $i \in N$ ,  $k \in \{1, \dots, m\}$ .

Notons que  $V(1_A, 0_{A^c}) = C_\mu(1_A, 0_{A^c}) = \mu(A)$  et  $(a_i^k, 0_{-i}) = C_\mu(v_i(a_i^k), 0_{-i}) = \mu(\{i\}) v_i(a_i^k)$ . Il en résulte que les coefficients de la capacité doivent être déterminés en premier.

Le programme linéaire générer des réponses aux questionnement de MACBETH sur les paires d'alternatives binaires doit considérer les contraintes liées à la définition d'une capacité : la monotonie et les conditions aux limites, *e.g.*,  $\mu(N) = 1$  et  $\mu(\emptyset) = 0$ .

L'application de cette méthode nécessite une quantité importante d'information. Il s'impose de considérer seulement un ensemble réduit d'alternatives binaires.

### 3.2. Le cas incertain : MAUT

La MAUT se différencie de la MAVT par la prise en compte de l'incertitude. Si la MAVT a pour objectif de construire une fonction de valeur pour représenter les préférences du décideur sur des résultats certains et précis, la MAUT a pour objectif de construire une fonction similaire, appelée utilité, pour représenter les préférences du décideur quand les résultats des alternatives sur les critères sont incertains, *e.g.*, les conséquences sont perçues sous la forme de distributions de probabilités.

Nous proposons dans la suite une brève synthèse des outils qui sont utilisés pour construire l'utilité globale dans le cas incertain.

#### 3.2.1. L'incertain probabilisé

Nous supposons ici que les résultats des alternatives sur chaque critère sont donnés sous forme d'une distribution de probabilité.

Soit une alternative  $a \in A$  et soit  $p^a$  la distribution de probabilité associé à  $a$ . On note  $p_i^a$  la probabilité marginale de  $p^a$  sur  $X_i$ . Soit  $P_X$  (resp.  $P_{X_i}$ ) l'ensemble des probabilités sur  $X$  (resp.  $X_i$ ). Le théorème de von Neumann et Morgenstern (von Neumann et Morgenstern, 2007) donne les axiomes que doivent vérifier les préférences du décideur sur les probabilités  $P_i$  pour établir une utilité  $u_i$  représentant numériquement ses préférences sur les probabilités définies sur le  $i^{\text{ème}}$  attribut. Cette utilité vérifie :

$$\forall p, q \in P_{X_i}, p \succ q \text{ ssi } U_i(p) = \int_{X_i} u_i(x_i) dF_p(x_i) > U_i(q) = \int_{X_i} u_i(x_i) dF_q(x_i) \quad (3.14)$$

où  $dF_p$  est la fonction de répartition associée à la probabilité  $p$ .

Pour construire l'utilité globale  $U$  sur l'ensemble des probabilités  $P_X$  à partir des utilités marginales  $u_i$ , des hypothèses d'indépendance doivent être considérées.

**Définition 3.16 (Indépendance de valeurs) :** Les attributs de  $K$  (sous-ensemble de  $N$ ) sont indépendants en valeurs des attributs de  $K'$  (sous-ensemble de  $N$ ) si les préférences sur les distributions de probabilité ne dépendent que des distributions de probabilité marginales sur  $K$  et  $K'$ .



Si l'indépendance de valeurs est vérifiée entre  $\{i\}$  et  $N \setminus \{i\}$  pour tout  $i \in N$ , alors l'utilité globale peut être écrite sous la forme d'un modèle additif des utilités marginales sur chacun des critères (Keeney et Raiffa, 1976) :

$$U(x) = \sum_i \omega_i \cdot u_i(x_i), \quad (3.15)$$

où  $\sum_i \omega_i = 1$ .

**Définition 3.17 (Indépendance d'utilité) :** Les attributs de  $K$  (sous-ensemble de  $N$ ) sont indépendants d'utilité des attributs de  $K'$  (sous-ensemble de  $N$ ) si les préférences sur les distributions de probabilité définies sur  $K$ , ne dépendent pas des valeurs auxquelles sont fixés les critères de  $K'$ .

Si l'indépendance d'utilité est vérifiée alors l'utilité globale peut être écrite soit sous forme additive de l'équation (3.15) soit sous forme multiplicative en fonction des utilités marginales (Keeney et Raiffa, 1976) :

$$1 + k.U(x) = \prod_i (1 + k.k_i \cdot u_i(x_i)), \quad \sum_i k_i \neq 1 \quad (3.16)$$

Nous renvoyons le lecteur vers (Keeney et Raiffa, 1976) pour plus de détails sur la MAUT dans le cas probabiliste, plus particulièrement sur la vérification des hypothèses d'indépendance et sur la construction des utilités marginales.

### 3.2.2. L'incertain possibiliste

Supposons ici que les résultats des alternatives sur chaque attribut soient donnés sous forme de distributions de possibilité. Ainsi une alternative  $a$  est confondue avec le vecteur  $(\pi_1^a, \pi_2^a, \dots, \pi_n^a)$  des distributions de possibilité sur chaque attribut. En effet, nous considérons le cas où les distributions de possibilités sur  $X$  sont fonction des distributions marginales sur les  $X_i$ .

#### Cas ordinal

Considérons dans un premier temps des distributions de possibilité ordinales. Chaque distribution  $\pi_i^a : X_i \rightarrow V_i$  ( $V_i$  est une échelle ordinale) associe à chaque valeur de l'ensemble  $X_i$  la possibilité qu'elle soit la vraie évaluation de l'alternative  $a$  sur le  $i^{\text{ème}}$  critère.

Soit  $\Pi_X$  (resp.  $\Pi_{X_i}$ ) l'ensemble des distribution de possibilité sur  $X$  (resp.  $X_i$ ). Supposons qu'il existe deux éléments  $1_i$  le plus grand et  $0_i$  le plus petit élément de  $X_i$  (considéré ici fini). La relation de préférence sur  $\Pi_{X_i}$  peut être représentée par une utilité  $U_i$  telle que  $\sup_{\Pi_{X_i}} (U_i(\pi)) = 1$  et

$$\inf_{\Pi_{X_i}} (U_i(\pi)) = 0.$$

Les critères pessimiste et optimiste de (Dubois et Prade, 2001) sont une façon de représenter les préférences du décideur sur les possibilités analogues à celle de von Neumann et Morgenstern sur les probabilités. Pour cela, on considère que le décideur exprime ses préférences sur les valeurs de  $X_i$  par une fonction d'utilité  $u_i : X_i \rightarrow L$  où  $L$  est une échelle ordinale avec  $u_i(1_i) = L_1$  et avec  $u_i(0_i) = L_0$  ( $L_0$  et  $L_1$  sont respectivement les bornes inférieure et supérieure de  $L$ ).

L'utilité pessimiste qualitative est définie par :

$$\forall \pi_1, \pi_2 \in \prod_{X_i}, \pi_1 \succ \pi_2 \text{ ssi}$$

$$U_i(\pi_1) = \min_{x \in X_i} \max(n_i h_i(\pi_1(x)), u_i(x)) > U_i(\pi_2) = \min_{x \in X_i} \max(n_i h_i(\pi_2(x)), u_i(x)) \quad (3.17)$$

où  $n_i : V_i \rightarrow V_i$  est une fonction de renversement d'ordre et  $h_i : V_i \rightarrow L$  est une application préservant l'ordre de l'échelle d'incertitude à l'échelle d'utilité.

L'utilité optimiste qualitative :

$$\forall \pi_1, \pi_2 \in \prod_{X_i}, \pi_1 \succ \pi_2 \text{ ssi}$$

$$U_i(\pi_1) = \max_{x \in X_i} \min(h_i(\pi_1(x)), u_i(x)) > U_i(\pi_2) = \max_{x \in X_i} \min(h_i(\pi_2(x)), u_i(x)) \quad (3.18)$$

où  $n_i : V_i \rightarrow V_i$  est une fonction de renversement d'ordre et  $h_i : V_i \rightarrow L$  est une application préservant l'ordre de l'échelle d'incertitude à l'échelle d'utilité.

Dans cette situation d'échelles ordinales, l'intégrale Sugeno est un bon outil pour calculer l'utilité globale d'une alternative  $a \in A$  prenant compte les interactions des critères en utilisant le principe d'extension de Zadeh :

$$\forall z \in [0,1], \tilde{U}_a(z) = \sup_{(y_1, y_2, \dots, y_n) \in X: z = S_\mu(u_1(y_1), u_2(y_2), \dots, u_n(y_n))} \min_{i \in N} \pi_i^a(y_i) \quad (3.19)$$

### Cas continu

Dans le cas où des fonctions de valeurs continues sont calculées sur chaque attribut pour représenter les préférences du décideur :  $u_i : X_i \rightarrow [0,1]$  avec  $u_i(1_i) = 1$  et  $u_i(0_i) = 0$  et que des distributions de possibilité continues  $\pi_i^a : X_i \rightarrow [0,1]$  sont données pour représenter les degrés de possibilité de chaque conséquence de  $X_i$  pour une alternative  $a$  donnée, le principe d'extension de Zadeh peut être utilisé avec l'intégrale de Choquet :

$$\forall z \in [0,1], \tilde{U}_a(z) = \sup_{(y_1, y_2, \dots, y_n) \in X: z = C_\mu(u_1(y_1), u_2(y_2), \dots, u_n(y_n))} \min_{i \in N} \pi_i^a(y_i) \quad (3.20)$$

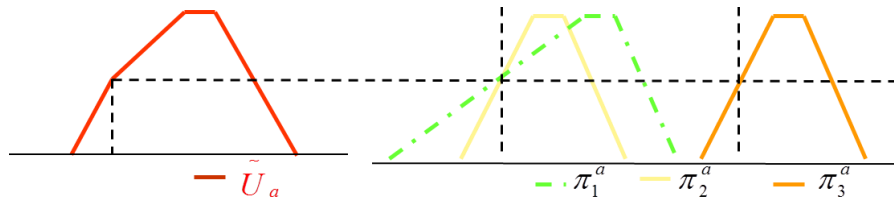


Figure 3.4 : Exemple du calcul de l'utilité globale de distributions de possibilités en utilisant l'intégrale de Choquet.

Cependant, le calcul direct de l'utilité globale via ces formules peut être extrêmement coûteux. Dans le cas de distributions de possibilités trapézoïdales, (Grabisch et Nguyen, 1998), propose une méthode plus efficace pour calculer la distribution de possibilité agrégée. Elle exploite la linéarité de l'intégrale de Choquet sur chaque simplexe  $H_\sigma = \{y \in X: y_{\sigma(1)} \leq y_{\sigma(2)} \leq \dots \leq y_{\sigma(n)}\}$  (où  $\sigma$  est une permutation sur  $N$ ).

En effet, l'intégrale de Choquet coïncide avec une moyenne pondérée sur  $H_\sigma$ . Ainsi, l'intégrale de Choquet est calculée seulement aux points des distributions qui induisent un changement d'ordre. Il s'agit des points d'intersection entre les parties ascendantes ou les parties descendantes des distributions de possibilité (voir la Figure 3.4).

## 4. Conclusion

Nous avons rappelé, dans ce chapitre, plusieurs notions liées à la théorie multi attribut et à la théorie des possibilités qui seront utilisées dans la suite de ce manuscrit. La MAUT permet l'expression des préférences du décideur sur l'ensemble des alternatives dans un contexte d'évaluation multicritère incertain. Dans les chapitres à suivre, nous allons nous intéresser aussi au concept d'amélioration d'une alternative dans ce contexte. La MAUT nous sera utile pour modéliser les préférences des parties prenantes lors de la conception ou de l'amélioration d'un système. En revanche, il sera nécessaire d'introduire la notion d'alternative réalisable ou de faisabilité de la solution car la satisfaction du client ne se fait pas sans contrepartie en termes d'efforts pour l'industriel. Nous porterons une attention particulière à la gestion de ce compromis entre satisfaction et faisabilité (qui nous renvoie à l'opposition de l'introduction entre volonté et capacité).

# Chapitre IV : Evaluation en contexte incertain

## 1. Modèle formel

La problématique traitée dans ce chapitre est celle du choix, en contexte incertain, d'une alternative (architecture, configuration du système, produit, etc.) la plus profitable, c'est-à-dire d'une alternative qui satisfasse au mieux les parties prenantes et dont la mise en œuvre ou la réalisation nécessitera un effort acceptable (coût, énergie, ressources, temps, etc.). Parmi les parties prenantes nous distinguons d'une part, les clients ou usagers qui ont exprimé leurs besoins, et d'autre part les fournisseurs (de produits ou services) qui ont leurs propres aspirations liées à la stratégie de leur entreprise.

La difficulté de l'évaluation vient de l'imperfection des connaissances disponibles pour comparer objectivement les options. En conception par exemple, il est très difficile même pour un concepteur chevronné de pouvoir quantifier à priori, d'une part le gain que pourrait représenter le choix d'une configuration, d'autre part la réalisabilité de ce gain. Ces estimations sont nécessairement imprécises et incertaines. Dans cette section, en nous basant sur le retour d'expériences de la plateforme mécatronique de l'école des mines d'Alès (<http://www.mines-ales.fr/pages/plateforme-mecatronique>), nous avons retenu trois modèles qui permettent d'intégrer l'incertitude dans l'évaluation à différents degrés. Ils nous sont apparus correspondre aux situations d'élicitation de la connaissance, que nos experts mécatroniciens sont capables de fournir en phase de conception préliminaire, les plus réalistes. Nous allons donc présenté ces trois modèles en mettant en exergue le caractère qualitatif et parfois implicite des descriptions expertes.

Dans ce chapitre, nous abordons la problématique de l'évaluation sous l'angle de la théorie de l'utilité multi-attributs. Nous reprenons comme modèle formel d'un système que l'on conçoit ou que l'on cherche à améliorer le modèle qui a été proposé dans (Montmain *et al.*, 2009 ; Montmain *et al.*, 2015) et que nous synthétisons dans cette section.

Un système complexe peut être caractérisé par des paramètres d'entrée, par exemple la définition précise de toutes les composantes et les paramètres de construction d'un téléphone portable ou les composantes et l'organisation d'un système de production. Soit  $\Gamma$  l'ensemble de toutes les valeurs possibles du vecteur de ces paramètres. Un système est ainsi défini par un élément  $\gamma \in \Gamma$ .

Dans le contexte d'un choix de conception ou d'amélioration d'un produit ou système, une alternative ou option  $\gamma$  est définie par un ensemble de  $m$  valeurs  $\gamma_j$  de paramètres d'entrée. Le choix d'une valeur de paramètre  $\gamma_j$  est appelé action (d'amélioration) et noté  $a_j$ . On appelle plan d'action, noté  $ap$ , un ensemble d'actions appliquées simultanément pour améliorer un produit, un système. Un choix de conception ou d'amélioration d'un produit existant consistera donc à appliquer un plan d'action, *i.e.*, à fixer les valeurs des paramètres de l'option  $\gamma$ . Selon le domaine d'application, il peut s'agir de choisir entre des concepts (typiquement en conception préliminaire), des grandeurs physiques, etc. De plus tous les éléments de  $\Gamma$  ne sont pas indifférents pour les parties prenantes, celles-ci peuvent avoir des préférences. Le concepteur ou le pilote doit se construire un modèle de ces préférences basé sur les critères de décision des parties prenantes. Ces critères peuvent correspondre à des exigences sur les caractéristiques du produit/système ou à une volonté du manufacturier. Plusieurs grandeurs doivent être distinguées pour élaborer ce modèle de préférence.

Notons  $X_1, X_2, \dots, X_n$  les espaces des attributs du système et  $X = \prod_{i=1}^n X_i$ .

Soit  $T: \Gamma \rightarrow X$  la transformation qui donne la valeur des attributs du système obtenus à partir du vecteur de paramètres  $\gamma \in \Gamma$  (Figure 4.1). La détermination de  $T(\gamma)$  pour tout  $\gamma \in \Gamma$  est difficile. Cette identification requiert de nombreuses simulations ou expériences, et par conséquent est coûteuse et pose vite de sérieux problèmes combinatoires. Elle explique en particulier le coût de la conception de produits nouveaux. On doit donc souvent se contenter d'un modèle d'influence qualitatif qui relie paramètres ou actions aux caractéristiques attendues (Felix, 1994 ; Montmain *et al.*, 2009).

Les utilités (degrés de satisfaction) associées aux valeurs  $y_i$  des attributs sont appelées les performances marginales  $x_i$  et mesurent à quel degré les parties prenantes sont satisfaites des valeurs atteintes sur les attributs au regard des objectifs attendus (cf Chapitre I). Il faut ainsi définir des fonctions d'utilité  $u_i : X_i \rightarrow [0,1]$  qui quantifient cette performance marginale. Souvent ces fonctions d'utilité sont passées sous silence dans les approches multicritères de conception et les caractéristiques du système sont directement utilisées pour l'évaluation de ce dernier (il est vrai que certaines caractéristiques peuvent être directement perçues comme des performances à un facteur d'échelle près). Un taux de rebus de 0.05% est tout à fait acceptable, un taux de 2% est intolérable, mais sans connaître la fonction d'utilité associée à la caractéristique *taux de rebus*, on ne peut attribuer un niveau de satisfaction à un taux intermédiaire (Montmain *et al.*, 2009).

Pour conclure le modèle de préférences, on peut enfin définir l'évaluation globale d'un système caractérisé par ses paramètres  $\gamma$  par un critère de synthèse unique :

$$U(\gamma) = H(u_1(T_1(\gamma)), \dots, u_n(T_n(\gamma))) = H(x_1^\gamma, \dots, x_n^\gamma)$$

où  $H$  est une fonction d'agrégation, les  $T_i$  sont les  $n$  composantes de  $T$  définies par

$T(\gamma) = (T_1(\gamma), \dots, T_n(\gamma))$ ,  $\forall i, T_i(\gamma) = y_i$  et  $\forall i \in N, u_i$  est une fonction d'utilité telle que  $u_i(T_i(\gamma)) = u_i(y_i) = x_i$ . On désignera  $x_i^\gamma$  par  $x_i$  pour simplifier les notations lorsqu'aucune confusion n'est possible (Figure 4.1).

On définit ainsi la performance agrégée du système par l'utilité de synthèse :

$$p = U(\gamma) = H(x_1, \dots, x_n)$$

La performance agrégée modélise la notion de performance globale commune dans l'industrie (Berrah *et al.*, 2000 ; Berrah *et al.*, 2008 ; Diakoulaki *et al.*, 1992 ; Rangone, 1996), ici, elle modélise analytiquement les préférences exprimées par les parties prenantes.

Les préférences du client sont généralement assez complexes et requièrent des opérateurs d'agrégation multicritère élaborés. Une somme pondérée n'est généralement pas un modèle suffisant pour intégrer toute la complexité du système de préférences. Quand on cherche à améliorer un produit/système, le gain de performance l'emporte généralement sur les considérations financières. Un coût faible importe peu si la performance du système est mauvaise. Par conséquent, les critères opérationnels jouent un rôle de veto dans cette problématique. Les critères n'ont pas un rôle symétrique dans la décision, leurs poids mais aussi leurs interactions entrent en compte. Des opérateurs prenant en compte ces différentes contraintes sur les préférences du client ont été proposés dans cette problématique d'amélioration des performances (Labreuche, 2004 ; Sahraoui *et al.*, 2007).

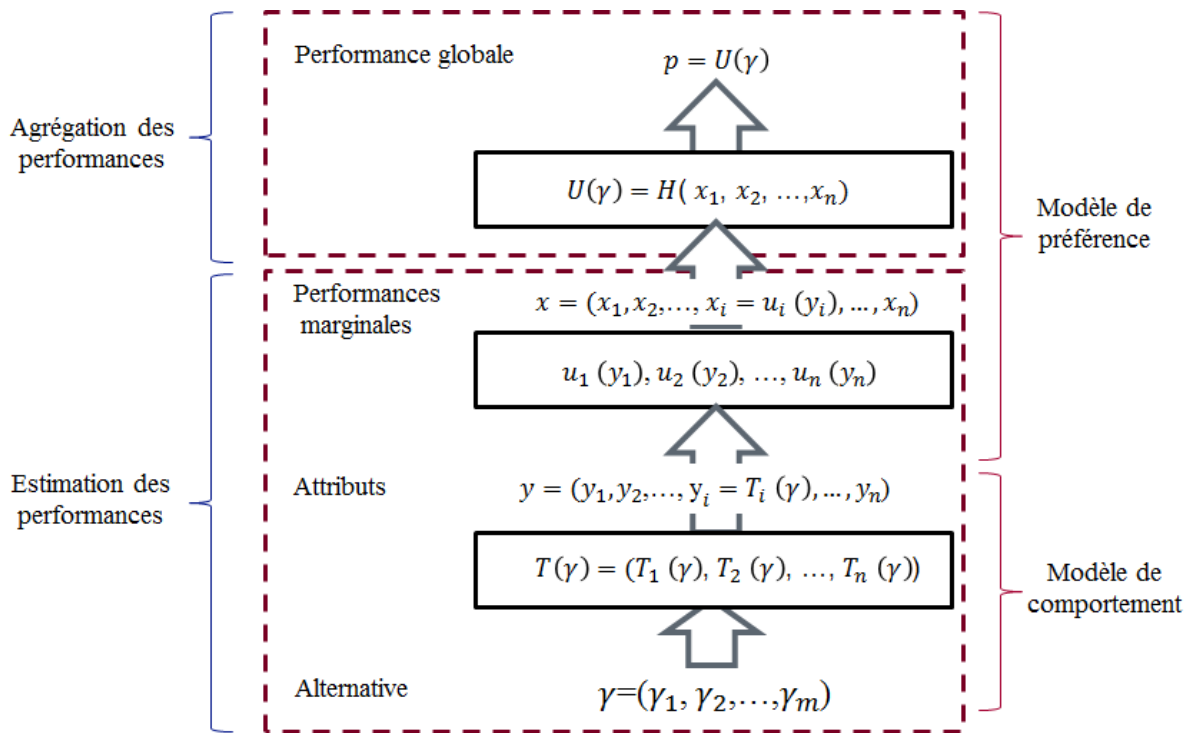


Figure 4.1 : Modèle de comportement et modèle de préférence.

$T_i$  est une transformation traduisant l'effet des valeurs des paramètres d'une alternative  $\gamma$  sur les valeurs du  $i^{\text{ème}}$  attribut,  $u_i$  est une fonction d'utilité qui traduit une valeur d'attribut  $y_i$  en un degré de satisfaction ou performance  $x_i$ .

Ce modèle formel du système est donc constitué d'un modèle de comportement synthétisé par  $T(\gamma)$  et d'un modèle de préférences qui se résume à  $p = U(\gamma) = H(x_1, \dots, x_n)$ . Sur la base de celui-ci, nous proposons dans ce chapitre trois modélisations de l'incertitude associées aux données du problème, à savoir une modélisation quantitative possibiliste, une modélisation qualitative possibiliste et une modélisation purement qualitative pour prendre en compte l'imperfection des données dans l'évaluation des alternatives de conception ou d'amélioration. Nous introduisons dans l'évaluation la capacité opérationnelle à réaliser cette alternative. Nous désignons cette capacité du manufacturier à réaliser, *i.e.*, capacité à faire, un nouveau système/produit, également par faisabilité (ou capacité à faire) du système/produit envisagé. Elle est généralement impossible à quantifier et peut reposer sur de simples dires d'experts. Son estimation est un enjeu crucial en conception préliminaire par exemple. Il est donc essentiel de pouvoir l'intégrer dans l'évaluation multicritère des alternatives avec la modélisation de l'incertitude adéquate au regard de la qualité des données disponibles. Plusieurs points de vue seront proposés dans ce chapitre. La faisabilité sera modélisée soit explicitement en termes de capacité (respectivement de difficulté) à atteindre des objectifs soit implicitement en termes de confiance dans la réalisation des performances espérées.

Enfin, pour chaque modèle d'incertitude, nous distinguons deux sous-problématiques : celle de l'estimation des performances marginales à partir des valeurs des paramètres des alternatives et celle de l'agrégation de ces performances (Figure 4.1).

Bien que ces propositions puissent s'appliquer à de nombreux domaines, nos propositions sont illustrées au Chapitre VI dans le domaine de la conception sur l'exemple du choix de la configuration d'un robot mobile. Nous supposons dans la suite que les différentes alternatives sont établies et qu'on cherche à choisir la ou les plus profitables : celles qui assurent un compromis entre volonté à faire

(satisfaction du client) et capacité à faire (prise en compte de la capacité à réaliser par le manufacturier).

## 2. Evaluation selon un modèle quantitatif possibiliste

Dans cette première approche, on cherche à orienter le décideur dans ses choix de conception ou d'amélioration en prenant en compte les interactions entre les critères de la performance, ainsi que la difficulté à réaliser ces alternatives de conception, lorsque l'incertitude sur les données peut être explicitement décrite par des distributions de possibilité.

### 2.1. Interprétation et notations

Soit  $N = \{1, 2, \dots, n\}$  l'ensemble des indices des critères d'évaluation retenus et  $\Gamma$  l'ensemble des alternatives. Pour une alternative donnée  $\gamma \in \Gamma$ , sur chaque critère  $i$  lui est associée une valeur d'attribut  $y_i^\gamma$ . Le vecteur  $y^\gamma = (y_1^\gamma, y_2^\gamma, \dots, y_n^\gamma)$  représente le résultat de l'application de la configuration  $\gamma$  en entrée de la transformation  $T$  sur les  $n$  attributs du système/produit, où  $y_i^\gamma$  est le résultat observé sur le  $i^{\text{ème}}$  attribut lorsque  $\gamma$  est appliquée.

A chaque critère  $i$  sont associées :

- une fonction d'utilité  $u_i: X_i \rightarrow [0,1]$  mesurant le niveau de satisfaction du client relativement aux valeurs du  $i^{\text{ème}}$  attribut;
- une fonction  $d_i: X_i \rightarrow [0,1]$  mesurant la difficulté à faire pour atteindre en pratique les valeurs du  $i^{\text{ème}}$  attribut.

A chaque alternative  $\gamma$  est donc associée un vecteur de performances noté :  $(x_1^\gamma, x_2^\gamma, \dots, x_n^\gamma) = (u_1(y_1^\gamma), u_2(y_2^\gamma), \dots, u_n(y_n^\gamma))$ .

A chaque alternative  $\gamma$  est associée un vecteur de difficultés élémentaires noté :  $(\delta_1^\gamma, \delta_2^\gamma, \dots, \delta_n^\gamma) = (d_1(y_1^\gamma), d_2(y_2^\gamma), \dots, d_n(y_n^\gamma))$ .

Les préférences du client qui correspondent à un raffinement de l'expression des besoins non explicités dans les spécifications sont modélisées dans notre proposition par le biais d'un opérateur d'agrégation de type intégrale floue sur les  $N$  critères de la performance, qui repose donc sur une mesure floue que l'on notera  $\mu$ . De même, les préférences du manufacturier, liées à l'effort que nécessiterait la réalisation d'une configuration donnée au regard de ses savoir-faire, des ressources et moyens disponibles, et de sa stratégie d'entreprise sont modélisées sur la base d'un opérateur d'agrégation de type intégrale floue et repose sur une mesure floue  $\mu'$ .

Sous les hypothèses d'indépendance préférentielle faible des attributs, les scores de performance globale et de difficulté de l'alternative  $\gamma$ , peut s'écrire :

$$\text{pour le client : } U(\gamma) = H(u_1(y_1^\gamma), u_2(y_2^\gamma), \dots, u_n(y_n^\gamma))$$

$$\text{pour le manufacturier : } D(\gamma) = H'(d_1(y_1^\gamma), d_2(y_2^\gamma), \dots, d_n(y_n^\gamma)).$$

Où  $H$  et  $H'$  sont des opérateurs d'agrégation à déterminer.

Dans cette interprétation et en référence au Chapitre I exposant la problématique, le désir de faire s'exprime à travers le modèle de préférences du client, alors que la capacité à faire se manifeste dans le modèle de préférence du manufacturier. Si le modèle de préférences associé au désir de faire correspond explicitement à la notion d'utilité au sens de la MAUT, celui de la capacité à faire mérite une explication. L'idée est la suivante : le manufacturier sait ne pas pouvoir réaliser n'importe quelles

valeurs de performances avec la même facilité ou avec les mêmes retombées pour son entreprise ; plus le risque de ne pas atteindre les valeurs escomptées est grand, plus l'effort à fournir (au sens large du terme) devra être conséquent et moins l'opération sera satisfaisante pour le manufacturier. La sortie de  $H'$  modélise donc la difficulté à réaliser les sorties espérées  $(y_1^Y, y_2^Y, \dots, y_n^Y)$ . Le manufacturier préférera donc des options faciles à réaliser  $H'$  est alors interprété comme une utilité de synthèse et est identifiée de la même façon que  $H$ . Il s'agit là d'un modèle approché pour représenter la capacité à faire du manufacturier en se basant uniquement sur l'expertise des concepteurs/experts.

Dans notre contexte (en particulier celui de la conception), nous ne disposons pas de données qui permettraient l'identification des opérateurs d'agrégation à travers un problème simple d'optimisation. Notre idée est de tirer profit autant qu'il se peut de l'expérience des concepteurs/experts de domaine et donc d'utiliser des méthodes d'identification paramétrique indirecte. Puisque nous nous sommes fixés pour objectifs de modéliser l'importance des critères et leurs interactions mutuelles au travers d'intégrales floues, des méthodes comme MACBETH (Bana *et al.*, 1994) (ou plus précisément son extension à l'intégrale de Choquet (Labreuche *et al.*, 2003 ; Labreuche, 2011) permettront par exemple l'identification des mesures floues  $\mu$  et  $\mu'$  (et par suite des intégrales associées) sur la seule base d'interviews d'experts (voir Chapitre III). Dans cette section dédiée à l'approche quantitative possibiliste, les évaluations se réfèrent à des échelles quantitatives d'intervalles, c'est pourquoi nous avons retenu l'intégrale de Choquet comme opérateur d'agrégation.

L'hypothèse qui sous-tend nos choix mathématiques est que dans la phase préliminaire de conception comme dans un projet d'amélioration innovant, le désir de faire comme la capacité à faire ne sauraient être appris depuis une base de données, être exprimés directement sous la forme de contraintes et objectifs quantitatifs ; leur identification nous semble devoir reposer sur la seule expérience des concepteurs ou d'experts. Ces interviews devront donner accès aux mesures floues  $\mu$  et  $\mu'$ .

## 2.2. Etapes de l'évaluation selon le modèle quantitatif possibiliste

Après avoir éliciter les préférences des parties prenantes et déterminer les mesures floues correspondantes, les modèles de l'utilité et de la difficulté sont établis. Il faut ensuite estimer les valeurs des performances que le choix d'une configuration  $\gamma$  peut laisser espérer. Pour chaque critère de performance, l'incertitude quant à la valeur espérée est modélisée par une distribution de possibilité  $\pi_i^Y$ , appelée distribution de possibilité marginale du critère  $i$  lorsque  $\gamma$  est retenue. Lorsque les distributions  $\pi_i^Y$  pour chaque critère sont établies, reste enfin l'étape d'agrégation.

Deux méthodes sont proposées pour calculer l'utilité et la difficulté globale (agrégée) associées au choix de  $\gamma$  (Figure 4.2).

- La méthode d'agrégation par l'intégrale de Choquet des distributions de possibilité marginales ;
- La méthode d'agrégation par l'intégrale de Choquet des bornes supérieures et inférieures des espérances calculées sur les distributions marginales.

Les options de configurations peuvent enfin être comparées sur la base de ces représentations.



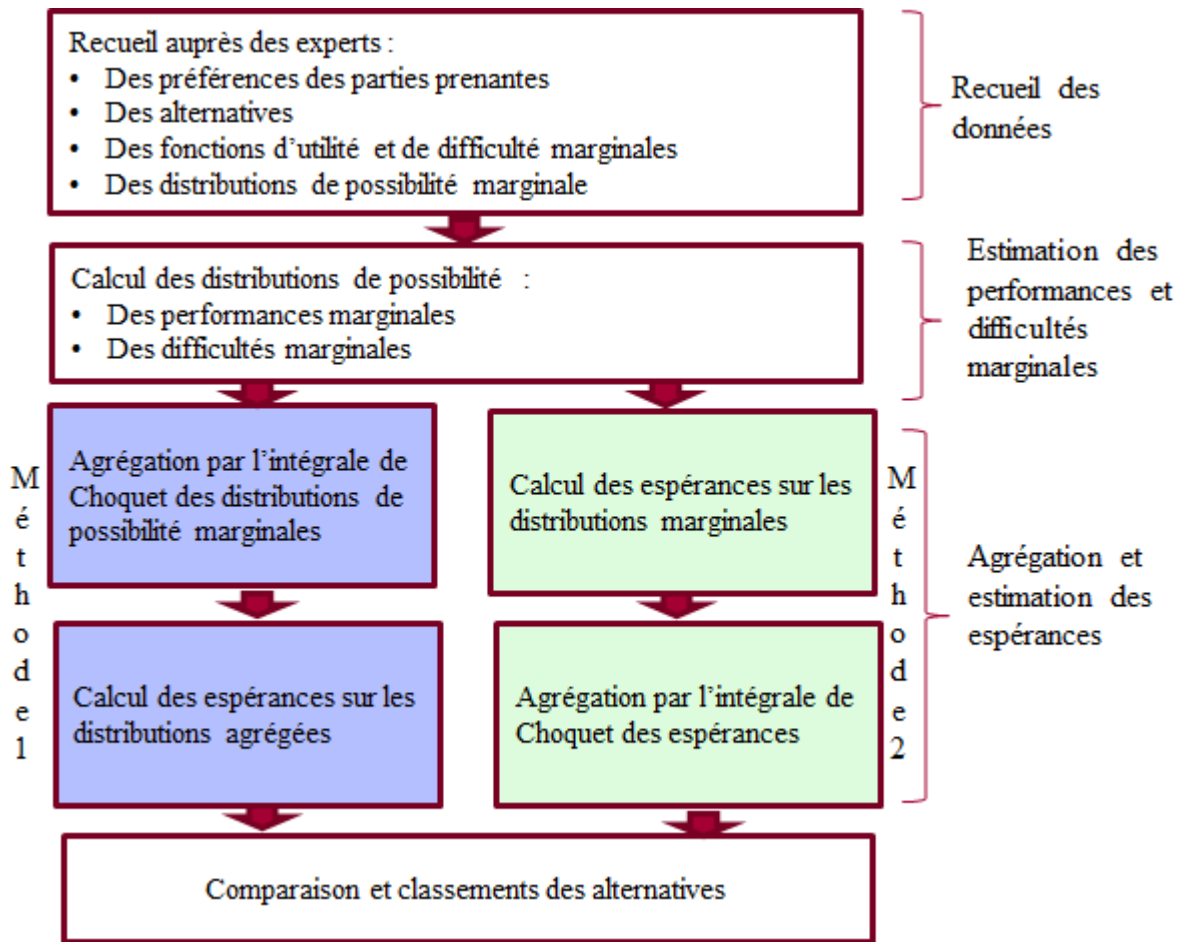


Figure 4.2 : Etapes de l'évaluation selon le modèle quantitatif possibiliste.

Nous supposons déjà recueillies les données nécessaires au déploiement de la méthode<sup>8</sup> et exposons ci-dessous les détails des étapes de l'évaluation selon le modèle quantitatif possibiliste.

### 2.3. Estimation des distributions marginales

Du fait de la connaissance très imparfaite de l'effet des paramètres d'une configuration sur la valeur des attributs (transformation  $T$  de la Figure 4.1), les valeurs attendues des attributs comme des performances ne peuvent être estimées que de façon imprécise. Ces informations pourraient être le résultat d'une analyse statistique à partir d'une base de données d'expériences passées (configurations déjà testées) ou peuvent découler de l'expertise du fournisseur. Dans notre contexte, le modèle de comportement synthétisé par la transformation  $T$  relève clairement d'une connaissance experte.

En effet, par expérience, les experts connaissent, pour une alternative et un attribut données, les valeurs qui sont plausibles et celles qui le sont moins pour être le vrai résultat de cette alternative sur cet attribut. Plus précisément, pour chaque  $i \in N$  et chaque alternative  $\gamma$  un exemple de distribution de possibilité  $\pi_i^\gamma$  définie sur  $X_i$  (Figure 4.3) consiste à considérer que les valeurs de l'attribut dans l'intervalle entre  $b_i^\gamma$  et  $c_i^\gamma$  sont totalement plausibles pour cette alternative, elles deviennent moins plausibles en s'éloignant de cet intervalle. La distribution  $\pi_i^\gamma$  peut aussi être représentative d'un ensemble d'instances de la classe  $\gamma$ . Dans ce cas, la construction de  $\pi_i^\gamma$  peut se faire de la façon

<sup>8</sup> L'analyse du déploiement des méthodes proposées sera discutée dans le chapitre 6.

suivante : par expérience, les experts connaissent les valeurs d'attributs minimales et maximales qu'ils ont déjà rencontrées sur une classe d'alternatives sur chaque critère, ce qui peut fournir un intervalle représentant les valeurs d'attribut totalement possibles du point de vue de leur expertise. En revanche, les valeurs d'attributs en dehors de cet intervalle n'ont pas été observées dans l'entreprise, mais restent pour autant plausibles (performances de la concurrence, idéaux, etc.). Par ailleurs, plus une valeur d'attribut s'éloigne de cet intervalle, moins elle paraît plausible.

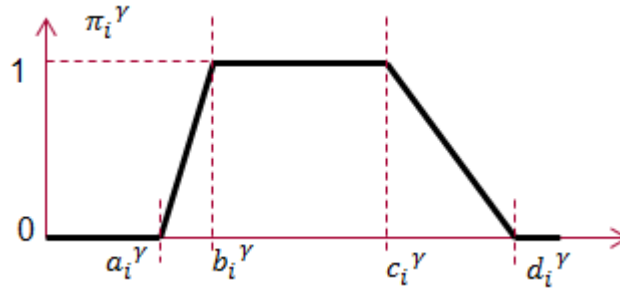


Figure 4.3 : Exemple d'une distribution de possibilité.

Ainsi,  $n$  distributions de possibilité peuvent être associées à une alternative  $\gamma \in \Gamma$ ,  $(\pi_1^\gamma, \gamma_2^\gamma, \dots, \pi_n^\gamma)$ .

Pour chaque alternative  $\gamma \in \Gamma$  et pour chaque attribut  $i \in N$ , deux distributions de possibilités  $\bar{\pi}_i^\gamma$  et  $\underline{\pi}_i^\gamma$  peuvent alors être construites à partir de  $\pi_i^\gamma$ ,  $d_i^\gamma$  et  $u_i$ .  $\bar{\pi}_i^\gamma$  modélise la performance de  $\gamma$  sur le  $i^{\text{ème}}$  attribut et  $\underline{\pi}_i^\gamma$  modélise la difficulté d'atteindre les valeurs du  $i^{\text{ème}}$  attribut. Une hypothèse de base de notre démarche est que le concepteur/décideur est plus à même de s'exprimer sur la plausibilité des valeurs des attributs que sur la plausibilité des performances ou de la difficulté sur ces attributs qui sont d'un niveau d'abstraction supérieur. Pour déduire ces deux dernières distributions de possibilités, nous utilisons le principe d'extension de Zadeh.

$$\bar{\pi}_i^\gamma: [0,1] \rightarrow [0,1], z_i^\gamma \mapsto \bar{\pi}_i^\gamma(z_i^\gamma) = \max_{y \in X_i \setminus z_i^\gamma = u_i(y)} \pi_i^\gamma(y) \quad (4.1)$$

$$\underline{\pi}_i^\gamma: [0,1] \rightarrow [0,1], z_i^\gamma \mapsto \underline{\pi}_i^\gamma(z_i^\gamma) = \max_{y \in X_i \setminus z_i^\gamma = d_i(y)} \pi_i^\gamma(y) \quad (4.2)$$

Une fois les distributions obtenues sur la performance et le degré de difficulté sur chacun des critères, il reste à les agréger avec deux intégrales de Choquet, l'une basée sur la mesure floue  $\mu$  et l'autre sur la mesure floue  $\mu'$ . Le résultat de l'agrégation nous donnera une estimation des degrés de satisfaction plausibles et ceux qui le sont moins et une estimation des degrés de difficultés plausibles et ceux qui le sont moins pour l'alternative  $\gamma$  (Sow *et al.*, 2017a).

