

Jan 2010 2110

50376  
1996  
125

N° d'ordre : 1733

**THESE**

Présentée à

**L'Université des Sciences et Technologies de Lille**

pour l'obtention du titre de

**DOCTEUR**

**en Productique: Automatique et Informatique Industrielle**

par

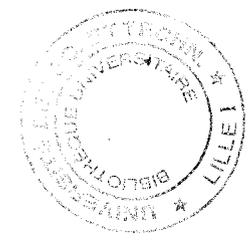
**Fabrice WAWAK**

Maître ès Sciences EEA

*Elaboration d'un système d'aide à la décision  
pour la supervision en téléopération:  
Approche basée sur les théories  
des sous-ensembles flous et des possibilités*

Soutenue le **3 mai 1996** devant la commission d'examen

- JURY :
- Président : P. VIDAL
  - Rapporteurs: J.L. FERRIER  
P. MILLOT
  - Examineurs: M. ROUBENS  
M. STAROSWIECKI
  - Co-directeurs: A.M. DESODT  
D. JOLLY





## **AVANT-PROPOS**

L'étude présentée dans ce mémoire est le résultat de trois années des travaux de recherches dans l'équipe de Téléopération dirigée par le Professeur Pierre VIDAL. Aussi, je souhaite remercier ici toutes les personnes sans qui ces travaux n'auraient jamais vu le jour.

Je tiens à remercier le Professeur P. VIDAL, Directeur du Centre d'Automatique de Lille, pour la confiance qu'il a bien voulu m'accorder en m'accueillant au sein de son équipe et pour m'avoir permis de bénéficier de ses conseils avisés durant ces trois années.

Il m'est agréable d'exprimer ma reconnaissance à A.M. DESODT, Co-Directrice de Recherche au Centre d'Automatique de Lille, pour l'encadrement de qualité dont j'ai profité. Ses nombreuses suggestions et sa disponibilité m'ont amplement aidé à progresser dans mes travaux.

Que D. JOLLY, Co-Directeur de Recherche au Centre d'Automatique de Lille, accepte mes sincères remerciements pour ses compétences dont il a su me faire tirer parti. Son esprit méticuleux et ses encouragements ont largement contribué à l'avancé de mes recherches.

Je suis redevable à J.L. FERRIER, Professeur à l'Université d'Angers, pour l'honneur qu'il me fait d'avoir accepté d'être l'un des rapporteurs de cette thèse et pour l'apport de son expérience.

J'exprime ici ma reconnaissance à P. MILLOT, Professeur à l'Université de Valenciennes et du Hainaut Cambrésis, qui a bien voulu s'intéresser à mes travaux.

Je veux dire à M. ROUBENS, Professeur à l'Université de Liège, ma profonde gratitude pour ses remarques constructives qui m'ont permis de préciser certains aspects de mes travaux.

Mes remerciements vont aussi à M. STAROSWIECKI, Professeur à l'Université des Sciences et Technologies de Lille, d'avoir accepté de participer à mon jury d'examen.

Je remercie également tout de personnel du Centre d'Automatique de Lille, collègues, secrétaires, techniciens, pour l'ambiance de travail sympathique qu'ils ont su créer.

Je ne saurais terminer cet avant-propos sans remercier ma famille et mes amis pour le soutien moral qu'ils m'ont apporté tout au long de mes études.

---

# TABLE DES MATIERES

<b>GLOSSAIRE</b>	13
<b>INTRODUCTION</b>	17
<b>PREMIERE PARTIE:</b>	
<b>LA TELEOPERATION ET L'AIDE A LA DECISION</b>	
<b>Résumé de la Première Partie</b>	21
<b>1.1 La Téléopération</b>	22
<b>1.1.1 Définition</b>	22
<b>1.1.2 Historique</b>	23
1.1.2.1 Les Télémanipulateurs mécaniques	23
1.1.2.2 Les Télémanipulateurs électriques	24
1.1.2.3 La Téléopération Assistée par Ordinateur: T.A.O.	26
<b>1.1.3 Structure d'un système de Téléopération Assistée par Ordinateur</b>	28
1.1.3.1 La machine: le Télémanipulateur	28
1.1.3.2 L'homme impliqué dans le système	29
<b>1.2 L'Aide à la Décision</b>	31
<b>1.2.1 Définition</b>	31
<b>1.2.2 Structure d'un système d'aide à la décision</b>	32
1.2.2.1 Les alternatives	33

1.2.2.2 Evaluation des critères	33
1.2.2.3 Stratégies et préférences	33
1.2.2.4 Le choix	34
<b>1.2.3 Les méthodes d'aide à la décision</b>	<b>35</b>
1.2.3.1 La Théorie de l'Utilité	35
1.2.3.2 Les méthodes de surclassement	38
1.2.3.3 Les méthodes interactives	40
<b>1.3 L'Aide à la Décision en Supervision</b>	<b>44</b>
<b>1.3.1 La Supervision</b>	<b>44</b>
1.3.1.1 Le concept de Supervision	44
1.3.1.2 Les types de Supervision	45
1.3.1.3 Les tâches du Superviseur	49
1.3.1.4 La Supervision en Téléopération	50
<b>1.3.2 La Décision en Supervision</b>	<b>52</b>
1.3.2.1 Place de la Décision en Téléopération	52
1.3.2.2 Les formes de la Décision	53
<b>1.3.3 L'aide à la décision en Téléopération</b>	<b>55</b>
1.3.3.1 Intégration de l'aide à la décision dans le système de Téléopération	55
1.3.3.2 L'apport de l'aide à la décision	56
1.3.3.3 Les dangers de l'aide à la décision	59
<b>Conclusion de la Première Partie</b>	<b>61</b>

## DEUXIEME PARTIE:

### LES ACTIONS ET LES CRITERES UTILISES EN TELEOPERATION

<b>Résumé de la Deuxième Partie</b>	<b>65</b>
<b>2.1 Décider de la Planification en Téléopération</b>	<b>66</b>
<b>2.1.1 Classification des tâches de Téléopération</b>	<b>66</b>
2.1.1.1 La Mission	67
2.1.1.2 L'Opération	67

2.1.1.3 La Tâche	68
2.1.1.4 L'Action	68
<b>2.1.2 Allocation de tâches</b>	<b>70</b>
2.1.2.1 Définition de l'allocation de tâches	70
2.1.2.2 Allocation verticale et allocation horizontale	71
2.1.2.3 Allocation statique et allocation dynamique	73
2.1.2.4 Synthèse de l'allocation pour la Téléopération	74
<b>2.2 Les Critères Utilisés en Téléopération</b>	<b>77</b>
2.2.1 Les familles de critères pertinents pour l'évaluation des systèmes homme-machine	77
2.2.2 La Performance	79
2.2.2.1 Définition de la performance	79
2.2.2.2 La performance induite par les caractéristiques techniques du télémanipulateur	80
2.2.2.3 La performance induite par la commande du télémanipulateur	82
2.2.2.4 Les facteurs influant sur la performance	84
2.2.3 La Charge de Travail	86
2.2.3.1 Définition de la charge de travail	86
2.2.3.2 Les méthodes d'évaluation de la charge de travail	87
2.2.3.3 Les facteurs influant sur la charge de travail	90
2.2.4 Les aspects psychologiques	92
2.2.5 Les critères retenus pour l'allocation de tâches en Téléopération	93
2.2.5.1 La performance de la machine en Téléopération	93
2.2.5.2 La performance du système homme-machine en Téléopération	94
2.2.5.3 La charge de travail de l'opérateur de Téléopération	95
<b>2.3 L'Incertitude sur les Critères</b>	<b>97</b>
2.3.1 Les types de données évaluant les critères	97
2.3.1.1 Les données en flot continu	97
2.3.1.2 Les données en flot discontinu et irrégulier	97
2.3.1.3 Les questionnaires soumis à l'opérateur	98
2.3.2 L'incertitude traitée par l'algorithme d'aide à la décision	98
2.3.2.1 L'incertitude sur les données	99
2.3.2.2 L'incertitude sur le traitement des données	100

<b>Conclusion de la Deuxième Partie</b>	101
<b>TROISIEME PARTIE:</b>	
<b>LE SYSTEME D'AIDE A LA DECISION FLOU</b>	
<b>Résumé de la Troisième Partie</b>	105
<b>3.1 Intérêt de la Théorie des Sous-ensembles Flous et de la Théorie des possibilités</b>	106
<b>3.1.1 La Théorie des sous-ensembles flous</b>	106
3.1.1.1 Définition d'un sous-ensemble flou	106
3.1.1.2 Les ensembles flous et l'imprécision	108
<b>3.1.2 La théorie des possibilités</b>	109
3.1.2.1 Mesures de possibilité et de nécessité	109
3.1.2.2 Possibilité et nécessité dans le cadre des ensembles flous	110
3.1.2.3 Les mesures de possibilité et l'incertitude	111
<b>3.2 Les Systèmes d'Aide à la Décision «Flous» Existants</b>	115
<b>3.2.1 Utilisation d'un ensemble flou pour modéliser les critères</b>	115
3.2.1.1 La méthode de Baas et Kwakernaak	116
3.2.1.2 La méthode de Dubois et Prade	117
3.2.1.3 Ordonnancement des ensembles flous	119
<b>3.2.2 Prise en compte du «flou» sur les préférences: la méthode Electre III</b>	123
<b>3.2.3 Utilisation de l'inférence floue pour une modélisation floue des critères et des préférences</b>	125
3.2.3.1 Le raisonnement flou	126
3.2.3.2 La vision possibiliste	128
3.2.3.3 Le contexte numérique	130
<b>3.3 Un Système d'Aide à la Décision Flou pour l'Allocation de Tâches en Téléopération</b>	132
<b>3.3.1 Evaluation des critères et des préférences</b>	132