## 2.4. Méthode exacte : agrégation des distributions marginales

Les préférences du client sont modélisées par la mesure floue  $\mu$  qui donne l'importance relative de chaque coalition de critères dans la décision. De même, les préférences du fournisseur, que l'on a associées au « moindre effort » (prise de risque minimale, minimisation des coûts, etc.) sont modélisées par la mesure floue  $\mu'$  qui estime la difficulté à satisfaire n'importe quelle coalition de critères.

Pour évaluer la satisfaction globale du client ainsi que celle du fournisseur sur chaque alternative, nous construisons une distribution de possibilité agrégée  $\bar{U}_{client}^\gamma$  traduisant les satisfactions globales plausibles et celles qui le sont moins que peut apporter la configuration  $\gamma$  au client, et une distribution

de possibilité agrégée  $\tilde{D}_{concepteur}^Y$  traduisant les difficultés plausibles et celles qui le sont moins à atteindre ces satisfactions globales pour le concepteur s'il choisit d'implémenter la configuration  $\gamma \in \Gamma$ .

Dans le cas général, l'agrégation des distributions de possibilité marginales associées à chacun des critères par une intégrale de Choquet se base sur un des principes fondamentaux de la théorie des sous-ensembles flous, le principe d'extension de Zadeh. Soit  $\pi_{ag}$  la distribution agrégée obtenue via la propagation des distributions marginales par l'intégrale de Choquet. L'application du principe d'extension donne :  $\pi_{ag}(z) = \sup_{(z_1, z_2, \dots, z_n) / z = C_\mu(z_1, z_2, \dots, z_n)} \min(\pi_1(z_1), \dots, \pi_n(z_n))$ . Ce théorème est très général et s'applique à toutes les formes de distributions, mêmes multimodales. Néanmoins, dans ce dernier cas, le calcul direct peut devenir couteux (Denguir, 2007).

Il est beaucoup plus simple si les distributions à agréger sont affines par morceaux. En effet, nous avons vu que l'ordre des scores est déterminant dans l'écriture linéaire de l'intégrale de Choquet. Il nous faut donc transposer la relation d'ordre définie sur les  $z_i$  vers une relation d'ordre entre les distributions de possibilité  $z_i$  pour pouvoir utiliser les expressions linéaires par région. L'ordre de deux distributions peut être induit par leurs intersections (Dubois & Prade, 1988b) : chaque fois qu'il y a une intersection des parties ascendantes (resp. descendantes) des deux distributions, il y a un changement d'ordre. Chacun de ces points d'intersection détermine de part et d'autre des domaines où l'intégrale de Choquet a une expression linéaire. Si on a  $p$  points d'intersection, on génère  $p + 1$  domaines.

Dans le cas d'intersection entre les parties ascendantes (respectivement descendantes) des distributions d'entrée, il a été prouvé dans (Grabisch *et al.*, 1994) qu'il suffit, pour des distributions linéaires par morceaux, de calculer l'intégrale aux niveaux des points d'intersection des distributions d'entrée pour obtenir la distribution agrégée. La distribution agrégée obtenue sera elle aussi linéaire par morceaux. Une autre méthode de propagation de distributions de possibilité, utilisant la forme issue de la transformée de Möbius de l'intégrale de Choquet, a été proposée dans (Meyer & Roubens, 2006). Au lieu d'être basée sur la détermination de l'ordre des distributions, cette approche est basée sur la détermination du minimum des distributions.

La satisfaction globale du client (resp. difficulté globale du manufacturier, concepteur) basée sur la mesure floue  $\mu$  (resp.  $\mu'$ ) sont obtenues par le calcul de l'intégrale de Choquet appliquées aux distributions marginales construites au préalable :

$$\tilde{U}_{client}^Y = C_\mu(\bar{\pi}_1^Y, \bar{\pi}_2^Y, \dots, \bar{\pi}_n^Y); \quad (4.3)$$

$$\tilde{D}_{concepteur}^Y = C_{\mu'}(\underline{\pi}_1^Y, \underline{\pi}_2^Y, \dots, \underline{\pi}_n^Y) \quad (4.4)$$

## 2.5. Méthode approchée : agrégation des espérances marginales

Comme dans la section précédente, on calcule ici la distribution de possibilité de la satisfaction globale d'une alternative  $\gamma$  donnée par rapport aux préférences des clients, ainsi que la distribution de possibilité de la difficulté à atteindre les performances espérées avec cette alternative. Cette seconde proposition est une approximation de l'approche de la section précédente et ne nécessite que des calculs élémentaires.

Sur chaque critère  $i \in N$ , on dispose des distributions marginales  $\bar{\pi}_i^Y$  et  $\underline{\pi}_i^Y$ .

On calcule pour chaque attribut  $i$ , l'espérance mathématique (Chapitre 3) associée à la distribution de possibilité  $\bar{\pi}_i^Y$ . La valeur moyenne de la distribution de possibilité  $\bar{\pi}_i^Y$  est l'intervalle :

$$E(\bar{\pi}_i^Y) = [E_*(\bar{\pi}_i^Y), E^*(\bar{\pi}_i^Y)].$$

On calcule, de la même façon, la valeur moyenne de la distribution  $\underline{\pi}_i^Y$  :

$$E'(\underline{\pi}_i^Y) = [E_*(\underline{\pi}_i^Y), E^*(\underline{\pi}_i^Y)].$$

On propose ensuite pour l'étape d'agrégation de calculer directement l'intégrale de Choquet des valeurs inférieures et supérieures de la valeur moyenne des distributions marginales. L'évaluation globale par rapport aux préférences du client est alors donnée par :

$$\tilde{U}_{client}^Y = [E_*(\gamma), E^*(\gamma)]$$

Où :

$$E_*(\gamma) = C_\mu(E_*(\underline{\pi}_1^Y), E_*(\underline{\pi}_2^Y), \dots, E_*(\underline{\pi}_n^Y)) \text{ et}$$

$$E^*(\gamma) = C_\mu(E^*(\underline{\pi}_1^Y), E^*(\underline{\pi}_2^Y), \dots, E^*(\underline{\pi}_n^Y))$$

L'évaluation globale par rapport aux préférences du manufacturier/concepteur (difficulté) est donnée par :

$$\tilde{D}_{concepteur}^Y = [E'_*(\gamma), E'^*(\gamma)]$$

où :

$$E'_*(\gamma) = C_{\mu'}(E_*(\underline{\pi}_1^Y), E_*(\underline{\pi}_2^Y), \dots, E_*(\underline{\pi}_n^Y)) \text{ et}$$

$$E'^*(\gamma) = C_{\mu'}(E^*(\underline{\pi}_1^Y), E^*(\underline{\pi}_2^Y), \dots, E^*(\underline{\pi}_n^Y)).$$

Cette méthode qui n'utilise que les moments associés aux distributions est simple à implémenter, mais elle n'exploite bien sûr pas toute l'information portée par la distribution : elle ne donne qu'une estimation de l'espérance mathématique de la distribution de possibilité de la performance globale calculée par la méthode exacte.

En effet, on a :

$$C_\mu(E_*(\pi_1), E_*(\pi_2), \dots, E_*(\pi_n)) \neq E_*(C_\mu(\pi_1, \pi_2, \dots, \pi_n)) \text{ et}$$

$$C_\mu(E^*(\pi_1), E^*(\pi_2), \dots, E^*(\pi_n)) \neq E^*(C_\mu(\pi_1, \pi_2, \dots, \pi_n))$$

Les égalités ne peuvent être vérifiées que si l'ordre sur les  $\pi_i$  est le même sur tout l'espace d'évaluation (Dubois & Prade, 1988b) autrement dit lorsque l'intégrale de Choquet se comporte comme une somme pondérée (en effet, sans inversion d'ordre sur les évaluations, les importances relatives propres à l'hyperplan défini par cet ordre sont constantes) (Denguir, 2007). Il s'agit là d'un raisonnement approché lorsqu'on veut simplement raisonner sur les moments des distributions.

## 2.6. Choix d'alternatives satisfaisantes et raisonnées

La satisfaction globale du client (au sens classique d'une utilité) et la satisfaction du concepteur (au sens de la solution qui minimisera son effort ou bien encore correspondra à la stratégie de développement de son entreprise) sont donc représentées soit sous forme de distribution de possibilité (méthode exacte par agrégation des distributions marginales) soit sous forme d'intervalles (méthode approchée par agrégation des espérances).

Pour comparer les différentes configurations, l'indicateur de position d'une distribution (Chapitre 3) peut par exemple être utilisé. Nous allons pour cela bâtir une relation de préférence entre les alternative en se basant sur les indicateurs de position  $MD(\tilde{U}_{client}^Y)$  et  $MD(\tilde{D}_{concepteur}^Y)$ . Naturellement, pour deux alternatives ayant la même difficulté moyenne, un décideur préférera celle

ayant l'utilité maximale. Inversement, pour deux alternatives ayant la même utilité, le décideur préfère celle posant le moins de difficulté. Nous allons définir un ordre de Pareto  $\prec_{Pareto}$  basée sur les deux métriques  $MD(\tilde{U}_{client}^{\gamma})$  et  $MD(\tilde{D}_{concepteur}^{\gamma})$ . Comme les sens de la préférence des deux métriques sont dans deux directions opposées, nous appliquons l'ordre de Pareto sur les couples  $(MD(\tilde{U}_{client}^{\gamma}), 1 - MD(\tilde{D}_{concepteur}^{\gamma}))$  :

$$\gamma < \gamma' \Leftrightarrow (MD(\tilde{U}_{client}^{\gamma}), 1 - MD(\tilde{D}_{concepteur}^{\gamma})) \prec_{Pareto} (MD(\tilde{U}_{client}^{\gamma'}), 1 - MD(\tilde{D}_{concepteur}^{\gamma'}))$$

où

$$(MD(\tilde{U}_{client}^{\gamma}), 1 - MD(\tilde{D}_{concepteur}^{\gamma})) \prec_{Pareto} (MD(\tilde{U}_{client}^{\gamma'}), 1 - MD(\tilde{D}_{concepteur}^{\gamma'})) \Leftrightarrow$$

$$[(MD(\tilde{U}_{client}^{\gamma}) < (MD(\tilde{U}_{client}^{\gamma'})) \text{ et } MD(\tilde{D}_{concepteur}^{\gamma}) \geq MD(\tilde{D}_{concepteur}^{\gamma'})] \text{ ou}$$

$$[(MD(\tilde{U}_{client}^{\gamma}) \leq (MD(\tilde{U}_{client}^{\gamma'})) \text{ et } MD(\tilde{D}_{concepteur}^{\gamma}) > MD(\tilde{D}_{concepteur}^{\gamma'})]$$

Ainsi, les alternatives à retenir sont celles qui ne sont pas dominées au sens de Pareto.

## 2.7. Application : évaluation dans le cadre quantitatif possibiliste

Le lecteur qui le souhaite pourra se référer à l'application au Chapitre VI section 4.1.

## 3. Evaluation selon un modèle qualitatif possibiliste

Dans cette approche, on cherche toujours à orienter le décideur vers les choix d'alternatives les plus pertinents pour répondre aux besoins des clients, en prenant en compte les différentes interactions entre les critères de la performance, ainsi que la difficulté qu'il lui semble devoir surmonter pour atteindre ses objectifs lorsque l'incertitude sur les données sont explicitement décrites par des distributions de possibilité qualitatives. La phase d'élicitation de ce modèle plus qualitatif se veut donc a priori moins astreignante. Par ailleurs, la relation entre les valeurs des paramètres de configuration et les sorties des attributs  $y$  est plus explicite. L'élicitation des paramètres du modèle diffère donc significativement de la section précédente, et a été suggéré par les experts de la plateforme mécatronique.

Le concepteur/expert estime ce qu'une nouvelle configuration  $\gamma$  pourrait apporter à la configuration de référence  $\gamma^0$  sur chaque critère. Pour passer de  $\gamma^0$  à  $\gamma$  un plan d'actions est envisagé. Chaque action de ce plan d'actions peut avoir des effets positifs ou négatifs sur chacun des critères de la performance. Pour chaque critère, l'effet résultant de l'application des actions du plan est estimé qualitativement. Enfin, le degré de satisfaction global de  $\gamma$  est évalué en agrégeant les performances espérées sur chacun des critères. Dans cette approche, la capacité à faire s'exprime à travers un graphe d'influence qui lie les paramètres de la configuration aux performances marginales. La difficulté est décrite explicitement par un niveau de confiance qualitatif sur la capacité à réaliser une performance marginale.

Par rapport à l'approche précédente, les degrés de plausibilités sont représentés sur des échelles ordinales (voir Chapitre III). De plus le traitement de la difficulté diffère en ce sens, qu'au lieu d'être traitée séparément, elle est prise en compte dans le calcul des distributions de possibilité des performances marginales.

Pour des raisons de simplicité, nous ne considérons pas ici l'étape de la transformation des valeurs des attributs sur une échelle des performances. De plus, nous considérons que l'échelle obtenue est

ordinaire avec un ensemble fini de valeur. Finalement, une même échelle ordinaire est considérée pour tous les critères. On note cette échelle par  $L$ . L'échelle  $L$  contient plusieurs degrés de performance qui vont de  $0_L$  (aucune amélioration par rapport à la configuration de départ) à  $1_L$  (amélioration très importante de la configuration de départ). En note  $L = \{0_L, a, b, \dots, 1_L\}$  où  $a, b, \dots$  sont des degrés d'amélioration intermédiaire où  $0_L < a < b < \dots < 1_L$ .

Nous considérons ici que les actions peuvent améliorer ou dégrader la performance de la configuration actuelle. Les mêmes niveaux de l'échelle  $L$  sont considérés pour qualifier les degrés de dégradation :  $0_L$  signifie pas de dégradation de la configuration de départ et  $1_L$  signifie dégradation très importante de la configuration de départ.

La plausibilité des performances sur chaque attribut est représenté sur une deuxième échelle ordinaire noté  $L_\pi = \{0, u, v, \dots, 1\}$  où la plausibilité d'une performance est 1 signifie que cette performance est totalement plausible et la plausibilité 0 signifie que la performance est impossible.

### 3.1. Interprétation et notations

Ici nous faisons l'hypothèse qu'il existe une configuration de référence  $\gamma^0$  à laquelle toutes les autres configurations doivent être comparées (comme dans la matrice Pugh (Pugh, 1990)) par un ou un panel d'experts. L'expertise requise nécessite de fournir l'impact des paramètres associés à la configuration de l'alternative sur la performance marginale de chaque critère. Une alternative  $\gamma$  est définie par  $m$  paramètres  $\gamma = (\gamma_1, \dots, \gamma_m)$  ou par un plan d'action  $ap = (a_1, \dots, a_m)$ . Le modèle requiert les informations suivantes pour chaque alternative  $\gamma^j$ .

- Le degré  $\alpha_{ij}$  avec lequel une action  $a_j$  du plan d'action envisagé, *i.e.*, le choix d'une valeur  $\gamma_j$  est supposée améliorer ou dégrader le  $i^{\text{ème}}$  critère par rapport à la configuration de référence  $\gamma^0$ . Les experts peuvent exprimer leur ignorance et leur imprécision quant à l'évaluation d'une alternative. C'est pour cela qu'on considère que  $\alpha_{ij} \in L$  est un sous-ensemble de  $L$ :  $\alpha_{ij} \subseteq L$ .
- Le degré de confiance  $\delta_{ij}$  que l'expert peut avoir quant à l'impact de l'action  $a_j$  sur le critère  $i$ . Plus précisément,  $\delta_{ij}$  correspond à la confiance que l'expert a dans la réalisation pratique de l'amélioration  $\alpha_{ij}$ . Autrement dit, ce paramètre modélise la capacité d'une action à agir comme prévu étant donné les moyens et les ressources disponibles dans le projet étudié.  $\delta_{ij}$  prend ses valeurs dans une échelle ordinaire  $S$  ( $0_S$  correspond à « pas confiant du tout » et  $1_S$  correspond à « totalement confiant »). Encore pour des raisons de simplicité nous considérons que  $S = L_\pi$ . Autrement, il faut considérer une application préservant l'ordre entre  $S$  et  $L_\pi$ .
- Une mesure floue  $\mu$  qui prend ses valeurs dans la même échelle ordinaire  $L$  qui associe pour chaque sous-ensemble de critères son degré d'importance dans la prise de décision. On aurait pu prendre une échelle différente de  $L$  mais cela compliquerait inutilement les calculs.

Pour calculer le degré d'amélioration global qu'une configuration peut apporter en prenant en compte la confiance dans l'efficacité des actions d'amélioration, la méthode proposée repose sur la théorie des possibilités qualitatives telle qu'elle est présentée dans (Dubois *et al.*, 2001). Les étapes principales de la méthode sont reprises ci-après.

### 3.2. Les différentes étapes de la méthode d'évaluation

Le processus d'évaluation est donc composé de quatre étapes (Figure 4.4):

- (1) Le recueil des données nécessaires à l'évaluation ;



- (2) La fusion des informations concernant une option de configuration/amélioration relativement à un critère sous la forme d'une distribution de possibilité qualitative sur la performance marginale. C'est le modèle de comportement qui représente l'influence des paramètres de la configuration sur les sorties du système ;
- (3) L'agrégation des informations fusionnées sur tous les critères pour calculer la distribution de possibilité qualitative sur la performance globale ;
- (4) La comparaison des alternatives basée sur cette représentation possibiliste.

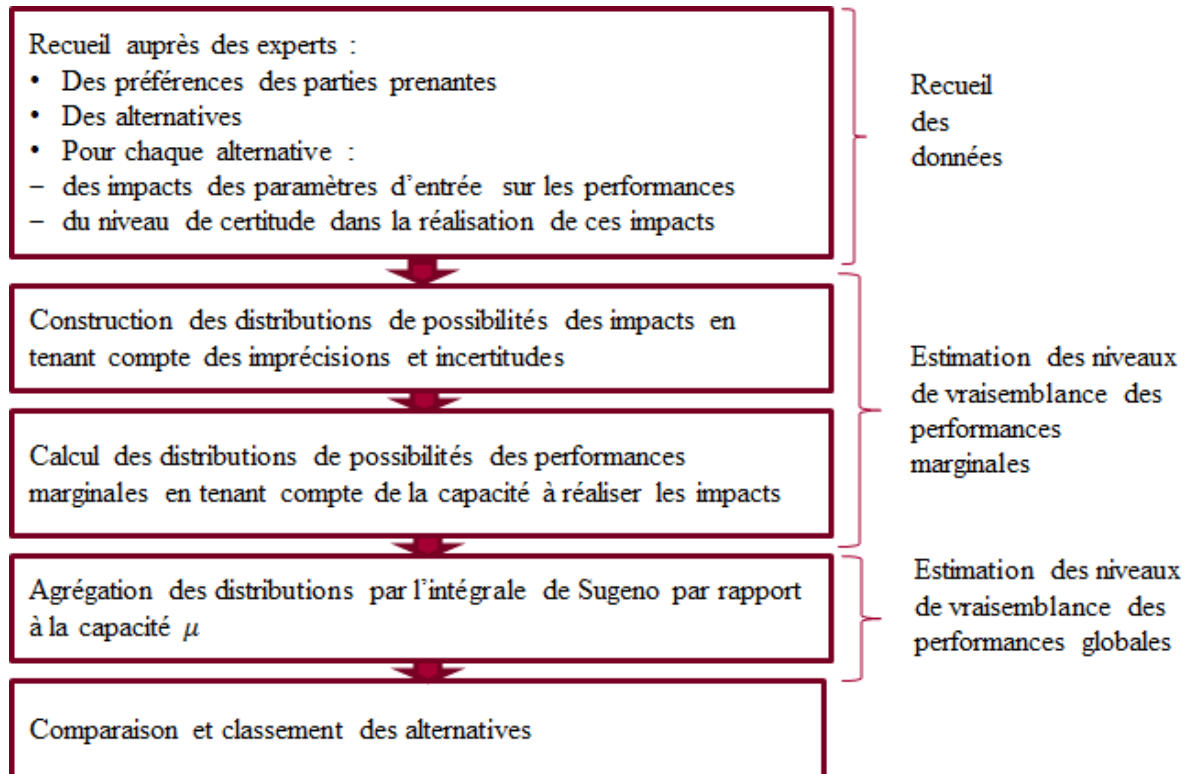


Figure 4.4 : Etapes de l'évaluation selon le modèle qualitatif possibiliste.

### 3.3. Résolution de l'évaluation selon le modèle qualitatif possibiliste

#### 3.3.1. Modélisation de l'imprécision et de l'incertitude

Soit une alternative  $\gamma$  et un critère  $i, i \in N$ . Nous allons exploiter les informations fournies par les experts pour construire deux distributions de possibilités qualitatives  $\pi_{ij}^+ : L \rightarrow L_\pi$  (resp.  $\pi_{ij}^- : L \rightarrow L_\pi$ ) représentant les performances (resp. les dégradations) les plus plausibles et celles qui le sont moins quand l'action  $a_j$  de  $\gamma$  est appliquée. Comme la démarche est la même pour les deux distributions, nous développons seulement la démarche de construction de  $\pi_{ij}^+$  qui passe par deux étapes : 1) modélisation de l'imprécision ; 2) injection de l'incertitude.

1) à tous les éléments de  $\alpha_{ij}$  est attribué le degré de possibilité 1, 0 pour les autres éléments de  $L$ . Autrement dit, à l'instar de l'approche proposée dans la section 2, on construit cette fois-ci, pour chaque action  $a_j$  une distribution de possibilité qualitative telle pour tout impact  $\alpha_{ij}$  exprimé sous forme d'intervalle, les valeurs de  $L$  appartenant à  $\alpha_{ij}$  sont jugées totalement possibles. Dans le cas où il n'y a pas d'opinion exprimé, *i.e.*, cas d'ignorance totale de l'expert, la distribution de possibilité attribue à toutes les valeurs de  $L$  la possibilité 1.

2) pour tenir compte de l'incertitude sur les données recueillies auprès des experts, une 'fuzzyfication' est appliquée : on suppose que les niveaux de  $L$  adjacentes à celles de l'intervalle  $\alpha_{ij}$  sont considérées plausible à un certain degré inférieur à 1.

Nous notons dans la suite  $\pi_{ij}^*$  quand il n'est pas important de distinguer entre  $\pi_{ij}^+$  ou  $\pi_{ij}^-$ .

### 3.3.2. Fusion des distributions de possibilité des actions sur les critères

Pour obtenir la distribution de possibilité (détérioration ou amélioration) de l'alternative  $\gamma$  par rapport à chaque critère, nous fusionnons les distributions de possibilités élémentaires  $\pi_{ij}^*$  des actions, en prenant en compte les degrés de confiance  $\delta_{ij}$  en leur faisabilité.  $\pi_{ij}^+$  et  $\pi_{ij}^-$  sont traitées en parallèle (les actions améliorant et celles dégradant sont traitées séparément). Cette opération de fusion peut être effectuée par un opérateur disjonctif ou conjonctif, selon que les informations fournies par les experts sont contradictoires ou non. Le conflit sur le critère  $i$  est encore calculé comme proposé dans (Dubois et al., 2001) :

$$conflict(i) = \max_{k \in L} (\min_{j \in \{1, \dots, m\}} (\pi_{ij}^*(k)))$$

Lorsque  $conflict(i) = 0$ , ce qui signifie qu'il y a conflit entre les sources, un opérateur disjonctif est utilisé autrement, un opérateur conjonctif est préféré. .

Par exemple, étant donnée une alternative  $\gamma$  et un critère  $i$ , dans le cas d'un opérateur disjonctif, la distribution de possibilité qualitative  $\pi_i^*$  est calculée comme suit :

$$\forall k \in L, \pi_i^*(k) = \max_j (\min(\pi_{ij}^*(k), \delta_{ij})) \quad (4.5)$$

Ainsi avec cet opérateur d'agrégation, toute valeur  $k$  de  $L$  ayant un degré de possibilité élevé et résultant d'une action avec un degré élevé de confiance est favorisée. De plus, dans le cas d'un degré de confiance faible  $\delta_{ij}$ , ou de degré de possibilité faible  $\pi_{ij}^*(k)$ , alors le minimum entre les deux valeurs a une faible chance d'être le résultat de l'agrégation (comportement de type *dictature limitée*).

Dans le cas où il n'y a pas du tout de conflit, la distribution de possibilité qualitative  $\pi_i^*$  devra être calculée à travers un opérateur conjonctif comme suit :

$$\forall k \in L, \pi_i^*(k) = \min_j (\max(\pi_{ij}^*(k), n_{L_\pi}(\delta_{ij}))) \quad (4.6)$$

où  $n_{L_\pi}: L_\pi \rightarrow L_\pi$  est une application de reversement des valeurs (voir chapitre 3). Enfin, les distributions  $\pi_i^*$  sont normalisées.

### 3.3.3. Estimation des distributions de possibilités qualitative des performances globales

A l'issue de l'étape 2, à chaque alternative  $\gamma$ , et pour chaque critère  $i$  sont associées deux distributions de possibilité qualitatives  $\pi_{i,ap}^+$  (fusion des valeurs d'amélioration) et  $\pi_{i,ap}^-$  (fusion des valeurs de dégradation) où  $ap$  est le plan d'action qui permet de passer de  $\gamma^0$  à  $\gamma$ .

Soit  $\mu: N \rightarrow L$  une mesure floue sur l'ensemble des critères de  $N$  représentant les préférences des clients, déterminée par interview sur ses préférences. Cette mesure floue  $\mu$  est utilisée pour agréger les différents scores d'une configuration sur les  $n$  critères, permettant ainsi de déterminer la distribution de possibilité globale d'amélioration (respectivement de dégradation) d'une configuration par rapport à tous les critères. Ceci passe par une agrégation des distributions de possibilité par rapport à une amélioration (respectivement dégradation)  $\pi_{i,ap}^+$  (respectivement  $\pi_{i,ap}^-$ ). L'opérateur d'agrégation que nous avons retenu pour cette évaluation qualitative est l'intégrale de Sugeno. En effet, dans une évaluation qualitative, l'intégrale de Sugeno comme l'intégrale de Choquet dans le cas quantitatif de la



section précédente, est basée sur une mesure floue et permet de représenter les interactions préférentielles dans les comportements décisionnels à modéliser (Marichal, 1998 ; Grabisch, 2010). Au niveau des distributions de possibilités, l'agrégation peut être faite en utilisant le principe d'extension de Zadeh permettant ainsi d'obtenir deux distributions agrégées  $\pi_{ap}^+$  et  $\pi_{ap}^-$  (Sow *et al*, 2016a) données par :

$$\forall k \in L, \pi_{ap}^*(k) = \max_{(k_1, \dots, k_n) \in L^n / k = S_\mu^*(k_1, \dots, k_n)} (\min(\pi_1^*(k_1), \pi_2^*(k_2), \dots, \pi_n^*(k_n)))$$

Les calculs de  $S_\mu^+$  et  $S_\mu^-$  sont inspirés de (Grabisch, 2003) :

- Pour les améliorations (valeurs supérieures à celles de la configuration de référence), on a pour tout  $k_i$  dans  $\{0_L, \dots, 1_L\}$ :

$$S_\mu^+(k_1, k_2, \dots, k_n) = \max_{i=1, n} (\min(k_{\sigma(i)}, \mu(A_{\sigma(i)})),$$

où  $\sigma$  est une permutation sur  $N$  telle que  $k_{\sigma(1)} \leq k_{\sigma(2)} \leq \dots \leq k_{\sigma(n)}$ , et  $A_{\sigma(i)} = \{\sigma(i), \sigma(i+1), \dots, \sigma(n)\}$ .

- Pour les dégradations (valeurs inférieures à celles de la configuration de référence), on a pour tout  $k_i$  dans  $\{0_L, \dots, 1_L\}$ :

$$S_\mu^-(k_1, k_2, \dots, k_n) = \max_{i=1, n} (\min(k_{\sigma(i)}, \mu(A_{\sigma(i)}))$$

$\sigma$  étant une permutation sur  $N$  telle que  $-k_{\sigma(1)} \leq -k_{\sigma(2)} \leq \dots \leq -k_{\sigma(n)}$ , et  $A_{\sigma(i)} = \{\sigma(i), \sigma(i+1), \dots, \sigma(n)\}$ .

### 3.1.4. Comparaison des alternatives

En conclusion, à chaque alternative  $\gamma$  sont associées deux distributions de possibilité  $\pi_{ap}^+$  et  $\pi_{ap}^-$ .  $\pi_{ap}^+$  exprime la possibilité d'obtenir des niveaux d'amélioration dans  $L$  par rapport à la configuration de référence et  $\pi_{ap}^-$  exprime la possibilité d'obtenir les niveaux de détérioration.

Les alternatives les plus séduisantes sont celles avec les valeurs de possibilité les plus élevées (confiance dans leur faisabilité) sur les valeurs d'amélioration les plus élevées et en même temps il faut qu'elles soient celles avec les valeurs de possibilité les plus petites sur les valeurs de dégradation les plus élevées. L'utilité optimiste qualitative (Chapitre III MAUT cas possibiliste) est un outil adéquat pour représenter ce comportement :

$$U(\pi_{ap}^+) = \max_{k \in L} \min(h(\pi_{ap}^+(k)), k)$$

où  $h: L_\pi \rightarrow L$  est une application préservant l'ordre de l'échelle des possibilités à l'échelle des satisfactions. De la même façon on définit :

$$D(\pi_{ap}^-) = \max_{k \in L} \min(h(\pi_{ap}^-(k)), k)$$

Les préférences sur  $U(\pi_{ap}^+)$  et  $D(\pi_{ap}^-)$  vont dans deux sens opposées. A l'instar du modèle précédent, on peut définir un ordre de Pareto sur les couples  $(U(\pi_{ap}^+), n_L(D(\pi_{ap}^-)))$ .

Ainsi les meilleurs alternatives sont celles qui sont non-dominées au sens de Pareto.

Le choix de représenter de façon séparer les distributions de possibilités des améliorations et celles des dégradations sur une échelle unipolaire facilite la compréhension de la démarche et les calculs qui en découlent. Néanmoins, il est possible de représenter les améliorations et les dégradations sur une même échelle bipolaire. Par exemple l'intégrale de Sugeno symétrique (Grabisch, 2003) permet de

calculer une évaluation globale tenant compte de la possibilité de certaines actions de  $\gamma$  à améliorer alors ou à dégrader les performances de l'alternative de référence  $\gamma^0$ .

### 3.4. Application : évaluation dans le cadre qualitatif possibiliste

Le lecteur qui le souhaite pourra se référer à l'application au Chapitre VI section 4.2.

## 4. Evaluation selon un modèle basé sur les sous-ensembles flous

Dans cette troisième approche, l'objectif reste d'orienter le décideur vers des choix d'options les plus pertinents pour répondre aux besoins des clients. Ce modèle est une version simplifiée du précédent. Des deux échelles pour représenter les niveaux de dégradation ou d'amélioration, on ne retient que deux niveaux d'impacts correspondant soit à un impact positif (favorable à l'atteinte des objectifs de performance) soit à un impact négatif (défavorable à l'atteinte des objectifs de performance).

A tout impact est associé un niveau de confiance dans la capacité de l'équipe de conception à effectivement le produire. Ce dernier modèle est donc associé à une phase d'élicitation qui diffère significativement de ce qui a été proposé dans les sections précédentes et complète les modes de représentation qui nous ont semblés les plus compatibles avec les connaissances expertes disponibles.

### 4.1. Interprétation et notations

Dans cette représentation, les experts sont capables de fournir pour chaque choix de valeur d'un paramètre  $\gamma_j$ , *i.e.*, pour chaque action d'amélioration  $a_j$ , (voir Figure 4.5) :

- Le type d'impact positif  $s_i$ , ou négatif  $d_i$  qu'une action  $a_j$  devrait avoir sur la performance attendue sur le critère  $i$  ;
- Le niveau de confiance  $s_i(a_j)$  ou  $d_i(a_j)$  dans la réalisation de cet impact sur une échelle qualitative  $L$ .

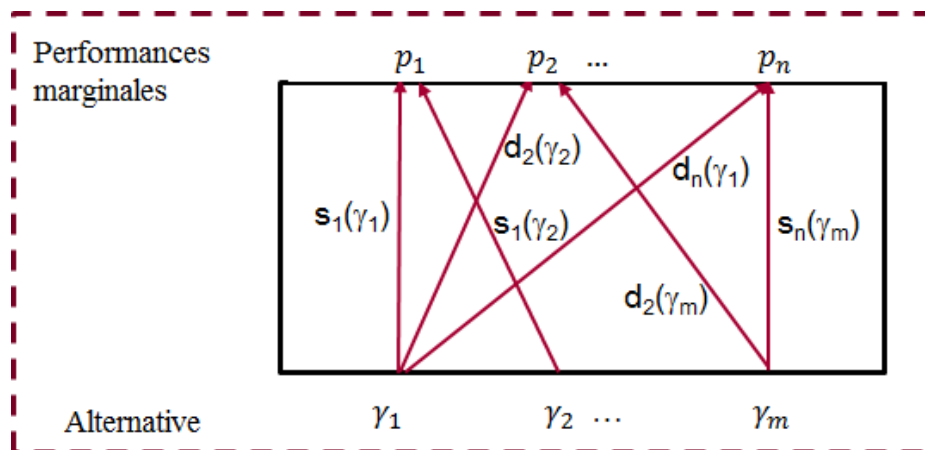


Figure 4.5 : Effet des choix de l'acteur sur les performances marginales.

### 4.2. Les étapes de l'évaluation

A partir des données recueillies, deux sous-ensembles flous : un sous-ensemble flou de dégradation et un sous-ensemble flou d'amélioration sont définis. Les actions  $a_j$  (c'est-à-dire les choix de valeurs  $\gamma_j$  de paramètres d'entrée) appartiennent à l'un de ces sous-ensembles flous avec un certain degré.

Le degré d'appartenance à un sous-ensemble flou traduit ici l'incertitude et la confiance des experts en la réalisation de l'impact.

Deux nouveaux sous-ensembles flous de l'amélioration et la dégradation que devrait induire l'alternative  $\gamma$  sur les performances marginales d'un critère sont alors calculés. Enfin, les performances marginales sont agrégées pour calculer le sous-ensemble flou de l'amélioration de  $\gamma$  du système/produit.

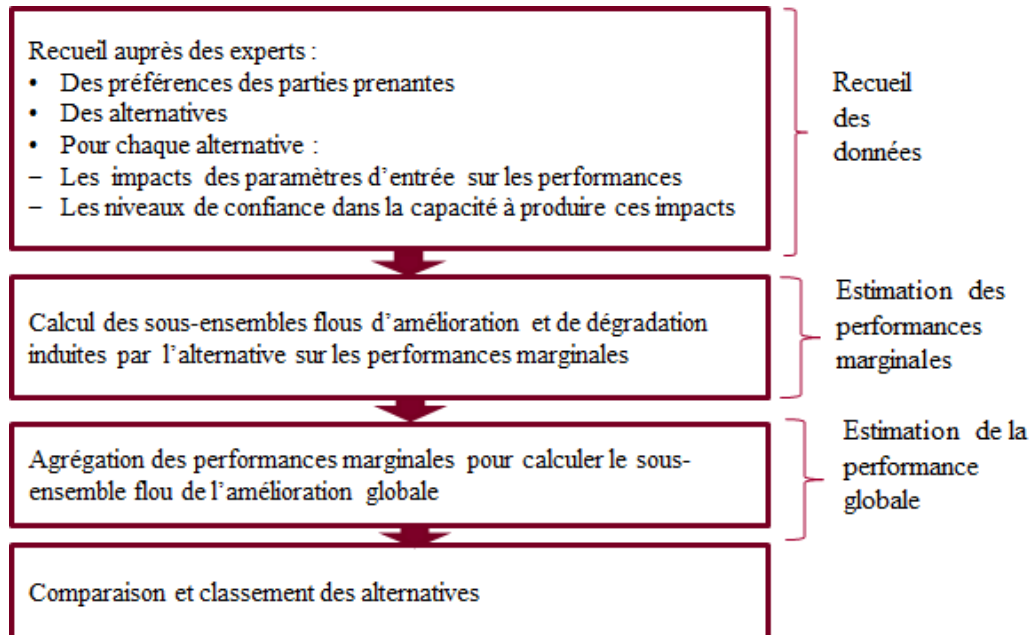


Figure 4.6 : Etapes de l'évaluation selon le modèle basé sur les sous-ensembles flous.

### 4.3. Résolution de l'évaluation basée sur les sous-ensembles flous

La difficulté majeure vient du fait que certaines actions d'un plan d'action peuvent impacter positivement un critère  $i$ , tandis que d'autres actions l'impacteront négativement (Figure 4.6). La question est alors : quel est l'impact résultant du plan d'action  $ap$  sur le critère  $i$  ? La réponse dépend non seulement du système, mais aussi de l'attitude du décideur vis-à-vis du risque. Une attitude pessimiste du décideur traduisant une aversion pour le risque mettra l'accent sur les impacts négatifs les plus élevés tandis qu'une attitude optimiste privilégiera les impacts positifs les plus conséquents.

Ainsi, nous proposons de modéliser comme proposé dans (Montmain et al., 2015), les deux situations possibles du décideur vis-à-vis du risque comme suit :

- Pour une attitude optimiste, les deux sous-ensembles flous pour le  $i^{\text{ème}}$  critère sont déterminés par :

$$S_i(ap) = \max_{a \in A_i^S(ap)} s_i(a) \text{ et } D_i(ap) = \max_{a \in A_i^D(ap)} d_i(a),$$

où les ensembles  $A_i^S(ap)$  et  $A_i^D(ap)$  sont définis par :

$$A_i^S(ap) = \{a \in ap : s_i(a) > 0_L\} \text{ et } A_i^D(ap) = \{a \in ap : d_i(a) > 0_L\}.$$

L'attitude optimiste du décideur consiste à ne retenir que les impacts extrêmes pour comparer les valeurs de  $S_i(ap)$  et  $D_i(ap)$ .

- Pour une attitude pessimiste, l'impact résultant est déterminé par :

$$S_i(ap) = \min_{a \in A_i^S(ap)} s_i(a) \text{ et } D_i(ap) = \max_{a \in A_i^D(ap)} s_i(a).$$

L'attitude pessimiste du décideur le conduit à ne retenir que le minimum des impacts positifs  $S_i(ap)$  pour le comparer au maximum de ses impacts négatifs  $D_i(ap)$ .

Dans les deux cas, on peut dire que le plan d'action  $ap$  améliore le critère  $i$  si  $S_i(ap) > D_i(ap)$ , ou que  $ap$  dégrade le critère  $i$  si  $S_i(ap) < D_i(ap)$ .

On peut alors s'intéresser à l'impact d'un plan d'action  $ap$  sur l'ensemble des critères de  $N$ . Puisqu'on sait déjà déterminer l'impact du plan d'action  $ap$  sur chaque critère  $i$  de  $N$ , plusieurs agrégations peuvent être proposées pour déduire l'impact de  $ap$  sur  $N$ . Une agrégation raisonnable que nous allons considérer ici est de prendre le minimum des impacts positifs de  $ap$  sur les critères de  $i$ . Nous obtenons alors le sous-ensemble flou suivant:

$$s_N(ap) = \begin{cases} \min_{i \in N} S_i(ap) & \text{si } S_i(ap) > D_i(ap) \forall i \in N \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

Plus précisément,  $s_N(ap)$  est non nul si tous les critères de  $N$  sont améliorés par  $ap$ , condition drastique qui peut être relaxée en choisissant d'autres opérateurs d'agrégation comme proposés dans (Montmain *et al.*, 2015). Si l'on dispose d'un modèle plus précis des préférences du client, on peut également avec cette échelle qualitative avoir recours à une intégrale de Sugeno comme dans la section précédente.

Finalement,  $argmax_{ap} s_N(ap)$  est le plan d'action qui procure le plus grand impact positif et est ainsi le plan d'action optimal pour répondre aux attentes des clients.

## 5. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons proposé une approche purement qualitative, ainsi que deux approches possibilistes pour l'évaluation des concepts en phase de conception préliminaire des produits complexes tels que les produits mécatroniques. Ces approches permettent d'identifier les configurations qui conduisent à la satisfaction des parties prenantes tout en tenant en compte les différentes interactions possibles telles que les interactions physiques et les interactions préférentielles, mais aussi la faisabilité des configurations attendues. Les modèles de comportement qu'ils soient explicites ou non représentent les interactions et contraintes physiques, les modèles de la MAUT les interactions préférentielles. Nous avons essayé de proposer une modélisation qui permette au concepteur de bien distinguer ces deux types de réalité afin de limiter les risques de confusion lors de la conception de systèmes/produits complexes. Dans ce contexte d'évaluation avec de forts degrés d'incertitude, les outils classiques de l'automatique linéaire n'ont plus de sens, il est impossible de raisonner par superposition des effets des actions sur les performances. Le théorème de superposition abandonné, le raisonnement sur des données qualitatives est moins commun chez les ingénieurs (MQ&D, 1995 ; Travé-Massuyès *et al.*, 1997) ce qui accentue les risques de confusion précédemment évoqués.

L'idée d'introduire ces différentes approches est de pouvoir donner au décideur une palette de modèles susceptibles de fournir un cadre mathématique à sa représentation du système à concevoir/améliorer (modèle de comportement explicite ou non), mais aussi des attentes de son client (modèle de préférence avec des préférences qualitatives ou quantitatives) lors de la phase préliminaire de la conception en particulier où l'imperfection des données est la plus manifeste. La première approche possibiliste traite l'information disponible à travers des distributions de possibilité quantitatives qu'on peut déduire des avis d'experts et d'une base données disponible en ayant pour chaque critère la

performance minimale et maximale déjà rencontrée et la courbe d'utilité de la performance sur chaque critère afin d'estimer la satisfaction globale du client en tenant en compte des interactions préférentielles. Ensuite, une estimation de la difficulté à réaliser les objectifs de la performance, permettant d'évaluer la satisfaction du concepteur, est faite à travers les informations disponibles sur la difficulté à atteindre une performance sur un critère donné, représentées à travers des distributions de possibilité. L'estimation conjointe de la satisfaction du client et du concepteur permet de trouver un consensus entre les attentes du client et à la capacité du concepteur à répondre à ces attentes.

La seconde approche traite l'information disponible à travers une représentation qualitative possibiliste des données sous formes de nombres qualitatifs pour évaluer la performance elle-même et la croyance dans sa réalisabilité. Cette approche part d'une configuration de référence à partir de laquelle toutes les configurations à évaluer sont comparées. Ensuite, tout comme dans la première approche, une estimation de la possibilité à améliorer ou à détériorer la performance globale de la configuration de référence intégrant la confiance dans la faisabilité du choix de conception est calculée. Elle permet de déterminer la configuration qui répond au mieux à l'attente du client et aux contraintes de faisabilité.

On peut remarquer que la première approche permet de véhiculer toute l'incertitude des données initiales d'un bout à l'autre de la chaîne de traitement. Elle permet donc une estimation plus fiable quant à l'intérêt que peut présenter telle ou telle configuration. De plus, elle permet de tenir compte aussi bien des interactions préférentielles qu'opérationnelles ou physiques. Toutefois, elle exige une quantité d'informations conséquentes, notamment les courbes d'utilité et de difficulté sur les critères. La seconde approche possibiliste est plus simple et requiert une quantité d'information moindre, mais la prédiction y est aussi moins précise. Les différentes étapes de la modélisation sont susceptibles d'entraîner une perte de contenu informationnel et elle reste donc moins efficace en termes de précision.

Enfin, une troisième approche basée sur les sous-ensembles flous est proposée spécifiquement pour modéliser l'impact d'une configuration sur la performance globale du système avec un modèle de comportement qualitatif mais explicite.

# Chapitre V : Détermination des axes d'amélioration

Dans le chapitre précédent, nous avons proposé de guider le manufacturier dans le choix de solutions, qui sont supposées constituer un nouveau système satisfaisant ou bien une amélioration de l'existant. Nous avons donc proposé des outils pour aider le manufacturier à évaluer les options envisagées dans un contexte de conception incertain. Parmi les options envisagées, nous lui avons donné le support nécessaire pour choisir la plus pertinente pour son entreprise lorsqu'il ne connaît que de manière imparfaite objectifs et contraintes. Mais l'aide à l'amélioration proposée reposait sur l'idée que l'on envisageait a priori un nombre limité d'alternatives que l'on pouvait toutes évaluer. Nous allons maintenant nous intéresser au cas où la liste des alternatives n'est pas définie comme un ensemble en extension. La question que se pose le concepteur ou le manufacturier est de savoir dans quel sens il doit faire évoluer son système/produit pour maximiser ses chances de satisfaire le client tout en ne mettant pas en péril son entreprise. Quel « gradient » de la performance est-il le plus judicieux d'investir ?

Nous nous intéressons donc dans ce chapitre à l'amélioration d'un système existant qui peut être éventuellement une solution trouvée par le (s) modèle (s) du chapitre IV. Plus précisément, nous cherchons à identifier les axes d'amélioration qui maximisent l'espérance de gain sur la performance globale d'un système en partant d'un état initial sous la contrainte de la capacité à mener à bien ces améliorations. Nous proposons des méthodes outillées qui permettent au décideur d'explorer l'espace des performances qu'il pourrait atteindre compte tenu de ses préférences.

## 1. Modélisation de l'amélioration

La notion d'amélioration dans un contexte multicritère est déterminée par le modèle de préférence du décideur représenté par une fonction utilité  $U$  (voir chapitre III section 3) et par conséquent par le choix adéquat d'un opérateur d'agrégation  $H$ . Ainsi améliorer une alternative  $\gamma \equiv (y_1^\gamma, \dots, y_n^\gamma) \in X$  où  $y_i^\gamma \in X_i$  est le résultat de l'alternative  $\gamma$  sur le  $i^{\text{ème}}$  attribut consiste à la faire évoluer en une autre alternative  $\gamma' \equiv (y_1^{\gamma'}, \dots, y_n^{\gamma'})$  de telle sorte que  $U(\gamma') > U(\gamma)$  où  $U(\gamma) = H(u_1(y_1^\gamma), u_2(y_2^\gamma), \dots, u_n(y_n^\gamma))$  et  $u_i(y_i^\gamma)$  mesure le degré de satisfaction du décideur par rapport à la valeur  $y_i^\gamma$ . Pour alléger les notations dans la suite, nous noterons :  $\forall y = (y_1, y_2, \dots, y_n) \in X, \forall i \in N, x_i = u_i(y_i)$  où  $x_i \in [0,1]$ ; Et  $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ .

Soit  $\gamma^0$  le système initial à améliorer. Le vecteur de performances du système initial  $\gamma^0$  est  $x^0 = (u_1(y_1^0), \dots, u_n(y_n^0))$ , de performance globale  $U(\gamma^0) = H(u_1(y_1^0), \dots, u_n(y_n^0))$ .

Si l'objectif visé est connu, le problème d'optimisation associé à la recherche de l'amélioration efficiente de  $\gamma^0$  consiste à chercher le système qui permettra d'atteindre un nouvel objectif global  $e^*$  dans  $[0,1]$  avec un coût  $C(\gamma^0, \gamma)$  au sens général du terme (argent, temps, effort, etc.) minimal.

Ce problème peut s'énoncer sous la forme d'un problème d'optimisation :

$\min C(\gamma^0, \gamma)$  sous les contraintes

$$\begin{cases} H(x_1, \dots, x_n) \geq e^* \\ \forall i = 1..n, 0 \leq x_i^0 = u_i(T_i(\gamma^0)) \leq x_i = u_i(T_i(\gamma)) \leq 1 \end{cases} \quad (P1)$$

Ce problème d'optimisation est complexe car il peut être fortement non linéaire (de par l'opérateur d'agrégation  $H$  et les fonctions d'utilité), mais aussi parce que  $T$ , transformation des valeurs des paramètres d'entrée de l'alternative  $\gamma$  en valeurs des attributs, n'est pas connue explicitement et qu'il est généralement difficile d'en réaliser une identification quantitative précise comme nous l'avons déjà mentionné. Si la performance dans l'industrie est aujourd'hui résolument quantitative (Clivillé *et al.*, 2000 ; Suwignjo *et al.*, 2000), la connaissance des effets de la variation de tels ou tels paramètres sur les caractéristiques de sortie du système reste essentiellement symbolique. Le modèle qualitatif de  $T$  que nous avons proposé dans les chapitres précédents ne permettent pas une approche plus conventionnelle avec des multiplicateurs de Lagrange car les dérivées partielles ne peuvent pas être considérées comme locales.

Ainsi, le problème (P1) est un problème qui nécessite une méthode de résolution itérative due à la non linéarité du modèle d'agrégation  $H$  et des fonctions d'utilité modélisant les performances élémentaires d'une part et à la nature qualitative de  $T$  d'autre part. Le problème (P1) peut se composer en deux sous-problèmes :

- i) dans un modèle non linéaire d'évaluation de la performance globale, comment identifier les critères à améliorer en priorité ?
- ii) comment ensuite déterminer les paramètres du système qu'il convient de faire varier pour mettre en œuvre l'amélioration recommandée à la phase précédente ?

L'utilisation d'algorithmes d'optimisation de type descente du gradient pour converger vers la solution optimale du problème (P1) nécessite que l'on connaisse la *direction* vers laquelle il est le plus avantageux de faire évoluer le vecteur  $\gamma \in \Gamma$ . Dans un premier temps, il s'agit de chercher les dimensions de la performance dont l'amélioration produit un gain de performance globale espérée maximal. Ensuite, il faut encore identifier les paramètres  $\gamma$  du système qu'il s'agit de faire évoluer pour que l'amélioration définie dans la phase précédente puisse être implémentée pour plus de détails voir (Montmain *et al.*, 2015). En pratique, ce dernier point n'est pas nécessairement un problème combinatoire complexe car l'ensemble des contraintes fonctionnelles, opératoires et comportementales que l'on a sur un système physique réduit considérablement l'espace des paramètres possibles en général (voir l'exemple du robot mobile de (Fleurey *et al.*, 2008)). Qui plus est, cette problématique repose sur des connaissances qui relèvent du domaine de compétence du manufacturier/concepteur, de ses savoir-faire, alors que le premier point exploite un modèle de préférence bien moins maîtrisé et encore moins formalisé chez l'industriel (Montmain *et al.*, 2015).

Dans la section qui suit, il n'y a plus d'objectifs précis à atteindre, l'objectif du concepteur est de proposer un produit/système simplement meilleur. L'idée repose sur la recherche des directions d'amélioration les plus pertinentes et s'apparente donc à la problématique de ce chapitre : comment identifier les critères à améliorer en priorité pour espérer une espérance de gain maximale ?

## 2. Un indice de plus-value

Comment identifier l'amélioration la plus judicieuse en termes de performance et de réussite lorsque l'on ne peut pas ou on ne veut pas se fixer d'objectif particulier autre que celui de faire le mieux



possible (le  $e^*$  du problème (P1) n'est plus défini) ? Cette prévision n'a rien d'intuitif en particulier lorsque l'on imagine les critères interagir et que les chances de réussite dépendent nécessairement des performances attendues. Doit-on améliorer le système sur tous les critères simultanément faisant fi du coût de l'amélioration ? Doit-on l'améliorer critère par critère pour mieux maîtriser l'effet espéré de l'action d'amélioration (Berrah *et al.*, 2016) ? La première façon de procéder conduirait à faire des améliorations vraisemblablement inutiles (sur qualité), tandis que la deuxième pourrait s'avérer inefficace à cause des interactions possibles entre les critères.

En effet, considérons l'exemple d'un décideur dont le modèle de préférence se résume à l'opérateur d'agrégation "*min*". Si tous les critères sont satisfaits de façon égale, l'amélioration d'un seul critère ne changera pas l'évaluation globale. Pour améliorer l'évaluation globale dans le cas d'un opérateur d'agrégation "*min*", il faut améliorer tous les critères. Au-delà de cette situation de départ avec un profil parfaitement homogène, pour un opérateur d'agrégation "*min*", il suffit d'améliorer la plus petite des performances, toute autre amélioration s'avérerait inefficace. Nous pensons qu'une recommandation utile pour le concepteur serait de lui fournir le sous-ensemble de critères selon lesquels l'amélioration semble la plus pertinente à réaliser, *i.e.*, qu'elle satisfait au mieux le client tout en tenant compte de la capacité du manufacturier à réaliser cette amélioration, pour s'améliorer autant qu'il le peut selon un modèle de préférence défini au préalable.

Dans une phase de conception préliminaire, si l'objectif de l'amélioration n'est pas défini ou en tout cas pas défini précisément, il s'agit simplement de faire au mieux. Selon un modèle de préférence prédéfini, le concepteur/manufacturier doit donc identifier les critères selon lesquels une option de système/produit a tout intérêt à être perfectionnée pour améliorer sa performance globale autant que possible ; autrement dit, il s'agit d'identifier les critères pour lesquels l'amélioration partielle, en priorité, sera la plus rentable dans la quête d'un plus haut niveau de performance globale. Il s'agit d'associer à un sous-ensemble de critères un indice de plus-value qui caractérise la rentabilité moyenne des efforts nécessaires relativement à ces critères de l'évaluation. On ne quantifie pas l'amélioration agrégée que l'on atteindra, mais on cherche la rentabilité moyenne optimale indépendamment du niveau de performance qui sera effectivement atteint. Cette formulation de l'amélioration s'avère extrêmement intéressante lorsqu'on ne peut pas ou on ne veut pas fixer d'objectif précis. Elle correspond à de nombreuses situations de conception : le système/produit doit être le meilleur, mais on ne connaît pas les améliorations apportées aux produits concurrents, le système doit juste être amélioré au mieux en fonction de ce que le manufacturier est capable de faire et des marges de progression selon ses performances initiales.

### 2.1. Importance des critères

La littérature s'est intéressée à la problématique d'amélioration dans le contexte multicritère. Elle s'est en particulier penchée sur la sémantique de la notion d'importance des critères. En effet, pour la problématique précédente, lorsque l'opérateur d'agrégation est une moyenne pondérée, l'idée intuitive consiste à s'améliorer selon les critères de plus grande importance relative. D'autres travaux ont proposé la notion de contribution a priori d'un critère qui tient à la fois compte de l'importance relative du critère, mais aussi de la marge de progression selon ce critère (Montmain *et al.*, 2005 ; Montmain, 2007 ; Berrah *et al.*, 2016). L'interprétation de fonctions d'agrégation en décision multicritère est souvent basée sur des indicateurs comme les indicateurs d'importance relative des critères. Par exemple, pour l'intégrale de Choquet, l'indicateur d'importance est la valeur de Shapley (cf Chapitre III). (Grabisch et Labreuche, 2001) précisent que l'utilisation d'un indicateur doit pourtant toujours être limitée au contexte dans lequel il a été conçu. L'indice de Shapley peut être interprété comme une sorte de valeur moyenne de la contribution du critère  $i$  tout seul dans toutes les



coalitions de critères possibles. Il représente également la moyenne des améliorations de 0 à 1 (Marichal, 1998).

$$v_i(C_\mu) = \sum_{K \subset N \setminus \{i\}} \frac{(n-|K|-1)!|K|!}{n!} [\mu(K \cup \{i\}) - \mu(K)] = \int_{y \in X} \frac{\partial C_\mu}{\partial x_i} dy \quad (5.1)$$

(Grabisch & Labreuche, 2001) expliquent que l'indice de Shapley n'est pas l'indicateur le plus adapté pour décider des critères qui devraient être améliorés en priorité si on veut améliorer le système/produit globalement autant que possible. Ils introduisent alors un nouvel indicateur d'importance qui représente la moyenne des gains possibles lorsque l'on obtient un meilleur score global pour une amélioration portant sur un sous-ensemble de critères quel que soit le profil des scores initiaux. Ils définissent de manière axiomatique cet indicateur pour n'importe quelle fonction d'agrégation avant de l'appliquer à l'intégrale de Choquet. Plus précisément, pour un critère donné, alors que l'indice de Shapley ne considère que des améliorations de 0 à 1 sur le critère  $i$ , l'indice qu'ils proposent est le gain moyen pour toutes les améliorations possibles sur le critère  $i$ . Ils démontrent l'idée intuitive que si un critère n'est pas important au sens de Shapley, alors il n'est pas intéressant de l'améliorer et que la réciproque n'est pas vérifiée car il existe des situations où un critère est important au sens de Shapley alors qu'il y a peu de plus-value à l'améliorer (l'idée est voisine de celle développée dans les références précédentes autour de la notion de contribution).

Dans la même veine de travaux, Ch. Labreuche définit un index de plus-value pour une coalition de critères qui répond à la formulation du problème d'amélioration « au mieux » pour un opérateur  $H$  mais cette fois-ci pour un profil de performance initial donné (Labreuche, 2004). Cette déclinaison de l'index de plus-value correspond davantage à la situation de décision à laquelle est confronté le concepteur qui doit améliorer produit/système donné, alors que (Grabisch and Labreuche, 2001) trouverait plutôt son application en théorie des jeux.

## 2.2. Critères à améliorer

L'objectif des travaux de Ch. Labreuche est de conseiller des candidats pour qu'ils atteignent une performance agrégée aussi élevée que possible (la tournure n'est pas anodine, on ne se fixe aucune contrainte quant à la performance agrégée que l'on atteindra) : il cherche alors à déterminer les critères selon lesquels le candidat a le plus intérêt à se perfectionner en priorité pour maximiser ses « chances » d'atteindre le plus haut niveau de performance. A cet effet, il propose d'introduire un indicateur de plus-value (*worth index*) qu'il note  $\omega_i^N(H)(x)$  relativement à l'opérateur d'agrégation  $H$ , au profil de performances initial  $x$  et à la coalition de critères  $I \subset N$ . La valeur de  $\omega_i^N(H)(x)$  est grande si améliorer les critères de  $I$  conduit à une amélioration significative de la performance agrégée au sens de  $H$ . Le sous-ensemble de critères  $I^*$  qui maximise  $\omega_i^N(H)(x)$  fournit les critères selon lesquels il est recommandé au candidat de s'améliorer en priorité. Labreuche propose une construction axiomatique de cet indicateur (linéarité, continuité, symétrie, sensibilité/insensibilité, récursivité).

Soient deux candidats de profils  $x, x'$  et  $I \subset N$ . Les notations suivantes sont introduites :  $[x_I', x_{N \setminus I}]$  désigne le profil d'un candidat composite dont les performances partielles sont  $x_i'$  telles que  $x_i' > x_i$  si  $i \in I$  et  $x_i$  sinon. Pour tout sous-ensemble de critères  $I \subset N$ ,  $x_I$  désigne la restriction de  $x$  sur  $I$ , i.e.,  $x = x_N$ .

Le principe de base utilisé par Labreuche pour construire  $\omega_I^N(H)(x)$  repose sur la remarque suivante. Il introduit, de manière analogue à (Grabisch & Labreuche, 2001), une famille de fonctions d'agrégation intuitives pour un décideur qui sera complètement satisfait si toutes les performances partielles dépassent un seuil d'acceptabilité donné.

Cette famille se compose des  $\mathbb{1}_\alpha^n(x)$  indexées par  $\alpha = [\alpha_1, \dots, \alpha_n] \in [0, 1]^n$  où  $\mathbb{1}_\alpha^n(x) = 1$  si  $x_i \geq \alpha_i$  pour tout  $i \in \{1, \dots, n\}$  et  $\mathbb{1}_\alpha^n(x) = 0$  sinon. De même, il définit  $\mathbb{1}_{\alpha, \beta}^n$  pour tout  $\alpha, \beta \in [0, 1]^n$  avec  $\beta > \alpha$ , par  $\mathbb{1}_{\alpha, \beta}^n(x) = 1$  si  $x_i \in [\alpha_i, \beta_i]$  pour tout  $i \in \{1, \dots, n\}$  et  $\mathbb{1}_{\alpha, \beta}^n(x) = 0$  sinon. Il note ensuite que si  $\alpha, \beta$  satisfont  $x_i \in [\alpha_i, \beta_i]$  pour tout  $i$  dans  $N \setminus I$ , alors  $\mathbb{1}_{\alpha, \beta}^n$  peut se décomposer de la façon suivante :

$\mathbb{1}_{\alpha, \beta}^n(x'_I, x_{N \setminus I}) = \Upsilon_{i \in I} \mathbb{1}_{\alpha_i, \beta_i}^n(x'_i)$  où  $\Upsilon$  est une t-norme («  $\Upsilon_{i \in I} \mathbb{1}_{\alpha_i, \beta_i}^n(x'_i)$  » dénombre les cas favorables,  $x_{N \setminus I}$  donné).

Un dernier axiome sur la construction de son indicateur de plus-value (invariance par  $\Upsilon$ ) lui permet de relier l'indicateur de plus-value de la fonction multidimensionnelle  $\mathbb{1}_{\alpha, \beta}^n$  aux indicateurs de plus-value des fonctions monodimensionnelles  $\mathbb{1}_{\alpha_i, \beta_i}^n$  par le biais de cette t-norme. En utilisant alors le fait que nombre de fonctions d'agrégation  $H$  peuvent s'écrire dans la base des  $\mathbb{1}_{\alpha, \beta}^n$  et en utilisant la linéarité de  $\omega_I^N(H)(\cdot)$ , l'auteur donne les résultats suivants pour deux t-normes particulières le min  $\wedge$  et le produit  $\Pi$  :

-  $\omega$  satisfait l'ensemble des axiomes précédents et l'axiome d'invariance pour la t-norme minimum,  $\wedge$ , si seulement si  $\forall H, \forall x$  :

$$\omega_I^N(H)(x) = K \cdot \omega_I^{N, \wedge}(H)(x), K > 0 \text{ constante, avec } \omega_I^{N, \wedge}(H)(x) = \int_0^1 [H((1-\tau) \cdot x_I + \tau, x_{N \setminus I}) - H(x)] \cdot d\tau ;$$

$\omega_I^{N, \wedge}(H)(x)$  est la valeur moyenne de l'amélioration de la performance agrégée pour les améliorations de type  $x'_I = (1-\tau) \cdot x_I + \tau$  (intégrale calculée sur la diagonale de  $x_I$  à 1).

-  $\omega_I^N(H)(x) = \omega_I^{N, \Pi}(H)(x)$  si on a l'axiome d'invariance pour la t-norme produit,  $\Pi$ , avec

$$\omega_I^{N, \Pi}(H)(x) = \frac{1}{\prod_{i \in A} (1-x_i)} \int_{x'_i \in [x_i, 1]} [H(x'_I, x_{N \setminus I}) - H(x)] \cdot dx'_i ; \text{ où } \omega_I^{N, \Pi}(H)(x) \text{ est la valeur moyenne de l'amélioration}$$

de la performance agrégée pour toutes les améliorations espérées  $x'_I \in [x_I, 1]$ .

Avec  $\omega_I^{N, \wedge}(H)(x)$ , on fait l'hypothèse que les améliorations partielles sont homogènes ; avec  $\omega_I^{N, \Pi}(H)(x)$ , on n'émet pas d'hypothèse quant à la disparité des améliorations partielles. Une autre différence singulière entre les deux indicateurs réside dans la nécessité de la constante  $K$  dans l'axiomatique  $\Upsilon = \wedge$ . Il est donc nécessaire de raisonner en relatif en comparant la contribution moyenne de différentes coalitions  $I$ .

Chapitre V : Détermination des axes d'amélioration

L'auteur applique ensuite ses résultats à l'intégrale de Choquet  $H = C_\mu$  écrite en fonction de la transformation de Möbius pour faire apparaître une somme de  $\wedge$ .

Labreuche étend enfin son indicateur de plus-value lorsque l'amélioration de  $H$  implique un coût d'amélioration différent suivant les critères. Par exemple, si  $H(x'_I, x_{N\setminus I}) = H(x''_I, x_{N\setminus I})$  et que  $x'_I - x_I < x''_I - x_I$ , l'effort pour passer de  $x$  à  $(x'_I, x_{N\setminus I})$  est moindre que celui à fournir pour passer de  $x$  à  $(x''_I, x_{N\setminus I})$  pour une même performance agrégée. Il introduit donc une fonction coût  $c(x, x'_I - x_I) = c(x, \delta x_I)$  pour passer de  $x$  à  $(x'_I, x_{N\setminus I})$ . On aura alors, par exemple, une extension de  $\bar{\omega}_I^{N,\wedge}(H)(x)$  avec :

$$\bar{\omega}_I^{N,\wedge}(H)(x) = \int_0^1 \frac{[H((1-\tau).x_I + \tau, x_{N\setminus I}) - H(x)]}{c(x, \tau.(1_I - x_I))} .d\tau$$

Dans notre contexte, nous noterons l'indice de plus-value pour l'intégrale de Choquet, un vecteur de performances initiales  $x^0$  et une amélioration significative selon tous les critères de  $I$  :

$$w_{C_\mu}(x^0, I) = \int_0^1 [C_\mu((1-\lambda)x^0_I + \lambda 1_I, x_{N\setminus I}^0) - C_\mu(x^0)] d\lambda \text{ où } x^0_I \text{ est le vecteur des } x^0_{i \in I} \text{ et } x_{N\setminus I}^0 \text{ le vecteur des } x^0_{i \in N\setminus I}.$$

Cet indice mesure le gain moyen lorsqu'on améliore de manière uniforme tous les critères de  $I$  en même temps, si l'on suppose que tous les niveaux possibles d'amélioration ont la même probabilité de se produire. Les améliorations sur la diagonale de  $x^0_I$  à  $1_I$  permettent d'envisager des améliorations homogènes (sans cette condition, on pourrait recommander d'améliorer les critères de  $I$  et s'apercevoir que l'amélioration n'est effective que sur les critères de  $I' \subset I$ ). Le sous-ensemble de critères  $I^*$  qui maximise l'indice de plus-value indique les performances qui sont les plus pertinentes à améliorer.

Le principal inconvénient de cette approche est que toutes les améliorations sont supposées être équiprobables, ce qui peut évidemment être contestable en pratique. Si l'on revient à l'exemple du Chapitre I, il convient de reconnaître que l'élève qui a de grosses difficultés en mathématiques ne choisira pas nécessairement cette matière au rattrapage du baccalauréat même si le coefficient en est très élevé. D'autre part, il semble assez intuitif que plus l'objectif visé est haut, plus sa réalisation est difficile, *i.e.*, improbable.

Table 5.1 : Sémantique de la valeur moyenne d'amélioration pour un opérateur d'agrégation de type moyenne pondérée.

$\frac{1}{1-a} \int_a^1 (x-a).dx = \frac{1-a}{2}$	Amélioration moyenne d'un critère sans tenir compte de l'importance relative
$\frac{1}{1-a} \int_a^1 \omega.(x-a).dx = \frac{1-a}{2} .\omega$	Amélioration moyenne d'un critère en tenant compte de l'importance relative
$\frac{1}{1-a} \int_a^1 \frac{\omega.(x-a)}{c.(x-a)} .dx = \frac{\omega}{c}$	Amélioration moyenne d'un critère en tenant compte de l'importance relative et d'un effort proportionnel à l'amélioration. On peut alors conseiller de s'améliorer selon ce critère parce qu'il a un bon rapport bénéfice/coût indépendamment de la marge de progression selon ce critère
$\frac{1}{1-a} \int_a^1 p.\omega.(x-a).dx = \frac{1-a}{2} .\omega.p$	Si $p$ est la probabilité de réussite selon le critère, alors cette amélioration moyenne tient compte à la fois et indépendamment de l'importance relative et des chances de réussite. En revanche, la

	probabilité ne dépend que du critère et non de l'amplitude de l'amélioration
$\frac{1}{1-a} \int_a^1 \exp\left(\frac{x-a}{s}\right)^2 \cdot \omega \cdot (x-a) \cdot dx$ $= \frac{s^2 \cdot \omega}{2 \cdot (1-a)} \left( \exp\left(\frac{1-a}{s}\right)^2 - 1 \right)$	Amélioration moyenne d'un critère en tenant compte de l'importance relative et d'un effort proportionnel à l'amélioration, la probabilité associée à la réussite de chaque amélioration élémentaire dépend de l'amplitude de l'amélioration sur le critère

Dans (Imoussaten *et al.*, 2016), les auteurs proposent ainsi une extension de l'indice de plus-value dans un cadre probabiliste où une valeur de probabilité est associée à chaque amélioration  $x \in X$  relativement à  $x^0$ . Elle est définie par :

$$w_{C_\mu}(x^0, I) = \int_{[x^0 \uparrow]} p(x_I, x_{N \setminus I}^0) \cdot [C_\mu(x_I, x_{N \setminus I}^0) - C_\mu(x^0)] dx_I$$

où  $[x^0 \uparrow]$  est l'ensemble des alternatives qui améliorent la performance initiale  $x^0$  sur  $I$ ,  $p(x)$  désigne la probabilité de réalisation de  $x$ . Cependant, dans ce modèle, l'identification des distributions de probabilité dépend d'une importante disponibilité de données statistiques ce qui n'est pas toujours le cas (encore moins en conception préliminaire). L'indice de plus-value défini chez Grabisch et Labreuche suppose que toutes les améliorations soient réalisables de façon équivalente, or ce n'est pas toujours le cas. En d'autres termes, il est inutile d'envisager l'amélioration d'une coalition de critères si celle-ci n'est pas réalisable par rapport à certaines contraintes ou à la capacité de l'entreprise à mener son amélioration. Les facettes qui ont trait à la faisabilité d'une performance ont été abordées dans les définitions précédentes de l'indice de plus-value via le coût d'amélioration (Grabisch & Labreuche, 2001 ; Labreuche 2004) et la probabilité de réalisation d'une amélioration (Imoussaten *et al.*, 2016).

### 2.3. Propositions de ce chapitre

Les approches susmentionnées supposent que toutes les améliorations sont équiprobables, quelles que soient leurs amplitudes et la difficulté à les réaliser, ce qui peut clairement être contestable dans la pratique. Dans (Imoussaten *et al.*, 2016), une extension de cet indice a été proposée dans un cadre probabiliste où les améliorations obéissent à des lois de probabilité identifiées à partir de bases de données. Cette expérimentation a été possible parce que le domaine d'application où elle a été introduite était le e-commerce où nombre de critiques scorées étaient disponibles sur le web. Cependant, dans ce modèle, l'identification des distributions de probabilité dépend de la disponibilité de statistiques conséquentes sur les améliorations. Dans le contexte de la conception préliminaire, peu d'informations précises sont disponibles, ce qui rend illusoire l'identification de telles distributions de probabilité. Ceci nous a conduits à nous tourner vers la théorie des possibilités, cadre adapté à des situations où peu d'informations sont disponibles et plus adéquat pour représenter l'imprécision et l'incertitude conjointement. Ainsi, une extension de l'indice de plus-value à un cadre possibiliste est proposée dans cet article selon deux modèles (Sow *et al.*, 2017b). Compte tenu des limitations énoncées ci-dessus, l'objectif de ce chapitre est de proposer une nouvelle définition de l'indice de plus-value en tenant compte de l'incertitude, l'imprécision et la faisabilité des améliorations (Sow *et al.*, 2016a).

Trois problématiques orientent ces travaux (Figure 5.1)

- Le calcul de l'indice de plus-value dans un contexte de connaissances imparfaites ;

- L'estimation de la capacité à réaliser une amélioration ;
- La détermination des coalitions de critères les plus pertinents à améliorer pour satisfaire le client et le manufacturier.

Nous reprenons ici des notations utilisées dans les Chapitres III et IV. Ainsi, nous considérons que la performance d'un produit/système est évaluée sur un ensemble de  $n$  critères dont l'ensemble des indices est noté  $N = \{1, 2, \dots, n\}$ . La réalisation d'un produit/système est le résultat de l'application d'un ensemble d'actions d'amélioration ou plan d'actions. L'ensemble des actions est noté  $A$ .

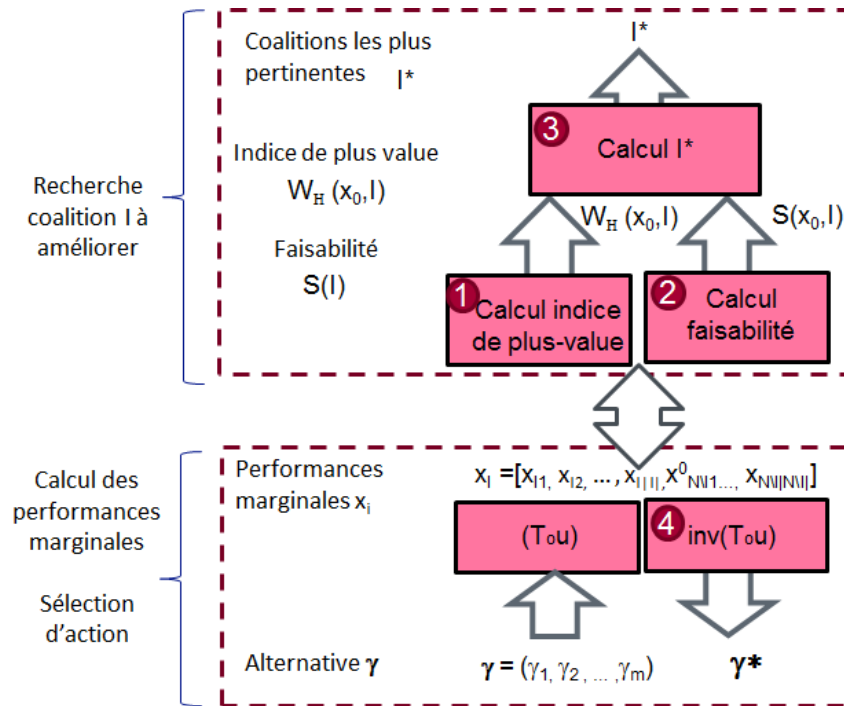


Figure 5.1 : Problématiques traitées pour l'amélioration.

On associe  $\gamma$  aux actions qui mènent à sa réalisation :  $(a_1^\gamma, \dots, a_m^\gamma)$  où  $a_k^\gamma \in A$ ,  $k \in \{1, \dots, m\}$ .

Dans le cas certain, les résultats d'une alternative  $\gamma$  sur les critères de décision sont exprimés par le vecteur  $(y_1^\gamma, \dots, y_n^\gamma)$  où  $y_i^\gamma \in X_i$ ,  $i \in N$ .

Dans le cas incertain, les résultats d'une alternative  $\gamma$  sur les critères de décision sont exprimés par le biais de distribution de possibilité  $(\pi_1^\gamma, \dots, \pi_n^\gamma)$  où  $\pi_i^\gamma: X_i \rightarrow [0, 1]$ ,  $i \in N$ .

Soit  $\gamma^0$  le produit/système défini par la valeur de ses performances marginales  $(x_1^0, \dots, x_n^0)$  où  $(x_i^0 = u_i(y_i^{\gamma^0}))$  déjà réalisé antérieurement, mais qui ne satisfait pas pleinement les spécifications (satisfaction en deçà d'un seuil d'acceptabilité) : ce qui signifie que  $H(x_1^0, \dots, x_n^0) < e$  où  $e$  est le degré de satisfaction minimal attendu.

L'indice de plus-value est un outil intéressant pour orienter le décideur sur les critères à améliorer en priorité pour augmenter la satisfaction globale du nouveau produit. Nous proposons dans ce chapitre une extension de l'indice de plus-value au cas de l'incertain possibiliste, c'est-à-dire lorsqu'il n'est pas possible d'identifier les probabilités associées aux potentielles améliorations. Deux cas sont à distinguer :

- Le cas où l'incertain est modélisé par des sous-ensembles flous d'améliorations et de dégradations : dans ce cas, on propose un indice de plus-value qualitatif (Sow *et al.*, 2015)

- Le cas où l'incertain est modélisé par des distributions de possibilités : dans ce cas, un indice de plus-value possibiliste est proposé (Sow *et al.*, 2016b).

### 3. Indice de plus-value qualitatif

#### 3.1. Représentation des données

Pour prendre en compte l'aspect imprécis des informations disponibles nous supposons que les grandeurs sont exprimées par des termes vagues (par exemple « moyen, grand, petit » etc.), représentables par des données qualitatives sur une échelle ordinale. Ainsi, les préférences du décideur sur les améliorations associées aux valeurs des attributs du système/produit au regard de la performance initiale  $x^0$  prennent leurs valeurs dans une même échelle  $(L, >)$  bornée dont les éléments sont linéairement ordonnés :  $L = \{e_0, \dots, e_m\}$  où  $e_0$  est le plus petit élément de  $L$  et  $e_m$  son plus grand élément. Ces préférences sont exprimées par une fonction d'utilité  $u_i^{x_i^0}$  telle que : pour tout  $i \in N$ ,  $u_i^{x_i^0} : X_i \rightarrow L$ .

De même les mesures floues, indiquant les poids des coalitions de critères, sont des mesures floues qualitatives (Grabisch, 1995 ; Marichal, 2000) exprimées sur la même échelle ordinale  $(L, >)$ .

#### 3.2. Calcul de l'indice de plus-value qualitatif

Améliorer un produit/système  $\gamma^0$  de performance  $x^0$  sur les critères de  $I \subseteq N$  consiste à le faire évoluer vers  $x' = (x'_1, \dots, x'_n)$  tel que  $x'_i > x_i^0, \forall i \in I$  et  $x'_i = x_i^0, \forall i \in N \setminus I$ . Par conséquent, on a nécessairement :  $H(x') > H(x^0)$ .

Nous désignons par  $Improv_{x^0, I}$  l'ensemble des vecteurs  $x^k \in L^n$ , tels que  $x^k$  est une amélioration de  $x^0$  sur les critères de  $I$  le long de la diagonale du  $|I|$ -cube et où les critères de  $N \setminus I$  sont fixés aux performances  $x_i^0$ :

Supposons que la performance globale soit calculée par l'intégrale de Sugeno  $S_\mu$  par rapport à une capacité  $\mu: 2^N \rightarrow L$  :

$$\forall x^k \in Improv_{x^0, I}, H(x^k) = S_\mu(x_1^k, \dots, x_n^k) \text{ avec } H(x^0) = S_\mu(x^0) = e_0.$$

Le nouvel indice de plus-value peut être obtenu de manière analogue de l'indice de plus-value quantitatif par la formule suivante :

$$w_{S_\mu}(x^0, I) = median_{Improv_{x^0, I}} S_\mu(x^k) \quad (5.2)$$

L'idée générale est de considérer pour toute coalition de critères  $I$ , toutes les améliorations possibles le long de la diagonale du  $|I|$ -cube où  $|I|$  désigne le cardinal de  $I$  afin de contraindre une amélioration homogène selon tous les critères de  $I$  tout en gardant les performances de  $x^0$  inchangées selon les critères de  $N \setminus I$ . Une idée intuitive pour définir l'indice de plus-value dans ce contexte qualitatif de l'amélioration consiste alors à calculer la médiane des améliorations possibles pour évaluer le gain médian en partant de l'état initial  $x^0$  (Sow *et al.*, 2016a).