3.3.1.1 L'expression linguistique des préférences	132
3.3.1.2 Vers un formalisme unique pour les critères	136
<b>3.3.2 L'Algorithme flou</b>	139
3.3.2.1 Comparaison préférences-critères	139
3.3.2.2 Agrégation des critères	140
3.3.2.3 Classement final	150
<b>Conclusion de la Troisième Partie</b>	152

## QUATRIEME PARTIE:

### DEVELOPPEMENT D'UNE EXPERIMENTATION

<b>Résumé de la Quatrième Partie</b>	155
<b>4.1 Le Site de Téléopération Expérimental</b>	156
4.1.1 Le système de Téléopération	156
4.1.1.1 Le système esclave	156
4.1.1.2 Le système maître	158
4.1.2 Le travail demandé	160
4.1.2.1 Définition du travail demandé dans notre démonstration	160
4.1.2.2 La réalisation du travail dans notre application	161
4.1.2.3 Le rôle du Superviseur et de l'Opérateur dans notre application	162
<b>4.2 Les Critères Envisagés pour notre Expérimentation</b>	164
4.2.1 Les sous-critères de performance	164
4.2.1.1 Rapidité de l'Opérateur	164
4.2.1.2 Habileté de l'Opérateur	166
4.2.1.3 Qualité de réalisation	167
4.2.1.4 Expérience de l'Opérateur	169
4.2.1.5 Les sous-critères de performance non pris en compte	170
4.2.2 Les Sous-Critères de Charge de Travail	170
4.2.2.1 Travail effectif de l'Opérateur	170
4.2.2.2 Travail ressenti par l'Opérateur	171

4.2.2.3 Fatigue de l'Opérateur	172
4.2.2.4 Les sous-critères de charge de travail non pris en compte	174
<b>4.2.3 Les Critères Principaux</b>	<b>175</b>
<b>4.3 Les Etapes de la Mise au Point de l'Algorithme d'Aide à la Décision</b>	<b>177</b>
<b>4.3.1 Les informations à manipuler dans l'algorithme</b>	<b>177</b>
4.3.1.1 Description des ensembles par segments	177
4.3.1.2 Lissage des histogrammes	178
<b>4.3.2 Etude des préférences du Superviseur</b>	<b>181</b>
<b>4.3.3 Etude du vocabulaire du Superviseur et de l'Opérateur</b>	<b>181</b>
<b>4.3.4 Etude de l'agrégation des critères</b>	<b>182</b>
4.3.4.1 Les opérateurs d'agrégation de notre application	182
4.3.4.2 Les règles utilisées dans notre application	184
<b>4.3.5 Validation de l'algorithme d'aide à la décision</b>	<b>186</b>
<b>Conclusion de la Quatrième Partie</b>	<b>188</b>
<b>CONCLUSION GENERALE</b>	<b>189</b>
<b>BIBLIOGRAPHIE</b>	<b>193</b>
<b>ANNEXE 1:</b>	
<b>RAPPELS SUR LES ENSEMBLES FLOUS</b>	<b>203</b>
<b>A1.1 Les Sous-Ensembles Flous</b>	<b>205</b>
A1.1.1 Ensembles flous continus et discontinus	205
A1.1.2 Normalité d'un ensemble flou	206
A1.1.3 Support, noyau, cardinalité et $\alpha$ -coupes	206
A1.1.4 Quantité floue, intervalle flou, nombre flou, ensemble flou trapézoïdal	207

---

<b>A1.2 Opérations sur les Ensembles Flous</b>	209
A1.2.1 Egalité et inclusion	209
A1.2.2 Complément d'un ensemble flou	210
A1.2.3 Les opérateurs d'intersection et d'union	210
<b>A1.3 Agrégation des Ensembles Flous</b>	212
<b>A1.4 Les Opérateurs d'Implication Floue</b>	213
<b>A1.5 Les Opérateurs Etendus</b>	215
A1.5.1 Principe d'extension	215
A1.5.2 Le degré de compatibilité flou	216
A1.5.3 Les opérations arithmétiques étendues	216
A1.5.4 Le minimum et le maximum étendus	217

**ANNEXE 2:**

<b>LES PREFERENCES DU SUPERVISEUR</b>	219
<b>A2.1 Les Expériences Menées</b>	221
<b>A2.2 Les Préférences du Superviseur</b>	221

**ANNEXE 3:**

<b>SCENARIO DE LA MANIPULATION</b>	225
------------------------------------	-----



## GLOSSAIRE

A	Ensemble des actions $aj$ qui entrent en jeu dans l'aide à la décision
p	Nombre d'actions dans l'ensemble A
C	Ensemble des critères $ci$ pour l'aide à la décision
n	Nombre de critères dans l'ensemble C
$G_i$	Ensemble des valeurs possibles pour l'évaluation des actions vis-à-vis du critère $ci$
$g_i(aj)$	Evaluation dans l'ensemble $G_i$ de l'action $aj$ pour le critère $ci$ . Lorsqu'il n'y a pas d'ambiguïté concernant l'action, nous remplacerons l'écriture $g_i(aj)$ par $g_i$
G	Espace des critères dans lequel sont exprimées les évaluations des actions de A. Cet espace se définit par $G = G_1 \times G_2 \times \dots \times G_n$
g	Evaluation dans l'espace des critères G de l'action $aj$ . Cette évaluation est un vecteur défini par $g = (g_1, g_2, \dots, g_n)$
$ajPak$	Expression symbolisant le fait que le décideur préfère l'action $aj$ à l'action $ak$
U	Fonction d'utilité en Théorie de l'Utilité
$U_i$	Fonction partielle, suivant le critère $ci$ , d'une fonction d'utilité additive: $U = U_1 + \dots + U_n$
J	Critère d'optimisation dans une méthode de programmation linéaire
$p_i$	Poids attribué au critère $ci$ pour une méthode multicritère pondérée
P	Somme des poids des critères de l'ensemble C: $P = \sum_{i=1}^n p_i$
$c(aj,ak)$	Concordance entre les deux actions $aj$ et $ak$ dans les méthodes Electre I et Prométhée
$\hat{c}$	Seuil de concordance dans la méthode Electre I
$d(aj,ak)$	Discordance entre les deux actions $aj$ et $ak$ dans la méthode Electre I
$\hat{d}$	Seuil de discordance dans la méthode Electre I
N	Sous-ensemble des actions résultant de la méthode Electre I
$F_i(aj,ak)$	Fonction de préférence entre les actions $aj$ et $ak$ suivant le critère $ci$ pour la méthode Prométhée

---

$\Phi^+(aj)$	Flux entrant dans le noeud représentant l'action $aj$ dans le graphe valué de la méthode Prométhée
$\Phi^-(aj)$	Flux sortant du noeud représentant l'action $aj$ dans le graphe valué de la méthode Prométhée
$\Phi(aj)$	Flux global du noeud représentant l'action $aj$ dans le graphe valué de la méthode Prométhée
$G^h$	Sous-ensemble des images, dans l'espace des critères $G$ , des actions retenues à l'itération $h$ dans la méthode du point de mire
$g^*$	Point idéal dans la méthode du point de mire
$\tilde{g}$	Evaluation des critères que souhaite atteindre le décideur pour les actions à retenir pour une itération de la méthode du point de mire
$\hat{g}$	Solution de compromis trouvée pour l'évaluation des critères pour les actions à retenir pour une itération de la méthode du point de mire
$K$	Sous-ensemble des critères pouvant être relâchés permettant l'itération suivante dans la méthode du point de mire
$\Delta k$	Vecteur des quantités maximales pouvant être relâchées pour les critères du sous-ensemble $K$ dans la méthode du point de mire
$\tilde{A}$	Ensemble flou
$\mu_{\tilde{A}}(x)$	Degré d'appartenance de l'élément $x$ à l'ensemble flou $\tilde{A}$
$\mu_{\tilde{A}}$	Fonction d'appartenance de l'ensemble flou continu $\tilde{A}$
$\Pi(A)$	Mesure de possibilité du sous-ensemble $A$
$N(A)$	Mesure de nécessité du sous-ensemble $A$
$\pi$	Distribution de possibilité
$\pi_{\tilde{A}}$	Distribution de possibilité associée à l'événement flou $\tilde{A}$
Tr1	Première transformation Probabilité-Possibilité de Dubois, Prade et Sandri
Tr2	Deuxième transformation Probabilité-Possibilité de Dubois, Prade et Sandri
$\tilde{G}_{ij}$	Ensemble flou correspondant à l'évaluation floue du critère $c_i$ pour l'action $aj$
$\tilde{P}_i$	Ensemble flou correspondant au poids flou associé au critère $c_i$
$\tilde{R}_j$	Ensemble flou résultat de l'agrégation des évaluations floues suivant tous les critères pour l'action $aj$
$d_{Eu}(\tilde{A}, \tilde{B})$	Distance euclidienne entre les deux ensembles flous $\tilde{A}$ et $\tilde{B}$
$d_{\cap}(\tilde{A}, \tilde{B})$	Degré d'inclusion de Kosko entre les deux ensembles flous $\tilde{A}$ et $\tilde{B}$
$D(\tilde{A}, \tilde{B})$	Degré de divergence entre les deux ensembles flous $\tilde{A}$ et $\tilde{B}$
$x_G(\tilde{A})$	Centre de gravité de l'ensemble flou $\tilde{A}$