La coalition de critère  $I$  qui maximise  $w_{S_\mu}(x^0, I)$  est celle qu'il faut améliorer en priorité puisqu'elle représente le gain « moyen » maximal. Cet indicateur ne tient pas compte de la difficulté à réaliser les améliorations, qui apparaissent donc comme toutes équiprobables. Nous allons compléter cet indicateur par un modèle qualitatif du comportement afin de pondérer la valeur de  $w_{S_\mu}(x^0, I)$  par la faisabilité d'une amélioration portant sur les critères de  $I$ .

### 3.3. Prise en compte de l'incertitude dans le calcul de l'indice de plus-value

Pour déterminer le sous-ensemble de critères qu'il faut améliorer en priorité dans les limites de ce que peut faire le manufacturier, nous proposons de confronter l'indice de plus-value de la section précédente  $w_{S_\mu}(x_0, I)$  à la confiance  $s(I)$  que l'on a dans la réalisation de l'amélioration conjointe des critères du sous-ensemble  $I$  (comme introduit dans le Chapitre IV), dans un contexte spécifiquement qualitatif.

On définit pour la  $i^{\text{ème}}$  performance élémentaire (pour simplifier on dira la performance  $i$  dans la suite) et chaque action  $a \in A$  (un changement de valeur d'un paramètre),  $S_i(a)$  le degré de croyance avec lequel l'action  $a$  peut affecter la performance  $i$  positivement (resp.  $D_i(a)$  le degré de croyance avec lequel l'action  $a$  affecte la performance  $i$  négativement). Quand  $S_i(a) > 0$ , on dit que  $a$  supporte la performance  $i$ . Quand  $D_i(a) > 0$ , on dit que  $a$  dégrade la performance  $i$ .

$S_i(a)$  et  $D_i(a)$  prennent leurs valeurs dans une échelle  $J$  bornée dont les éléments sont linéairement ordonnés  $J = \{f_0, \dots, f_m\}$ :

L'influence d'une action  $a$  sur une performance  $i$  peut ainsi être caractérisée par un arc entre l'action  $a$  et la performance  $i$  tel que :

$$Influence(a, i) = \begin{cases} +S_i(a) & \text{si } S_i(a) > 0 \\ -D_i(a) & \text{si } D_i(a) > 0 \end{cases}$$

La relation qualitative entre action et performance doit ensuite être étendue à un plan d'action  $ap$  (action combinée de plusieurs changements de paramètres). Comme signalé au Chapitre IV section 4.3, la difficulté vient de ce que pour un plan d'action et un critère, plusieurs actions élémentaires de  $ap$  peuvent affecter la performance  $i$  positivement comme négativement. Quel est alors l'effet résultant de  $ap$  sur la performance  $i$ ? On peut imaginer que ce problème peut être résolu en demandant à des experts l'intensité de l'influence d'un plan d'action sur un critère, mais cette option n'est pas réaliste compte tenu de la combinatoire des actions. L'estimation de l'effet agrégé d'un plan d'action dépend bien sûr du comportement du système, mais aussi du comportement décisionnel du décideur : une attitude pessimiste (selon laquelle l'aversion à la prise de risque est davantage marquée : beaucoup d'attention est portée à l'action du plan d'action qui affecte le plus négativement la performance  $i$ ) versus une attitude optimiste (selon laquelle on s'intéressera davantage à l'action du plan d'action qui affecte le plus positivement la performance  $i$ ). L'effet résultant de la combinaison des actions de  $ap$  sur la performance  $i$  ne peut pas être calculé *objectivement*, mais peut donc se ramener à un problème de décision sous incertitude.

Considérons un plan d'action  $ap$ , *i.e.*, un ensemble d'actions élémentaires qui consistent à changer les valeurs de paramètres d'entrée et ainsi induire un effet sur les performances. L'effet résultant de la combinaison des actions de  $ap$  sur la performance  $i$  repose sur les deux sous-ensembles de  $ap$  :  $A_i^S(ap) = \{a \in ap : S_i(a) > 0\}$  et  $A_i^D(ap) = \{a \in ap : D_i(a) > 0\}$ . L'influence est ainsi bipolaire puisqu'on caractérise d'un côté les effets positifs et de l'autre les effets négatifs (support versus dégradation). L'idée consiste à ne pas synthétiser directement ces effets antagonistes. Dans ce contexte bivarié, l'effet de  $ap$  est donc modélisé par la paire  $(S_i(ap), D_i(ap))$  où  $S_i(ap)$  (resp.  $D_i(ap)$ ) caractérise le degré de croyance avec lequel  $ap$  supporte (resp. dégrade) la performance  $i$ .  $S_i(ap)$  (resp.  $D_i(ap)$ ) est

le résultat de l'agrégation des valeurs  $\{S_i(a), a \in A_i^S(ap)\}$  (resp.  $\{D_i(a), a \in A_i^D(ap)\}$ ). Le choix de l'opérateur d'agrégation pour chacune des deux échelles de l'espace bivarié dépend de l'aversion au risque du décideur (Montmain *et al.*, 2015). Enfin, il s'agit d'étendre le calcul du degré de croyance que l'on peut accorder à  $ap$  dans l'amélioration d'un sous-ensemble de critères  $I$ . Considérons un plan d'action  $ap$  et une performance  $i$ . Le degré de croyance résultant auquel  $ap$  contribue à améliorer la performance  $i$  peut être écrit de la façon suivante :

$$s_i(ap) = \begin{cases} S_i(ap), & \text{si } [S_i(ap) > D_i(ap)] \\ f_0, & \text{sinon} \end{cases}$$

Nous allons maintenant définir le degré de croyance auquel on peut penser que  $ap$  améliore un sous-ensemble de performance  $I$ . Une agrégation raisonnable est de considérer :

$$s_I(ap) = \begin{cases} \min_{i \in I} S_i(ap) & \text{si } \forall j \in N \setminus I [S_j(ap) > D_j(ap) \text{ ou } A_j^D(ap) = \emptyset] \\ f_0 & \text{sinon} \end{cases}$$

D'autres possibilités d'agrégations sont proposées dans (Montmain *et al.*, 2015).

A ce stade de l'approche, il est ainsi possible de calculer pour tout sous-ensemble de critères  $I$  et tout plan d'action  $ap$ , le degré de confiance avec lequel on pense pouvoir (savoir) améliorer les critères concernés du système/produit. C'est le degré de réalisabilité ou d'atteignabilité de  $I$  par  $ap$ . C'est ce degré de confiance que l'on va confronter à l'indice de plus-value de la section précédente pour en pondérer les résultats.

Avec l'indice  $s_i(ap)$ , il est possible de calculer pour tout sous-ensemble de critères  $I$  et tout plan d'action  $ap$ , le degré de croyance auquel on pense pouvoir (savoir) améliorer les critères concernés du système/produit. Par suite,  $s(I) = \max_{ap} s_I(ap)$  est une estimation « optimiste » de notre capacité à réaliser  $I$  indépendamment du coût que cela puisse représenter.

Si on considère tous les sous-ensembles d'actions admissibles pour améliorer le produit/système de départ  $\gamma^0$ ,  $s(I) = \max_{\gamma} s_I(\gamma)$  peut être vu comme le plus grand degré d'appartenance d'un sous-ensemble d'actions ou plan d'actions à l'amélioration de la coalition de critères  $I$ .  $s(I)$  mesure, en quelque sorte, la faisabilité de  $I$  par rapport aux moyens et ressources disponibles, et autres contraintes opérationnelles non explicitées, mais résumées dans cette évaluation qualitative de la capacité à faire.

Pour déterminer le sous-ensemble de critères qu'il faut améliorer en priorité et dont l'amélioration semble réalisable par rapport au savoir-faire du manufacturier, nous proposons de confronter les quantités  $w_{S_\mu}(x^0, I)$  et  $s(I)$ , pour toute coalition de critères  $I$ .

Si le worth-index de la section précédente favorise les coalitions avec une grande cardinalité—plus il y a de critères améliorés, plus le gain est nécessairement grand,  $s_I$  favorise en revanche les coalitions avec une petite cardinalité—plus il y a de critères à améliorer, plus la tâche est difficile. Le problème consiste à trouver le compromis judicieux.

Notons que par construction  $I \subset I' \Rightarrow s_I(ap) \geq s_{I'}(ap)$  et par suite  $s_I \geq s_{I'}$ . De même, parce que l'opérateur d'agrégation  $H$  est une fonction croissante de chacune des utilités élémentaires, alors  $I \subset I' \Rightarrow w_{S_\mu}(x^0, I) \leq w_{S_\mu}(x^0, I')$ .

Par construction,  $w_{S_\mu}(x^0, \cdot)$  est une fonction croissante par inclusion sur l'ensemble des coalitions de critères,  $S(\cdot)$  est une fonction décroissante de  $I$  au sens de l'inclusion. Par conséquent, l'espérance de



gain  $w_{S_\mu}(x^0, .)$  et la faisabilité varient dans des sens opposés et il existe donc une coalition de critères qui constitue un compromis entre l'appétence et la capacité à réussir. Cette coalition de critères déterminera le sous-ensemble de critère qu'il faut améliorer en priorité pour rester ambitieux tout en étant conscient de ses capacités dans un contexte qualitatif.

Mathématiquement, cela peut se traduire par le problème d'optimisation suivant :

$$\begin{cases} \max_{I \subseteq N} w_{S_\mu}(x^0, I) \\ \text{sc } w_{S_\mu}(x^0, I) \leq h(s(I)) \end{cases} \quad (5.3)$$

où  $h: J \rightarrow L$  est une application préservant l'ordre de l'échelle  $J$  et l'échelle  $L$ .

En pratique, on ne peut pas comparer  $w_{S_\mu}(x^0, I)$  et  $s(I)$  sur tous les sous-ensembles de  $N$ . Néanmoins la résolution de ce problème d'optimisation peut être simplifiée par l'utilisation d'heuristiques exploitant la monotonie inverse des deux fonctions.

### 3.4. Application : amélioration dans le cadre qualitatif

Le lecteur qui le souhaite pourra se référer à l'application au **Chapitre VI section 5.2**.

## 4. L'indice de plus-value possibiliste

### 4.1. Représentation des données

Comme cela a été mentionné dans le Chapitre III, la théorie des possibilités est un cadre approprié pour représenter des informations à la fois imprécises et incertaines.

On suppose donc ici que les experts sont capables de fournir des distributions de possibilité  $\pi_{X_i}$  qui décrivent les valeurs des attributs plausibles et celles qui le sont moins sur chaque critère  $i$ . En effet, par expérience, les experts connaissent les valeurs des attributs minimales et maximales qu'ils ont déjà rencontrées sur chaque critère  $i$  ce qui fournit le noyau de la distribution  $\pi_{X_i}$ . Le reste du support de la distribution est l'ensemble des valeurs d'attributs ayant des valeurs plausibles du point de vue de l'expert bien qu'il ne les ait jamais rencontrées auparavant : peut-être que la concurrence a déjà réalisé ces performances et que son entreprise lui semble disposer des compétences nécessaires pour se dépasser sur telle ou telle dimension.

En d'autres termes, pour chaque critère d'évaluation  $i$ , les experts sont capables de dire que pour un attribut donné, toutes les valeurs comprises entre une valeur minimale  $y_i^{min}$  et une valeur maximale  $y_i^{max}$  sont totalement possibles (l'intervalle  $[y_i^{min}; y_i^{max}] \subseteq X_i$  est le noyau de la distribution). Toutefois, les valeurs inférieures proches de  $y_i^{min}$  et celles supérieures et proches de  $y_i^{max}$  ne sont pas impossibles, un degré de possibilité non nul leur est attribué :

$$\forall y_i \in X_i, \pi_{X_i}(y_i) = \begin{cases} 1, \text{ si } y_i \in [y_i^{min}, y_i^{max}] \\ \alpha \in ]0, 1[, \text{ si } y_i \in [a_i, y_i^{min}] \cup [y_i^{max}, b_i] \\ 0 \text{ sinon} \end{cases} \quad (5.4)$$

où  $a_i, b_i \in X_i$  tels que  $a_i \leq y_i^{min}$  et  $b_i \geq y_i^{max}$ .

Nous supposons donc que les experts sont en mesure de fournir des distributions de possibilité trapézoïdale comme dans la formule eq (5.4) représentant les degrés de possibilité des valeurs des attributs associées aux critères (voir chapitre IV). Les experts fournissent également les utilités sur chaque critère de décision :  $\forall i \in N, u_i: X_i \rightarrow [0, 1]$ . De la même façon que dans la section 2.3 du chapitre IV, nous construisons les distributions de possibilités  $\pi_i$  par rapport aux valeurs d'utilités à

partir des fonctions  $u_i$  et des possibilités  $\pi_{x_i}$ . Nous proposons alors deux façons de construire un indice de plus-value dans ce contexte d'incertitude possibiliste : soit de résumer les distributions de possibilités à leur indicateur de position (Chapitre III sous-section 2.3), soit préserver toute l'information portée par les distributions et propager l'incertitude dans le processus d'agrégation.

Le principal avantage du premier indice de plus-value est qu'il s'appuie uniquement sur les espérances inférieures et supérieures des distributions de possibilité (c'est-à-dire  $E_*$  et  $E^*$ ) et est donc facile à utiliser, mais il y a alors une perte de contenu informationnel par rapport à la véritable connaissance que les experts fournissent avec les distributions  $\pi_i$ . Le second permet de manipuler les distributions de possibilité elles-mêmes : il n'y a pas de perte d'informations, mais les calculs sont significativement plus lourds.

Soit  $x^0 = (u_1(y_1^0), u_2(y_2^0), \dots, u_n(y_n^0)) \in [0,1]^n$  la performance de départ. Les distributions de possibilités modéliseront ce que le décideur pense être plausible et moins plausible en terme d'amélioration au-delà de  $x^0$ . Le calcul de l'indice de plus-value pour une coalition  $I$  signifie que les améliorations concernent seulement les performances des critères de  $I$  alors que les performances sur  $N \setminus I$  restent égales à celle de  $x^0$ . Par conséquent, pour  $i \in I$ , seules les performances supérieures à  $x_i^0$  auront des degrés de possibilités non nuls (on ne va pas chercher à faire moins bien que la solution dont on dispose initialement). En d'autres termes, les distributions de possibilités initiales sont révisées par les distributions  $\pi_i^{x_i^0}$  définies comme suit :

- pour  $i \in I, \pi_i^{x_i^0}(x_i) = \begin{cases} 0 & \text{si } x_i \leq x_i^0 \\ \pi_i(x_i) & \text{sinon} \end{cases}$ , c'est-à-dire :  $\pi_i^{x_i^0} = \pi_i \wedge 1_{[x_i^0; 1]}$  ;
- pour  $i \in N \setminus I, \pi_i^{x_i^0}(x_i) = \begin{cases} 1 & \text{si } x_i = x_i^0 \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$ , c'est-à-dire :  $\pi_i^{x_i^0} = 1_{\{x_i^0\}}$

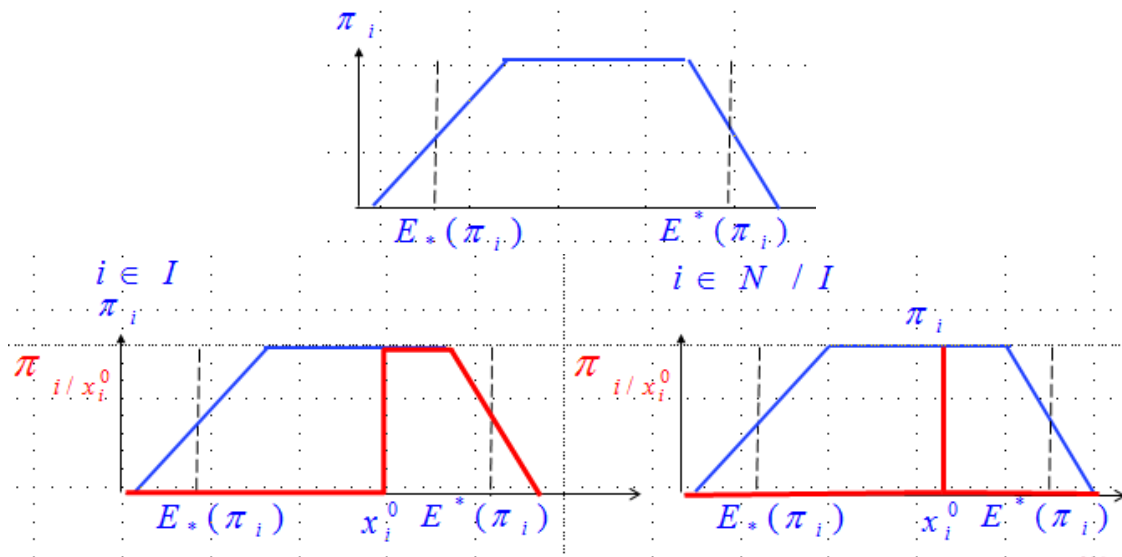


Figure 5.2 : Les distributions associées à un critère  $i$ .

La distribution  $\pi_i$  des valeurs possibles sur le critère  $i$  ; les distributions  $\pi_i^{x_i^0}$  selon que le critère est à améliorer ou pas.

On suppose enfin que l'utilité globale s'écrit sous forme de model non-additif utilisant une intégrale de Choquet par rapport à une mesure floue  $\mu$ .

## 4.2. Indice de plus-value basé sur les moments des distributions de possibilité

Dans cette première approche, seules les valeurs moyennes  $E_*(\pi_i^{x_i^0})$  et  $E^*(\pi_i^{x_i^0}, x_i^0)$  sont exploitées pour définir l'indice de plus-value possibiliste. Par conséquent, l'indice de plus-value  $w_{C_\mu}(x^0, I)$  sera une quantité imprécise et définie sous forme d'un intervalle :

$$\forall I \subseteq N, w_{C_\mu}(x^0, I) = [w_{*C_\mu}(x^0, I), w_{*C_\mu}^*(x^0, I)] \quad (5.5)$$

Pour tout  $I \subseteq N$ , l'indice de plus-value inférieur  $w_{*C_\mu}(x^0, I)$  (resp. supérieur  $w_{*C_\mu}^*(x^0, I)$ ) est défini comme une agrégation des espérances inférieures (resp. supérieures) des distributions  $\pi_i^{x_i^0}$  :

$$w_{*C_\mu}(x^0, I) = C_\mu(E_*(\pi_I^{x_I^0}), x_{N \setminus I}^0) - C_\mu(x^0)$$

$$w_{*C_\mu}^*(x^0, I) = C_\mu(E^*(\pi_I^{x_I^0}), x_{N \setminus I}^0) - C_\mu(x^0)$$

où  $E_*(\pi_I^{x_I^0})$  (respectivement)  $E^*(\pi_I^{x_I^0})$  désigne le vecteur des quantités  $(E_*(\pi_i^{x_i^0}))_{i \in I}$  (respectivement  $(E^*(\pi_i^{x_i^0}))_{i \in I}$ ) pour  $i$  dans  $I$ .

On peut calculer pour chaque  $i \in I$  (Figure 5.2) :

$$E_*(\pi_i^{x_i^0}) = \int_{-\infty}^{+\infty} x_i dF_{i/x_i^0}^*(x_i), \text{ avec } dF_i^*(x_i) = \delta(x_i - x_i^0) \text{ la distribution de Dirac au point } x_i^0, \\ \text{i.e. } \delta(x_i - x_i^0) = 0 \text{ si } x \neq x_i^0, \text{ et } \delta(0) = +\infty.$$

Comme  $\int_{-\infty}^{+\infty} \delta(x_i - x_i^0) dx_i = 1$  et  $f: x \rightarrow x$  est une fonction continue, alors on a  $\int_{-\infty}^{+\infty} x_i \delta(x_i - x_i^0) dx_i = x_i^0$ . Donc  $E_*(\pi_{i/x_i^0}) = x_i^0$ .

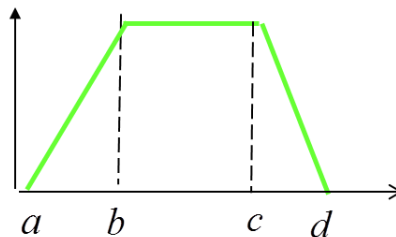
$$E^*(\pi_i^{x_i^0}) = \int_{-\infty}^{+\infty} x_i dF_{i/x_i^0}^*(x_i) = \int_{-\infty}^{+\infty} x_i dF_{*i}^*(x_i) = E^*(\pi_i)$$

Pour  $i \in N \setminus I$  (Figure 5.2) :

$$E_*(\pi_i^{x_i^0}) = E^*(\pi_i^{x_i^0}) = \int_{-\infty}^{+\infty} x_i \delta_{x_i^0}(x_i) dx_i = x_i^0$$

Dans cette première approche, seules les valeurs moyennes  $E_*(\pi_i^{x_i^0})$  et  $E^*(\pi_i^{x_i^0})$  sont exploitées pour définir l'indice de plus-value (et non pas toute l'information représentée par les distributions  $\pi_{i/x_i^0}$ ).

Exemple : cas de distributions trapézoïdales.



Dans le cas des distributions de possibilité trapézoïdales, on a  $\int_{-\infty}^{+\infty} x_i dF_{*i}(x_i) = \frac{d_i + c_i}{2}$  vu que  $dF_{*i}$  est une distribution uniforme sur  $[c_i, d_i]$  ; où  $[a_i, d_i]$  et  $[b_i, c_i]$  sont respectivement le support et le noyau de la distribution  $\pi_i^{x_i^0}$  pour tout  $i \in I$ .

L'intervalle  $[E_*(\pi_{i/x_i^0}), E^*(\pi_{i/x_i^0})]$  fournit la valeur de performance moyenne attendue lorsque des améliorations sur les critères  $i$  de  $I$  sont effectuées. Ainsi, l'espérance de gain moyen pour chaque critère  $i$  de  $I$  est l'intervalle :  $[0, \frac{d_i + c_i}{2} - x_i^0]$ .

Notons par  $(\frac{d_i + c_i}{2} |_{i \in I}, x_i^0 |_{i \in N \setminus I})$  le vecteur  $x \in \square^n$  tel que  $x_i = \frac{d_i + c_i}{2}$  si  $i$  est dans  $I$  et  $x_i = x_i^0$  sinon. Finalement, l'indice de plus-value est donné par :

$$\forall I \subseteq N, w_{C_\mu}(x^0, I) = [0, C_\mu(\frac{d_i + c_i}{2} |_{i \in I}, x_i^0 |_{i \in N \setminus I}) - C_\mu(x^0)]$$

### 4.3. Indice de plus-value basé sur la propagation de l'incertitude

Dans cette deuxième approche, nous proposons d'exploiter le maximum d'information représentée par les distributions de possibilité avant toute agrégation.

Soit  $\pi_{C_\mu/x^0, I}$  la distribution résultat de l'agrégation des  $n$  distributions élémentaires associées aux critères. L'indice de plus-value possibiliste est donc imprécis et peut être défini en utilisant l'espérance inférieure  $E_*(\pi_{C_\mu/x^0, I})$  et l'espérance supérieure  $E^*(\pi_{C_\mu/x^0, I})$  de  $\pi_{C_\mu/x^0, I}$  :

$$\begin{aligned} w_{C_\mu}(x^0, I) &= [w_{*C_\mu}(x^0, I), w_{C_\mu}^*(x^0, I)] \\ &= [E_*(\pi_{C_\mu/x^0, I}) - C_\mu(x^0), E^*(\pi_{C_\mu/x^0, I}) - C_\mu(x^0)] \end{aligned}$$

Il reste à calculer la distribution de possibilité agrégée  $\pi_{C_\mu/x^0, I}$ . Pour cela, nous utilisons le principe d'extension de Zadeh :

$$\pi_{C_\mu/x^0, I}(z) = \sup_{\substack{y_I \in [x_I^0, 1_I], y_{N/I} = x_{N/I}^0 \\ z = C_\mu(y)}} \min_{i \in I} (\pi_{i/x_i^0}(y_i))$$

où  $y_I \in [x_I^0, 1_I]$  signifie  $y_i \in [x_i^0, 1]$ ,  $\forall i \in I$  et  $y_{N/I} = x_{N/I}^0$  signifie  $y_i = x_i^0$ ,  $\forall i \in N/I$ . Ici,

$$\min_{i \in N} (\pi_{i/x_i^0}(y_i)) = \min_{i \in I} (\pi_{i/x_i^0}(y_i)) \text{ car } \pi_{i/x_i^0}(x_i^0) = 1 \forall i \in N/I.$$

Il faut noter que le calcul de  $\pi_{C_\mu/x^0, I}$  est très coûteux dans cette expression du principe d'extension de Zadeh.

Néanmoins, il peut être singulièrement simplifié si les propositions de (Grabisch & Nguyen, 1998) sont utilisées (voir chapitre III). En effet, comme nous agrégeons des distributions affines par morceaux avec une intégrale de Choquet linéaire par simplexe, le résultat est également une distribution affine par morceaux. Pour calculer  $\pi_{C_\mu/x^0, I}$  il suffira donc de calculer l'intégrale de Choquet seulement aux points d'intersection des parties ascendantes et descendantes des distributions de possibilité  $\pi_{i/x_i^0}$  (Grabisch & Nguyen, 1998).

Notons que par construction des distributions  $\pi_i^{x_i^0}(x_i)$ , nous avons :

$$E_*(\pi_{C_\mu/x^0,I}) - C_\mu(x^0) = 0$$

Finalement, nous avons la formulation suivante pour l'indice de plus-value possibiliste :

$$w_{C_\mu}(x^0, I) = [0; E^*(\pi_{C_\mu/x^0,I}) - C_\mu(x^0)]$$

Toutefois, il ne faut pas confondre cette nouvelle formulation possibiliste de l'indice de plus-value avec celle de la section précédente. En effet, dans le cas général, on a (voir discussion du chapitre 4) :

$$C_\mu(E_*(\pi_1), E_*(\pi_2), \dots, E_*(\pi_n)) \neq E_*(C_\mu(\pi_1, \pi_2, \dots, \pi_n)).$$

#### 4.4. Règle de décision basée sur l'indice de plus-value

Pour identifier le sous-ensemble  $I$  de critères à améliorer en priorité, il suffit de comparer uniquement les quantités  $w_{C_\mu}^*(x^0, I)$  pour tout  $I \subseteq N$ . Nous considérons simplement que plus il y a de critères à améliorer, plus le coût de l'amélioration augmente. Comme  $w_{C_\mu}^*(x^0, I) = \max_{I \subseteq N} \{w_{C_\mu}^*(x^0, I)\}$  (l'indice de plus-value est une fonction croissante pour l'inclusion), le décideur peut choisir d'améliorer uniquement les performances de  $I^*$  défini comme suit :

$$\frac{|I^*|}{|N|} < \beta \text{ et } |w_{C_\mu}^*(x^0, N) - w_{C_\mu}^*(x^0, I^*)| < \varepsilon \text{ pour } \varepsilon \text{ suffisamment petit et } \beta \text{ à fixer.}$$

Autrement dit, l'amélioration des critères de  $I^*$  a le potentiel de fournir un gain de performance proche de l'espérance maximale  $w_{C_\mu}^*(x^0, N)$  tout en ayant significativement moins de critères à améliorer.

#### 4.5. Application : amélioration dans le cadre quantitatif possibiliste

Le lecteur qui le souhaite pourra se référer à l'application au Chapitre VI section 5.1.

### 5. Conclusion

L'amélioration d'un système complexe s'appuie sur un processus décisionnel dans lequel décideur cherche à trouver des solutions les plus pertinentes, *i.e.*, les plus satisfaisantes pour les clients et restant dans les limites des capacités de l'entreprise à mettre en œuvre ces améliorations. Les décisions d'améliorations sont d'autant plus ardues que les seules informations disponibles et sur lesquelles les décideurs s'appuient sont souvent incertaines et imprécises, tout particulièrement en phase de conception préliminaire.

Les approches proposées dans ce chapitre ont pour but d'aider le décideur dans cette tâche difficile. Elles sont basées sur le calcul d'un indice de plus-value effectué depuis une performance initiale dans le cadre de l'amélioration d'une système/produit déjà réalisée auparavant.

Nous avons proposé deux extensions, l'une possibiliste et l'autre qualitative de l'indice de plus-value introduit il y a quelques années par Grabisch et Labreuche permettant aux décideurs de disposer d'indications sur les performances les plus pertinentes à améliorer même si l'information dont ils disposent est imparfaite. Le cas d'application de la réingénierie d'un robot autonome illustrera chacune des approches proposées dans le chapitre qui suit.

Cette préoccupation d'amélioration est à resituer dans un cadre plus général d'un processus d'amélioration continue dont la boucle itérative peut être représentée en Figure 5.3. Il est important de noter que traiter en parallèle (et non séquentiellement comme dans (Montmain *et al.*, 2015) la tâche

d'identification de la coalition la plus profitable pour le client et celle d'estimation de la capacité du prestataire à mener ces améliorations évite de lancer des actions qui risquent de ne jamais aboutir à un consensus entre la capacité à faire et la volonté de faire. Ainsi ce traitement en parallèle de la volonté de faire et de la capacité à faire permet de raccourcir le processus de convergence (lorsqu'il y a convergence) vers un état « optimal ».

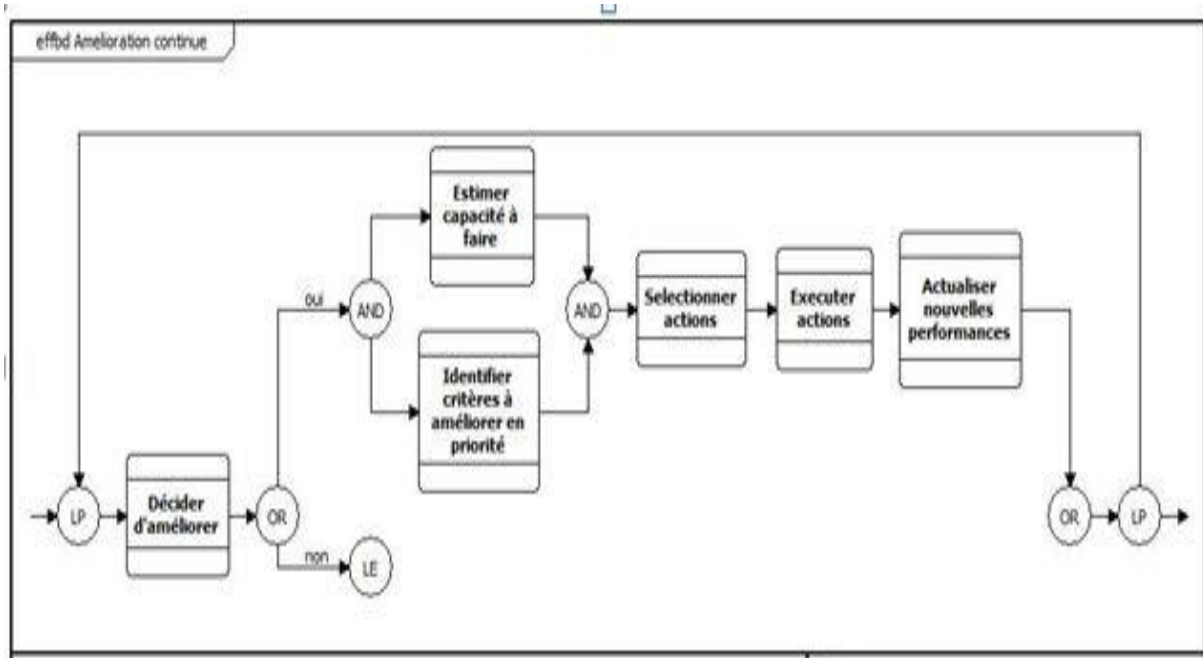


Figure 5.3 Schéma de la boucle itérative d'amélioration.

Nous avons vu au Chapitre II que la conception d'un système était itérative et en ce sens la boucle d'amélioration continue de la Figure 5.3 est à rapprocher de la boucle de progression vers des éléments de solution en conception (Figure 5.4) comme le suggère les travaux menés sur le guide de développement de systèmes mécatroniques VDI 2206 (Gausemeier, 2002).

L'intérêt du schéma d'amélioration continue proposé en Figure 5.3 est d'intégrer dans une même boucle de pilotage à la fois des considérations de ressources et de compétences disponibles (relevant de la conduite de projet) et de celles de performance du produit (relevant de l'ingénierie système).

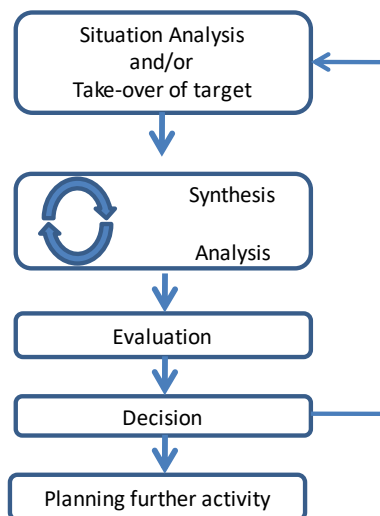


Figure 5.4 : Boucle itérative de conception selon le guide VDI2206 (Gausemeier, 2002).



# Chapitre VI : Evaluation/Amélioration en conception préliminaire : illustration

Nous avons choisi d'illustrer nos propositions de méthodes d'évaluation et d'amélioration en conception préliminaire dans le domaine de la robotique mobile qui nécessite de la part des concepteurs une approche interdisciplinaire.

## 1. Introduction

La question de l'architecture est d'une importance primordiale lorsqu'on conçoit un robot mobile : Comment un robot mobile navigue-t-il de manière robuste d'un endroit à l'autre en interprétant les données le localisant et en contrôlant son mouvement ? La robotique mobile est une discipline encore jeune qui manque de définition d'architecture standardisée (Siegwart, 2011) si bien que la conception d'un robot mobile relève encore de la conception innovante voire créative.

L'aspect matériel, consistant à choisir et dimensionner la structure mécanique du système, sa motorisation, son alimentation et son système de contrôle-commande apparaît comme un des premiers points à traiter lors de la conception d'un robot mobile. Le choix de la structure est souvent effectué parmi un ensemble de solutions connues (Bayle, 2017). Par exemple, dans (Bruzzone, 2012), les auteurs font un état de l'art des mécanismes de locomotion pour les robots mobiles au sol, en mettant l'accent sur les solutions pour les évolutions en environnements non structurés. Leur objectif est d'aider les concepteurs à choisir la meilleure solution de locomotion pour des besoins opérationnels spécifiques d'un tel robot. Il est intéressant de parcourir les extraits de ce travail en Figures 6.1 et 6.2, car ils montrent que les connaissances sur lesquelles les concepteurs se basent pour construire une architecture sont à la fois incertaines (données qualitatives : 'capacité de marcher sur un sol compact, sol de moyen à tendre, sable mou', etc.) et imprécises (intervalles de performances : ratio vitesse maximale sur longueur du robot :  $0.5s^{-1}$ - $3s^{-1}$ , etc.).

locomotion → feature ↓	Wheeled	Tracked	Legged
maximum speed	high	medium/ high	low (static walking) to medium (dynamic walking)
.....			
energy efficiency	high	medium	low (static walking) to medium (dynamic walking)
mechanical complexity	low	low	high
control complexity	low	low	high
technology readiness	full	full	full for static walking;

Figure 6.1 : Extraits du tableau de comparaison des systèmes de locomotion (Bruzzone, 2012).





Feature	Evaluation criteria	Ranges		
		Low	Medium	High
maximum speed	ratio between maximum speed and overall length of robot	$< 0.5 \text{ s}^{-1}$	$0.5\text{--}3 \text{ s}^{-1}$	$> 3 \text{ s}^{-1}$
obstacle crossing capability	ratio between the maximum height of an obstacle with a semi-circular lateral profile which can be crossed and the height of the robot 	$< 0.25$	$0.25\text{--}0.5$	$> 0.5$
step/stair climbing capability	ratio between the maximum height of the square step which can be crossed and the height of the robot 	$< 0.15$	$0.15\text{--}0.35$	$> 0.35$
slope climbing capability	maximum slope that can be climbed (compact surface, friction coefficient $> 0.5$ )	$< 15^\circ$	$15\text{--}30^\circ$	$> 30^\circ$
walking capability on soft terrains	capability of walking on:	compact soil	medium to soft soil	soft sand
walking capability on uneven terrains	ratio between the maximum ground roughness that can be crossed (rocky ground with random profile) and the height of the robot	$< 0.1$	$0.1\text{--}0.2$	$> 0.2$
energy efficiency	ratio between the final gravitational potential energy acquired while climbing a slope at low speed and the energy supplied to the actuators	$< 0.1$	$0.1\text{--}0.35$	$> 0.35$

Figure 6.2 : Critères d'évaluation des systèmes de locomotion (Bruzzone 2012).

L'exemple 'Robafis\_2013' que nous avons choisi pour illustrer nos propositions est issu d'une expérience réelle de conception robotique, mais reste limité dans sa problématique. Il n'a pas vocation à valider nos propositions (la validation exige un retour d'expérience sur des cas variés et de différents niveaux de complexité), mais à les illustrer de façon pédagogique. Le passage à l'échelle de nos propositions sera discuté dans la section 6.

## 2. Le robot 'Robafis\_2013'

Le concours Robafis<sup>9</sup> est organisé annuellement par l'association française d'ingénierie système (AFIS<sup>10</sup>) pour promouvoir la pratique de l'ingénierie système (IS). Le défi est de développer, en appliquant les règles de l'IS, un robot mobile autonome, capable de rivaliser avec les robots concurrents, en n'utilisant que des composants fournis par l'AFIS (éléments de kits Mindstorm de LEGO).

Nous avons choisi de présenter l'édition Robafis 2013 qui s'est tenue sur le site nîmois EERIE de l'Institut Mines-Telecom Mines Ales.

Chaque robot doit accomplir la mission suivante le plus rapidement possible : saisir et transporter différentes charges (matérialisées par des sphères colorées) entre plusieurs dispositifs de stockage/déstockage répartis sur un terrain de jeu de surface plane. Des lignes noires peintes sur le sol indiquent le chemin reliant les différents stocks eux-mêmes identifiés par des pastilles collées au sol. Le robot doit pouvoir tenir dans un cube de 30cm de côté.

Selon les principes de l'IS, les besoins sont extraits à partir du règlement du concours, puis, après avoir traduit ces besoins en exigences, les premiers éléments d'architecture fonctionnelle (Figure 6.3 et 6.4) et organique (Figures 6.5 et 6.6) sont élaborés ;

<sup>9</sup> <http://www.robafis.fr/RobAFIS/Bienvenue.html>

<sup>10</sup> <https://www.afis.fr/pages/accueil.aspx>

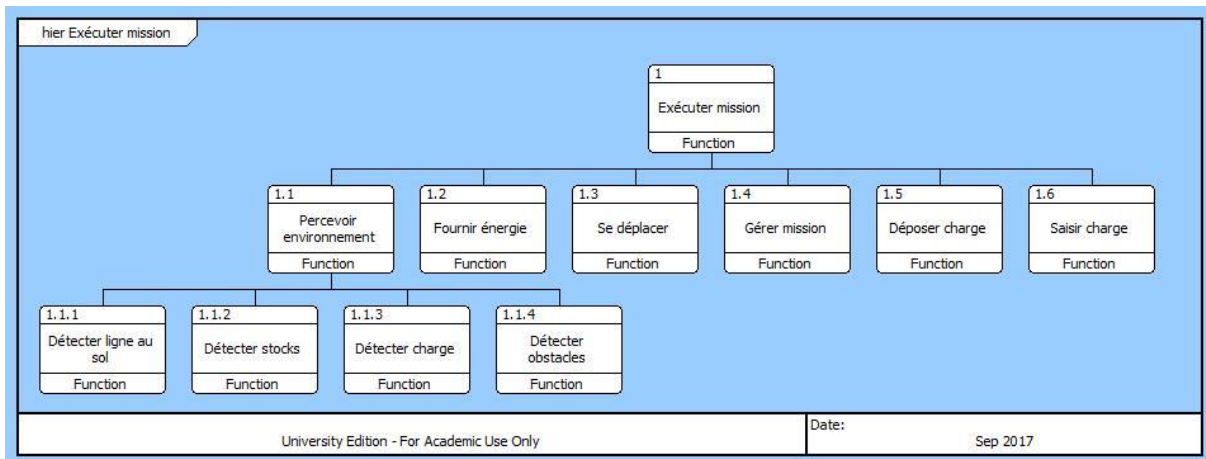


Figure 6.3 : Décomposition hiérarchique fonctionnelle.

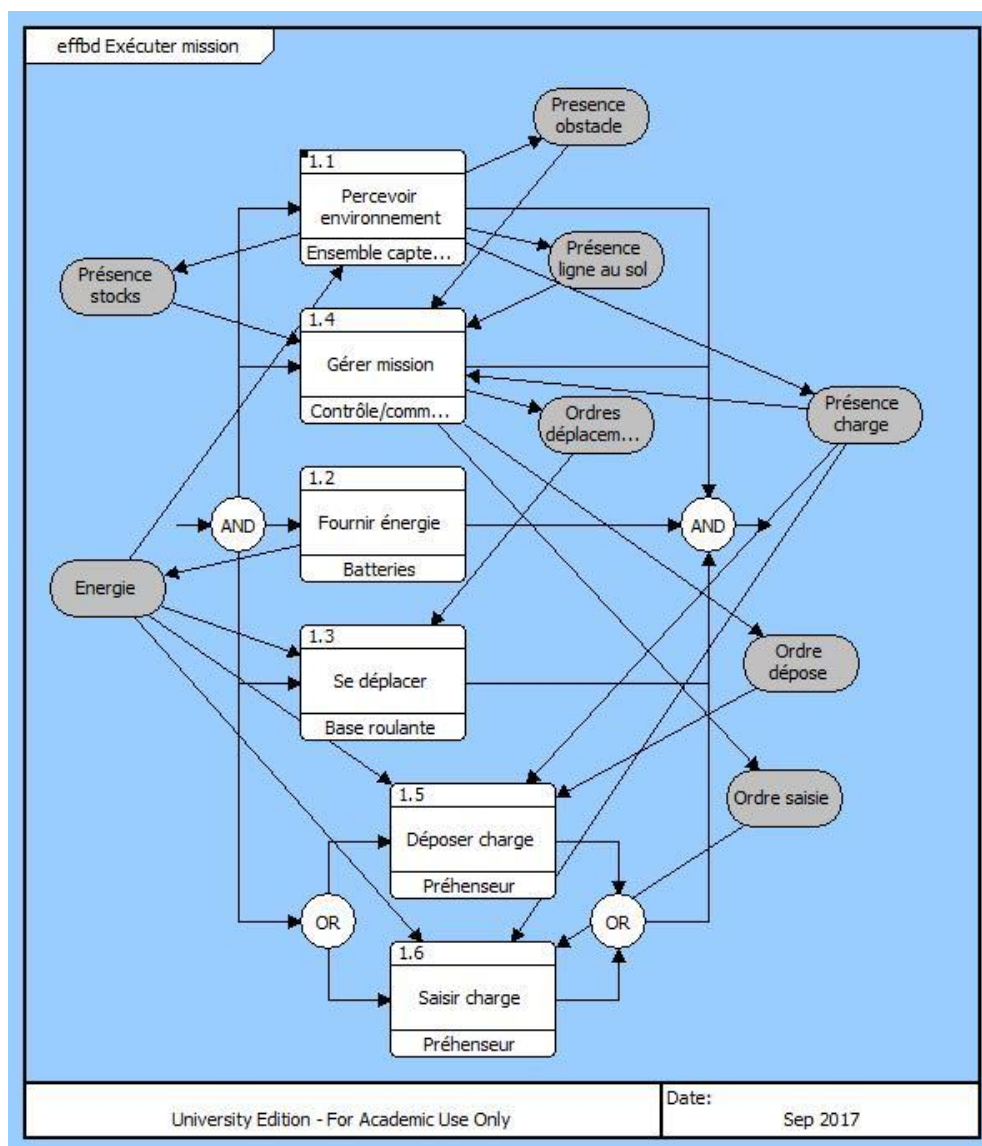


Figure 6.4 : Architecture fonctionnelle de premier niveau.

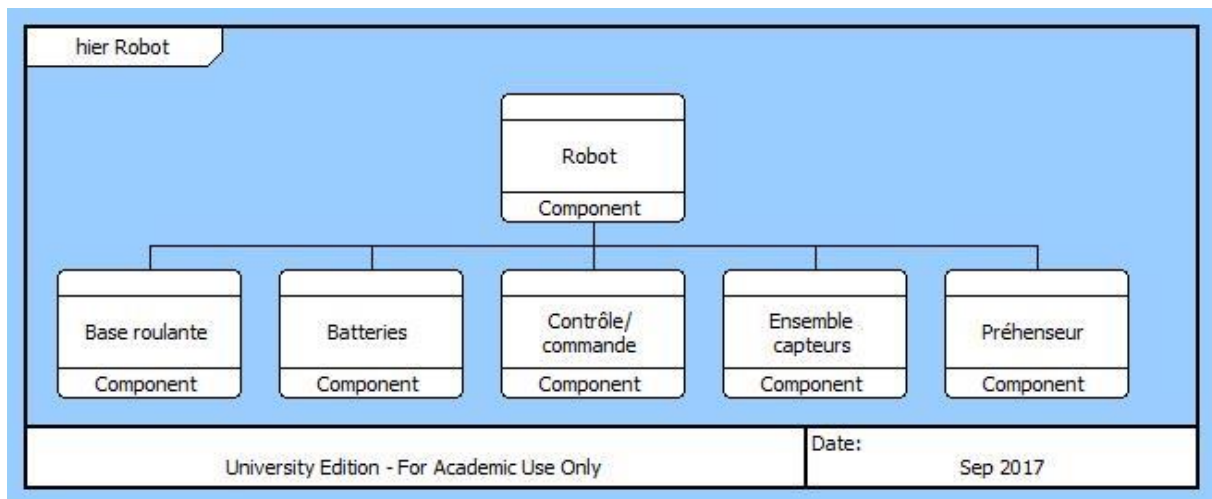


Figure 6.5 : Décomposition hiérarchique organique de premier niveau.

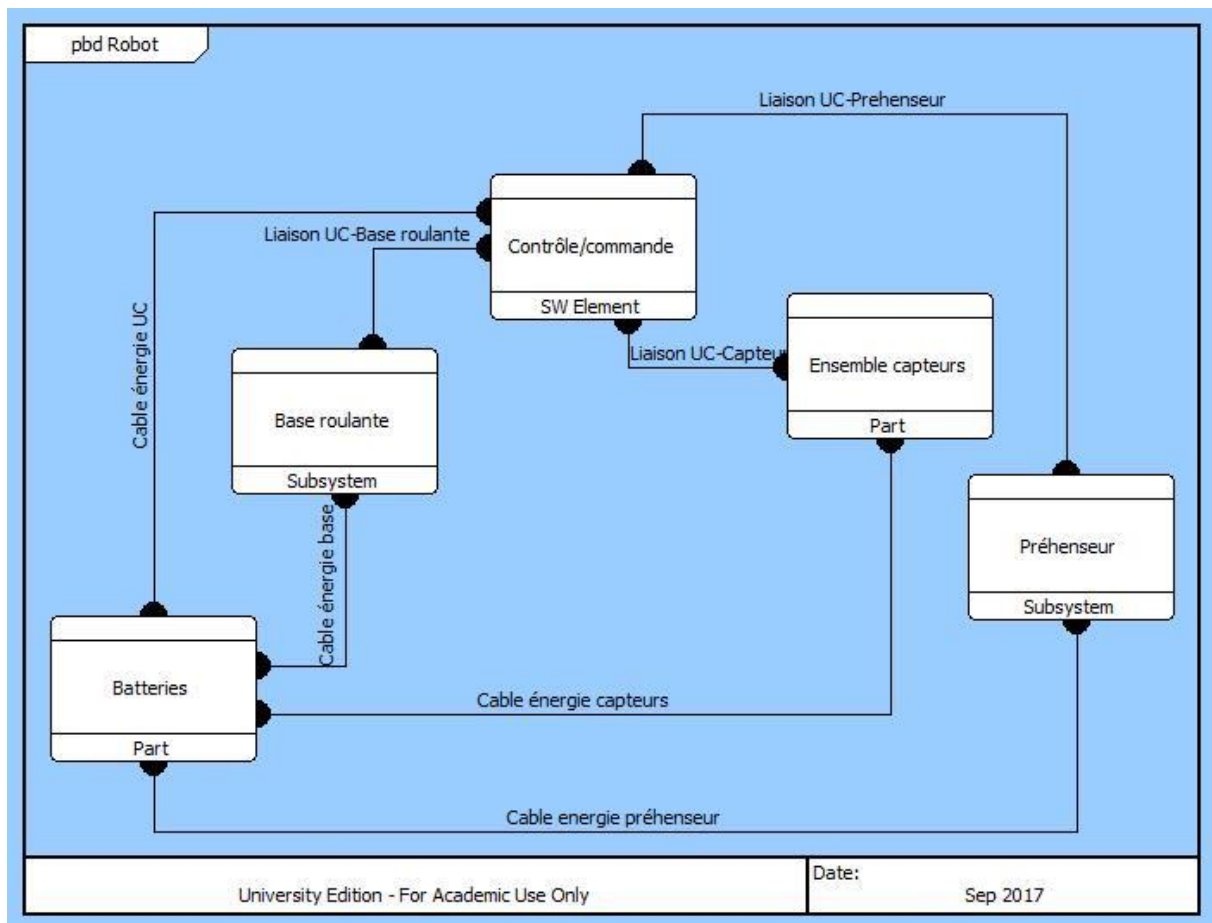


Figure 6.6 : Architecture organique de premier niveau.

Plusieurs solutions se présentent pour réaliser chaque sous-système composant le robot (Figure 6.7). Une alternative d'architecture de robot correspond à un choix d'une seule famille de solutions pour chaque sous-système, formant ainsi une configuration du système. A ce stade, la connaissance disponible pour faire ces choix repose sur l'analyse de l'état de l'art dont les données sont souvent incertaines et imprécises (Figures 6.1 et 6.2) et sur l'expérience des concepteurs.

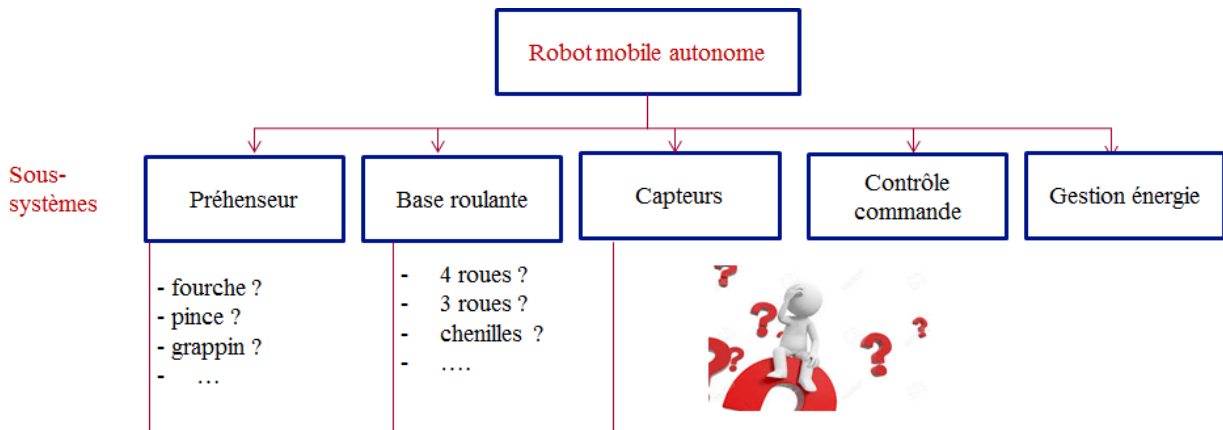


Figure 6.7 : Choix d'une configuration architectural du robot 'Robafis2013'.

Le module de contrôle commande et les batteries sont fournis, si bien que les choix organiques de conception sont, dans cet exemple, limités aux sous-systèmes de préhension, de locomotion (base roulante) et de perception (Table 6.1). Les classes de bases roulantes envisageables, compte tenu des composants mis à disposition par l'AFIS, sont celles des bases roulantes à 4 roues dont 2 sont des roues motrices, des bases roulantes à 2 roues motrices avec en plus une roue folle, des bases roulantes à chenilles. Le sous-système de préhension peut être lui de la classe fourche (prise de la charge par en dessous), de la classe pince (prise de la charge par les côtés) ou de la classe grappin (prise de la charge par le dessus). Pour le sous-système de perception deux classes d'équipements sont possibles : utilisation de deux capteurs de couleur pour le suivi de ligne et 1 capteur de luminosité pour détecter les stocks et la charge ou bien utilisation d'un capteur de couleur pour reconnaître la charge et les stocks et un capteur de luminosité pour détecter la ligne.

Compte tenu des solutions possibles (3 classes de préhenseur, 3 classes de base roulante, deux classes d'équipement de perception),  $3 \times 3 \times 2 = 18$  configurations sont à considérer. Notons que chaque classe de sous-système comporte un grand nombre d'instances possibles qui devront être précisées au cours des phases suivantes de conception jusqu'en phase de conception de détail. Seul le choix de classe de solution pour chacun des sous-systèmes composant le robot nous intéresse dans cette étape de conception préliminaire.

Table 6.1 : Sous-systèmes à choisir sur le cas Robafis2013.

Classe de préhenseurs	Classe de bases roulantes	Classes d'équipement de capteurs
<b>G1 Fourche</b> : prise de la charge par dessous	<b>R1</b> : base à 4 roues dont 2 motrices	<b>S1</b> : 2 capteurs de couleurs pour le suivi de ligne, 1 capteur de lumière pour détection de la charge et des stocks.
<b>G2 Pince</b> : Saisie de la charge par les côtés	<b>R2</b> : 2 roues motrices, 1 roue folle	<b>S2</b> : 1 capteur de luminosité pour le suivi de ligne, 1 capteur de couleur pour reconnaître la charge et des stocks.
<b>G3 Grappin</b> : prise de la charge par le dessus	<b>R3</b> : base roulante avec chenilles	

Il est demandé aux concepteurs/compétiteurs de justifier leurs choix. Pour évaluer ces alternatives, il convient de définir des critères. La définition de critères d'évaluation est une tâche critique qui

conditionne l'efficacité du processus d'évaluation et la pertinence des résultats produits. Comme proposé dans (Couturier *et al.*, 2014), les critères sont reliés à des exigences fonctionnelles ou non-fonctionnelles et les attributs qui définissent les grandeurs d'appréciation du niveau de satisfaction des critères sont reliés aux exigences de performance.

Quatre critères sont ici retenus :

- CR1 : Le coût matériel avec pour attribut le nombre de composants utilisés.
- CR2 : La vitesse d'exécution avec pour attribut la vitesse moyenne du robot sur les missions réussies.
- CR3 : La fiabilité estimée par l'attribut pourcentage de missions réussies.
- CR4 : La maintenabilité appréciée par le temps moyen en minutes de dépannage pour remettre le robot en état opérationnel.

Ces attributs peuvent être considérés comme indépendants dans la mesure où les valeurs obtenues sur l'un d'entre eux ne dépendent pas des valeurs auxquelles sont fixées les autres, même s'il est certainement plus difficile d'obtenir un robot à la fois fiable et rapide. Ainsi, les dépendances qui pourraient exister entre ces critères seraient de nature préférentielle. Ces dépendances vont être élicitées en questionnant le concepteur sur ses préférences.

Les choix effectués sur les sous-systèmes ont des influences positives ou négatives sur les performances attendues sur ces critères. Ainsi, la vitesse du robot est principalement déterminée par le type de base roulante. Réaliser un robot à chenille ou un robot équipé d'un grappin demande un nombre élevé de composants et coûte donc cher en composants.

De plus les éléments choisis ont des influences en corrélation positive ou négative sur les exigences de performance. Une configuration à 3 roues est la plus rapide, puis celle à chenilles et enfin celle à 4 roues (pénalisée dans les virages car il n'y a pas de possibilité d'orienter les roues). Cependant, la vitesse maximale peut être limitée selon le type de préhenseur (fourche, pince ou grappin) et le dispositif de capteurs d'environnement : la vitesse atteignable avec un préhenseur de type fourche est limitée dans les virages car la charge peut tomber si la vitesse du robot est trop importante. Le risque de déstabilisation (qui limite les performances en vitesse et fiabilité) est plus fort avec 3 roues qu'avec 4 roues ou chenilles. Le suivi d'une ligne au sol avec deux capteurs optiques est plus efficace (un capteur de part-et d'autre de la ligne) qu'avec un seul (dans ce cas, pour savoir si le robot se trouve à gauche ou à droite de la ligne, la trajectoire doit zigzaguer autour de cette ligne ce qui est pénalisant en temps). On constate donc que les influences entre les paramètres d'entrée (le type de préhenseur, de base roulante ou de dispositif de perception) sur les grandeurs des attributs (Figure 2.7) sont complexes d'autant plus que les conditions environnementales (ici les conditions d'éclairage, la qualité d'adhérence au sol) ont aussi leur influence.

Ainsi l'estimation des performances du futur robot est à ce stade très imprécise du fait de l'absence de modèle réaliste du robot et du terrain d'évolution (le terrain de l'épreuve finale n'est pas mis à disposition et une modélisation des conditions opérationnelles de l'épreuve n'est pas réaliste car trop coûteuse en effort et en temps). De même, construire et tester des exemplaires de l'ensemble des configurations n'est pas une option défendable économiquement. Il faut donc se contenter des données imprécises et incertaines disponibles à ce stade préliminaire de la conception.

Les préférences du compétiteur (le client) dépendent de la stratégie qu'il juge la plus efficace pour gagner le challenge. Il peut préférer un robot très rapide, peu fiable et facilement maintenable à un exemplaire moins rapide, très fiable et peu maintenable car il parie sur un temps d'exécution de la

mission très court. Un robot à la fois très fiable et très maintenable n'a pas beaucoup d'intérêt car s'il est très fiable il ne tombera certainement pas en panne pendant l'épreuve et il n'y aura pas besoin de le dépanner.

Le décideur (l'architecte système dans notre exemple) aura aussi à tenir compte des ressources et compétences dont il peut disposer pour construire le robot le plus 'compétitif'. Selon l'habilité des membres de son équipe, il pourra être plus ou moins confiant dans les architectures les plus complexes. De plus, il est possible que son expert robotique ne soit pas suffisamment disponible pour former ses collaborateurs ou pour résoudre lui-même les points techniques les plus ardues car il peut être sollicité par ailleurs sur d'autres projets.

Il est donc opportun de choisir la configuration architecturale la plus effective compte tenu des difficultés perçues pour réaliser le prototype.

### 3. Problématiques traitées

Nous traiterons tout d'abord dans la section 4 le problème de l'évaluation d'une configuration d'un robot à construire de rien (conception '*from scratch*').

Puis, dans la section 5 nous nous intéresserons à l'amélioration d'un robot préexistant au challenge (par exemple celui de la Figure 6.8) que l'équipe cherchera à faire évoluer pour participer au challenge. La question est alors : sur quels critères, l'équipe de conception doit-elle se concentrer afin d'améliorer autant que possible le prototype et gagner le concours ?



Figure 6.8 : Robot de configuration (G2, R2, S2) à améliorer.

## 4. Evaluation d'une configuration

### 4.1. Evaluation dans le cas de modèles quantitatifs possibilistes

Cette section illustre les travaux présentés au **Chapitre IV section 2**.

#### 4.1.1. Recueil des données

La Table 6.2 rassemble les données synthétiques du problème d'évaluation des configurations du robot Robafis 2013 présenté dans la section 2.



Table 6.2 : Définition des alternatives et des critères d'évaluation.

Alternatives (G, R, S)			Critères
Classe de préhenseur	Classe de base roulante	Classe d'équipement de perception	CR1 : Coût, $X_1 = [0,100\%]$
G1 : Fourche	R1 : 4 roues	S1 : 2 de couleurs+1 lumière	CR2 : Vitesse, $X_2 = [0.4, 1]m/s$
G2 : Pince	R2 : 3 roues	S2 : 1de couleurs + 1 lumière	CR3 : Fiabilité, $X_3 = [0,100\%]$
G3 : Grappin	R3 : Chenilles		CR4 :Maintenabilité, $X_4 = [1,10] mn$

Les concepteurs n'ont qu'une idée vague des valeurs finales atteignables sur les attributs pour chaque configuration du fait que de nombreux choix techniques resteront à faire avant d'arriver au produit final.

Nous attendons des experts des informations sur plusieurs grandeurs. Plus le modèle est sophistiqué plus la quantité des informations demandées est importante. Nous avons essayé de considérer plusieurs situations où ces informations pourraient être réduites au strict minimum. Ces informations sont de deux types. Le premier type d'information est lié seulement à l'expertise sur les configurations. Il concerne les plausibilités d'obtenir les valeurs des attributs si une des configurations est appliquée. Le deuxième type d'informations concerne les préférences du décideur : la satisfaction qu'il accorde à chaque valeur d'un attribut, la difficulté pour lui d'obtenir cette valeur et les pondérations et interactions entre les critères pour le calcul de la satisfaction globale et la difficulté globale. Les informations sur la pondération et les interactions des critères sont représentées par deux mesures floues obtenues par l'extension de la procédure de questionnement MACBETH aux critères interactifs (**Chapitre III sous-section 3.1.2**).

**Informations sur la plausibilité des valeurs d'attributs, sur la plausibilité des performances attendues de ces valeurs et sur la plausibilité de la difficulté de les obtenir**

Nous supposons qu'un des 3 cas suivants se présentent :

- Cas le plus favorable : Des experts fournissent les distributions de possibilités  $\bar{\pi}_i^Y$  (respectivement  $\underline{\pi}_i^Y$ ) des valeurs de performance (respectivement des difficultés de réalisation) sur chaque critère ;
- Les experts fournissent les distributions de possibilités  $\pi_i^Y$  sur chaque attribut  $i$ , les fonctions d'utilité (ou de performance)  $u_i$  ainsi que les fonctions de difficulté  $d_i$ . Il s'agit alors de déduire les distributions de possibilité sur l'échelle des performances  $\bar{\pi}_i^Y$  et celles des difficultés  $\underline{\pi}_i^Y$  en utilisant le principe d'extension de Zadeh (Chapitre IV sous-section 3.2.2).
- Cas le plus défavorable : Les experts fournissent des distributions de possibilité  $\pi_{ij}^Y$  des valeurs de chaque attribut  $i$  pour chaque élément  $j$  composant une configuration (alternative  $\gamma$ ), les fonctions d'utilité  $u_i$  pour chaque critère ainsi que les fonctions de difficulté  $d_i$ . Il faut alors construire les distributions de possibilité  $\bar{\pi}_i^Y$  et  $\underline{\pi}_i^Y$  sur chaque critère.

**Informations sur la pondération des critères et leur interactivité**

Pour le calcul de la mesure floue  $\mu$  utilisée dans l'agrégation des satisfactions par l'intégrale de Choquet, les experts ont renseigné leurs préférences sur un ensemble d'alternatives binaires présentées dans la Table 6.3. Dans ce tableau, chaque ligne correspond à une alternative. Les critères prennent seulement deux valeurs pour toutes les alternatives. La case verte correspond à une performance maximale sur le critère et la case rouge correspond à une performance minimale sur ce critère. Les experts classent les alternatives de la meilleure (première ligne où les cases sont toutes vertes) à la moins bonne. Puis ils associent des catégories sémantiques sur la différence d'attractivité entre deux classements successifs. Dans la Table 6.3, les experts considèrent, par exemple, que l'alternative ayant des performances maximales sur tous les critères est moyennement préférée à l'alternative ayant des performances maximales sur tous les critères sauf le critère CR4 où elle a une performance minimale. Pour ne pas alourdir la procédure, nous n'avons considéré qu'un nombre réduit d'alternatives binaires.

Table 6.3 : Réponses à la procédure de questionnement de MACBETH pour la satisfaction.

	Cr1	Cr2	Cr3	Cr4	
	Verte	Verte	Verte	Verte	
	Verte	Verte	Verte	Rouge	moyen
	Rouge	Verte	Verte	Verte	moyen
	Rouge	Verte	Verte	Rouge	faible
	Verte	Verte	Rouge	Verte	moyen
	Rouge	Verte	Rouge	Verte	moyen
	Verte	Rouge	Verte	Verte	fort
	Verte	Rouge	Verte	Rouge	moyen
	Verte	Verte	Rouge	Rouge	faible
	Verte	Rouge	Rouge	Verte	nulle
	Rouge	Rouge	Verte	Verte	nulle

De ces réponses nous déduisons la mesure floue  $\mu$  de la Table 6.4.

Table 6.4 : La mesure floue  $\mu$  pour agréger les satisfactions.

$I$	$\mu(I)$	$I$	$\mu(I)$
$\emptyset$	0	{4}	0
{1}	0	{1,4}	0
{2}	0	{2,4}	0,57
{1,2}	0,14	{1,2,4}	0,71
{3}	0	{3,4}	0
{1,3}	0,28	{1,3,4}	0,43
{2,3}	0,71	{2,3,4}	0,71
{1,2,3}	0,86	{1,2,3,4}	1



On déduit des valeurs obtenues pour la mesure floue  $\mu$  que, par exemple, le client préfère un robot rapide, pas très fiable, mais aisément maintenable (coalition {2,4}) plutôt qu'un robot fiable, peu coûteux, mais plus lent (coalition {1,3}).

De la même façon, nous calculons la mesure floue  $\mu'$  utilisée dans l'agrégation des difficultés par l'intégrale de Choquet. Les experts ont renseigné leurs difficultés sur un ensemble d'alternatives binaires présentées dans la Table 6.5. Les experts classent les alternatives de la plus difficile (première ligne où les cases sont toutes vertes) à la moins difficile de leur point de vue. Puis, ils associent des étiquettes symboliques à la différence de difficulté entre deux classements successifs (à l'instar de l'intensité de préférence de MACBETH). Dans la Table 6.5, les experts considèrent, par exemple, que l'alternative ayant des performances maximales sur tous les critères est la plus difficile à réaliser. Celle qui a les performances maximales sur tous les critères sauf pour Cr4 (maintenabilité) de performance minimale est faiblement plus facile à réaliser. La moins difficile à réaliser est celle qui a des performances minimales sur Cr2 (vitesse) et Cr3 (fiabilité) et maximale sur les deux autres.

Table 6.5 : Réponses à la procédure de questionnement de MACBETH pour la difficulté.

	Cr1	Cr2	Cr3	Cr4	
	vert	vert	vert	vert	
	vert	vert	vert	rouge	faible
	rouge	vert	vert	vert	nul
	rouge	vert	vert	rouge	faible
	vert	rouge	vert	vert	faible
	vert	rouge	vert	rouge	faible
	rouge	rouge	vert	vert	moyen
	vert	vert	rouge	vert	moyen
	rouge	vert	rouge	vert	faible
	vert	vert	rouge	rouge	faible
	vert	rouge	rouge	vert	moyen

De ces réponses, nous déduisons la mesure floue  $\mu'$  de la Table 6.6.

Table 6.6 : La mesure floue  $\mu'$  pour agréger les difficultés.

$I$	$\mu'(I)$	$I$	$\mu'(I)$
$\emptyset$	0	{4}	0,25
{1}	0	{1,4}	0,25
{2}	0,25	{2,4}	0,42
{1,2}	0,33	{1,2,4}	0,5
{3}	0,5	{3,4}	0,58
{1,3}	0,67	{1,3,4}	0,75
{2,3}	0,75	{2,3,4}	0,75
{1,2,3}	1	{1,2,3,4}	1

On en déduit les valeurs obtenues pour la mesure floue  $\mu'$ . On peut remarquer que la difficulté à satisfaire un groupe de critères n'est pas la somme des difficultés pour satisfaire chaque critère du groupe (mesure non additive). Dans l'estimation de la difficulté, le poids associé à un robot rapide et fiable (coalition {2,3}) est beaucoup plus important que celui associé à un robot qui serait seulement rapide {2} ou seulement fiable {3}.

#### 4.1.2. Calcul des distributions de possibilité des valeurs de performance marginale

Nous nous plaçons dans le cas le plus défavorable énoncé précédemment. Ce cas nous semble cependant le plus réaliste, en absence de base de données compilant des expériences de projets antérieurs. En effet lorsqu'il étudie des solutions, le concepteur est guidé par la connaissance qu'il a de l'influence d'un paramètre d'entrée (ici une classe de sous-système) sur les valeurs des attributs atteignables. Il n'est pas évident qu'il puisse raisonner directement sur l'influence de la configuration totale sur ces attributs (sauf pour un concepteur chevronné de culture multidisciplinaire) et encore moins en termes d'utilité car ce qui est utile pour le client peut ne pas correspondre à ses propres préférences.

Pour chaque configuration doivent alors être menées les étapes de calcul que nous présentons sur l'exemple de la configuration (G2, R2, S1). La Figure 6.9 représente, dans chacun des quadrants relatifs aux critères Cr1, Cr2, Cr3, Cr4, les trois distributions de possibilité des valeurs de l'attribut associé à un critère, lorsque les sous-systèmes G2, R2, S1 sont choisis, ainsi que la distribution de possibilité  $\pi_i^{(G2,R2,S1)}$  obtenue par la fusion des trois précédentes et qui est donc la distribution de possibilité des valeurs de l'attribut pour le critère  $i$  quand la configuration (G2,R2,S1) est appliquée. Une infinité d'instances de cette configuration (classe) restent possibles car beaucoup de choix techniques restent à faire pour définir complètement le robot, *e.g.*, tous les types de véhicule automobiles de type berline, 110CV, diesel produits par différents constructeurs ont des consommations différentes.

Pour le critère coût (Cr1), une enveloppe maximale a été affectée pour chacun des sous-systèmes  $G_i$ ,  $R_i$ ,  $S_i$ . On donne alors la distribution de possibilité d'atteindre entre 40% et 100% du pourcentage de l'enveloppe allouée par sous-système. La fusion de ces distributions s'obtient en appliquant un opérateur disjonctif (opérateur 'OU') sur les 3 distributions (une limite de coût est atteinte pour le système entier dès que celle-ci est atteinte pour l'un des sous-systèmes).

Pour le critère vitesse (Cr2), la distribution de possibilité des valeurs de vitesse moyenne du robot (entre 0 et 1 m/s) résulte de l'intersection (opérateur ET) des possibilités de vitesse d'un robot équipé avec un des sous-systèmes de la configuration. Par exemple avec une pince G2, le robot devrait atteindre avec certitude une vitesse moyenne de 0.4 m/s sur une mission, mais les experts pensent impossible d'obtenir une vitesse moyenne supérieure à 0.7 m/s (car alors le robot est déstabilisé dans les virages). Les vitesses intermédiaires sont vraisemblables, mais non certaines.

Pour le critère de fiabilité (Cr3), la distribution de possibilité des pourcentages de missions réussies résulte de l'intersection (opérateur ET) des distributions de possibilités établies pour chaque sous-système.

Pour le critère de maintenabilité (Cr4), la distribution de possibilité du temps de réparation (entre 1 et 10 minutes) est l'union (opérateur OU) des distributions de possibilité du temps nécessaire à la réparation de chacun des sous-systèmes.

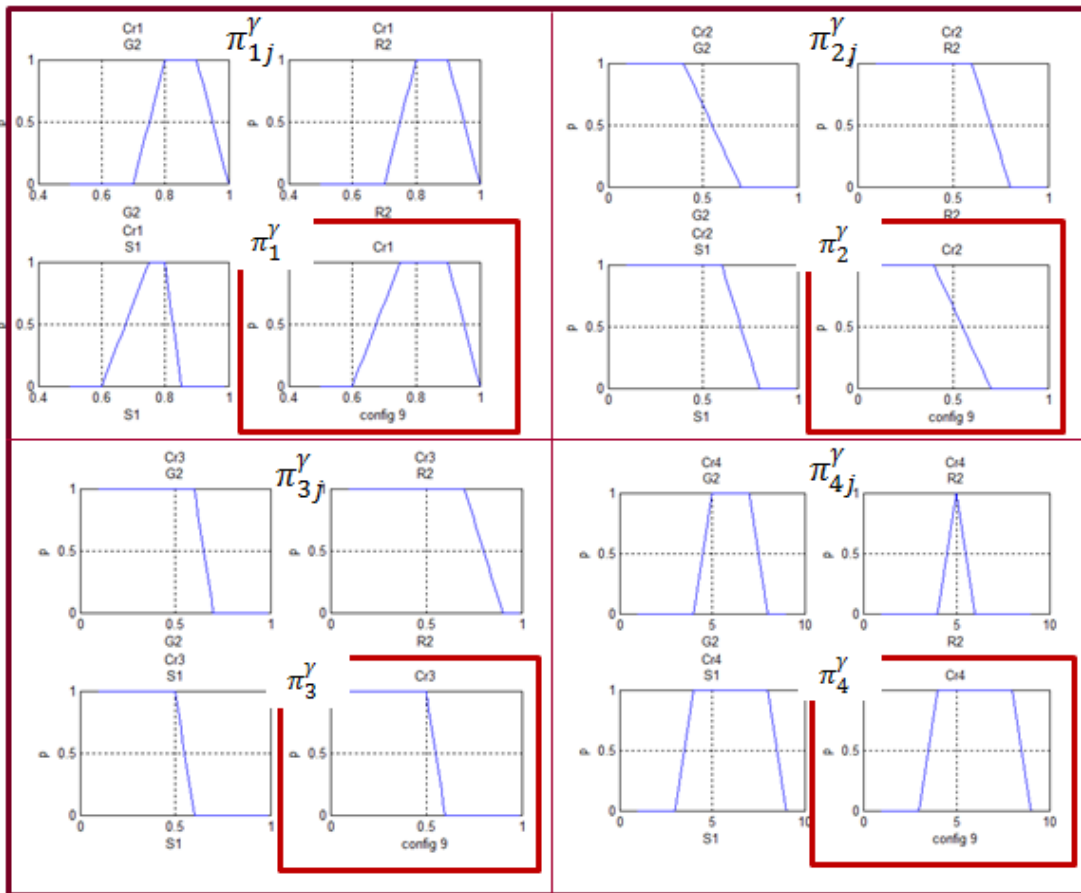


Figure 6.9 : Calcul des distributions de possibilité par critère.

Dans un deuxième temps, nous recueillons les fonctions d'utilité et calculons les performances associées aux valeurs des attributs (voir Figure 6.10). Par exemple, les experts considèrent que la performance maximale sur le 1<sup>er</sup> critère est atteinte entre 40% et 70% des composants fournis utilisés pour construire le robot.

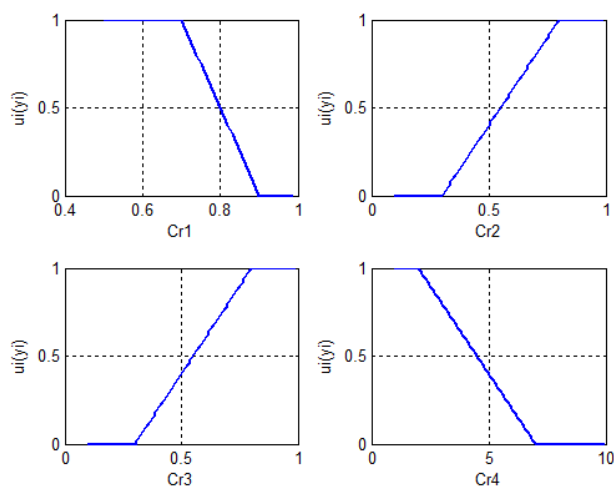


Figure 6.10 : Fonctions d'utilité pour chaque critère.

A partir des distributions  $\pi_i^Y$  et des fonctions d'utilités  $u_i$  établies avec le client, il est possible de calculer la distribution de possibilité  $\bar{\pi}_i^Y$  de l'utilité sur chaque critère  $i$  par :

$$\forall z_i^Y \in [0,1], \bar{\Pi}_i^Y(z_i^Y) = \max_{y \in X_i \setminus z_i^Y = u_i(y)} \pi_i^Y(y).$$

Ces distributions sont représentées en Figure 6.11.

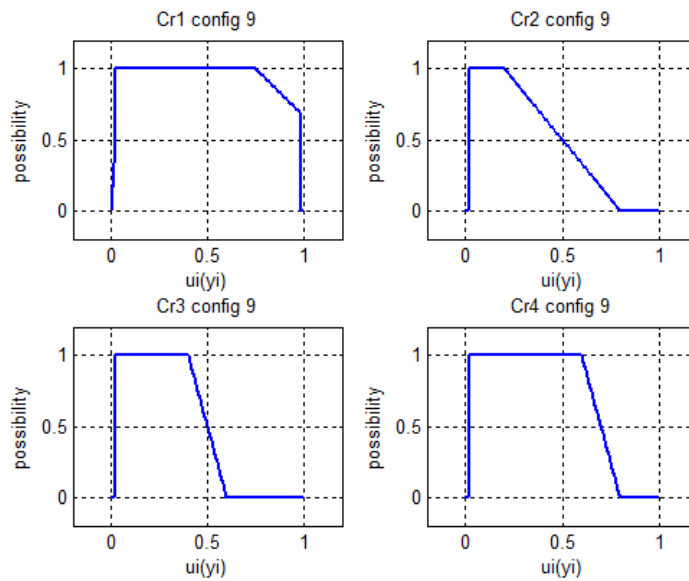


Figure 6.11 : Distributions de possibilités des valeurs d'utilité pour chaque critère.

De la même façon que pour les utilités, les experts fournissent les distributions de possibilité  $d_i$  de la difficulté d'atteindre les valeurs d'attributs (Figure 6.12). Par exemple, les experts considèrent que construire un robot qui utiliserait entre 40% et 60% des composants fournis est d'une difficulté maximale.

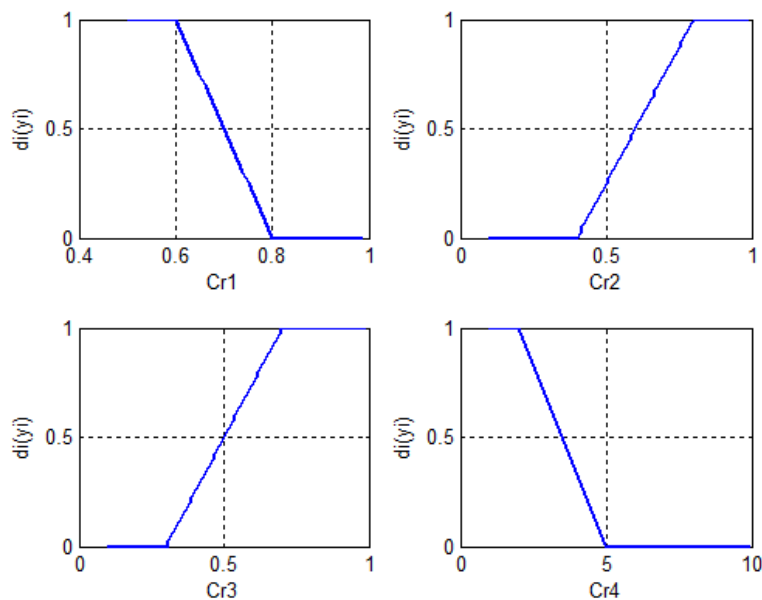


Figure 6.12 : Fonctions de difficulté pour chaque critère.