---

$d_K(\tilde{A})$	Distance de Kerre de l'ensemble flou $\tilde{A}$
$PS(\tilde{A}, \tilde{B})$	Possibilité de surclassement d'un ensemble flou $\tilde{A}$ par rapport à un ensemble flou $\tilde{B}$
$NS(\tilde{A}, \tilde{B})$	Nécessité de surclassement d'un ensemble flou $\tilde{A}$ par rapport à un ensemble flou $\tilde{B}$
$PSS(\tilde{A}, \tilde{B})$	Possibilité de surclassement strict d'un ensemble flou $\tilde{A}$ par rapport à un ensemble flou $\tilde{B}$
$d_{FR}(\tilde{A} \geq \tilde{B})$	Degré de surclassement de l'ensemble flou $\tilde{A}$ par rapport à $\tilde{B}$ défini par Fortemps et Roubens
$fi(aj, ak)$	Préférence floue de l'action $aj$ par rapport à l'action $ak$ pour le critère $ci$ dans la méthode Electre III
$C(aj, ak)$	Concordance entre l'action $aj$ et l'action $ak$ dans la méthode Electre III
$dc(aj, ak)$	Degré de crédibilité de l'action $aj$ vis-à-vis de $ak$ dans la méthode Electre III
$\tilde{r}_m$	Règle floue $m$
$\tilde{A} \rightarrow \tilde{B}$	Relation d'implication de l'ensemble flou $\tilde{A}$ vers l'ensemble flou $\tilde{B}$
$\Im$	Opérateur d'implication floue
$L$	Variable linguistique avec $V_T$ ensemble des termes liés à la variable, $X$ univers de discours, $Gr$ sa règle syntactique et $R_S$ sa règle sémantique
$Gr$	Grammaire d'une variable linguistique avec $V_T$ ensemble des termes de la variable, $T_A$ ensemble des termes auxiliaires, $S$ terme de départ et $P$ ensemble des règles de production
$V_D$	Ensemble des termes descripteurs $d$
$V_M$	Ensemble des termes modificateurs $m$
$MAT_{Pref}$	Matrice de dimension $n \times p$ dont les éléments sont des ensembles flous évaluant les préférences du décideur
$MAT_{Crit}$	Matrice de dimension $n$ contenant des distributions de possibilité évaluant les critères
$MAT_{Comp}$	Matrice de dimension $n \times p$ contenant les degrés de compatibilité flous évaluant chaque action vis-à-vis de chaque critère
$MAT_{Act}$	Matrice de dimension $p$ contenant les DCFs de chaque action $aj$ provenant de l'agrégation des critères dans la matrice $MAT_{Comp}$
$q$	Quantité totale d'information contenue dans un histogramme brut
$Q$	Quantité totale d'information requise dans un histogramme brut
$\tau_f$	Degré de fiabilité d'un histogramme
$d_S(D\tilde{C}F_j)$	Degré de surclassement de $D\tilde{C}F_j$
$\Leftrightarrow$ $\tilde{A}$	Support de l'ensemble flou $\tilde{A}$

---

$\overset{\circ}{\tilde{A}}$	Noyau de l'ensemble flou $\tilde{A}$
$ \tilde{A} $	Cardinalité de l'ensemble flou $\tilde{A}$
$\tilde{A}_\alpha$	$\alpha$ -coupe de l'ensemble flou $\tilde{A}$ suivant le niveau $\alpha$
$\tilde{Q}$	Quantité floue
$\tilde{I}$	Intervalle flou
$\tilde{N}$	Nombre flou
$M(a,b,c,d)$	Ensemble flou trapézoïdal
$M(a,b,c)$	Ensemble flou triangulaire
$\overline{\tilde{A}}$	Ensemble flou complémentaire de l'ensemble flou $\tilde{A}$
$T$	Norme triangulaire (t-norme)
$\perp$	Conorme triangulaire (t-conorme)
$D\tilde{C}F_{\tilde{A}/\tilde{B}}$	Degré de compatibilité flou des ensembles flous $\tilde{A}$ par rapport $\tilde{B}$
$\oplus$	Opérateur d'addition étendu
$\ominus$	Opérateur de soustraction étendu
$\otimes$	Opérateur de multiplication étendu
$\oslash$	Opérateur de division étendu
$\tilde{\min}$	Opérateur de minimum étendu
$\tilde{\max}$	Opérateur de maximum étendu

## INTRODUCTION

Les progrès techniques de ces dernières décennies, notamment en ce qui concerne les moyens informatiques, provoquent une forte mutation du rôle de l'opérateur humain dans les systèmes homme/machine. Ainsi l'Homme voit son rôle évoluer du contrôle manuel du système vers un rôle de superviseur. En effet, dans un premier temps, la tendance des concepteurs de systèmes homme/machine a été de vouloir intégrer au maximum les possibilités de l'automatisation afin de supprimer à terme l'homme du système. Actuellement, ils cherchent à établir un compromis en répartissant le travail entre l'opérateur humain et la machine pour obtenir un juste degré d'automatisation. Dans ce type de système, l'homme est opérateur et superviseur.

La *Téléopération* fait partie de cette catégorie de systèmes, avec la particularité d'une automatisation des tâches souvent difficile, voire dans certains cas impossible à l'heure actuelle. Aussi, l'opérateur humain contribue au travail sur le site au même titre que la machine. Il apparaît alors la nécessité de réaliser un partage convenable des tâches entre l'homme et la machine. Ceci illustre l'importance grandissante du rôle de superviseur prêté à l'homme puisque la décision de cette allocation de tâche lui incombe. Afin d'aider l'homme-superviseur dans son rôle de décideur, il est souhaitable de mettre à sa disposition une *aide à la décision*.

Les recherches que nous allons présenter au long de ce mémoire visent à *élaborer un algorithme d'aide à la décision flou pour la Téléopération*. Le mémoire s'articule autour de quatre parties traitant des différents aspects théoriques sous-jacents puis de l'application mise en oeuvre.

La première partie initialise la problématique en proposant une définition des termes *Téléopération* et *Aide à la décision*. Ces caractérisations débouchent sur l'exposé des différents types de systèmes de Téléopération ainsi que des différentes méthodes d'aide à la décision. Puis ces deux thèmes sont confrontés pour montrer l'intérêt de l'aide à la décision vis-à-vis de la supervision.

---

La seconde partie répertorie les critères et les actions susceptibles d'être pris en compte dans l'aide à la décision. Les actions sont déduites de l'étude de l'allocation de tâches nécessaire en Téléopération avancée. Les critères sont regroupés en deux familles résultant de l'évaluation de la performance de l'homme et de la machine, d'une part et de la charge de travail de l'opérateur, d'autre part. Enfin une discussion est menée sur la nature de l'imprécision à considérer dans notre algorithme d'aide à la décision.

En s'appuyant sur les bases établies par les deux précédentes parties, la troisième partie développe l'algorithme d'aide à la décision proposé. Pour cela, nous montrons l'intérêt de construire cet algorithme sur les outils théoriques proposés par la *Théorie des sous-ensembles flous* et la *Théorie des possibilités*. Puis les systèmes d'aide à la décision «flous» existant sont passés en revue. Cette étude sert à initialiser l'étape suivante de notre travail qui consiste à rechercher un algorithme spécifiquement adapté à notre problématique.

Enfin, la quatrième partie traite de l'implantation de notre algorithme d'aide à la décision sur un site de Téléopération expérimental. Cette installation nécessite certaines études préliminaires. Ainsi le site expérimental est-il décrit en détail. Puis les critères spécifiques à cette expérimentation sont quantifiés. Enfin l'algorithme est mis en oeuvre depuis les évaluations des critères jusqu'à la décision préconisée.