De même, à partir des distributions  $\pi_i^Y$  et des fonctions de difficulté  $d_i$  établies avec cette fois l'équipe de conception, il est possible de calculer  $\underline{\pi}_i^Y$  la distribution de possibilité de difficulté sur chaque critère  $i$ . Ces distributions sont représentées en Figure 6.13.

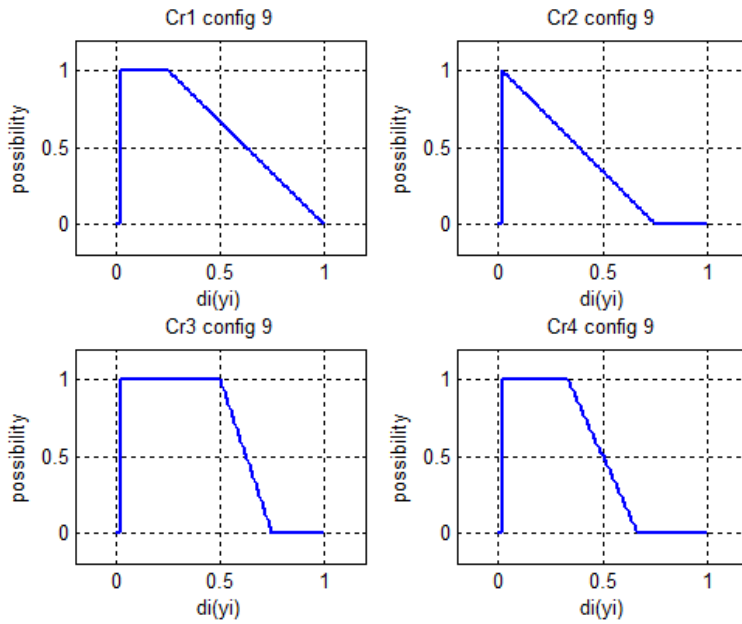


Figure 6.13 : Distributions de possibilités des valeurs de difficulté pour chaque critère.

#### 4.1.3. Agrégation des distributions de possibilité

La distribution de possibilité de la performance globale  $U_{client}^Y = C_{\mu}(\bar{\pi}_1^Y, \bar{\pi}_2^Y, \dots, \bar{\pi}_n^Y)$  est calculée par l'intégrale de Choquet par rapport la mesure floue  $\mu$  (**Chapitre III sous-section 3.2.2**). Dans la Figure 6.14, l'exemple de la configuration (G2, R2, S1) est représenté. Cette figure représente donc les possibilités d'obtenir les valeurs de performance globale (valeur d'utilité entre 0 et 1) quand la configuration (G2, R2, S1) est appliquée.

De même, la distribution de possibilité de la difficulté globale  $D_{concepteur}^Y = C_{\mu'}(\underline{\pi}_1^Y, \underline{\pi}_2^Y, \dots, \underline{\pi}_n^Y)$  est calculée par l'intégrale de Choquet selon la mesure floue  $\mu'$ . Dans la Figure 6.15, l'exemple de la configuration (G2, R2, S1) est représenté. Cette figure représente donc les possibilités d'obtenir les valeurs de difficulté globale (valeur de difficulté comprise entre 0 et 1) quand la configuration (G2, R2, S1) est appliquée.

D'un point de vue technique, nous noterons que certains segments descendants des distributions de possibilité des Figures 6.11 et 6.13 se coupent et que pour construire les distributions de possibilités globales, l'intégrale de Choquet est donc calculée en ces points d'intersection comme exposé dans la présentation théorique de la méthode. Ainsi, dans la Figure 6.11 un point de coupure est présent au point (0.5, 0.5) entre les critères Cr2 et Cr3 et dans la Figure 6.13 les points de coupure sont (0.64, 0.48) pour les critères Cr1 et Cr3 et (0.60, 0.20) pour les critères Cr2 et Cr4.

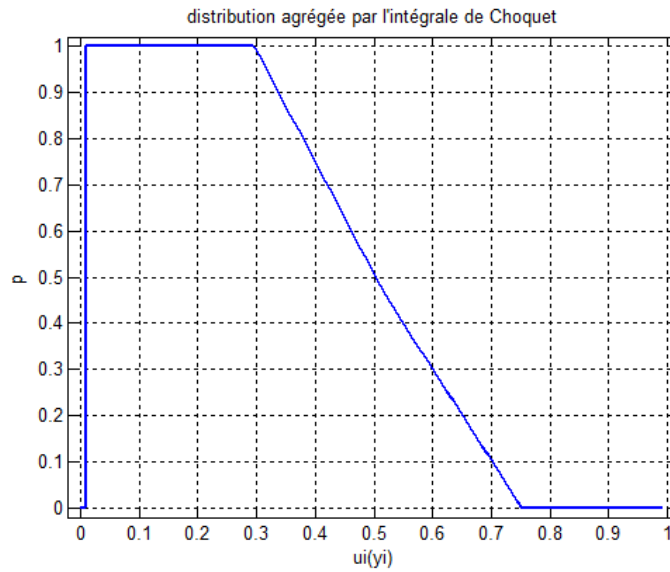


Figure 6.14 : Distribution agrégée (utilité) par l'intégrale de Choquet.

$$U_{client}^Y = C_{\mu}(\bar{\pi}_1^Y, \bar{\pi}_2^Y, \dots, \bar{\pi}_n^Y) \text{ avec } \gamma = (G_2, R_2, S_1)$$

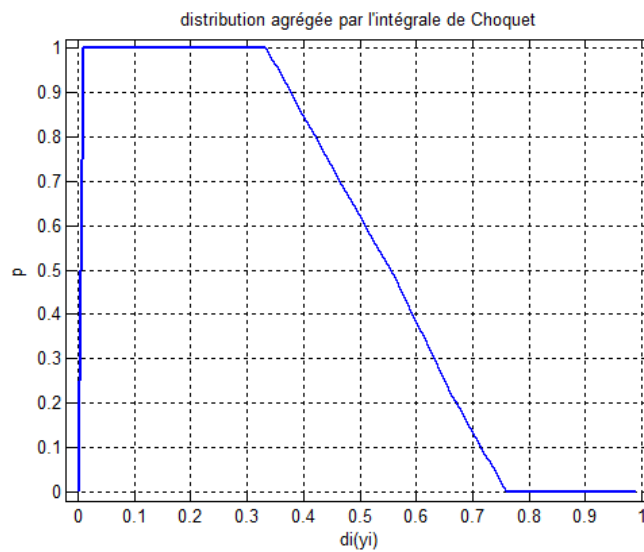


Figure 6.15 : Distribution agrégée (difficulté) par l'intégrale de Choquet

$$D_{concepteur}^Y = C_{\mu'}(\bar{\pi}_1^Y, \bar{\pi}_2^Y, \dots, \bar{\pi}_n^Y) \text{ avec } \gamma = (G_2, R_2, S_1).$$

#### 4.1.4. Résultats et comparaison des alternatives

Pour chacune des 18 configurations, nous disposons donc maintenant des deux distributions de possibilité du type de celles représentées en Figure 6.14 et 6.15. Si ces représentations sont riches en information, il n'est cependant pas aisé pour le décideur d'en déduire un classement entre les alternatives. Pour l'aider à comparer les différentes configurations et quitte à réduire la richesse de l'information disponible, il est intéressant d'utiliser les 'indicateurs de position'  $MD(U_{client}^Y)$  et  $MD(D_{concepteur}^Y)$  qui sont la moyenne des bornes des espérances mathématiques des distributions de possibilité de performance d'une part, de difficulté d'autre part. La configuration optimale, si elle

existe est celle qui a la valeur  $MD(U_{client}^Y)$  la plus grande et la valeur  $MD(D_{concepteur}^Y)$  la plus petite. La Table 6.7 rassemble les résultats pour les 18 configurations.

Table 6.7 : Résultats de l'évaluation pour les 18 configurations.

ref	Config	$MD(U_{client}^Y)$	Rang	$MD(D_{concepteur}^Y)$	Rang
1	G1, R1, S1	0,173	6	0,301	5
2	G1,R1, S2	0,173	6	0,301	5
3	G1,R2, S1	0,173	6	0,301	5
4	G1,R2, S2	0,173	6	0,301	5
5	G1,R3, S1	0,173	6	0,301	5
6	G1,R3, S2	0,173	6	0,301	5
7	G2,R1, S1	0,227	5	0,317	6
8	G2, R1, S2	0,270	3	0,378	8
9	G2, R2, S1	0,257	4	0,271	4
10	G2, R2, S2	0,289	1	0,317	6
11	G2, R3, S1	0,173	6	0,238	1
12	G2, R3, S2	0,169	7	0,247	2
13	G3, R1, S1	0,227	5	0,317	6
14	G3, R1, S2	0,270	3	0,378	8
15	G3, R2, S1	0,227	5	0,256	3
16	G3, R2, S2	0,276	2	0,337	7
17	G3, R3, S1	0,173	6	0,238	1
18	G3, R3, S2	0,169	7	0,247	2

Il n'y a pas de solution dominant toutes les autres. Les solutions dominées sont les configurations (1,2,3,4,5,6,7,8,12,13,14,16,18). Les solutions non dominées sont les configurations (9, 10, 11, 15, 17).

La configuration (G2, R2, S2), n°10, est la plus satisfaisante pour le client, mais pas pour les concepteurs (bien qu'elle ne soit pas la plus difficile à réaliser). Les configurations les plus faciles à réaliser (G3, R3, S1) et (G2, R3, S1), N° 11 et 17, ne sont pas très performantes. La configuration (G2, R2, S1), N° 9, réalise un bon compromis entre la volonté à faire et la capacité à faire.

Le décideur dispose donc d'une information qui lui permet d'estimer le risque pris en choisissant ou non la configuration la plus satisfaisante pour le client. Il n'est pas souhaitable de proposer ici une règle universelle de classement : c'est au décideur de choisir sur la base de ces informations.

#### 4.1.5. Etudes complémentaires

Nous avons mené des tests complémentaires et avons estimé l'effort de recueil de données à fournir au départ pour mener l'évaluation.

### Comparaison avec le cas où les interactions préférentielles sont négligées

Ainsi, nous avons comparé dans la Table 6.8, le classement obtenu lorsque les distributions de possibilité sur la performance globale sont calculées non plus avec l'intégrale de Choquet qui tient compte des interactions préférentielles entre les critères, mais avec un modèle additif sous forme d'une moyenne pondérée par les indices de Shapley calculées pour les deux mesures floues  $\mu$  et  $\mu'$ . Pour  $\mu$ , les indices de Shapley sont (0.12, 0.25, 0.30, 0.23).

Table 6.8 : Résultats de l'évaluation des configurations avec une moyenne pondérée.

N°	Config	Opérateur Choquet		Opérateur moyenne	
		$MD(U_{client}^Y)$	Rang	$MD(U_{client}^Y)$	Rang
1	G1, R1, S1	0,173	6	0,301	6
2	G1,R1, S2	0,173	6	0,289	7
3	G1,R2, S1	0,173	6	0,289	7
4	G1,R2, S2	0,173	6	0,289	7
5	G1,R3, S1	0,173	6	0,289	7
6	G1,R3, S2	0,173	6	0,289	7
7	G2,R1, S1	0,227	5	0,322	4
8	G2, R1, S2	0,270	3	0,352	2
9	G2, R2, S1	0,257	4	0,303	5
10	G2, R2, S2	0,289	1	0,340	3
11	G2, R3, S1	0,173	6	0,251	10
12	G2, R3, S2	0,169	7	0,261	10
13	G3, R1, S1	0,227	5	0,322	4
14	G3, R1, S2	0,270	3	0,352	2
15	G3, R2, S1	0,227	5	0,284	8
16	G3, R2, S2	0,276	2	0,353	1
17	G3, R3, S1	0,173	6	0,251	10
18	G3, R3, S2	0,169	7	0,261	9

Nous constatons que la prise en compte des interactions préférentielles modifie effectivement le classement des alternatives. La configuration classée en premier lorsque les interactions préférentielles sont prises en compte apparaît en rang 3 si ces interactions sont ignorées. Cette comparaison montre que l'utilisation d'un modèle sophistiqué modélisant de manière fine les préférences du décideur n'a pas les mêmes sorties qu'un modèle pauvre en ce qui concerne la représentation des préférences.

### Comparaison avec le cas où les corrélations entre composants de la configuration sont négligées

Nous avons comparé en Table 6.9 les résultats lorsque les corrélations des effets des composants sur les valeurs de critères sont prises en compte ou pas. Par exemple avec un seul capteur de ligne au sol, le robot doit zigzaguer autour de la ligne pour reconnaître s'il est à gauche ou à droite de la ligne, ce mouvement est plus ou moins pénalisant sur la vitesse selon que la configuration comporte un grappin



et une base roulante à 3 roues (risque de chute) ou un grappin et une base roulante à chenilles ou à 4 roues (base plus stable).

Table 6.9 : Comparaison des résultats sur les performances globales sans ou avec prise en compte des corrélations entre composants de la configuration.

N°	Avec corrélations sur les entrées		Sans corrélations sur les entrées	
	M	Rang	M	Rang
1	0,173	6	0,173	6
2	0,173	6	0,173	6
3	0,173	6	0,173	6
4	0,173	6	0,173	6
5	0,173	6	0,173	6
6	0,173	6	0,173	6
7	0,228	5	0,228	5
8	0,271	3	0,271	4
9	0,257	4	0,333	2
10	0,289	1	0,379	1
11	0,173	6	0,173	6
12	0,170	7	0,170	7
13	0,228	5	0,228	5
14	0,271	3	0,271	4
15	0,228	5	0,292	3
16	0,276	2	0,333	2
17	0,173	6	0,173	6
18	0,170	7	0,170	7

On constate que des variations sur l'indicateur de position modifient l'ordre de classement des configurations.

#### Bilan sur le nombre de données à recueillir pour cette approche

Supposons un problème d'évaluation avec  $n$  critères et  $m$  paramètres d'entrées et  $p$  valeurs possibles par paramètre (en supposant pour simplifier que le nombre de valeurs possibles est le même pour tous les paramètres). Au maximum, il faut donc fournir  $n * p^m$  distributions de possibilité,  $n$  fonctions d'utilité et  $n$  fonctions de difficulté. Cependant pour un critère sur lequel il y a peu de corrélations entre paramètres d'entrée, le nombre peut être plus faible. Par exemple pour le critère coût, le nombre de composants du système entier étant le nombre de composants utilisés pour chaque sous-système, la connaissance de  $m * p$  distributions au lieu de  $p^m$  suffit. Ainsi dans l'exemple Robafis2013 le nombre de distributions de possibilité fournies est  $[(3+3+2)*4 + 8]=40$  plutôt que  $4*3*3*2=72$ . Il a été identifié que huit distributions supplémentaires devaient être fournies pour traiter des corrélations. Il n'en demeure pas moins que ce nombre reste assez élevé compte tenu de l'exemple.

## 4.2. Evaluation dans le cas d'un modèle de possibilités qualitatives

Cette section illustre les travaux présentés au **Chapitre IV section 3**.

### 4.2.1. Recueil des données

La Table 6.10 rappelle les données du problème d'évaluation des configurations possible du robot Robafis 2013 présenté au paragraphe 2.

Table 6.10 : Synthèse de la problématique d'évaluation : alternatives et critères.

Alternatives (Gi, Ri, Si)			Critères
Classe préhenseur	Classe base roulante	Classe capteurs	CR1 : Coût
G1 : Fourche	R1 : 4 roues	S1 : 2 de couleurs+1 lumière	CR2 : Vitesse
G2 : Pince	R2 : 3 roues	S2 : 1de couleurs + 1 lumière	CR3 : Fiabilité
G3 : Grappin	R3 : Chenilles		CR4 : Maintenabilité

Comme dans la méthode de Pugh, (Pugh, 1990) une configuration  $\gamma^0$  est prise comme configuration de référence à laquelle toutes les autres vont être comparées. Il est en effet plus aisé de comparer deux alternatives d'une façon relative plutôt que de les situer par rapport à un objectif final car au stade préliminaire de la conception l'estimation des performances finales n'est pas fiable.

Compte tenu de la qualité de l'information disponible à ce stade, comme dans la méthode de Pugh, nous limiterons l'échelle ordinaire  $L$  d'appréciation des écarts à 5 valeurs qualitatives :  $L = \{-1_L, -a, 0_L, +a, +1_L\}$ .

La question posée aux experts est donc la suivante : pour la configuration  $\gamma$ , les performances attendues sur le  $i^{\text{ème}}$  critère sont-elles nettement inférieures ( $\alpha_{ij} = -1_L$ ), inférieures ( $\alpha_{ij} = -a$ ), identiques ( $\alpha_{ij} = 0_L$ ), supérieures ( $\alpha_{ij} = +a$ ) ou nettement supérieures ( $\alpha_{ij} = +1_L$ ) à celles de la configuration de référence  $\gamma^0$  pour chacun des composants  $j$  constituant la configuration. Considérant que les experts pouvant hésiter entre plusieurs valeurs (imprécisions des avis d'expert), les scores  $\alpha_{ij}$  sont fournis sous forme d'intervalle.

Ainsi en prenant par exemple la configuration (G3, R3, S2) comme référence  $\gamma^0$  (Grappin, Chenilles, 1 capteur de couleur+1capteur de lumière), à chaque composant d'une configuration  $\gamma$ , l'expert attribut un niveau précis de  $L$  ou hésite entre plusieurs valeurs sur une performance donnée.

De plus des experts (qui peuvent être différents des premiers) indiquent si, compte tenu des moyens et compétences engagées pour réaliser le robot, les scores annoncés sont réellement atteignables ou pas. On introduit donc ainsi une information sur la confiance des experts en la faisabilité des performances pressenties. Bien que le niveau de confiance puisse être différent pour un même composant selon les configurations, nous considérerons, sans que cela ne présente de restriction sur le développement de la méthode, que l'avis sur ce niveau de confiance est porté sur chaque composant et pour chaque critère indépendamment de la configuration. Nous noterons alors  $\delta_{ij}$  le niveau de confiance en l'atteinte des performances annoncées sur le critère  $i$  lorsqu'une configuration comporte le composant  $j$ . Les  $\delta_{ij}$  prennent leurs valeurs sur une échelle ordinaire  $S = \{0_S, u, v, w, 1_S\}$ . La Table 6.11 rassemble les scores des différentes configurations (voir Table 6.8 pour la composition de la configuration de N° i).

Table 6.11 : Scores des différentes configurations.

N°	Cr1	Cr2	Cr3	Cr4
1	$+1_L, +1_L, -[a, 0_L]$	$-a, -[a, 0_L], +[a, 1_L]$	$-a, -a, +[a, 1_L]$	$+ [a, 1_L], +[a, 1_L], +[a, 0_L]$
2	$+1_L, +1_L, 0_L$	$-a, -[a, 0_L], 0_L$	$-a, -a, 0_L$	$+ [a, 1_L], +[a, 1_L], 0_L$
3	$+1_L, +a, -[a, 0_L]$	$-a, +[a, 1_L], +[a, 1_L]$	$-a, 0_L, +[a, 1_L]$	$+ [a, 1_L], +a, +[a, 0_L]$
4	$+1_L, +a, 0_L$	$-a, +[a, 1_L], 0_L$	$-a, 0_L, 0_L$	$+ [a, 1_L], +a, 0_L$
5	$+1_L, 0_L, -[a, 0_L]$	$-a, 0_L, +[a, 1_L]$	$-a, 0_L, +[a, 1_L]$	$+ [a, 1_L], 0_L, +[a, 0_L]$
6	$+1_L, 0_L, 0_L$	$-a, 0_L, 0_L$	$-a, 0_L, 0_L$	$+ [a, 1_L], 0_L, 0_L$
7	$+1_L, +1_L, -[a, 0_L]$	$0_L - [a, 0_L], +[a, 1_L]$	$+a, -a, +[a, 1_L]$	$+a, +[a, 1_L], +[a, 0_L]$
8	$+1_L, +1_L, 0_L$	$0_L, -[a, 0_L], 0_L$	$+a, -a, 0_L$	$+a, +[a, 1_L], 0_L$
9	$+1_L, +a, -[a, 0_L]$	$0_L, +[a, 1_L], +[a, 1_L]$	$+a, 0_L, +[a, 1_L]$	$+a, +a, +[a, 0_L]$
10	$+1_L, +a, 0_L$	$0_L, +[a, 1_L], 0_L$	$+a, 0_L, 0_L$	$+a, +a, 0_L$
11	$+1_L, 0_L, -[a, 0_L]$	$0_L, 0_L, +[a, 1_L]$	$+a, 0_L, +[a, 1_L]$	$+a, 0_L, +[a, 0_L]$
12	$+1_L, 0_L, 0_L$	$0_L, 0_L, 0_L$	$+a, 0_L, 0_L$	$+a, 0_L, 0_L$
13	$0_L, +1_L, -[a, 0_L]$	$0_L, -[a, 0_L], +[a, 1_L]$	$0_L, -a, +[a, 1_L]$	$0_L, +[a, 1_L], +[a, 0_L]$
14	$0_L, +1_L, 0_L$	$0_L, -[a, 0_L], 0_L$	$0_L, -a, 0_L$	$0_L, +[a, 1_L], 0_L$
15	$0_L, +a, -[a, 0_L]$	$0_L, +[a, 1_L], +[a, 1_L]$	$0_L, 0_L, +[a, 1_L]$	$0_L, +a, +[a, 0_L]$
16	$0_L, +a, 0_L$	$0_L, +[a, 1_L], 0_L$	$0_L, 0_L, 0_L$	$0_L, +a, 0_L$
17	$0_L, 0_L, -[a, 0_L]$	$0_L, 0_L, +[a, 1_L]$	$0_L, 0_L, +[a, 1_L]$	$0_L, 0_L, +[a, 0_L]$
18	$0_L, 0_L, 0_L$	$0_L, 0_L, 0_L$	$0_L, 0_L, 0_L$	$0_L, 0_L, 0_L$

Pour la configuration (G1, R1, S1) du n°1 :

On peut lire, par exemple, dans la Table 6.11 que par rapport à la configuration de référence  $\gamma^0$  choisir un préhenseur de type fourche (G1) conduit à : (du fait de sa simplicité) améliorer nettement ( $\alpha_{11} = +1_L$ ) le coût, diminuer la vitesse ( $\alpha_{21} = -a$ ) si on veut réussir une mission sans faire tomber la charge, diminuer la fiabilité ( $\alpha_{31} = -a$ ) car la charge tombe plus facilement, et à augmenter la maintenabilité ( $\alpha_{41} = +[a, 1_L]$ ) car le préhenseur est plus simple à dépanner.

Par rapport à la configuration de référence  $\gamma^0$  une base roulante à 4 roues permet, du fait de sa simplicité : d'améliorer le coût ( $\alpha_{12} = +1_L$ ), de diminuer ou non la vitesse moyenne ( $\alpha_{22} = -[a, 0_L]$ ) car il y a moins de frottement qu'avec une base roulante à chenille, mais le robot peut déraper dans les virages, de diminuer la fiabilité ( $\alpha_{23} = -a$ ) car le robot tourne mal et de ce fait le positionnement devant la charge est moins précis, d'améliorer la maintenabilité ( $+ [a, 1_L]$ ) car le robot est alors plus facile à dépanner.

Par rapport à la configuration de référence  $\gamma^0$ , 2 capteurs de couleurs et un de lumière : augmente le coût ( $\alpha_{13} = - [a, 0_L]$ ) car il y a plus de composants, améliore la vitesse moyenne ( $\alpha_{23} = +[a, 1_L]$ ) car le suivi de ligne au sol est plus efficace, améliore la fiabilité ( $\alpha_{33} = +[a, 1_L]$ ) car l'information de perception est plus riche, améliore ou non la maintenabilité ( $+ [a, 0_L]$ ) car l'accès aux capteurs est plus

simple sur cette configuration que sur la configuration  $\gamma^0$  (à chenilles et grappin). La Table 6.12 rassemble les niveaux de confiance dans l'atteinte des scores de la Table 6.11.

Table 6.12 : Niveaux de confiance dans la réalisation des scores.

$\delta_{ij}$	Cr1	Cr2	Cr3	Cr4
G1: Fourche	w	1 <sub>s</sub>	w	u
G2: Pince	w	v	v	w
G3 : Grappin	1 <sub>s</sub>	1 <sub>s</sub>	1 <sub>s</sub>	1 <sub>s</sub>
R1: 4 roues	w	1 <sub>s</sub>	v	u
R2: 2 roues	v	1 <sub>s</sub>	v	u
R3 : Chenilles	1 <sub>s</sub>	1 <sub>s</sub>	1 <sub>s</sub>	1 <sub>s</sub>
S1:2+1	1 <sub>s</sub>	v	v	v
S2: 1+1	1 <sub>s</sub>	1 <sub>s</sub>	1 <sub>s</sub>	1 <sub>s</sub>

D'après la Table 6.12, la configuration (G3, R3, S2) est la mieux maîtrisée par les concepteurs car la confiance en l'atteinte des performances est au niveau maximal. Les experts sont très confiants dans le fait que les concepteurs réussiront à atteindre les performances avec une base roulante « deux roues et roue folle ». Ils ne sont pas sûrs que les concepteurs arrivent à bien régler le dispositif de perception à 3 capteurs (S1).

Les préférences des clients sont capturées par le biais d'une mesure floue  $\mu$  dont les valeurs sont exprimées sur l'échelle  $L$  et sont reportées dans la Table 6.13.

Table 6.13 : Mesure floue  $\mu$  traduisant les préférences des clients.

$I$	$\mu(I)$	$I$	$\mu(I)$
{}	0 <sub>L</sub>	{Cr2}	0 <sub>L</sub>
{Cr1}	0 <sub>L</sub>	{Cr2, Cr3}	1 <sub>L</sub>
{Cr1, Cr2}	$a$	{Cr2, Cr4}	$a$
{Cr1, Cr3}	$a$	{Cr3}	$a$
{Cr1, Cr2, Cr3}	1 <sub>L</sub>	{Cr3, Cr4}	$a$
{Cr1, Cr2, Cr4}	1 <sub>L</sub>	{Cr4}	0 <sub>L</sub>
{Cr1, Cr3, Cr4}	1 <sub>L</sub>	{Cr1, Cr4}	$a$
{Cr2, Cr3, Cr4}	1 <sub>L</sub>	{Cr1, Cr2, Cr3, Cr4}	1 <sub>L</sub>

D'après la Table 6.13, il est plus important pour le client que le robot soit rapide et fiable ({Cr2, Cr3}) plutôt que rapide et maintenable ({Cr2, Cr4}) pour ne pas perdre de temps en dépannage. Il n'est pas utile de construire un robot à la fois fiable et maintenable ({Cr3, Cr4}) pour gagner le défi.

#### 4.2.2. Exécution de l'évaluation

L'objectif est d'établir les distributions de possibilités qualitatives des valeurs de performance globale de chaque configuration.

Nous allons dérouler la méthode d'évaluation (**Chapitre IV section 3**) sur la configuration  $\gamma^1 = (G_1, R_1, S_1)$ . Elle devra être reproduite pour toutes les autres configurations.

**1) Distributions de possibilité initiales**

Un score  $\alpha_{ij}$  d'un composant  $j$  sur le critère  $i$  est un intervalle de niveaux sur l'échelle  $L$ . A chaque score  $\alpha_{ij}$  est associée une distribution de possibilité telle que pour chaque valeur de l'intervalle  $\alpha_{ij}$  est attribuée la valeur de possibilité 1, alors que les valeurs en dehors de  $\alpha_{ij}$  prennent la valeur de possibilité 0. De plus deux distributions  $\pi_{ij}^+$  et  $\pi_{ij}^-$  sont créées correspondant aux notes traduisant soit une amélioration, soit une dégradation, par rapport à la configuration de référence  $\gamma^0$ . Ces distributions sont reportées en Table 6.14. Ainsi, par exemple, la valeur de possibilité 1 (distribution  $\pi_{ij}^+$ ) est associée au seul niveau  $+1_L$  du score du composant  $G_1$  sur le critère 1. La valeur de possibilité 1 (distribution  $\pi_{ij}^-$ ) est associée aux niveaux  $0_L$  et  $-a$  du score du composant  $S_1$  sur le critère 1.

Table 6.14 : Construction des distributions de possibilités initiales.

$\pi_{ij}^*$	Cr1	Cr2	Cr3	Cr4
	$-1_L -a \ 0 \ a +1_L$	$-1_L -a \ 0 \ a +1_L$	$-1_L -a \ 0 \ a +1_L$	$-1_L -a \ 0 \ a +1_L$
	$\pi^- \ \pi^+$	$\pi^- \ \pi^+$	$\pi^- \ \pi^+$	$\pi^- \ \pi^+$
G1: Fourche	0 0 0 0 1	0 1 0 0 0	0 1 0 0 0	0 0 0 1 1
R1: 4 roues	00001	01100	01000	00011
S1:2+1	01100	00011	00011	00110

**2) Prise en compte de l'incertitude : Fuzzyfication**

Pour prendre en compte le contexte d'incertitude, on considère que les niveaux adjacents à ceux fournis par les experts sont vraisemblables et ont alors une valeur de possibilité non nulle prise sur l'échelle  $S$ . La propagation de l'incertitude pourrait aussi affecter des niveaux non immédiatement adjacents à celles des experts (en cas d'incertitude encore plus forte). Cette étape de fuzzyfication modifie donc les distributions initiales  $\pi_{ij}^*$  comme montré sur l'exemple de la Table 6.15. La valeur utilisée pour la fuzzyfication est  $u \in S$ .

Table 6.15 : Distributions de possibilité après une fuzzyfication.

$\pi_{ij}^*$	Cr1	Cr2	Cr3	Cr4
G1	000u1	u1u00	u1u00	00u11
R1	000u1	u11u0	u1u00	00u11
S1	u11u0	00u11	00u11	0u11u

**3) Fusion des scores**

Les scores des composants sont fusionnés, en prenant en compte les degrés de confiance  $\delta_{ij}$  en leur faisabilité pour établir les distributions  $\pi_i^*$  des scores de la configuration  $\gamma_1$  sur le critère  $i$ .

Pour cette fusion un opérateur conjonctif ou disjonctif est à choisir :

Pour un opérateur disjonctif, on calcule :  $\forall k \in L, \pi_i^*(k) = \max_j(\min(\pi_{ij}^*(k), \delta_{ij}))$

Pour un opérateur conjonctif, on calcule :  $\forall k \in L, \pi_i^*(k) = \min_j(\max(\pi_{ij}^*(k), n_L(\delta_{ij})))$

Où  $n_L(\delta_{ij})$  désigne la valeur opposée de  $\delta_{ij}$ , c'est-à-dire la valeur correspond à  $\delta_{ij}$  dans l'échelle de renversement de  $S$  :  $n_L(0_s) = 1_s, n_L(u) = w, n_L(v) = v, n_L(w) = u, n_L(1_s) = 0_s$ .

Nous choisissons l'opérateur disjonctif pour la raison suivante : si, sur un critère  $i$ , un composant  $j$  d'une configuration a obtenu une note d'amélioration (respectivement de dégradation) avec une possibilité non nulle alors que pour les autres composants de la configuration cette même note obtient une possibilité d'amélioration (respectivement de dégradation) nulle, on peut considérer que le seul composant  $j$  de cette configuration permet d'améliorer (respectivement dégrader) la performance de la configuration sur le critère  $j$  avec le même niveau de possibilité. Nous obtenons alors les distributions  $\pi_i^*$  décrites en Table 6.16.

Table 6.16 : Distributions des scores de la configuration pour chaque critère.

$\pi_i^*$	Cr1	Cr2	Cr3	Cr4
(G1,R1,S1)	u11uw	u11vv	uwuvv	0uvv0

#### 4) Normalisation

Cette étape de normalisation est nécessaire pour l'étape suivante d'agrégation. Cela revient à admettre que pour un critère donné, ce qui est important ce sont les valeurs relatives de possibilité et qu'une valeur de possibilité de 1 attribuée à une note  $k$  de  $L$  signifie que c'est celle qui est la plus plausible, pour l'évaluation d'une configuration sur un critère, parmi celles attribuées sur ce critère.

Table 6.17 : Distributions des scores de la configuration pour chaque critère après normalisation.

$\pi_i^*$	Cr1	Cr2	Cr3	Cr4
(G <sub>1</sub> , R <sub>1</sub> , S <sub>1</sub> )	u11uw	u11vv	v1vww	vw11w

#### 5) Agrégation

La mesure floue  $\mu$  est utilisée pour agréger par l'intégrale de Sugeno, les scores obtenu par la configuration sur les quatre critères, permettant ainsi de déterminer la valeur de possibilité d'amélioration (respectivement de dégradation) globale d'une configuration pour toute valeur  $k$  de  $L$ . Ceci passe par une agrégation des distributions de possibilité par rapport à une amélioration  $\pi_i^+$  (respectivement par rapport à une dégradation  $\pi_i^-$ ) comme décrit dans la présentation théorique de la méthode.

La Table 6.18 réunit les résultats obtenus sur l'ensemble des 18 configurations lorsque l'intégrale de Sugeno est utilisée pour agréger les  $n$  distributions  $\pi_i^*$ .

Table 6.18 : Distributions de possibilités des performances globales des alternatives.

N°	-1 <sub>L</sub>	-a	0 <sub>L</sub>	+a	+1 <sub>L</sub>	$D(\pi^-)$	$U(\pi^+)$	Rang
1	u	1 <sub>s</sub>	v	w	w	v	w	3
2	u	w	1 <sub>s</sub>	u	0 <sub>s</sub>	v	u	6
3	u	1 <sub>s</sub>	w	w	w	v	w	3
4	u	w	1 <sub>s</sub>	w	u	v	v	5
5	u	1 <sub>s</sub>	1 <sub>s</sub>	v	v	v	v	5

6	u	w	1 <sub>s</sub>	u	0 <sub>s</sub>	v	u	6
7	u	w	w	1 <sub>s</sub>	v	v	v	5
8	u	v	1 <sub>s</sub>	w	u	v	v	5
9	u	v	w	1 <sub>s</sub>	1 <sub>s</sub>	v	1	1
10	0 <sub>s</sub>	u	1 <sub>s</sub>	w	u	u	v	2
11	0 <sub>s</sub>	u	1 <sub>s</sub>	w	v	u	v	2
12	0 <sub>s</sub>	u	1 <sub>s</sub>	w	u	u	v	2
13	u	1 <sub>s</sub>	1 <sub>s</sub>	v	v	v	v	5
14	u	v	1 <sub>s</sub>	u	0 <sub>s</sub>	v	u	6
15	0 <sub>s</sub>	u	1 <sub>s</sub>	v	v	u	v	2
16	0 <sub>s</sub>	u	1 <sub>s</sub>	v	u	u	v	2
17	0 <sub>s</sub>	u	1 <sub>s</sub>	v	v	u	v	2
18	0 <sub>s</sub>	u	1 <sub>s</sub>	u	0 <sub>s</sub>	u	u	4

Pour comparer les alternatives, l'utilité optimiste qualitative (Chapitre IV 3.1.4) est utilisée en calculant  $U(\pi^+)$  et  $D(\pi^-)$  tels que :

$$U(\pi^+) = \max_{k \in L} \min(\pi^+(k), k) = 1, D(\pi^-) = \max_{k \in L} \min(\pi^-(k), k) = a$$

Les échelles sur lesquelles sont exprimées  $\pi^*$  et  $k$  étant différentes, ont défini l'opérateur min comme suit :

min	0	u	v	w	1
0	0	0	0	0	0
a	0	u	v	v	v
1	0	u	v	w	1

Le classement final des alternatives dépend aussi du niveau d'aversion ou d'acceptation du risque. Le classement proposé dans le Tableau 6.18 classe en premier les alternatives dont le nombre d'échelons d'écart entre  $U(\pi^+)$  et  $D(\pi^-)$  est le plus important et pour un écart identique privilégie les alternatives dont les valeurs  $D(\pi^-)$  sont les plus basses (attitude prudente).

### 4.2.3. Simulations complémentaires

#### Mise en évidence des effets de la fuzzyfication et des contraintes de faisabilité

La Figure 6.16 met en évidence les effets de la fuzzyfication et de la prise en compte de la faisabilité sur les distributions de possibilité des performances globales.

Le classement des configurations est bien modifié puisque la configuration N°1, est une des meilleures configurations si on ne tient pas compte de la faisabilité alors qu'elle ne l'est plus si on en tient compte.

La fuzzyfication ne bouleverse pas ici le classement des configurations, mais on peut observer quelques modifications dans le classement dues à la suppression de valeurs de possibilité nulles.

Sans fuzzyfication ni faisabilité					
-1	-a	0	a	-1	Rang
0	1	0	1	1	1
0	1	1	1	0	5
0	1	1	1	1	3
0	1	1	1	1	3
0	1	1	1	1	3
0	1	1	1	0	5
0	1	0	1	1	1
0	1	1	1	0	5
0	0	1	1	1	2
0	0	1	1	0	4
0	0	1	1	1	2
0	0	1	1	0	4
0	1	1	1	1	3
0	1	1	1	0	5
0	0	1	1	1	2
0	0	1	1	0	4
0	0	1	1	1	2
0	0	1	0	0	6

Avec fussyfication sans faisabilité					
-1	-a	0	a	-1	Rang
u	1	1	1	1	1
u	1	1	1	0	6
u	1	1	1	1	3
u	1	1	1	1	3
u	1	1	1	1	3
u	1	1	1	0	6
u	1	u	1	1	1
u	1	1	1	u	5
0	u	1	1	1	2
0	u	1	1	u	4
0	u	1	1	1	2
0	u	1	1	u	4
u	1	1	1	1	3
u	1	1	1	0	6
0	u	1	1	1	2
0	u	1	1	u	4
0	u	1	1	1	2
0	u	1	u	0	7

Sans fuzzyfication avec faisabilité					
-1	-a	0	a	-1	Rang
0	1	u	w	w	0
0	w	1	u	0	0
0	1	w	w	w	0
0	w	1	w	u	5
0	1	1	v	v	0
0	w	1	u	0	0
0	w	v	1	v	2
0	v	1	w	0	7
0	v	w	1	1	1
0	0	1	w	0	6
0	0	1	w	v	3
0	0	1	w	0	6
0	1	1	v	v	0
0	v	1	u	0	0
0	0	1	v	v	4
0	0	1	v	0	8
0	0	1	v	v	4
0	0	1	0	0	9

Avec fuzzyfication et faisabilité (avec normalisation)					
-1	-a	0	a	-1	Rang
u	1	v	w	w	0
u	w	1	u	0	0
u	1	w	w	w	0
u	w	1	w	u	7
u	1	1	v	v	0
u	w	1	u	0	0
u	w	w	1	v	2
u	v	1	w	u	6
u	v	w	1	1	1
0	u	1	w	u	5
0	u	1	w	v	3
0	u	1	w	u	5
u	1	1	v	v	0
u	v	1	u	0	0
0	u	1	v	v	4
0	u	1	v	u	8
0	u	1	v	v	4
0	u	1	u	0	9

Figure 6.16 : Mise en évidence des effets de la fuzzyfication et de la difficulté.