## **PREMIERE PARTIE**

# **LA TELEOPERATION ET L'AIDE A LA DECISION**

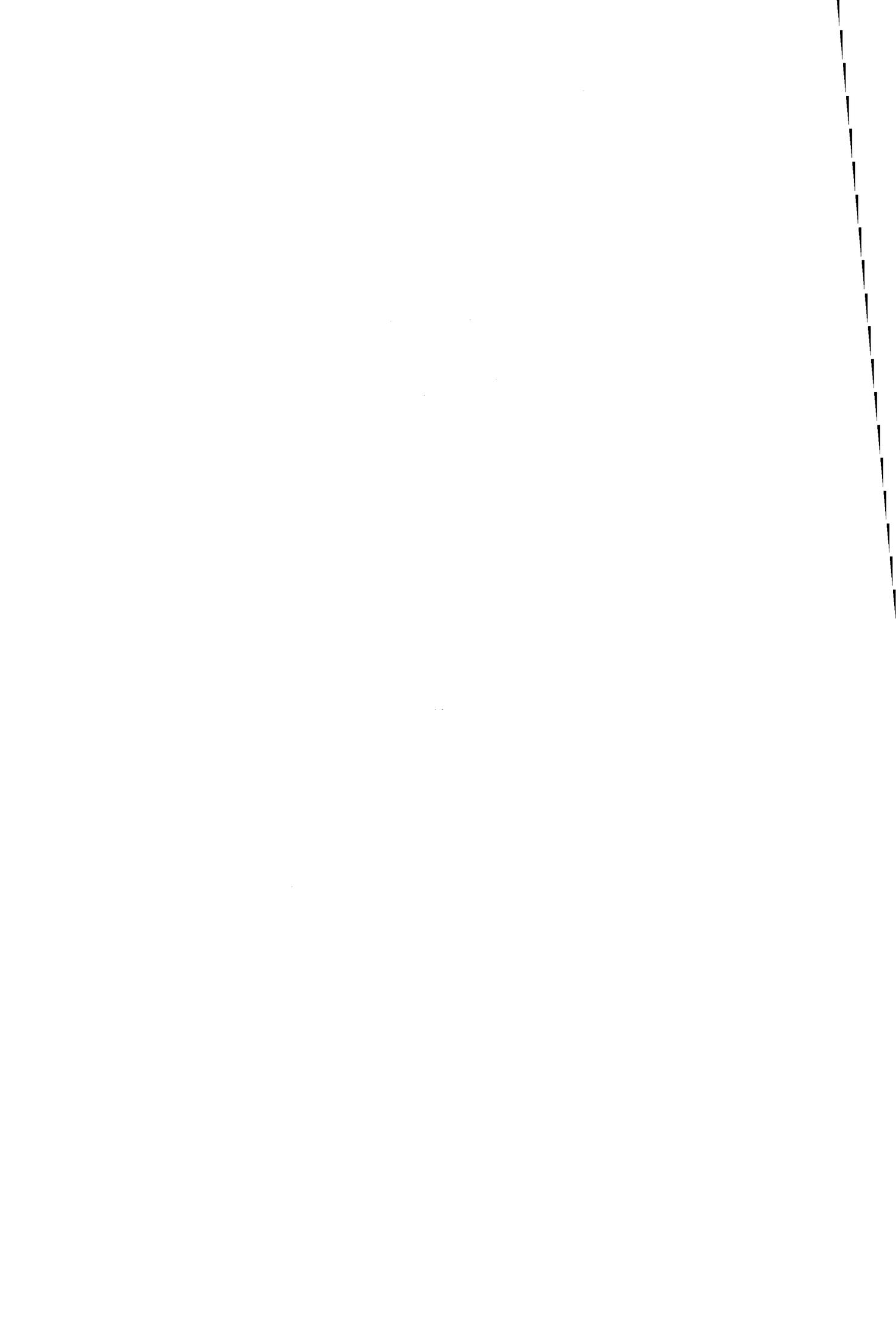
•Résumé de la Première Partie

1.1 La Téléopération

1.2 L'Aide à la Décision

1.3 L'Aide à la Décision en Supervision

•Conclusion de la première partie



### **Résumé de la Première Partie**

Cette première partie va nous permettre de positionner le problème de l'aide à la décision dans le cadre de la Téléopération.

Pour cela, la Téléopération sera définie afin d'en dégager les caractéristiques face à d'autres sciences telles que la Robotique (section 1.1.1). Un bref historique donnera un aperçu des différentes générations de systèmes de Téléopération (section 1.1.2). Nous étudierons ensuite leur structure et les principaux éléments les caractérisant (section 1.1.3).

De même, l'aide à la décision sera définie (section 1.2.1) et plus particulièrement nous regarderons l'apport de cette théorie vis-à-vis de la Recherche Opérationnelle. La structure d'un système d'aide à la décision sera étudiée (section 1.2.2). Puis nous explorerons les solutions proposées par les différentes écoles, mettant en avant leurs forces et leurs faiblesses (section 1.2.3).

Finalement, la confrontation de ces deux disciplines permettra d'établir la place (section 1.3.1), les apports (section 1.3.2) mais aussi les dangers de l'aide à la décision dans un système de Téléopération (section 1.3.3).

## 1.1 La Téléopération

### 1.1.1 Définition

La *Téléopération* est un concept visant à étendre les sens d'un homme vers un endroit éloigné de lui en vue de réaliser une tâche à distance [SHE 92]. Dans de nombreuses situations, l'homme a besoin de se protéger d'un milieu hostile dans lequel il doit exécuter une tâche (un travail à effectuer dans une zone nucléaire, une mission dans l'espace ou dans un milieu sous-marin). Dans d'autres circonstances, la réalisation de la tâche nécessite certaines compétences physiques dépassant les capacités de l'opérateur humain (les travaux publics, la micro-chirurgie ou l'aide aux handicapés). Cela a donc amené le développement d'une technologie visant à permettre à l'opérateur d'être éloigné du lieu de travail (figure 1.1: *Le site de Téléopération vu du milieu maître*).

Dès lors, nous pouvons mettre en évidence une différence fondamentale entre la *Robotique* et la *Téléopération*. La Robotique cherche à développer des outils permettant de réaliser des tâches répétitives à des cadences non humainement soutenables. Au contraire, la Téléopération cherche à exécuter des tâches diverses suivant une cadence humaine.

De cette idée découlent différentes formes de Téléopération suivant le rôle que l'opérateur humain y tient. Nous sommes en présence de la Télémnipulation lorsque l'opérateur est constamment impliqué dans la commande de l'engin, devant à tout moment le conduire physiquement au travers d'une interface [HOG 92]. A l'extrême, une autre forme de Téléopération est la Télérobotique. Pour ce type de Téléopération, le rôle de l'opérateur est essentiellement un rôle de supervision et de lancement d'exécution de tâches, les tâches étant réalisées de façon automatique par la machine à partir de programmes préétablis [SHE 89]. En cela, la Télérobotique tend vers la Robotique. Mais, de même que pour cette dernière, la Télérobotique demande un effort de modélisation du milieu de travail, modélisation qui n'est pas toujours réalisable dans le cadre d'une tâche de Téléopération. Aussi, de façon générale, le rôle de l'opérateur humain se situe entre ces deux situations extrêmes, offrant au système la possibilité plus ou moins grande de réagir à une part d'imprévu.

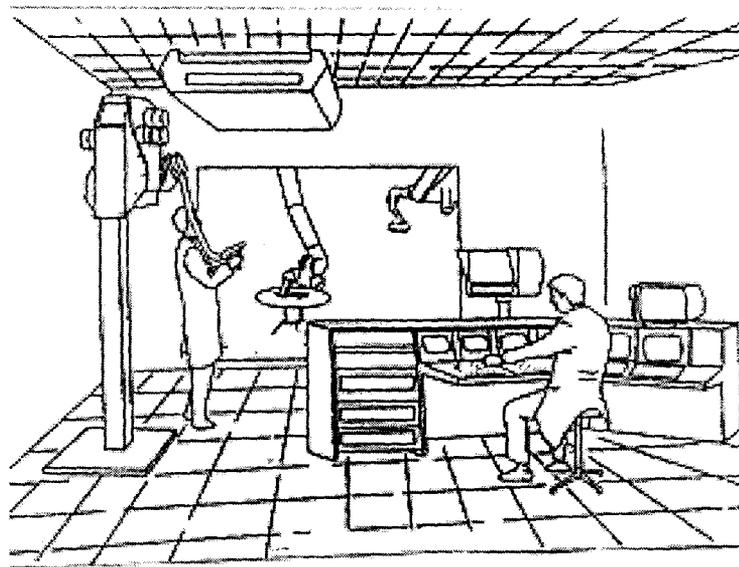


Figure 1.1: Le site de Téléopération vu du milieu maître

En fait, ces différentes formes de Téléopération correspondent à des étapes dans l'historique de l'évolution de la Téléopération. Nous allons les étudier dans la section suivante.

### 1.1.2 Historique [VER 85a][SHE 85]

Les prémisses de la Téléopération coïncident avec le développement des technologies du nucléaire pendant la seconde guerre mondiale. Ces technologies nécessitent de pouvoir manipuler en toute sécurité des produits dangereux pour l'homme. Nés sous forme de mécaniques très simples, ces systèmes ne cessent de se perfectionner, ouvrant à la Téléopération la porte vers d'autres champs d'application tels que le spatial ou le sous-marin.

#### 1.1.2.1 Les Télém manipulateurs mécaniques

Les Télém manipulateurs mécaniques sont les premiers systèmes de Téléopération à voir le jour. Ils sont en général composés d'un bras muni à son extrémité d'une pince. Cette mécanique est commandée par un système de câbles traversant une paroi, l'opérateur situé derrière la paroi conduisant le système mécanique à l'aide de poignées. L'opérateur est ainsi protégé de

l'environnement de travail par cette paroi. Il doit ressentir ses actions au travers du système mécanique. Le contact visuel de l'opérateur avec le milieu de travail s'établit au travers d'une vitre posée dans la paroi les séparant.

Mais ce système induit un inconvénient majeur du fait des contraintes mécaniques. Cet inconvénient réside dans la limitation de la distance entre le lieu d'exécution de la tâche et l'opérateur. D'autres technologies sont nécessaires pour agrandir cette distance.

La figure ci-dessous schématise le Télémanipulateur mécanique.

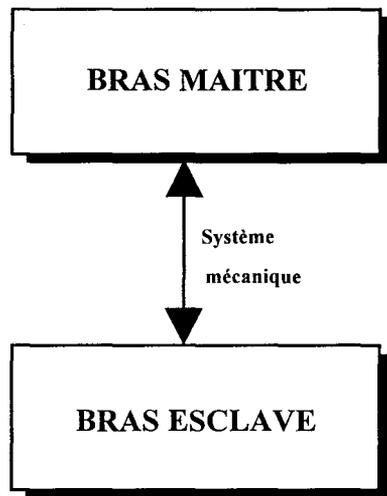


Figure 1.2: Le système de Téléopération mécanique

L'avancée technologique de l'après-guerre provoque le développement d'une nouvelle génération de Télémanipulateurs cette fois non plus simplement mécaniques mais motorisés.

#### 1.1.2.2 Les Télémanipulateurs électriques

L'arrivée du moteur dans le système de Téléopération permet, d'une part, de travailler avec des charges plus lourdes, le moteur électrique induisant un coefficient multiplicateur entre la commande et l'exécution d'un mouvement. Par exemple, l'opérateur pousse une simple manette pour déplacer une lourde charge. D'autre part, libéré de la contrainte mécanique grâce à la transmission de la commande du système de Téléopération sous forme électrique au travers de câbles, il est désormais possible d'agrandir la distance entre l'opérateur et la tâche à réaliser.

Les systèmes de Téléopération dits motorisés peuvent se diviser en deux générations (figure 1.3: *Les systèmes de Téléopération motorisés*) qui seront fonction de leur niveau de sophistication:

- les systèmes dits en boucle ouverte
- les systèmes permettant les retours d'effort

Les *systèmes en boucle ouverte* se caractérisent par une information électrique transmise uniquement dans le sens de l'opérateur vers la machine. Avec de tels systèmes, l'opérateur perd donc totalement le peu de contact physique qui lui restait avec le milieu de travail au travers de la mécanique. Pour pallier ce problème, une nouvelle génération de Télémanteurs va se développer: les systèmes à retour d'effort.

Les *systèmes à retour d'effort* assurent cette fois une circulation bilatérale de l'information électrique. De tels systèmes cherchent à reconstituer artificiellement la sensation d'effort. L'opérateur peut donc commander le système esclave tout en ressentant une partie des réactions à ses actions dans le milieu de travail. De plus, ces réactions devant être entièrement reconstruites, leur type et leur intensité peuvent varier. Le concept de retour d'effort ouvre un débat, encore au goût du jour, sur son intérêt et sur la pertinence de ses attributs.

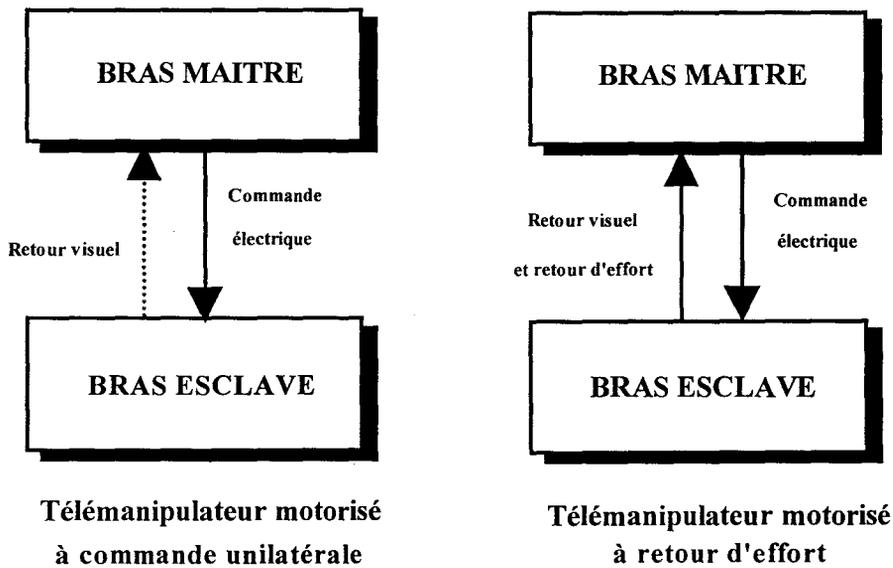


Figure 1.3: *Les systèmes de Téléopération motorisés*

Pour assurer le retour d'information, des senseurs de tout type se développent. Des systèmes

de surveillance vidéo sont aussi intégrés au système de Téléopération, supprimant la nécessité d'un contact visuel de proximité directe. Les Télémanipulateurs motorisés voient leur technologie se développer jusqu'à faire disparaître le «cordon ombilical» que constituent les câbles électriques. En effet, la particularité des applications sous-marines demande l'élaboration de véhicules possédant le plus d'autonomie possible. Aussi la liaison avec le milieu maître est assurée par radio et les véhicules sont rendus autonomes du point de vue énergétique, par un système de batteries embarquées.

Depuis, la Téléopération a encore subi une révolution avec l'arrivée des calculateurs. Leur apparition dans les systèmes de Téléopération donne naissance à *la Téléopération Avancée* ou *Téléopération Assistée par Ordinateur*.

### 1.1.2.3 La Téléopération Assistée par Ordinateur: T.A.O.

L'asservissement bilatéral présenté précédemment permet une circulation de l'information dans les deux sens. Aussi l'utilisation de l'ordinateur dans le système offre la possibilité de traiter ces informations [VER 85b] (figure 1.4: *La Téléopération Assistée par Ordinateur*). Cela entraîne l'apport d'un nouveau concept dans la gestion de systèmes téléopérés: l'assistance à l'opérateur [CEN 86]. Le calculateur aide l'opérateur à prendre en compte les informations. En fait, l'aide apportée par le calculateur est de deux types:

- aide pour traiter l'information
- aide pour réaliser la tâche.

Comme nous l'avons vu précédemment, l'opérateur se trouve désormais submergé par des informations de toutes sortes. Alors que les systèmes mécaniques avec visualisation directe de l'accomplissement de la tâche fournissent une information «en bloc», les systèmes à senseurs multiples débitent leur information indépendamment les uns des autres. L'opérateur doit alors fournir un effort intellectuel supplémentaire pour analyser les informations qu'il perçoit afin de reconstituer l'état actuel du milieu de travail. Le calculateur peut prendre en charge cette reconstitution. Dans le cas le plus évolué, il s'agit de créer un *monde virtuel* à l'image du milieu esclave qui cherche à établir une *Télesymbiose* entre l'opérateur et l'élément esclave du

Télémanipulateur [CHA 74]: la distance les séparant est virtuellement abolie.

L'assistance à la réalisation de la tâche suscite des préoccupations concernant la gestion de la charge de travail de l'opérateur et l'ergonomie du poste de travail. L'opérateur du système de T.A.O. n'est plus seul à mener à bien le travail. Il est épaulé par le calculateur qui le soulage d'une partie de la tâche. Nous développerons les aspects du partage de la tâche entre l'homme et la machine dans la section 2.1.2: *Allocation de tâches*.

Après ce bref historique, nous allons maintenant entrer dans le détail des systèmes de Téléopération actuels que sont les systèmes de Téléopération Assistées par Ordinateur pour en décrire les différentes composantes.

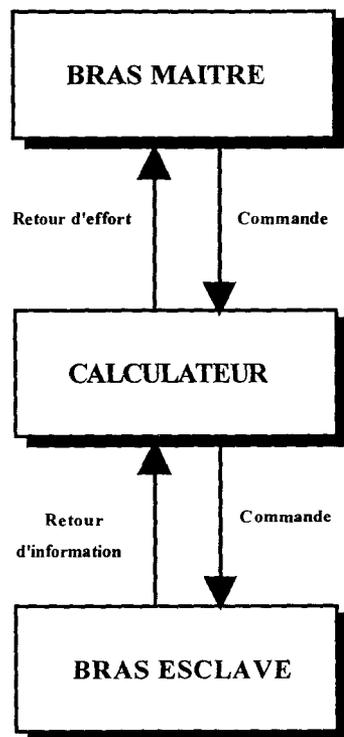


Figure 1.4: La Téléopération Assistée par Ordinateur

### 1.1.3 Structure d'un système de Téléopération Assistée par Ordinateur

Le système de Téléopération peut être décomposé en différents sous-systèmes. Le découpage est lié en premier lieu à la présence de l'homme et de la machine dans le système. Puis ces deux parties seront elles-mêmes divisées en d'autres éléments (figure 1.5: *Les éléments d'un système de Téléopération avancée*).