Mise en évidence de l'effet de la normalisation

Avec fuzzyfication et faisabilité (avec normalisation)					
-1	-a	0	a	-1	Rang
u	1	v	w	w	0
u	w	1	u	0	0
u	1	w	w	w	0
u	w	1	w	u	7
u	1	1	v	v	0
u	w	1	u	0	0
u	w	w	1	v	2
u	v	1	w	u	6
u	v	w	1	1	1
0	u	1	w	u	5
0	u	1	w	v	3
0	u	1	w	u	5
u	1	1	v	v	0
u	v	1	u	0	0
0	u	1	v	v	4
0	u	1	v	u	8
0	u	1	v	v	4
0	u	1	u	0	9

Avec fuzzyfication et faisabilité (sans normalisation)					
-1	-a	0	a	-1	Rang
u	v	u	v	v	2
u	w	1	u	0	0
u	v	v	v	v	4
u	w	1	w	u	8
u	1	1	v	v	0
u	w	1	u	0	0
u	v	u	v	v	2
u	v	1	w	u	7
0	u	v	v	v	3
0	u	1	w	u	6
0	u	1	w	v	1
0	u	1	w	u	6
u	1	1	v	v	0
u	v	1	u	0	0
0	u	1	v	v	5
0	u	1	v	u	9
0	u	1	v	v	5
0	u	1	u	0	10

Figure 6.17 : Mise en évidence de l'effet de l'étape de normalisation.



La Figure 6.17 met en évidence l'importance de la normalisation puisque les résultats obtenus sont très différents selon que cette étape de normalisation est effectuée ou non.

## 5. Amélioration d'un robot existant

La problématique traitée dans cette section est celle de la recherche des critères sur lesquels améliorer en priorité une solution existante dont on connaît les performances. Seront définies comme privilégiées les pistes d'améliorations qui promettent de satisfaire au mieux le client tout en garantissant un effort acceptable de la part du manufacturier.

Dans ce but, nous nous appuyons sur le calcul de 'l'indice de plus-value' que nous avons adapté au cas où l'incertitude des données peut être modélisée soit par des distributions de possibilité, soit par des grandeurs qualitatives.

Appliquée à l'exemple Robafis 2013, la question est la suivante : étant donné un robot existant et dont les propriétés peuvent être testées, quelles sont les performances les plus pertinentes à améliorer pour assurer que le robot modifié réalise le meilleur compromis entre la volonté à faire et la capacité à faire ?

### 5.1. Amélioration dans le cas de modèles quantitatifs possibilistes

Cette section illustre les travaux présentés au **Chapitre V section 4**.

#### 5.1.1. Données initiales

Les données initiales sont celles du cas traité au paragraphe 4.2 que nous résumons ci-dessous par : la Table 6.19 rappelant les critères et alternatives, la Table 6.20 incluant la mesure floue  $\mu$  qui traduit les préférences client.

Table 6.19 : Alternatives et critères.

Alternatives (Gi, Ri, Si)			Critères
Classe préhenseur	Classe base roulante	Classe capteurs	CR1 : Coût
G1 : Fourche	R1 : 4 roues	S1 : 2 de couleurs+1 lumière	CR2 : Vitesse
G2 : Pince	R2 : 3 roues	S2 : 1de couleurs + 1 lumière	CR3 : Fiabilité
G3 : Grappin	R3 : Chenilles		CR4 : Maintenabilité

Table 6.20 : Mesure floue  $\mu$ .

$I$	$\mu(I)$	$I$	$\mu(I)$
$\emptyset$	0	{4}	0
{1}	0	{1,4}	0
{2}	0	{2,4}	0,57
{1,2}	0,14	{1,2,4}	0,71
{3}	0	{3,4}	0
{1,3}	0,28	{1,3,4}	0,43
{2,3}	0,71	{2,3,4}	0,71
{1,2,3}	0,86	{1,2,3,4}	1

Supposons que la configuration du robot existant soit  $\gamma_{10} = (G2, R2, S2)$  et que les attributs sur les critères  $i$  aient été évalués à  $y^0 = (0.75, 0.5, 0.5, 4)$ .

Compte tenu des fonctions d'utilité (Figure 6.11, paragraphe 4.1), on en déduit que le vecteur des performances marginales est  $x^0 = (0.75, 0.4, 0.4, 0.598)$ .

Les distributions de possibilité des performances marginales à partir de  $x^0$ , pour cette configuration, sont déduites de celles établies au paragraphe 2 (avec  $x^0 = (0, 0, 0, 0)$ ), en attribuant une possibilité nulle à toute valeur de performance en-dessous de  $u_i(y_i^0)$ . En effet, s'agissant d'un objectif d'amélioration, les réalisations dont les performances marginales  $x_i$  sont inférieures à  $x_i^0$  ne sont pas souhaitées (on leur préférera le robot existant).

Sur la Figure 6.18 sont visualisées les distributions de possibilité associées aux performances marginales pour la configuration  $\gamma_{10}$  lorsque  $x^0 = (0, 0, 0, 0)$  et  $x^0 = (0.75, 0.4, 0.4, 0.598)$ . Chaque distribution sera alors normalisée (division par la valeur maximum pour que celle-ci soit 1) avant agrégation.

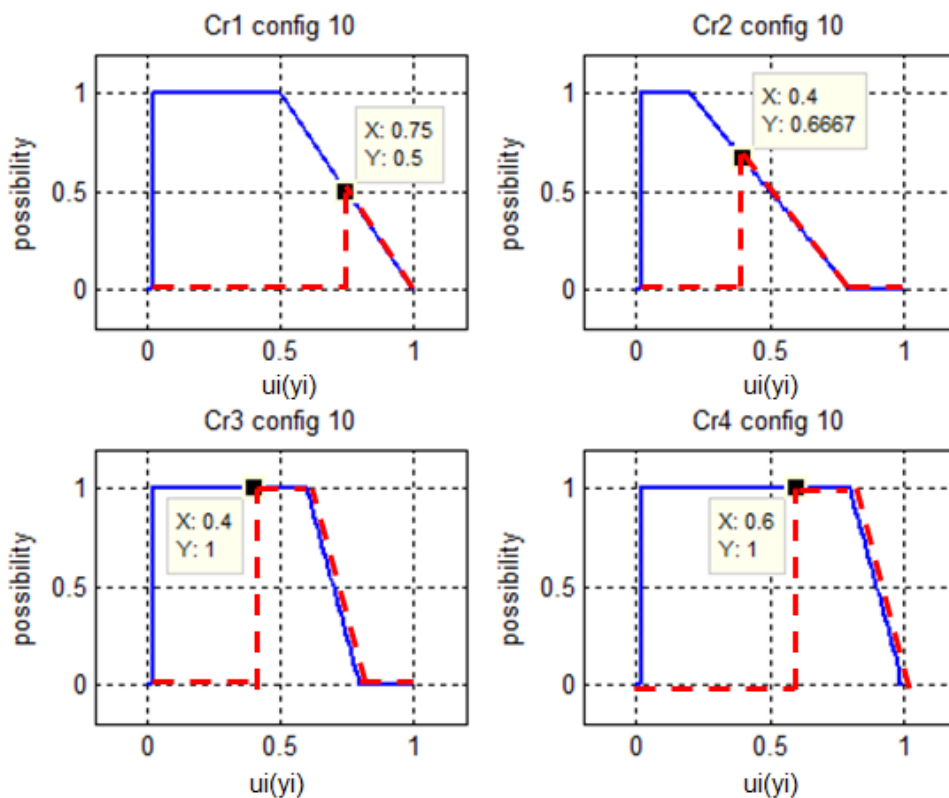


Figure 6.18 : Distributions de possibilités des performances marginales.

$\gamma_{10} = (G2, R2, S2)$ ,  $x_0 = (0, 0, 0, 0)$  en plein et  $x_0 = (0.75, 0.4, 0.4, 0.598)$  en pointillé

Nous allons alors appliquer la méthode présentée dans le **Chapitre V sous-section 4.3**.

### 5.1.2. Recherche des performances à améliorer

Pour chaque coalition de critère  $I$ , est calculée la distribution de possibilité agrégée. Les valeurs de performance qui ne sont pas dans  $I$  sont constantes, et leur distribution de possibilité associée est un dirac. Puis l'espérance des gains est calculée ainsi que l'indicateur de position  $MD(U_{client}^Y, I, x^0)$ . La Table 6.21 réunit les résultats obtenus :

Table 6.21 : Indicateur de position pour toute coalition de critères.

I	$MD(U_{client}^Y, I, x^0)$
{1,2,3,4}	0,125
{2,3,4}	0,123
{1,2,3}	0,119
{2,3}	0,117
{1,2,4}	0,077
{2,4}	0,076
{1,3,4}	0,071
{3,4}	0,070
{1,3}	0,064
{3}	0,064
{2}	0,052
{1,2}	0,050
{1}	0,010
{1,4}	0,010
{4}	0,010

On constate bien évidemment que le client sera satisfait au maximum si le robot est amélioré sur les quatre critères. Cependant améliorer les performances seulement sur les critères {2, 3, 4} ou {1, 2, 3} ou {2,3} apporte une satisfaction globale très proche de la valeur de cette satisfaction maximale. On ne sait pas a priori si l'effort à fournir est plus important pour améliorer les critères {2, 3, 4} ou {1, 2, 3}. Par contre la coalition {2, 3} étant incluse dans ces deux dernières, l'effort d'amélioration sur la coalition {2, 3} est moindre. L'équipe devra donc s'efforcer d'améliorer les performances en vitesse et en fiabilité du robot en gardant les performances en coût et maintenabilité identiques.

### 5.1.3. Etudes complémentaires

#### Etude de sensibilité par rapport aux valeurs de $x^0$

Pour tester la robustesse du classement de la Table 6.21 par rapport à la variation des valeurs de  $x^0$ , nous ajoutons à ses composantes un bruit aléatoire centré sur zéro et dont l'amplitude est un pourcentage des composantes de  $x^0$ . On a alors :  $x^0(i) \leftarrow x^0(i) \mp a(i) \cdot b \cdot x^0(i)$  où  $b$  est un nombre aléatoire entre 0 et 0.5, et  $a(i)$  est une amplitude du bruit qui peut prendre une valeur entre 0 et 100%.

Sur 100 essais, il y a modification des coalitions classées 2 et 3 en Table 6.21 si le pourcentage  $a(i)$  de bruit ajouté sur une seule composante du vecteur  $x^0$  est de 20% pour la première composante coût, ou de 50% sur les autres : vitesse, fiabilité et maintenabilité. Il ne faut que 10% de bruit ajouté simultanément sur toutes les composantes pour observer ces modifications.

Cependant les améliorations sur les quatre premières coalitions étant considérées comme ayant un effet équivalent sur la satisfaction du client, l'imprécision sur  $x^0$  n'a de conséquence que si une autre coalition se trouve classée dans les quatre premières. Il faut une amplitude de bruit de 30% pour que la coalition {1, 2, 4} apparaisse ainsi parmi les quatre premières. Nous pouvons conclure que, dans

l'exemple présent, la position en tête du groupe des quatre premières coalitions de la Table 6.21 est robuste.

**Critères prioritaires lors des premiers choix de conception ( $x^0=(0, 0, 0, 0)$ )**

Nous recherchons les critères les plus importants à satisfaire pour le client en respectant la capacité à faire du concepteur lors des premiers choix de conception ( $x^0 = (0, 0, 0, 0)$ ). La Table 6.22 met alors en évidence que, après la coalition {1,2,3,4} (ensemble de tous les critères), la coalition de critères {1,2,3} est celle qui contribue le plus à la satisfaction du client pour un effort un peu plus faible que si les quatre critères retenaient la même attention du concepteur. L'effort de conception doit donc être porté principalement sur les aspects coûts, vitesse et fiabilité.

Table 6.22 : Critères les plus pertinents lors des premiers choix de conception.

I	$MD(U_{client}^Y, I, x^0)$ ( $x^0=(0, 0, 0, 0)$ )	I	$MD(D_{concepteur}^Y, I, x^0)$ ( $x^0=(0, 0, 0, 0)$ ).
{1,2,3,4}	0,289	{1,2,3,4}	0,317
{1,2,3}	0,243	{1,2,3}	0,299
{1,2,4}	0,186	{2,3,4}	0,290
{2,3}	0,186	{1,3,4}	0,279
{2,3,4}	0,186	{2,3}	0,272
{1,3,4}	0,160	{3,4}	0,262
{2,4}	0,154	{1,3}	0,248
{1,3}	0,113	3	0,231
{1,2}	0,056	{1,2,4}	0,158
1	0,025	{2,4}	0,150
{1,4}	0,025	4	0,122
2	0,025	{1,4}	0,121
3	0,025	{1,2}	0,074
{3,4}	0,025	2	0,066
4	0,025	1	0,023

**Choix parmi plusieurs configurations initiales**

La détermination des critères les plus pertinents à améliorer peut aussi être utilisée pour choisir de quelle configuration de départ il vaut mieux partir. Supposons que nous disposions au départ de 3 robots, de performances respectives  $x^{01} = (0.75, 0.4, 0.4, 0.598)$ ,  $x^{02} = (0.5, 0.6, 0.6, 0)$ ,  $x^{03} = (0.75, 0.4, 0.4, 0.598)$  quel est celui qui est le plus intéressant à améliorer ?

Table 6.23 : Améliorations depuis trois configurations de performances initiales différentes.

Configuration 1		Configuration 2		Configuration 3	
I	$MD(U_{client}^Y, I, x^{01})$	I	$MD(U_{client}^Y, I, x^{02})$	I	$MD(U_{client}^Y, I, x^{03})$
{1,2,3,4}	0,125	{1,2,3,4}	0,0998	{1,2,3,4}	0,184
{2,3,4}	0,123	{1,2,4}	0,0868	{1,2,3}	0,184
{1,2,3}	0,119	{2,3,4}	0,0755	{1,2}	0,165
{2,3}	0,117	{1,3,4}	0,0744	{1,2,4}	0,165
{1,2,4}	0,077	{2,4}	0,0692	{2,3}	0,150
{2,4}	0,076	{1,2,3}	0,0550	{2,3,4}	0,150
{1,3,4}	0,071	{1,4}	0,0543	2	0,147
{3,4}	0,070	{3,4}	0,0435	{2,4}	0,147
{1,3}	0,064	4	0,0435	{1,3}	0,054
3	0,064	{2,3}	0,0433	{1,3,4}	0,054
2	0,052	{1,3}	0,0294	1	0,033
{1,2}	0,050	{1,2}	0,0234	{1,4}	0,033
1	0,010	1	0,0165	3	0,016
{1,4}	0,010	2	0,0113	{3,4}	0,016
4	0,010	3	0,0113	4	0,016
$y^{01}=(0.75, 0.5, 0.5, 4)$		$y^{02}=(0.75, 0.5, 0.5, 4)$		$y^{03}=(0.8, 0.2, 0.6, 3)$	
$x^{01}=(0.75, 0.4, 0.4, 0.598)$		$x^{02}=(0.5, 0.6, 0.6, 0)$		$x^{03}=(0.5, 0, 0.6, 0.798)$	
$p_{ag}^{01}=0.400$		$p_{ag}^{02}=0.501$		$p_{ag}^{03}=0.215$	

Compte tenu, en Table 6.23, de la valeur de performance globale initiale  $p_{ag}^{0i}$ , la configuration 3 est la moins intéressante à retenir car on ne peut espérer qu'une valeur de performance globale de  $(0.215+0.184=0.399)$ . La configuration 2 qui permet d'espérer une valeur de performance globale de  $(0.501+0.0868=0.588)$ , supérieure à celle de la configuration 1, en travaillant sur les critères {1, 2, 4} est retenue (de plus le critère 3, a priori le plus difficile à travailler d'après la Table 6.22 n'est pas à améliorer).

## 5.2. Amélioration dans le cas de modèles qualitatifs

Cette section illustre les travaux présentés au **Chapitre V section 3**.

### 5.2.1. Données initiales

Les données initiales sont celles du cas traité au paragraphe 4.2 résumé ci-dessous par la Table 6.24 rappelant critères et alternatives.

Table 6.24 : Alternatives et critères.

Alternatives (Gi, Ri, Si)			Critères
Classe préhenseur	Classe base roulante	Classe capteurs	CR1 : Coût
G1 : Fourche	R1 : 4 roues	S1 : 2 de couleurs+1 lumière	CR2 : Vitesse
G2 : Pince	R2 : 3 roues	S2 : 1de couleurs + 1 lumière	CR3 : Fiabilité
G3 : Grappin	R3 : Chenilles		CR4 : Maintenabilité

Nous supposons que les valeurs de performance  $x_i^\gamma$  d'une configuration  $\gamma$  de robot ainsi que les préférences du client sur la pondération des sous-ensembles de critères (décrites par la mesure floue  $\mu$  de la Table 6.25) prennent leurs valeurs sur une même échelle qualitative  $L$ , bornée dont les éléments sont linéairement ordonnés  $L = \{0, a, b, c, d, e\}$ .

Table 6.25 : Mesure floue  $\mu$ .

I	1	1,2	1,3	1,4	1,2,3	1,2,4	1,3,4	1,2,3,4	2	2,3	2,4	2,3,4	3	3,4	4
$\mu(I)$	a	b	b	b	e	d	d	e	a	d	c	d	b	b	a

Considérons une configuration initiale de performance  $x^0 = (x_1^0, x_2^0, x_3^0, x_4^0)$ . Lorsqu'il s'agit pour l'équipe de conception de choisir une configuration d'un nouveau robot à réaliser, cette configuration est vide (auquel cas  $x^0 = (0, 0, 0, 0)$ ) sinon il s'agit d'améliorer un robot existant de configuration  $\gamma^0$  et  $x^0 \neq (0, 0, 0, 0)$ .

Pour une configuration  $\gamma$  non vide, il est demandé aux experts en robotique, d'une part, si chaque composant de cette configuration a un impact positif (+) ou négatif (-) sur les objectifs de performance sur chacun des critères  $i$  et, d'autre part, quel niveau de confiance, situé sur l'échelle  $L$ , ont-ils dans la le fait que cet impact sera produit en réalité.

La Table 6.26 rassemble ces informations. Nous avons considéré ici que le choix d'un composant a le même impact sur les performances du robot quel que soit la configuration à laquelle il appartient, ce qui revient ici à négliger tout effet de corrélation des influences des composants d'une configuration sur un critère. La prise en compte des corrélations revient à compléter la Table 6.26 en faisant apparaître, si nécessaire, des impacts différents pour chaque alternative et à continuer la procédure avec ces nouvelles données.

Ainsi, d'après la Table 6.26, les experts ont un niveau de confiance  $e$  (le plus élevé) en la capacité de l'équipe à réaliser un robot avec un préhenseur de type fourche (G1) satisfaisant les objectifs de coût et de maintenabilité. Ils sont peu confiants (niveau  $a$ ) dans le fait que (G1) aura réellement un impact négatif sur les objectifs de vitesse. A priori les experts ne peuvent pas se prononcer plus précisément sur l'amplitude de l'impact. Ils savent que d'après l'état de l'art et leur expérience de ce type de robot, on peut réaliser de multiples instances de préhenseur de type pince et que leur réalisation permettrait de satisfaire les objectifs de coût pour le robot à construire. La défiance des experts vis-à-vis de certains impacts peut exprimer ici un manque de confiance en l'avis qu'ils ont donné quant à l'effet positif ou négatif d'un impact ou bien un doute dans la capacité de l'équipe de conception à réaliser un robot confirmant cet avis (avis sur la faisabilité de l'impact).

Table 6.26 : Avis des experts sur les impacts des composants des configurations et niveaux de confiance en la réalité de ces impacts.

	Coût	Vitesse	Fiabilité	Maintenabilité
	Cr1	Cr2	Cr3	Cr4
<b>G1 : fourche</b>	+e	-a	-b	+e
<b>G2 : pince</b>	-b	-a	+d	-a
<b>G3 : grappin</b>	-d	-a	+c	-d
<b>R1 : 4 roues</b>	e	-c	-d	+c
<b>R2 : 3 roues + 1</b>	-c	+d	+c	-b
<b>R3 : chenilles</b>	-d	+c	-c	-d
<b>S1 : 2+1</b>	-c	+e	+c	-c
<b>S2 : 1+1</b>	+b	-d	-c	+c

### 5.2.2. Recherche des performances à améliorer

Considérant la performance initiale d'une configuration, l'indice de plus-value  $w_{S_\mu}(x^0, I)$  calcule l'espérance du gain, si on améliorerait le robot successivement sur tous les critères d'une coalition  $I$  tout en maintenant identique les performances initiales sur les critères qui ne font pas partie de la coalition. Ce calcul est mené comme indiqué au chapitre précédent en prenant la valeur maximum (Table 6.27) ou la valeur médiane (Table 6.28), des valeurs de performances agrégées calculées à partir des valeurs améliorant les performances de la configuration initiale sur la diagonale de l'Hyper-cube  $|I|$ . Les résultats sont réunis pour différentes valeurs de performances initiales dans les Table 6.27 et 6.28

Table 6.27 : Valeurs de l'indice de plus-value pour plusieurs performances initiales (opérateur max).

$x^0 = (0,0,0,0)$		$x^0 = (b, b, d, c)$		$x^0 = (b, e, e, a)$		$x^0 = (b, e, b, a)$	
$S_\mu(x^0, N) = 0$		$S_\mu(x^0, N) = b$		$S_\mu(x^0, N) = d$		$S_\mu(x^0, N) = b$	
I	$w_{S_\mu}(x^0, I)$	I	$w_{S_\mu}(x^0, I)$	I	$w_{S_\mu}(x^0, I)$	I	$w_{S_\mu}(x^0, I)$
$I=N=\{1,2,3,4\}$	e	$\{1,2,3,4\}$	c	$\{1,2,3,4\}$	a	$\{1,2,3,4\}$	c
$\{1,2,3\}$	e	$\{1,2,3\}$	c	$\{1,2\}$	a	$\{1,2,3\}$	c
$\{1,2,4\}$	d	$\{1,2\}$	b	$\{1,3\}$	a	$\{1,3,4\}$	c
$\{1,3,4\}$	d	$\{1,4\}$	b	$\{1,4\}$	a	$\{1,3\}$	c
$\{2,3\}$	d	$\{1,2,4\}$	b	$\{1,2,3\}$	a	$\{1,4\}$	b
$\{2,3,4\}$	d	$\{1,3,4\}$	b	$\{1,2,4\}$	a	$\{1,2,4\}$	b
$\{2,4\}$	c	2	b	$\{1,3,4\}$	a	$\{2,3\}$	b
$\{1,2\}$	b	$\{2,3\}$	b	1	a	$\{2,3,4\}$	b
$\{1,3\}$	b	$\{2,4\}$	b	2	0	3	b
$\{1,4\}$	b	$\{2,3,4\}$	b	$\{2,3\}$	0	$\{3,4\}$	b
3	b	1	a	$\{2,4\}$	0	$\{2,4\}$	a
$\{3,4\}$	b	$\{1,3\}$	a	$\{2,3,4\}$	0	4	a

1	a	3	0	3	0	1	0
2	a	{3,4}	0	{3,4}	0	{1,2}	0
4	a	4	0	4	0	2	0

Table 6.28 : Valeurs de l'indice de plus-value pour plusieurs performances initiales (opérateur médiane).

$x^0 = (0,0,0,0)$		$x^0 = (b,b,d,c)$		$x^0 = (b,e,e,a)$		$x^0 = (b,e,b,a)$	
$S_\mu(x^0, N) = 0$		$S_\mu(x^0, N) = b$		$S_\mu(x^0, N) = d$		$S_\mu(x^0, N) = b$	
I	$w_{S_\mu}(x^0, I)$	I	$w_{S_\mu}(x^0, I)$	I	$w_{S_\mu}(x^0, I)$	I	$w_{S_\mu}(x^0, I)$
{1,2,3,4}	b	{1,2,3,4}	a	{1,2,3,4}	0	{1,2,3,4}	b
{1,3}	b	{1,2}	a	{1,2}	0	{1,3,4}	b
{1,4}	b	{1,3}	a	{1,3}	0	{2,3,4}	b
{1,2,3}	b	{1,4}	a	{1,4}	0	{3,4}	b
{1,2,4}	b	{1,2,3}	a	{1,2,3}	0	{1,3}	a
{1,3,4}	b	{1,2,4}	a	{1,2,4}	0	{1,4}	a
{1,2}	b	{1,3,4}	a	{1,3,4}	0	{1,2,3}	a
{2,3}	b	{1}	a	1	0	{1,2,4}	a
{2,4}	b	{2}	a	2	0	{2,3}	a
{2,3,4}	b	{2,3}	a	{2,3}	0	{2,4}	a
{3}	b	{2,4}	a	{2,4}	0	3	a
{3,4}	b	{2,3,4}	a	{2,3,4}	0	4	a
{1}	a	{3}	0	3	0	1	0
{2}	a	{3,4}	0	{3,4}	0	{1,2}	0
{4}	a	{4}	0	4	0	2	0

Pour chaque vecteur de performance initiale  $x^0$  est reportée la performance agrégée initiale  $S_\mu(x^0, N)$ . Les valeurs de l'indice de plus-value représentent l'espérance des gains attendus par rapport à cette performance initiale. On constate bien que si on améliore une configuration sur l'ensemble des critères  $N = \{1,2,3,4\}$ , la valeur maximale de performance agrégée du robot atteint la valeur maximale<sup>11</sup> (Table 6.27).

Compte tenu de la faible étendue de l'échelle L, et de l'effet de filtrage de l'opérateur médiane, les données de la (Table 6.28) sont fortement lissées par rapport à celles obtenues avec l'opérateur max, si bien que l'analyse ci-dessous s'appuie aussi sur les résultats de la Table 6.27 (opérateur max).

Il existe des sous-ensembles de critères qui permettent d'atteindre des valeurs identiques ou voisines de ces performances maximales. Pour une performance initiale donnée, toute amélioration menée sur un sous-ensemble d'un ensemble de critères et présentant les mêmes valeurs de plus-value que cet ensemble est a priori plus facile à réaliser.

<sup>11</sup> Au sens du nombre d'échelons franchis



Ainsi, s'il s'agit d'améliorer un robot existant dont la performance est  $x^0 = (b, e, e, a)$ , il peut être tout aussi bénéfique pour le client que l'amélioration porte seulement sur le critère coût ( $I=\{1\}$ ) plutôt que sur les coalitions de critères  $\{1,2\},\{1,3\},\{1,2,4\}$ . Par contre il est inutile de travailler sur la maintenabilité ( $I=\{4\}$ ) car la plus-value est nulle.

On peut aussi constater que les critères les plus importants pour concevoir un nouveau robot ( $x^0 = (0,0,0,0)$ ) sont les critères  $\{1,2,3\}$ , ce qui se lit aussi sur la mesure floue  $\mu$  en Table 22.

Il faudra améliorer les performances sur les critères  $\{1,2,3\}$  d'un robot existant de performance initiale  $x^0 = (b, b, d, c)$  et les critères  $\{1,3\}$  pour un robot de performance initiale  $x^0 = (b, e, b, a)$  même si les performances agrégées pour ces deux robots sont identiques.

Nous n'avons pas tenu compte jusqu'à présent de l'estimation de la capacité à mener ces améliorations. Cette capacité est estimée à partir de la Table 6.26 en calculant, le niveau de confiance  $S(I)$  en l'amélioration sur une coalition  $I$  de critères. Ce calcul consiste à propager les niveaux de confiance dans les impacts de chaque composant d'une configuration sur les critères pour en déduire le niveau de confiance dans l'amélioration de ce critère pour cette configuration, puis à agréger ces niveaux de confiance en impact positif par un opérateur conjonctif. Les résultats sont fournis en Table 6.29.

Table 6.29: Niveaux de confiance dans l'amélioration sur un ensemble de critères.

I={1,2,3,4}			I={1}		I={1,3}		I={1,2,3}	
N°	Config	S(I)	N°	S(I)	N°	S(I)	N°	S(I)
3	G1,R2,S1	c	1	e	7	d	7	d
4	G1,R2,S2	c	2	e	8	d	3	c
5	G1,R3,S1	c	3	e	3	c	4	c
7	G2,R1,S1	c	4	e	4	c	5	c
9	G2,R2,S1	0	5	e	5	c	9	0
10	G2,R2,S2	0	6	e	6	0	10	0
1	G1,R1,S1	0	7	e	9	0	1	0
2	G1,R1,S2	0	8	e	10	0	2	0
6	G1,R3,S2	0	13	e	1	0	6	0
8	G2,R1,S2	0	14	e	2	0	8	0
11	G2,R3,S1	0	9	0	11	0	11	0
12	G2,R3,S2	0	10	0	12	0	12	0
13	G3,R1,S1	0	11	0	13	0	13	0
14	G3,R1,S2	0	12	0	14	0	14	0
15	G3,R2,S1	0	15	0	15	0	15	0
16	G3,R2,S2	0	16	0	16	0	16	0
17	G3,R3,S1	0	17	0	17	0	17	0
18	G3,R3,S2	0	18	0	18	0	18	0

Il est à noter que ces valeurs de confiance ne tiennent pas compte de la performance initiale du robot. Pour cela il faudrait construire une Table 6.26 spécifique à la performance initiale du robot. Si le robot est inexistant et qu'il faut le construire, d'après la Table 6.29, les configurations les plus prometteuses sont les configurations de N° 3, 4, 5, et 7. Parmi celles-ci on pourrait par exemple retenir la configuration de N° 3, (G1 ; fourche, R2 ; 4 roues, S1 : 2+1 capteurs) qui est celle dont les composants sont les plus fréquents parmi les configurations les plus prometteuses.

Le problème d'amélioration est différent puisque le robot de départ présente déjà une configuration donnée dont on cherche à améliorer les performances en faisant du re-engineering de ses composants (préhenseur, préhenseur, dispositif de perception). Si la configuration du robot existant se trouve parmi les N° 11 à 18, l'information de la Table 6.29 indique que toute amélioration sera difficile à mener (pas de confiance des experts en la faisabilité d'une amélioration).

Supposons que le robot existant possède une des configurations parmi celles de N° 3, 6, 7, 9. La Table 6.30 réunit pour ces configurations et plusieurs performances initiales, les indices de plus-value ainsi que la confiance des experts dans l'amélioration des configurations sur ces critères correspondants.

Table 6.30 : Amélioration et capacité à améliorer.

		Performances initiales et critères à améliorer					
$x^0$		(b, b, d, c)			(b, e, e, a)	(b, e, b, a)	
$I$		{1}	{2}	{1,2,3}	{1}	{1,3}	{4}
$w_{S_\mu}(x_0, I)$		a	b	c	a	c	a
N°	Configurations	S(I)			S(I)	S(I)	
3	G1, R2, S1			d	e	d	
7	G2, R1, S1			c	e	c	
9	G2, R2, S1		e	0	e	c	
6	G1, R3, S2	e	0	0	e	0	e

On constate sur la Table 6.30 que, pour les configurations N° 3 et 7, le niveau de confiance dans les améliorations est supérieur ou égal à c pour les trois vecteurs de performances initiales, les améliorations dont la confiance n'est que de c étant alors les plus risquées.

Pour la configuration N° 9, et une performance initiale  $x^0 = (b, b, d, c)$  le niveau de confiance en une plus-value de valeur maximale c est nul. La plus-value la plus élevée dont le niveau de confiance est non nul ( $S(I = \{2\}) = e$ ) est  $w_{C_\mu}(x^0, I = \{2\}) = b$ . La performance à améliorer qui assure un compromis entre satisfaction du client et capacité à faire est donc la vitesse du robot.

De même pour la configuration N°6, la plus-value dont la confiance est non nulle est obtenue pour  $I=\{4\}$  si la performance initiale est  $x^0 = (b, e, b, a)$ . La plus-value n'est alors que de  $w_{S_\mu}(x^0, I = \{4\}) = a$ . Si la performance initiale est  $x^0 = (b, b, d, c)$ , la plus-value de faisabilité non nulle est obtenue pour  $I=\{1\}$ . La plus-value n'est alors que de  $w_{S_\mu}(x^0, I = \{1\}) = a$ . Ainsi, en exploitant les données de plus-values et de faisabilité, il est possible de choisir un compromis entre satisfaction du client et capacité à mener une amélioration.

## 6. Discussion et conclusions

Dans ce chapitre, nous avons illustré les méthodes d'évaluation et d'amélioration proposées aux chapitres 4 et 5 sur une problématique de conception ou de re-conception d'un robot mobile.

Les deux principales avancées de ces méthodes par rapport à l'état de l'art sont, d'une part, un effort de formalisation pour exploiter au mieux des informations mêmes incertaines et imprécises disponibles en conception préliminaire (élaboration de modèles de données quantitatifs possibilistes, qualitatifs possibilistes, qualitatifs, extension de l'indice de plus-value) et, d'autre part, la recherche d'un compromis entre la volonté à faire (satisfaction maximale du client) et la capacité à faire (limitation du risque pour les concepteurs par considération des limitations en ressources et en compétences disponibles).

Les principales limitations de ces méthodes sont la qualité et la quantité des données à recueillir. La qualité des données repose sur le choix des experts sollicités. Même si leurs avis peuvent être pondérés par un indice de confiance, il est souhaitable que ces avis soient les plus fiables possibles pour ne pas encore rajouter au contexte d'incertitude. De plus, s'il est recommandé de mener des études de sensibilité, nous ne disposons pas actuellement d'autres approches (formelles notamment) que la simulation pour analyser la robustesse des résultats issus de ces méthodes. Quant au nombre de données nécessaires à l'application de ces méthodes, il croît rapidement en fonction du nombre  $n$  de critères, du nombre  $m$  des paramètres de conception à choisir et du nombre  $p$  de valeurs que peuvent prendre chacun de ces paramètres. Le nombre d'alternatives est en effet  $p^m$  et pour chacune des alternatives, il convient de renseigner les influences de chacune de ces alternatives sur les  $n$  critères. Pour une mesure floue  $\mu$ , les poids des  $2^n$  coalitions de critères doivent être établis. Ces méthodes ne sont donc pas a priori adaptées à des problèmes de grande échelle. Il faut néanmoins noter que les méthodes multicritères n'intègrent pas le modèle comportemental ce qui rajoute des informations supplémentaires à renseigner pour nos modèles.

Cependant nous pensons que ces limitations ne sont pas un réel handicap en conception préliminaire même de systèmes bien plus complexes que notre exemple illustratif. En effet, les premiers choix architecturaux sont orientés par les Mesures d'effectivité (Measure Of Effectiveness) qui sont les critères de réussite opérationnelle globale pour l'acquéreur du système (Roedler, 2005). La satisfaction de ces critères, garantit que le système/produit, plus que tout autre, crée des valeurs essentielles pour les parties prenantes (sans quoi le produit sera rejeté ou abandonné). Les MOEs, en nombre limité, sont ceux qui assurent que la finalité d'un projet de conception est atteinte, c'est-à-dire que les clients feront l'acquisition de ce produit/système et en seront suffisamment satisfaits pour ne pas en préférer un autre.

Ces critères peuvent être évalués tout au long du cycle de vie du produit pour vérifier que celui-ci remplit toujours les missions pour lesquelles il a été conçu. S'il s'avère qu'il ne les remplit plus de façon satisfaisante, il pourra subir des cycles de re-engineering. Les MOEs guident le choix des orientations architecturales principales qui restent stables tout au long du cycle de développement du produit. Au fur et à mesure que progresse le processus de conception, des exigences peuvent être modifiées (suite à des demandes des clients, à des aléas ou à des évolutions du contexte) ou ajoutées (nouvelles exigences induites par les choix technologiques) et la définition du système évolue et s'affine. Il est alors nécessaire de ré-évaluer régulièrement le produit/système sur les critères MOE et d'éventuellement corriger des dérives observées. Ces réévaluations s'inscrivent dans un processus d'amélioration continue (Figures 2.3 et 5.3) qui permet de passer de façon itérative de concepts de solution à une solution validée par les parties prenantes.

## Conclusion et perspectives

Dans un environnement fortement concurrentiel, les industriels doivent constamment améliorer leurs produits pour rester compétitifs et satisfaire au mieux leurs clients tout en minimisant les coûts et la prise de risques en conception. En phase préliminaire de conception ou de (re-)engineering, prédire les performances de nouveaux produits est une tâche difficile. En effet, l'impact des changements opérés sur les caractéristiques du produit relativement aux performances de celui-ci ne peut être estimé que de façon imprécise. Décideurs et concepteurs doivent pourtant identifier les performances à améliorer en limitant les efforts d'ingénierie déployés pour des améliorations innovantes. Plusieurs approches de la littérature se sont intéressées à ces deux aspects de l'amélioration, la performance espérée et l'effort consenti, mais peu d'entre elles les considèrent conjointement. Nous proposons dans nos travaux plusieurs approches qualitatives et possibilistes qui concilient les deux points de vue à travers des problèmes d'optimisation multi-attributs.

Concevoir de nouveaux produits ou améliorer l'existant conduit à l'émergence de produits ayant toujours davantage de fonctionnalités et qui par conséquent doivent satisfaire un grand nombre d'objectifs/critères interdépendants parfois difficiles à réaliser simultanément. L'interaction entre les critères apparaît être une notion centrale et pourtant ambiguë dans un projet de conception ou d'amélioration d'un produit. Deux interprétations de cette notion coexistent dans la littérature. On les retrouve dans deux types d'approches qui s'intéressent à l'amélioration dans un contexte d'évaluation multicritère. Les approches relevant de l'aide à la décision multicritère s'attachent à modéliser les préférences des décideurs et l'amélioration n'a alors de sens que dans le système de préférences de ce dernier. Les préférences ne correspondent pas à une réalité objective et mesurable, mais à une interprétation de cette réalité à travers un système de valeurs subjectif. Les interactions entre les critères d'évaluation y sont de type préférentiel et mesurent la synergie ou la redondance entre les critères pour le décideur. Une coalition de critères peut ainsi constituer un système sous ou sur additif. A contrario, d'autres approches relevant du génie industriel ou du génie logiciel accordent une place prépondérante aux contraintes fonctionnelles et comportementales qui semblent alors régir la réalisabilité d'un ensemble d'objectifs. Les interactions entre critères traduisent l'expression de contraintes physiques ou opérationnelles. Elles sont a priori objectives et ne dépendent pas du décideur. Néanmoins, dans notre contexte de conception ou d'amélioration de systèmes/produits, c'est leur évaluation qui peut être empreinte d'une part de subjectivité. En effet, l'évaluation de la difficulté à satisfaire simultanément une coalition de critères peut différer significativement d'un individu à l'autre selon son aversion au risque plus ou moins marquée. Cette part de subjectivité inhérente à la définition d'un projet d'amélioration nous renvoie aux considérations philosophiques sur les notions d'amélioration et de progrès évoquées au début de ce manuscrit : les conditions de l'environnement étant indéterminées et changeantes, l'évolution d'un produit avance par tâtonnement, graduellement, l'imperfection étant la base de cette évolution ; tous les produits concurrents du commerce évoluent en même temps et ne s'arrêtent pas, les différences viennent de chemins évolutifs différents liés à l'interprétation subjective d'un contexte économique concurrentiel où seuls les concepteurs éclairés peuvent survivre...