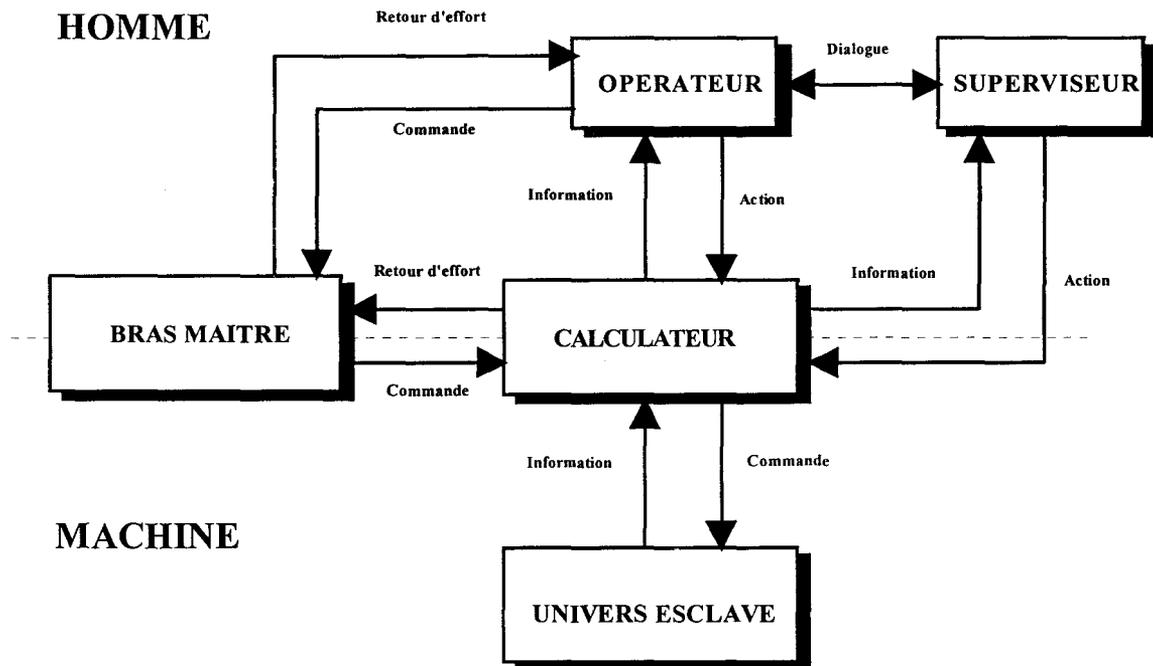


Figure 1.5: Les éléments d'un système de Téléopération avancée

#### 1.1.3.1 La machine: le Télémanipulateur

Comme il a été écrit précédemment, le Télémanipulateur comprend un *bras esclave* dont le rôle est d'exécuter la tâche dans le milieu de travail. Il peut être un simple bras mécanique ou un robot truffé de senseurs pour les systèmes les plus complexes. Ce bras esclave est sous le contrôle d'un *bras maître* situé dans un endroit éloigné ou protégé du lieu de travail. Les types de bras maîtres existants évoluent des simples poignets ou boutons jusqu'à la réplique miniaturisée du bras esclave, en passant par le joystick ou la souris six axes.

La liaison entre ces deux bras est assurée par un *système informatique* qui traite les

informations circulant bilatéralement. Celui-ci constitue une partie de l'*interface homme/machine* assurant la transmission d'informations sur le milieu de travail vers l'opérateur et des ordres de l'opérateur vers le milieu de travail.

Pour les informations venant du milieu de travail vers le bras maître, il sera possible de créer des fonctionnalités allégeant la prise en compte de ces informations par l'opérateur. Bon nombre de ces commodités sont à l'étude [GRAV 95]. Nous citerons à titre d'exemple les suppressions d'effort permettant l'élimination de la composante pesanteur dans le retour d'effort pour limiter la fatigue de l'opérateur. Un autre exemple peut être les homothéties en position entre le bras maître et le bras esclave autorisant l'ajustement des déplacements du bras maître à la morphologie de l'opérateur.

Dans le sens de la commande vers le bras esclave, le filtrage de l'information ouvre des perspectives de modes de commande de différents types. L'ordinateur peut gérer le contrôle de certains axes du bras esclave, laissant à l'opérateur la possibilité de se concentrer sur la commande restante en cas de manoeuvre délicate. D'autres modes utilisent les informations fournies par les capteurs du milieu esclave pour créer et fournir à l'opérateur une sensation d'attraction ou de répulsion à l'encontre de certains objets.

Le calculateur peut également échanger des informations directement avec l'opérateur sans passer par le bras maître. Ceci constitue une autre partie de l'*interface homme/machine*. Par exemple, le calculateur fournira la distance entre l'extrémité du bras esclave et l'objet à saisir, plutôt que de transmettre simplement l'image du lieu de travail. Pour la liaison de l'opérateur vers le calculateur, le calculateur peut attendre de la part de l'opérateur des ordres sur le positionnement des caméras vidéo.

### 1.1.3.2 L'homme impliqué dans le système

Le développement de la Téléopération demande désormais à l'homme de tenir deux rôles face à l'exécution de la tâche.

Le premier rôle à attribuer reste depuis les débuts de la Téléopération celui de l'*opérateur* conduisant un système. Il est évident que la place occupée par l'opérateur humain dans la Téléopération caractérise cette dernière vis-à-vis des autres technologies. On peut donc parler d'une liaison directe entre l'homme et le bras maître pour le diriger. Cet échange consiste en une commande sollicitée par l'opérateur et en une éventuelle réaction à cette commande que devra ressentir l'opérateur au travers du bras maître. En plus de cette liaison, la T.A.O. apporte la nécessité

d'une communication entre l'opérateur et le calculateur comme il est décrit dans la section précédente.

L'évolution de la Téléopération vers la T.A.O. crée le besoin d'un *superviseur* du système. C'est le second rôle de l'homme dans le système. L'homme doit aussi être un observateur du déroulement de l'exécution des tâches pour pouvoir en apprécier la bonne marche afin de choisir les stratégies les plus adaptées à la réalisation du travail. Ces échanges avec les autres éléments du système se font sous diverses formes. Il peut dialoguer avec l'opérateur, solliciter des informations de la part du calculateur ou lui ordonner des actions.

La séparation entre ces deux hommes peut n'être que fictive car, tout en envisageant la fonction d'opérateur et de superviseur du système, l'homme peut être seul dans le cas où il assure les deux fonctions. Force est de constater qu'en pratique, dans beaucoup de systèmes, l'existence du pilote et du copilote s'avère une réalité.

Après avoir posé les bases de la Téléopération, nous allons faire de même pour l'aide à la décision.

## 1.2 L'Aide à la Décision

### 1.2.1 Définition

L'aide à la décision dans un système se définit comme un processus d'aide à la prise de décision visant, au travers d'un modèle, à diriger le décideur vers des décisions favorisant la cohérence entre l'évolution du système induite par la décision, d'une part, les objectifs et les préférences du décideur, d'autre part [ROY 85].

En ce sens, l'aide à la décision s'éloigne de la *Recherche Opérationnelle* classique. Cette dernière cherche à s'appuyer sur un modèle de la réalité pour optimiser un critère de façon objective. Ainsi les problèmes de décision dans ce cadre doivent se réduire à un problème mono-critère (un critère de type profit ou rendement est généralement choisi). Or, cela s'avère vite insuffisant dès que l'on veut s'intéresser à plusieurs aspects simultanément. Il faut pour cela délaissier les autres objectifs. En fait, pour un problème à plusieurs critères, on s'aperçoit aisément que la solution optimale n'existe plus. Et, de ce point de vue, l'objet du problème n'est plus la recherche de cette solution mais le suivi d'une stratégie [SCH 85]. De plus Bernard Roy écrit: «L'aide à la décision contribue à construire, à asseoir et à faire partager des convictions» [ROY 85]. Il met donc en avant l'idée de subjectivité présente dans les Théories de la Décision, distinguant définitivement ces théories de la Recherche Opérationnelle.

Nous résumerons les caractéristiques de l'aide à la décision en écrivant qu'elle doit suggérer un choix face à un problème en tenant compte de plusieurs critères et d'une stratégie propre à un individu ou un groupe.

L'utilisateur du système d'aide à la décision est celui que nous appellerons le *Décideur*. Il peut être un homme ou un groupe de responsables qui s'appuie sur la méthode pour prendre une décision face à un problème. C'est lui aussi qui doit apporter les informations nécessaires au fonctionnement de la méthode.

Les exemples d'applications de telles méthodes sont nombreux, comme nous le montrent Eric Jacquet-Lagrèze et Jean Siskos [JAC 83]. Nous pouvons trouver des applications des systèmes d'aide à la décision depuis la détermination de la qualité d'une pièce usinée jusqu'aux choix stratégiques de groupes financiers. On peut néanmoins remarquer que ces systèmes sont souvent

utilisés dans des applications où le temps disponible pour la prise de décision n'est pas limité. Dans ce cas, il n'y a pas de notion de temps réel à prendre en compte.

Nous allons maintenant étudier la structure que doit adopter un système d'aide à la décision pour pouvoir répondre à ses objectifs.

### 1.2.2 Structure d'un système d'aide à la décision

L'analyse d'un système d'aide à la décision demande de préciser les différents éléments qui vont intervenir dans ce système. Il faudra d'abord définir l'ensemble des alternatives sur lesquelles portera la décision. Puis nous devons étudier l'évaluation des critères qui entreront en jeu. Le décideur aura à introduire ses choix de stratégies et ses préférences. Ces informations seront triées, traitées et agrégées par la méthode d'aide à la décision pour en déduire le choix de la meilleure alternative [OZE 77] (figure 1.6: *Les éléments intervenant dans le système d'aide à la décision*).