Cette thèse a essayé de proposer un cadre de représentation qui permette de distinguer formellement les interactions qui s'apparentent à des corrélations des interactions préférentielles pour modéliser un problème d'amélioration multicritère, pour gérer sans équivoque le consensus entre volonté de faire et capacité à faire. Nous avons proposé des outils mathématiques pour accompagner décideurs ou concepteurs dans leurs évaluations, prévisions et décisions. La difficulté de ces tâches réside d'une

part dans l'imperfection des connaissances disponibles en phase de conception pour estimer précisément et fiablement l'apport de telle ou telle action d'amélioration, dans la multiplicité de critères concurrents liés tant par des contraintes opérationnelles et physiques que par des exigences contextuelles d'autre part. Les formalismes adoptés relèvent de la théorie de l'utilité multi-attributs et de la théorie des possibilités. Les modèles d'agrégation que nous avons retenus sont des intégrales floues parce qu'elles permettent à la fois de modéliser l'importance relative des critères, mais aussi les interactions préférentielles entre ceux-ci. Quant à la théorie des possibilités, elle nous permet de gérer l'incertitude et d'étendre les modèles d'agrégation dans un contexte d'évaluation imprécis.

Nous avons choisi de structurer nos contributions à l'amélioration de systèmes complexes en distinguant deux types d'aide au décideur :

- lorsque les alternatives de solution susceptibles de donner satisfaction sont connues (et en nombre limité), nous avons proposé des modèles possibilistes et qualitatifs pour intégrer un modèle de comportement dans une aide à l'évaluation multicritère des options candidates ;

- lorsqu'il n'y a pas d'alternatives de solution pressenties, nous avons proposé des outils mathématiques qui, à l'instar de techniques d'optimisation de type descente du gradient, permettent au décideur d'identifier les critères selon lesquels une amélioration sera la plus efficiente dans des formalismes possibilistes et qualitatifs. Bien que plusieurs indicateurs de plus-value aient été proposés par la communauté de la décision multicritère pour évaluer a priori l'amélioration que confère un changement de configuration à un produit, ils semblent néanmoins reposer sur des hypothèses de réalisabilité des gains de performance peu réalistes dans le contexte manufacturier. Sur la base de techniques d'analyse multicritère et de théorie des possibilités, cette thèse a proposé une extension de ces indices de plus-value lorsque la vraisemblance des améliorations espérées ne peut être évaluée de façon précise comme c'est notamment le cas en phase de conception préliminaire.

Nous avons choisi d'illustrer nos propositions de méthodes d'évaluation et d'amélioration en conception préliminaire dans le domaine de la robotique mobile qui nécessite de la part des concepteurs une approche interdisciplinaire. L'exemple 'Robafis 2013' que nous avons choisi pour illustrer nos propositions est issu d'une expérience réelle de conception robotique, mais reste limité dans sa problématique. Il n'a pas vocation à valider nos propositions, mais à les illustrer de façon pédagogique. Le passage à l'échelle de nos propositions constitue une première perspective applicative. Néanmoins, ce n'est pas la complexité des algorithmes qui justifie cette remarque, mais la mise en place du recueil de l'expertise des concepteurs bien que nous ayons proposé différents modèles selon la qualité des connaissances.

Une autre perspective serait de construire une solution logicielle flexible et évolutive, packagée et générique, aussi indépendante que possible du domaine métier, conçue pour accompagner les industriels dans leurs démarches de conception ou d'amélioration de systèmes/produits, qui puisse être intégrée dans les outils de conception. En effet, l'évaluation des performances, en particulier dans un contexte multicritère, n'est pas formalisée à proprement parler dans les ateliers d'ingénierie système. Les méta-modèles, sur-lesquels ces ateliers reposent, s'attachent à formaliser les relations entre le domaine du problème (besoins/exigences) et le domaine de la solution (architectures fonctionnelles et organiques). Il serait utile d'étendre ces méta-modèles pour intégrer les concepts du domaine de l'évaluation/amélioration (critères, attributs, préférences, confiance en l'atteinte des performances, relation de dépendance et d'influence...) dans le but de faciliter le choix d'approches et de méthodes d'évaluation/amélioration adaptées aux objectifs et au contexte (en particulier d'incertitude et d'imprécision) de celle-ci. En effet un problème d'évaluation /amélioration doit être (re)formulé selon la nature et la qualité des informations disponibles et des méthodes de résolution applicables. Il s'agirait alors de proposer un progiciel regroupant un ensemble d'outils d'aide à l'évaluation et à la

prévision de performances qui permette à un concepteur d'avoir recours aux supports mathématiques adéquats en fonction des connaissances expertes disponibles.

Sur un plan plus théorique, les modèles mathématiques que nous avons proposés permettent au décideur d'évaluer des options non seulement en fonction de leurs performances, mais également selon leur potentiel d'amélioration. Ainsi, si nous reprenons l'exemple du Chapitre I, un élève qui se sait particulièrement incompetent en physique n'a aucun intérêt à choisir au rattrapage la physique s'il a obtenu 08/20 à l'écrit du bac, même si le coefficient de la physique au bac en série S est de 7... Nos propositions d'évaluation, qui tiennent compte à la fois de la volonté d'atteindre un résultat et de la capacité à l'atteindre, pourraient être envisagées comme un nouveau mode de sélection : toujours selon notre exemple de l'étudiant, il serait possible de préférer un étudiant avec 14/20 de moyenne générale à un étudiant qui aurait 15/20 parce que l'on aurait conscience que l'étudiant qui a 15/20 est aux limites de son entendement alors que celui qui a 14/20 est loin d'être au bout de ses capacités. Nous pensons que nombre de décisions se prennent ainsi, même si elles ne sont pas formalisées en ces termes. Nous avons envisagé d'appliquer ce modèle à la conception d'un hôpital de campagne pour Médecins sans Frontières : sur un ensemble de missions, un type d'hôpital peut être préféré à un autre sur la base d'une évaluation multicritère classique, mais son manque d'adaptivité à d'autres types de missions rend ce choix réhibitoire.

Enfin, les outils mathématiques que nous avons proposés peuvent être utilisés à des fins de pronostic. La prévision de performances en fonction de la capacité à réaliser un objectif et du système de préférences du concepteur permet d'envisager des prévisions selon des contextes plus ou moins optimistes. Ainsi, il suffit d'imaginer des restrictions sur la capacité à faire (*e.g.*, sur la distribution relative à la difficulté par exemple) ou sur la réalisabilité d'un objectif (*e.g.*, la distribution associée à la performance atteignable) pour modifier le résultat espéré. Il nous paraît ainsi possible de modéliser l'impact quantitatif de perturbations dans le projet d'amélioration en graduant cette restriction. Le pronostic s'apparenterait ainsi à une analyse de sensibilité qualitative ou possibiliste.



# Références

Abichou, B. (2013). Contribution à la formalisation de bilans/états de santé multi-niveaux d'un système pour aider à la prise de décision en maintenance : agrégation d'indicateurs par l'intégrale de Choquet, thèse de doctorat, Université de Lorraine.

Akharraz A., Mauris G., Montmain J. ( 2002). A project decision support system based on an elucidative fusion system. Fifth International Conference on Information Fusion, Fusion'02, pp. 593-599, Annapolis, MA, USA.

Amyot D., Horkoff J., Ghanavati S., Yu E. ( 2010).Evaluating Goal models within the Goal-Oriented Requirement Language, International Journal of Intelligent Systems (25)8, p. 841-877

Angilella, S., Greco, S., Lamantia, F. (2004). Assessing non-additive utility for multicriteria decision aid. European Journal of Operational Research, vol. 158, no 3, p. 734-744.

Angilella, S., Greco, S., & Matarazzo, B. (2010). Non-additive robust ordinal regression: A multiple criteria decision model based on the Choquet integral. European Journal of Operational Research, 201(1), 277-288.

Anton, A. I. (1996). Goal-based requirements analysis. In Requirements Engineering, Proceedings of the Second International Conference on (pp. 136-144). IEEE.

Antonsson, E. K., & Wood, K. L. (1989). Computations with imprecise parameters in engineering design: background and theory. Journal of Mechanisms, Transmissions and automation in Design, 111, 616-625.

Azarm, S. (2007). A Functional Approach to Quality Function Deployment (Putting the Function back into Quality Function Deployment) BHW (Burge Hughes Walsh)

Bahil A. T., Gissing B. (1998). Re-evaluating Systems Engineering Concepts Using Systems Thinking, IEEE Transactions, Man and Cybernetics, Vol 28, N04, p 516-527

Bause, K., Radimersky, A., Iwanicki, M., Albers, A. (2014). Feasibility studies in the product development process, *Procedia CIRP*, **21**, pp. 473-478.

Baykasoglu, A., Öztas, A., Özbay, E. (2009). Prediction and multi-objective optimization of high-strength concrete parameters via soft computing approaches, *Expert Systems with Applications*, **36**(3), pp. 6145-6155.

Bayle B., Robotique mobile (2017). Télécom Physique Starsbourg, Université de Starsbourg, [eavr.u-strasbg.fr/~bernard/education/3a\\_robmob/3a\\_robmob\\_poly.pdf](http://eavr.u-strasbg.fr/~bernard/education/3a_robmob/3a_robmob_poly.pdf)

Ben Zaïda, Y. (2008). Contribution à la conduite du changement pour l'évolution du système entreprise, *thèse de doctorat*, Université de Montpellier II.

Berrah, L. (2001). Démarche d'amélioration industrielle, *rapport interne du LISTIC*, Université Savoie Mont Blanc.

Berrah, L., Mauris, G., Vernadat, F. (2004). Information aggregation in industrial performance measurement: rationales, issues and definitions, *International Journal of Production Research*, vol. **42**(20), pp. 4271-4293.

Berrah, L., Mauris, G., Vernadat, F. (2006). Industrial performance measurement: an approach based on the aggregation of unipolar or bipolar expressions, *International journal of production research*, **44** (18-19), pp. 4145-4158.

Berrah, L., Mauris, G., Montmain, J. (2008) Monitoring the improvement of an overall industrial performance based on a Choquet integral aggregation, *The International Journal of Management Science OMEGA*, **36**, (3), 340-351.



- Berrah, L., Mauris, G., Montmain, J., Clivillé, V. (2008a). Efficacy and efficiency indexes for a multi-criteria industrial performance synthesized by Choquet integral aggregation, *International Journal of Computer Integrated Manufacturing*, **21**(4), 415-425.
- Berrah, L., Clivillé, V., Montmain, J., Mauris, G. (2016). The Contribution concept for the control of a manufacturing multi-criteria performance improvement, *Journal of Intelligent Manufacturing*, (Available online) DOI 10.1007/s10845-016-1227-9.
- Besson, P., Cavaillé, J. B., Charles, A., Lorino, P., Pourcel, C., Roubellat, F., ... & Wurtz, M. P. (1991). Aide à la conception des systèmes de conduite des systèmes de production. In Actes du 3ème Congrès International de Génie Industriel (pp. 1318-1334).
- Bititci, U.S. (1995). Modelling of performance measurement systems in manufacturing enterprises, *International Journal of Production Economics*, **42** (2), pp. 137-147.
- Bitton, M. (1990). ECOGRAI: Méthode de conception et d'implantation de systèmes de mesure de performances pour organisations industrielles (Doctoral dissertation, Bordeaux 1).
- Blanchard, B. S., Fabrycky, W. J., & Fabrycky, W. J. (1990). Systems engineering and analysis (Vol. 4). Englewood Cliffs, NJ: Prentice Hall.
- Bouchon-Meunier, B. (1995). La logique floue et ses applications.
- Bourguignon, A. (1995). Peut-on définir la performance?, *Revue française de comptabilité*, vol. 269, pp. 61-66.
- Bourguignon, A. (2000). Performance et contrôle de gestion, *Rapport ESSEC-CR-DR - 99-014*.
- Bouyssou, D., Pirlot, M. (2005). Conjoint measurement tools for mcdm, Multiple Criteria Decision Analysis: State of the Art Surveys. Springer, pp. 73–112.
- Brans, J.P., Mareschal, B. (2005). PROMETHEE methods. In Multiple criteria decision analysis: state of the art surveys, *Springer New York*, **78**:163-186.
- Bruzzone L., Quaglia G. (2012) Review article : locomotion systems for ground mobile robots in unstructured environments, *Mechanical sciences*, vol. 3 n. 2, p. 49-62
- Robafis2013,  
<http://www.afis.fr/Comptition%20RobAFIS/Forms/AFis.aspx?RootFolder=%2FComptition%20RobAFIS%2FAnnales%20RobAFIS%2FAnnales%20RobAFIS%202013>
- Burge, S. (2009). The Systems Engineering Tool Box-Pugh Matrix (PM). Strathclyde University, Glasgow, Scotland.
- Chan, J. W., Tong, T. K. (2007). Multi-criteria material selections and endof- life product strategy: Grey relational analysis approach, *Materials & Design*, **28**(5), pp. 1539-1546.
- Chinkatham, T., Cavallucci, D. (2015). Early feasibility evaluation of solution concepts in an inventive design method framework: approach and support tool, *Computers in Industry*, **67**, pp. 1-16.
- Clivillé, V., Berrah, L., Mauris, G. (2007). Quantitative expression and aggregation of performance measurements based on the macbeth multicriteria method, *International Journal of Production Economics*, **105**(1), pp. 171-189.
- Clivillé, V., Corrente, S., Greco, S., Rizzon, B. (2015). Feasible optimization, *mcdm 2015*, Annecy.
- Cross, K. F., Lynch, R. L. (1988). The « smart » way to define and sustain success, *National Productivity Review*, **8**(1), pp. 23-33.
- Couturier, P., Lô, M., Imoussaten, A., Chapurlat, V., Montmain, J. (2014). Tracking the consequences of design decisions in mechatronic systems engineering, *Mechatronics*. **24**(7):763-774.
- Denguir-Rekik, A., Mauris, G., Montmain, J. (2009). A possibilistic-valued multi-criteria decision-making support for marketing activities in e-commerce: Feedback Based Diagnosis System. *European Journal of Operational Research*, **195**, (3), 876-888.

- Denguir-Rekik, A., Mauris, G., Montmain, J. (2006). Propagation of Uncertainty by the Possibility Theory in Choquet Integral based decision making: application to an E-business Website Choice Support. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 55(33),721-728.
- Dubois, D., Prade, H. (1986a). Weighted minimum and maximum operations in fuzzy set theory. *Information Sciences*, 39 : 205-210.
- Dubois, D. & Prade, H. (1986b). A set-theoretic view of belief functions : logical operations and approximations by fuzzy sets. *International Journal of General Systems*, 12, 193–226.
- Dubois, D., Prade, H.( 1987). The mean value of a fuzzy number, *Fuzzy sets and systems*, vol. 24, no. 3, pp. 279–300.
- Dubois, D., Prade, H., & Sabbadin, R. (2001). Decision-theoretic foundations of qualitative possibility theory. *European Journal of Operational Research*, 128(3), 459-478.
- Dubois, D., Grabisch, M., Prade, H., & Smets, P. (2001). Using the transferable belief model and a qualitative possibility theory approach on an illustrative example: The assessment of the value of a candidate. *International journal of intelligent systems*, 16(11), 1245-1272.
- Dubois, D., Prade, H. (2004). Probability-possibility transformations, triangular fuzzy sets, and probabilistic inequalities, *Reliable computing* 10.4 : 273-297.
- Dubois, D., & Prade, H. (2006). Représentations formelles de l’incertain et de l’imprécis. *Concepts et méthodes pour l’aide à la décision*, 1.
- Doumeings, G. et Y. Ducq (2001). Enterprise modelling techniques to improve efficiency of enterprises, *Production Planning & Control*, 12 (2), pp. 146-163.
- Endsley, M.R. (1995). Toward a Theory of Situation Awareness in Dynamic Systems, *Human Factors Journal*, 37(1), 32-64.
- EIA-632. 1999. « Electronic Industries Alliance, Government Electronics And Information Technology Association Engineering Department, EIA STANDARD. Processes for Engineering a System ».
- Felix, R. (1994). Relationships between goals in multiple attribute decision making, *Fuzzy sets and Systems*, 67(1), pp. 47-52.
- Felix, R. (2008). Multicriteria decision making (mcdm): Management of aggregation complexity through fuzzy interactions between goals or criteria', *Int. Conf. on Information Processing and Management of Uncertainty in Knowledge-Based Systems (IPMU)*, Malaga, Spain, pp.22-27.
- Félot, C. (1997). Modélisation de systèmes complexes : intégration et formalisation de modèles, Thèse de doctorat, Université Lille I.
- Fishburn, P. (1982). The Foundations of Expected Utility, *Reidel, Dordrecht*
- Fleurey, F., Dehlen, V., Bencomo, N., Morin, B., Jézéquel, J.-M. (2008). Modeling and validating dynamic adaptation, in *International Conference on Model Driven Engineering Languages and Systems*, Springer, Toulouse, France, pp. 97-108.
- Fortuin, L. (1988). Performance indicators why, where and how? *European Journal of Operational Research*, 34(1), pp. 1-9.
- Gausemeier J., Moehringer S. (2002). VDI 2206 - a new guideline for the design of mechatronic system, *Mechatronic Systems 2002: A Proceedings Volume from the 2nd Ifac Conference Berkeley, California, Usa*, 9-11, p. 785 – 790.
- Geoffrion, A.M., Dyer, J.S., Feinberg, A. (1972). An interactive approach for Multi-Criterion Approach, with an Application to the Operation of an Academic Department, *Management Sciences*, 19, pp. 1387-1396.

- Ghalayini, A. M., Noble, J. S., Crowe, T. J. (1997). An integrated dynamic performance measurement system for improving manufacturing competitiveness, *International Journal of production economics*, **48**(3), pp. 207-225.
- Giard, V. E., Roy, B. (1985) *Méthodologie Multicritère D'aide à la Décision*. Editions Economica: Paris.
- Giorgini, P., Mylopoulos, J., Nicchiarelli, E., Sebastiani, R. (2002). Reasoning with goal models, *International Conference on Conceptual Modeling*, Springer, pp. 167-181.
- Gourc, D. (1997). Contribution à la réingénierie des systèmes de production, *thèse de doctorat*, Université de Tours.
- Grabisch M.(1997a) k-Ordered Discrete Fuzzy Measures and Their Representation. *Fuzzy sets and systems*, **92**, pp.167-189.
- Grabisch, M. (1997b). Alternative representations of discrete fuzzy measures for decision making. *International Journal of Uncertainty, Fuzziness and Knowledge-Based Systems*, **5**(05), 587-607.
- Grabisch, M., Nguyen, H. T., Walker, E. A. (1998). Fundamentals of uncertainty calculi with applications to fuzzy inference.
- Grabisch, M., Labreuche, C. (2001). How to Improve Acts: An Alternative Representation of the Importance of Criteria in MCDM, *International Journal of Uncertainty, Fuzziness and Knowledge-Based Systems*, **9**, pp.145-158.
- Grabisch, M. (2003). The symmetric sugeno integral, *Fuzzy sets and systems*, vol. 139, no. 3, pp. 473-490.
- Grabisch, M., & Perny, P. (2003). Agrégation multicritère. *Logique floue, principes, aide à la décision*, 81-120.
- Grabisch, M., Kojadinovic, I., & Meyer, P. (2008). A review of methods for capacity identification in Choquet integral based multi-attribute utility theory: Applications of the Kappalab R package. *European journal of operational research*, **186**(2), 766-785.
- Greco, S., Mousseau, V., & Słowiński, R. (2014). Robust ordinal regression for value functions handling interacting criteria. *European Journal of Operational Research*, **239**(3), 711-730.
- Hamadmad, H. (2017). Définition d'une expression temporelle de la performance des entreprises manufacturières, *Thèse de doctorat*, Université Savoie Mont Blanc
- Harzallah, M., Vernadat, F. (1999). Méthodologie de réorganisation d'entreprise industrielle, *Actes 3ème Congrès Franco-Québécois de Génie Industriel*, Montréal, Canada.
- Hauser, J. R., Clausing, D. (1988). The house of quality, *Harvard business review*, **66**(3).
- Imai, M. (1992). Kaizen la clé de la compétitivité japonaise, Eyrolles.
- IEEE 1220. 1999. « IEEE Standard for Application and Management of the Systems Engineering Process ». IEEE Std 1220-1998.
- Imoussaten, A. (2011). Modélisation et pilotage de la phase de délibération dans une décision collective-vers le management d'activités à risques, *thèse de Doctorat de l'Ecole des mines de Paris*.
- Imoussaten, A., Montmain, J., Troussset, F., Labreuche, C. (2011a). Multi-criteria improvement of options, *EUSFLAT*, Aix-les-bains, France.
- Imoussaten, A., Troussset, F., Montmain, J. (2011b). Improving performances in a company when collective strategy comes up against individual interests, *EUSFLAT*, Aix-les-bains, France.
- Ishikawa K., Guide to Quality Control, APO, 1986, 225p.
- Isiklar, G., Büyüközkan, G. (2007). Using a multi-criteria decision making approach to evaluate mobile phone alternatives, *Computer Standards & Interfaces*, **29**(2), pp. 265-274.

- ISO. 2008. « ISO/IEC 15288 Systems and software engineering -- System life cycle processes »
- ITU-T, (2008). 151 (11/08), User Requirements Notation (URN)–Language definition. Geneva, Switzerland, approved November.
- Jia, T. Q. (1998). Vers une meilleure gestion des ressources d'un groupe autonome de fabrication, *thèse de doctorat*, Université de Tours.
- Johnson, H. T. (1975). Management accounting in an early integrated industrial: Ei dupont de nemours powder company, 1903-1912, *Business History Review*, **49**(02), pp. 184-204.
- Jullien-Ramasso, S. (2008). Systèmes coopératifs de fusion explicitant les dépendances entre les informations : application à l'interprétation d'images tomographiques 3D et à la sélection de films d'animation, Thèse de l'université Savoie Mont Blanc.
- Kaiya H. (2016), Modelling goal dependencies and domain model together, *Procedia computer science*, p. 791-800.
- Keeney, R.L., Raiffa, H. (1976). Decisions with Multiple Objectives Preferences and Value Tradeoffs, *Cambridge University Press*.
- Khabbaz, R. S., Manshadi, B. D., Abedian, A., Mahmudi, R. (2009). A simplified fuzzy logic approach for materials selection in mechanical engineering design, *Materials & Design*, **30**(3), pp. 687-697.
- Kivento T., Technical feasibility vtt - technical research centre of Finland, 2006. [Internet]. Available from: [http://partnet.vtt.fi/evaserve/technology/tech\\_feasibility.htm](http://partnet.vtt.fi/evaserve/technology/tech_feasibility.htm).
- Kueng, P. et A. J. W. Krahn (1999). « Building A Process Performance Measurement System : Some Early Experiences », *Journal of scientific and industrial research*, **58**, pp. 149-159.
- Labreuche, C., & Grabisch, M. (2003). The Choquet integral for the aggregation of interval scales in multicriteria decision making. *Fuzzy Sets and Systems*, 137(1), 11-26.
- Labreuche, C. (2004). Determination of the criteria to be improved first in order to improve as much as possible the overall evaluation, *IPMU*, Perugia, Italy.
- Labreuche, C., & Le Huédé, F. (2005). MIRIAD: a tool suite for MCDA. In *EUSFLAT Conf.* (pp. 204-209).
- Lamsweerde, A. Van, Dardenne, A., Delcourt, B., & Dubisy, F. (1991). The KAOS project: Knowledge acquisition in automated specification of software. In *Proceedings of the AAI Spring Symposium Series*.
- Lamsweerde, A. Van, (2001). Goal-oriented requirements engineering: A guided tour. In *Requirements Engineering, Proceedings. Fifth IEEE International Symposium*, pp. 249-262. IEEE.
- Lamsweerde, A. V. (2009) *Requirements engineering: from system goals to UML models to software specifications*, Wiley.
- Lee, H., Kwak, W., Han, I. (1995). Developing a business performance evaluation system: An analytic hierarchical model, *The Engineering Economist*, **40**(4), pp. 343-357.
- Limayem, F., Yannou, B. (2000). La méthode SPEC : une modélisation détaillée du cahier des charges fonctionnel pour un suivi de projet et une maîtrise des risques, *Congrès de l'AFAV (Association Française pour l'Analyse de la Valeur)*, pp. 88-97.
- Le Moigne, J. L. (1990). *La modélisation des systèmes complexes*. Paris: Bordas, Dunot, 1990.
- Lô, M. (2013), Contribution à l'évaluation d'architectures en Ingénierie Système : application en conception de systèmes mécatroniques, Thèse de l'université Montpellier II, Spécialité Génie Informatique, Automatique et Traitement du Signal, 128p.
- Long, D. (2012). *A Primer For Model-Based Systems Engineering*. Vitech corporation

- Longchamp, P. (2004) Co-évolution et processus de conception intégrée de produits : Modèle et support de l'activité de conception. Thèse, Institut National Polytechnique de Grenoble, France.
- Lorino, P. (1996). Méthodes et pratiques de la performance: le guide du pilotage. *Les Ed. d'Organisation*.
- Lorino, P. (2001). Les indicateurs de performance dans le pilotage de l'entreprise, *Indicateurs de Performance, sous la direction de Chantal Bonnefous et Alain Courtois, Hermès sciences publications, Paris*, pp. 49-64.
- Marichal, J.-L. (1998). Aggregation Operators for Multicriteria Decision Aid, PhD thesis, *Institute of Mathematics, University of Liège*, Liège, Belgium.
- Maniya, K., Bhatt, M. (2010). A selection of material using a novel type decision-making method: preference selection index method, *Materials & Design*, **31**(4), pp. 1785-1789.
- Marmuse, C. (1997). Performance. In Joffre, P. et Simon, Y. (coord.), *Encyclopedie de gestion*, pp. 2194-2208.
- Marichal, J-L. (1998). Aggregation operators for multicriteria decision aid, *PhD thesis University of Liège*
- Marichal, J. L., & Roubens, M. (1998). Dependence between criteria and multiple criteria decision aid. In Proc. 2nd Int. Workshop on Preferences and Decision (TRENTO'98) (pp. 69-75). Università di Trento.
- Marichal, J. L., & Roubens, M. (2000). Determination of weights of interacting criteria from a reference set. *European journal of operational Research*, **124**(3), 641-650.
- Martel, J. M., & Matarazzo, B. (2005). Other outranking approaches. In *Multiple criteria decision analysis: state of the art surveys* (pp. 197-259). Springer New York.
- Mayag, B., Grabisch, M., & Labreuche, C. (2011). A characterization of the 2-additive Choquet integral through cardinal information. *Fuzzy Sets and Systems*, **184**(1), 84-105.
- Mayag, B., Grabisch, M., & Labreuche, C. (2011). A representation of preferences by the Choquet integral with respect to a 2-additive capacity. *Theory and Decision*, **71**(3), 297-324.
- Moulianitis, V., N. Aspragathos, N., Dentsoras, A. (2004). A model for concept evaluation in design- an application to mechatronics design of robot grippers, *Mechatronics*, **14**(6), pp. 599-622.
- Morgenstern O. von Neumann, J. (1947). Theory of games and economic behavior, *Princeton University Press*.
- Montmain, J., Mauris, G., Akharraz, A. (2005). Elucidation and Decisional Risk in a Multi Criteria Decision based on a Choquet Integral Aggregation—A Cybernetic Framework. *International Journal of Multi-Criteria Decision Analysis*, **13** (5-6), 239-258.
- Montmain, J. (2007). Interprétation de la contribution d'un critère dans le contexte d'une amélioration multicritère basée sur une intégrale de Choquet. *LFA'2007, Rencontres Francophones sur la Logique Floue et ses Application*, Nîmes, France.
- Montmain, J., Sahraoui, S. (2008). How to improve the overall industrial performance in a multi-criteria context, *IPMU*, Malaga, Spain.
- Montmain, J., Labreuche, C. (2009). Amélioration multicritère d'options dans les systèmes complexes, *LFA'2009*, Annecy, France.
- Montmain, J., Clivillé, V., Berrah, L., Mauris, G. (2010). Preference and causal fuzzy models for manager's decision aiding in industrial performance improvement, *FUZZ-IEEE*, Barcelona, Spain.
- Montmain, J. (2011). Monitoring and control of an efficient industrial performance improvement within a MAUT assessment framework, *Supply Chain Forum: an International Journal*, **12**(4).

- Montmain, J., Labreuche, C., Imoussaten, A., Troussel, F. (2015). Multi-criteria improvement of complex systems, *Information Sciences*, **291**:61-84.
- Murofushi T. & Soneda, S.(1993). Techniques for reading fuzzy measures(III) : Interaction index. In 9<sup>th</sup> Fuzzy system Symposium, pp.693-696, Sapparo, Japan.
- Neely, A. (1999). The performance measurement revolution : why now and what next ?, *International Journal of Operations and Production Management*, **19**, pp. 205-228.
- NF X50-151, décembre 1991, Analyse de la valeur, analyse fonctionnelle - Expression fonctionnelle du besoin et cahier des charges fonctionnel
- Ng, K. (2011). A critical analysis of current engineering design methodologies from a decision making perspective, in *Proceedings of the 2nd International Virtual Conf. on Innovative Production Machines and Systems (I\* PROMS 2006)*, pp. 369-374.
- Nguyen, H. T. (1978). On random sets and belief functions. *Journal of Mathematical Analysis and Applications*, **65**(3), 531-542.
- Pahl, G., & Beitz, W. (1996). W.(1996). Engineering design-A systematic approach.
- Pahl, G., Beitz, W., Feldhusen, J., & Grote, K. H. (2007). Engineering Design: A Systematic Approach, Springer.
- Penalva, J. M. (1997). La modélisation par les systèmes en situation complexe *Thèse de doctorat, Université de Paris-Sud, UFR d'Orsay*.
- Phillips, F. Y., & Srivastava, R. (1993). Committed Costs vs. Uncertainty in New Product Development.
- Pugh, S. (1991). Total design: integrated methods for successful product engineering. 1990.
- Rao, R., Patel, B. (2010). A subjective and objective integrated multiple attribute decision making method for material selection, *Materials & Design*, **31**(10), pp. 4738-4747.
- Rizzon, B. (2016). Aide à la décision pour les entreprises industrielles inscrites dans une démarche de développement durable, *Thèse de doctorat, Université Savoie Mont Blanc*.
- Roedler G.J., Martin L., Jones C. (2005). Technical Measurement, A collaborative project of PSM, INCOSE, and Industry, INCOSE-TP-2003-020-01, 65p.
- Roy, B. (1968). Classement et choix en présence de points de vue multiples (la méthode ELECTRE), *RIRO.*, **2**:57-75.
- 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.
- 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.
- Roy, B., Bouyssou, D. (1993). Aide à la decision: Methodes et cas, *Economica, Paris*.
- Roy, B. (2009). À propos de la signification des dépendances entre critères: quelle place et quels modes de prise en compte pour l'aide à la décision? *RAIRO-Operations Research*, **43**(3), pp. 255-275.
- Roy, B. (2015). Ne pas confondre. Cahiers du Lamsade, 366, ([http://www.lamsade.dauphine.fr/sites/default/IMG/pdf/Cahier\\_366.pdf](http://www.lamsade.dauphine.fr/sites/default/IMG/pdf/Cahier_366.pdf)).
- Roy, B., Bouyssou, D. (1993). Aide à la decision: Methodes et cas, *Economica, Paris*.
- Saaty, T. L. (1988). What is the analytic hierarchy process?. In *Mathematical models for decision support* (pp. 109-121). Springer, Berlin, Heidelberg.

- Sahraoui, S. (2009). Vers un système d'aide à la décision pour l'optimisation de la mise en œuvre de démarches d'amélioration de la performance industrielle, *thèse de Doctorat de l'université de Savoie Mont Blanc*.
- Sahraoui, S., Montmain, J., Berrah, L and Mauris, G. (2007). Decision-aiding functionalities for industrial performance improvement, *4th IFAC MCPL*, Sibiu, Romania.
- Sahraoui, S., Berrah, L., Montmain, J. (2008). Techniques d'optimisation pour la définition d'une démarche d'amélioration industrielle : une approche par analyse et agrégation des performances. *e-revue des Sciences et Technologies de l'Automatique*, **5**.
- Savage, L. (1954). The Foundation of Statistics, *John Wiley and Sons*.
- Scaravetti, D. (2004). Formalisation préalable d'un problème de conception, pour l'aide à la décision en conception préliminaire. Thèse de l'Ecole Nationale Supérieure d'Arts et Métiers, France.
- Schwaber, K. & Sutherland J. (2016). The Scrum Guide, <http://www.scrumguides.org/>, 17p.
- SEBoK. 2017. « Guide to the Systems Engineering Body of Knowledge (SEBoK) », <http://sebokwiki.org/>.
- Shafer, G. (1976). *A mathematical theory of evidence* Vol. 1. Princeton: Princeton university press.
- Shapley, L. S. (1953). A value for n-person games. *Contributions to the Theory of Games*, **2**(28), 307-317.
- Simon, H. (1973). The structure of ill-structured problems, *Artificial intelligence*, Vol. 4, pp. 181-20.
- Sugeno M. (1974), Theory of fuzzy integrals and its applications. Ph.D. Thesis, Tokyo Institute of Technology, Tokyo.
- Sow, D., Imoussaten, A., Couturier, P., Montmain, J. (2015). Entre volonté et capacité comment définir des objectifs atteignables, LFA, Poitiers, France.
- Sow, D., Couturier, P., Imoussaten, A., Montmain, J. (2016a). A qualitative evaluation of mechatronic concepts, 2016, REM, Compiègne, France.
- Sow, D., Imoussaten, A., Couturier, P., Montmain, J. (2016b). A qualitative approach to set achievable goals during the design phase of complex systems, IPMU, Eindhoven, Pays-bas.
- Sow, D., Imoussaten, A., Couturier, P., Montmain, J. (2017a). A Possibilistic Approach to Set Achievable and Feasible Goals while Designing Complex Systems, IFAC, Toulouse, France.
- Sow, D., Imoussaten, A., Couturier, P., Montmain, J. (2017b). A possibilistic framework for identifying the performance to be improved in the imprecise context of preliminary design, CIVESMA, Annecy, France.
- Stevens, S. S. (1946). <sup>a</sup>On the Theory of Scales of Measurement, *Science*, vol. 103.
- Siegiwart, R., Nourbakhsh, I. R., & Scaramuzza, D. (2011). Introduction to autonomous mobile robots. MIT press.
- Vandel, A., (1960). Lamarck, et Darwin. *Revue d'histoire des sciences et de leurs applications*, 59-72.
- Vincke, J. P., Brans, P. (1985). A preference ranking organization method The PROMETHEE method for MCDM. *Management Science*, **31**(6):647-656.
- Von Neumann, J., & Morgenstern, O. (2007). Theory of games and economic behavior. Princeton university press.
- Walley, P. (2000). Towards a unified theory of imprecise probability. *International Journal of Approximate Reasoning*, **24**(2-3), 125-148.
- Watzlawick P. (1984). La réalité de la réalité, Confusion, désinformation, communication, *Seuils, Paris*.

Williams, T. J. (1992). The Purdue Enterprise Reference Architecture, Instrument Society of America, *Research Triangle Park*, NC.

Yannou, B., Limayem, F., Hajsalem, S. (2002), Comparaison de la méthode SPEC et de l'Analyse de la Valeur pour l'aide à la conception préliminaire de produits. *Mécanique et Industries*, **3**(2), pp. 189-200.

Yager, R. R. (1988). On ordered weighted averaging aggregation operators in multicriteria decisionmaking. *IEEE Transactions on systems, Man, and Cybernetics*, 18(1), 183-190.

Zadeh, L.A. (1978), Fuzzy sets as a basis for a theory of possibility. *Fuzzy sets and systems* 1.1: 3-28.

Zadeh, L. A. (1999). Fuzzy sets as a basis for a theory of possibility. *Fuzzy sets and systems*, 100, 9-34.



**Résumé.** Dans un environnement fortement concurrentiel, les industriels doivent constamment améliorer leurs produits pour rester compétitifs et satisfaire au mieux leurs clients tout en minimisant les coûts et la prise de risques en conception. En phase préliminaire de conception ou de (re-)engineering, prédire les performances de nouveaux produits est une tâche difficile. En effet, l'impact des changements opérés sur les caractéristiques du produit relativement aux performances de celui-ci ne peut être estimé que de façon imprécise. Décideurs et concepteurs doivent pourtant identifier les performances à améliorer en limitant les efforts d'ingénierie déployés pour des améliorations innovantes. Bien que plusieurs indicateurs de plus-value aient été proposés par la communauté de la décision multicritère pour évaluer a priori l'amélioration que confère un changement de configuration à un produit, ils semblent néanmoins reposer sur des hypothèses de réalisabilité des gains de performance peu réalistes dans le contexte manufacturier.

Sur la base de techniques d'analyse multicritère et de théorie des possibilités, cette thèse propose une extension de ces indices de plus-values lorsque la vraisemblance des améliorations espérées ne peut être évaluée de façon précise comme c'est le cas en phase de conception préliminaire. Cette connaissance imparfaite des relations entre les actions d'amélioration et les performances espérées rend la question « comment se fixer des objectifs ambitieux lorsque l'on conçoit ou améliore un produit tout en faisant en sorte que ces objectifs restent à la portée du manufacturier ? » d'autant plus complexe. Ainsi, les améliorations qu'il faut planifier doivent à la fois avoir un impact significatif sur la performance du produit et correspondre à des compétences maîtrisées par le manufacturier. Plusieurs approches de la littérature se sont intéressées à ces deux aspects de l'amélioration, mais peu d'entre elles les considèrent conjointement. Nous proposons dans cette thèse plusieurs approches qualitatives et possibilistes qui concilient les deux points de vue à travers des problèmes d'optimisation multi-attributs. La notion d'interaction entre deux dimensions de la performance y est centrale. Un exemple relatif à la conception d'un robot autonome est proposé pour illustrer chacune de nos propositions. Cette étude de cas est issue du challenge Robafis qui est organisé annuellement par l'Association Française d'ingénierie Système (AFIS) pour promouvoir l'ingénierie système dans les écoles d'ingénieurs.

**Mots-clés:** Conception de systèmes complexes, Prédiction de performances, Évaluation imprécise, Décision multicritère, Amélioration multicritère, Indice de plus-value, Théorie des possibilités.

**Abstract.** In a highly competitive and unstable environment, manufacturers must constantly improve their products to remain competitive and satisfy their customers while minimizing incurred costs and risk taking at the design stage. At the early stages of (re-)engineering, performance forecasting of new product is complicated. Indeed, the impacts of any characteristic change on the product performance are not precisely known. Decision makers must thus identify the performances to be improved while limiting the engineering efforts spent on innovative upgrades. Although some theoretical worth indexes have been proposed in the multiple criteria decision-making literature to estimate the expectable gains when improving changes are planned, they generally rely on non-realistic assumptions on the achievability of the expected improvements that cannot hold in manufacturing contexts. Based on multi-criteria decision analysis techniques and uncertainty theory, this thesis proposes an extension of the worth index concept when the likelihood of the expected improvements is not precisely known as it is the case at the preliminary stages of design activities. This poor knowledge of the relationships between improvement actions and expected performances makes the issue "how to set ambitious targets when improving or designing product while these targets remain within the reach of the manufacturer" all the thornier. Thus, improvements to be focused on are those which both have a significant positive impact on product performance and correspond to operational changes properly under control by the manufacturer. While some approaches in the literature have already addressed each of the two aspects of the improvement problem, few deal with both of them at the same time. We investigate several qualitative and possibilistic approaches that conciliate both points of view as multi-attributes optimization problems. The notion of interaction between any two objectives to be simultaneously satisfied is central in our framework. An illustrative example related to the design phase of autonomous robot is provided. This case study is issued from the robotic challenge Robafis that is organized annually by the French association of Systems Engineering AFIS to promote Systems Engineering practice in engineers' schools.

**Keywords:** Design of complex system, Performance forecasting, Imprecise assessment, Multicriteria decision making, Multicriteria improvements, Worth-index, Possibility theory.