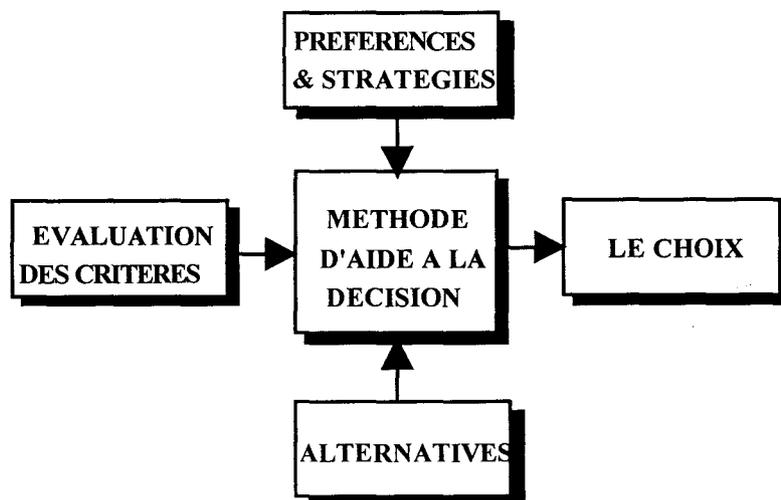


Figure 1.6: *Les éléments intervenant dans le système d'aide à la décision*

### 1.2.2.1 Les alternatives

*Ces actions en aide à la décision*

La recherche de la méthode d'aide à la décision adaptée à l'application visée débute par l'inventaire de l'ensemble des actions possibles sur lequel repose le problème de décision. Il s'agit d'un premier travail de réflexion réalisé par le décideur.

Ce travail n'est pas aisé pour certains domaines d'application. En effet, il faut définir la liste des actions de la façon la plus précise et la plus exhaustive possible afin de faire évoluer le système suivant tout son potentiel.

Si l'ensemble des alternatives est clairement déterminé, nous avons affaire à une aide à la décision multi-attributs. Par contre, si l'ensemble des alternatives peut évoluer au cours du temps, l'aide à la décision est qualifiée de multi-objectifs.

### 1.2.2.2 Evaluation des critères

Une fois défini l'ensemble des actions possibles, leur pertinence vis-à-vis du contexte peut être évaluée. Cette évaluation se fait au travers de critères caractérisant différentes sources de renseignements propres à orienter correctement la décision. De ce fait, le choix de l'ensemble des critères découle de l'ensemble des actions. Or, le décideur se heurte au problème lié à la dépendance des critères, car les méthodes d'aide à la décision exigent une dépendance la moins forte possible. La difficulté d'établir l'ensemble des critères réside donc dans un compromis à trouver entre la prise en compte de tous les aspects du problème de décision et la dépendance entre les critères sélectionnés.

Comme nous le verrons dans la section 1.2.2.3: *Stratégies et préférences*, l'évaluation des critères respecte deux étapes. La première étape fournit la valeur réelle des critères et la seconde y intègre les préférences du décideur.

### 1.2.2.3 Stratégies et préférences

L'originalité des méthodes d'aide à la décision transparaît particulièrement à ce niveau avec l'introduction dans la méthode d'aspects entièrement subjectifs que sont les choix stratégiques et les préférences. Ces considérations doivent faire évoluer le système dans le sens voulu par le décideur.

Ici se pose la question du nombre de décideurs lorsqu'il s'agit de traiter le problème de l'agrégation de leurs préférences [HIR 77].

Comme nous le verrons dans la suite, les méthodes cherchent à analyser les préférences contenues dans le *tableau d'évaluation des critères*. Ce tableau peut être directement fourni par l'expert. Dans ce cas, il exprime ses préférences de façon implicite au travers des valeurs données dans le tableau pour la situation donnée. La valeur fournie pour un critère n'est pas la valeur réelle de ce critère mais l'évaluation ressentie par le décideur pour la situation actuelle. Donner un tel tableau ne nécessite donc pas de la part du décideur d'avoir une vision globale consciente de ses préférences, mais simplement de connaître ses préférences vis-à-vis de la situation actuelle. Une autre solution consiste à demander au décideur d'exprimer ses préférences de façon globale en dehors de toute situation particulière. Il doit, par conséquent, avant toute utilisation de la méthode d'aide à la décision, fournir ses préférences pour toute situation pouvant être rencontrée. Un prétraitement confrontant les préférences et les valeurs réelles des critères au moment donné permet d'obtenir le tableau d'évaluation des critères.

Les stratégies présentes dans la méthode transparaissent implicitement au travers des opérateurs mathématiques utilisés pour parvenir jusqu'au choix final. L'expert doit y prêter attention afin d'introduire la stratégie voulue.

#### 1.2.2.4 Le choix

Le choix induit par la méthode d'aide à la décision dépend de la nature de cette méthode. Ainsi, suivant la méthode, le choix sur les actions varie de l'unique action sélectionnée à un classement plus ou moins complet dans l'ordre de préférence. De même, nous pouvons obtenir une évaluation chiffrée de chaque action. Bernard Roy propose quatre problématiques de choix pouvant intervenir dans les méthodes d'aide à la décision. La *problématique  $\alpha$*  cherche, au travers d'une procédure de sélection, à extraire un sous-ensemble d'actions contenant les «meilleures» actions. La *problématique  $\beta$*  effectue un tri associant chaque action à une catégorie d'actions. La *problématique  $\gamma$*  établit un classement des actions de façon complète ou partielle conformément aux préférences. Enfin la *problématique  $P.\delta$*  propose une description, dans un langage approprié, des actions et de leurs conséquences. Bien entendu, ces problématiques peuvent se combiner au sein d'une méthode d'aide à la décision.

Les méthodes d'aide à la décision existantes sont nombreuses et variées. Nous allons brosser un portrait de ces principales méthodes classées selon les différentes «écoles».

### 1.2.3 Les méthodes d'aide à la décision

Les méthodes d'aide à la décision sont multiples. Nous allons en étudier trois grandes familles. La *Théorie de l'Utilité* a généré la famille des méthodes basées sur une *fonction d'utilité*. Une classe de méthodes regroupe les *Méthodes de Surclassement*. Cette classe est aussi parfois appelée école française pour la distinguer de la théorie de l'utilité elle-même qualifiée d'école américaine, soulignant ainsi la langue d'origine des fondateurs de ces méthodes. Une troisième catégorie contiendra les *Méthodes Interactives*[BER 78].

Nous allons, dans cette section, rappeler les principales caractéristiques de ces types de méthodes en spécifiant certaines d'entre elles.

Afin de ne pas dérouter le lecteur, nous avons autant que possible cherché à unifier la notation utilisée dans les différentes méthodes. Pour plus de détails sur celle-ci, le lecteur peut se rapporter au glossaire en début de mémoire (p13). Rappelons simplement ici que  $p$  est le nombre d'éléments dans l'ensemble  $A$  des actions  $a_j$  et  $n$  le nombre de critères  $c_i$  de  $C$  employés pour estimer ces actions.  $g_i(a_j)$  représente la valeur prise dans l'ensemble  $G_i$  de l'évaluation que donne le Décideur de l'action  $a_j$  vis-à-vis du critère  $c_i$ .  $G$  est l'ensemble des images dans l'espace des critères de toutes les actions de  $A$ . L'expression  $a_j \succ a_k$  symbolise le fait que le décideur préfère l'action  $a_j$  à l'action  $a_k$ .

#### 1.2.3.1 La Théorie de l'Utilité

Les méthodes d'aide à la décision de la Théorie de l'Utilité cherchent à exprimer la *fonction d'utilité* propre au Décideur [HOW 68]. Cette fonction d'utilité doit modéliser le comportement du Décideur.

Aussi, pour un problème de choix entre  $p$  actions à partir de  $n$  critères, la méthode calcule la fonction d'utilité de chaque action:

$$U(a_j) = U[g_1(a_j), g_2(a_j), \dots, g_n(a_j)] \quad (1.1)$$

L'action retenue est celle qui maximise cette fonction d'utilité  $U$ .

Nous pouvons d'ores et déjà souligner que le Décideur exprime ses préférences au travers du tableau d'évaluation, tableau de dimension  $(n \times p)$  contenant les évaluations  $g_i(a_j)$  de chaque action. Il s'agit donc de méthodes multi-attributs. Les choix stratégiques du décideur doivent être introduits par l'intermédiaire de la fonction d'utilité.

Bien souvent, une hypothèse simplificatrice sur la fonction d'utilité est admise. Nous parlons alors de *fonction d'utilité additive* et la fonction s'écrit cette fois:

$$U(a_j) = U_1[g_1(a_j)] + U_2[g_2(a_j)] + \dots + U_n[g_n(a_j)] \quad (1.2)$$

Cette forme distingue la contribution de chaque critère au travers de fonctions d'utilité partielles définies pour chaque critère. Mais cela demande le respect d'une forte contrainte d'indépendance entre les critères comme le souligne Fishburn [FIS 70]. En outre, la méthode devient compensatoire, car un mauvais critère peut être rattrapé par un bon critère.

A titre d'exemple de ce type de méthodes, nous allons en expliciter deux. La première cherche à déterminer la fonction d'utilité en interrogeant le décideur sur le comportement de chaque critère. La seconde identifie indirectement la fonction d'utilité à partir de jugements globaux émis par le décideur sur un sous-ensemble d'actions.

Dans ces deux méthodes, nous noterons  $x_i$  et  $y_i$  les évaluations du critère  $i$  inférant respectivement le plus mauvais et le meilleur état pour la fonction d'utilité partielle  $U_i$ . Le décideur doit donc en premier lieu, pour chaque critère, fixer les valeurs  $U_i(x_i)$  et  $U_i(y_i)$  représentant les bornes de l'intervalle dans lequel la fonction d'utilité partielle prend ses valeurs.

La première méthode demande, pour chaque critère  $i$  et chaque valeur  $g_i$  possible de ce critère, d'estimer la probabilité  $p(g_i)$ <sup>1</sup> telle que nous ayons l'équivalence entre les deux propositions

---

<sup>1</sup> Par souci d'alléger l'écriture des expressions, nous noterons souvent  $g_i$  pour  $g_i(a_j)$ , de sorte que l'écriture de l'expression  $p(g_i(a_j))$  nous donne l'écriture simplifiée  $p(g_i)$

«obtenir l'évaluation  $g_i$ » et «obtenir l'évaluation  $x_i$  avec la probabilité  $p(g_i)$  et l'évaluation  $y_i$  avec la probabilité  $1-p(g_i)$ ». Nous en déduisons la valeur de la fonction d'utilité partielle pour l'état  $g_i$  par l'équation:

$$U_i(g_i) = p(g_i)U_i(x_i) + [1-p(g_i)]U_i(y_i) \quad (1.3)$$

Pour déterminer la valeur de la fonction d'utilité pour un état particulier des critères, il reste donc à additionner les valeurs des fonctions d'utilité partielles correspondantes [FIS 67].

La seconde méthode que nous allons exposer est connue sous le nom de méthode UTA [JAC 82]. La méthode s'appuie sur la modélisation des fonctions d'utilité partielles par des fonctions linéaires par morceaux. A partir d'un sous-ensemble d'actions  $A'$  pour lequel les préférences du décideur sont connues, nous déterminons une fonction d'utilité en posant le problème sous la forme d'un programme linéaire. Ainsi, nous avons l'égalité suivante:

$$U(a_j) = \sum_{i=1}^n U_i(g_i(a_j)) + \sigma(a_j) \quad (1.4)$$

$U(a_j)$  étant l'opinion du décideur,  $U_i$  le modèle théorique cherché et  $\sigma(a_j)$  l'écart entre ces deux valeurs pour l'action  $a_j$ .

Or, le décideur n'exprime pas directement  $U(a_j)$  mais donne les préférences relatives pour des couples d'actions. Par conséquent, le programme linéaire aura à respecter des contraintes du type « $U(a_j) - U(a_k) > 0$  si  $a_j P a_k$ ». Le but de cette première étape de la méthode est de minimiser le critère  $J$ :

$$J = \sum_{a_j \in A'} \sigma(a_j) \quad (1.5)$$

Une seconde étape dans la méthode étudie la sensibilité de la fonction d'utilité obtenue en explorant le voisinage de la solution. Cette exploration s'effectue en relâchant le critère minimum  $J$  précédent d'une valeur  $\Delta$ . Un dialogue est ensuite engagé avec le décideur pour connaître son opinion sur ces nouvelles solutions et déterminer ainsi une solution de compromis entre l'étape d'optimisation et le point de vue du décideur.

Adopter une solution additive pour la fonction d'utilité semble simplifier énormément le problème de la détermination de la fonction d'utilité. Mais il faut avoir conscience que, la stratégie du décideur étant introduite par cette fonction, cette option réduit le choix stratégique à une solution compensatoire.

Considérant la classification proposée par Roy, les méthodes de la Théorie de l'Utilité comportent une problématique de sélection ( $P.\alpha$ ), ces méthodes visant à valuer chaque action et à en retenir la meilleure évaluation. Or, nous pourrions envisager d'étendre les méthodes à d'autres problématiques en analysant différemment les évaluations des actions. Dans la suite, les Méthodes de Surclassement vont nous sensibiliser à d'autres problématiques.

### 1.2.3.2 Les méthodes de surclassement

Les méthodes de surclassement ont pour objet de dégager les préférences du décideur au travers de *relations de surclassement* [ROY 81]. Comme précédemment, le décideur doit définir un tableau d'évaluations  $g_i(a_j)$  de chaque critère pour chaque action, tableau qui contient implicitement ses préférences. Ces méthodes sont donc aussi du type multi-attributs. C'est à partir de ce tableau que sont évaluées les relations de surclassement propres à chaque méthode.

Une relation de surclassement est une relation binaire exprimant les préférences du décideur entre deux actions. Les méthodes de surclassement comparent donc les actions deux par deux. Puis les résultats de ces comparaisons seront analysés pour en déduire la solution finale.

Nous allons étudier deux de ces méthodes. La première sera *Electre I*, une des nombreuses méthodes Electre, mais aussi l'une des premières méthodes de surclassement à avoir vu le jour. La seconde sera *Prométhée*, méthode qui synthétise les apports des méthodes Electre et permet d'introduire des éléments d'incertitude.

Electre I cherche à obtenir un sous-ensemble d'actions dans lequel se situera la bonne action. Ce sous-ensemble est généré par un *seuil de concordance* et un *seuil de discordance*. Pour chaque couple d'actions  $(a_j, a_k)$ , nous calculerons la concordance comme suit:

$$c(aj, ak) = 1 / P \sum_i p_i \quad \text{avec } i \text{ tel que } g_i(aj) \geq g_i(ak) \quad (1.6)$$

$p_i$  est le poids attribué au critère  $i$  et  $P = \sum_{i=1}^n p_i$

et la discordance:

$$d(aj, ak) = \begin{cases} 0 & \text{si } g_i(aj) \geq g_i(ak) \quad \forall i \\ 1 / \delta \max_i [g_i(ak) - g_i(aj)] & \text{sinon} \end{cases} \quad (1.7)$$

$\delta$  étant l'écart maximum possible entre deux mêmes critères.

La relation de surclassement est validée lorsque nous avons les conditions suivantes:

$$\begin{cases} c(aj, ak) \geq \hat{c} \\ d(aj, ak) \leq \hat{d} \end{cases} \quad (1.8)$$

$\hat{c}$  et  $\hat{d}$  étant respectivement les seuils de concordance et de discordance.

Finalement, nous cherchons à déterminer le sous-ensemble  $N$  qui doit contenir les actions telles que toute action qui n'est pas dans  $N$  est surclassée par au moins une action de  $N$ . Ce sous-ensemble  $N$  constitue le résultat fourni par la méthode Electre I. Les choix stratégiques de cette méthode résident dans l'ajustement des seuils de concordance et de discordance permettant l'obtention d'un sous-ensemble  $N$  plus ou moins exigeant.

La méthode Prométhée, quant à elle, intègre les différents types de relation de surclassement des méthodes Electre. Pour chaque couple d'actions et chaque critère, nous exprimons une *fonction de préférence*  $F_i(aj, ak)$  de la manière suivante:

$$F_i(aj, ak) = f_i(g_i(aj), g_i(ak)) \quad (1.9)$$

la fonction  $f_i$  dépendant du type du critère  $i$

La méthode propose six types de fonctions  $f_i$ . Ces modèles de fonctions autorisent le décideur à exprimer quatre concepts dans la relation de préférence. Nous parlons d'*indifférence*, de *préférence*

stricte, de préférence faible et d'incomparabilité. Nous extrayons ensuite la concordance en prenant en compte les fonctions  $F_i$  dans l'équation suivante:

$$C(a_j, a_k) = 1/P \sum_{i=1}^n (p_i F_i(a_j, a_k)) \quad (1.10)$$

avec  $p_i$  le poids attribué au critère  $i$  et  $P = \sum_{i=1}^n p_i$

Les valeurs  $C(a_j, a_k)$  permettent la construction d'un *graphe valué* dont les noeuds sont les actions et les arcs les  $C(a_j, a_k)$ . Nous pouvons définir les flux entrant et sortant de chaque noeud du graphe:

$$\Phi^+(a_j) = \sum_{a_k \in A} C(a_j, a_k) \quad (1.11)$$

$$\Phi^-(a_j) = \sum_{a_k \in A} C(a_k, a_j) \quad (1.12)$$

Finalement, nous définirons pour chaque action un flux global:

$$\Phi(a_j) = \Phi^+(a_j) - \Phi^-(a_j) \quad (1.13)$$

Les actions sont rangées dans l'ordre croissant des flux globaux, définissant ainsi un préordre total unique. Dans cette méthode, la stratégie n'est pas modulable, car les opérateurs d'agrégation des flux sont figés. Mais il est concevable de modifier leur nature pour introduire un choix stratégique plus large.

Nous constatons que les méthodes de Surclassement étendent l'utilisation des problématiques à la problématique de sélection ( $P.\alpha$ ), à la problématique de tri ( $P.\beta$ ), mais surtout à la problématique de classement ( $P.\gamma$ ).

### 1.2.3.3 Les méthodes interactives

Les méthodes interactives cherchent, par une succession d'itérations et à partir d'une action

$a_0$  choisie arbitrairement, à trouver des solutions  $a_1, a_2, \dots, a_h$  de plus en plus préférables aux yeux du décideur [BER 78]. Nous avons donc affaire à des méthodes multi-objectifs. Ces itérations sont constituées en alternance d'interrogations destinées au décideur et de phases de calcul. Les questions posées au décideur doivent permettre d'apporter une information supplémentaire au système. Les phases de calcul font évoluer la décision pour passer à la solution suivante et entamer une nouvelle itération.

Deux tendances duales s'affrontent dans de tels systèmes. D'une part, les systèmes fortement basés sur un système mathématique global supposé stable intègrent toute l'information donnée par le décideur depuis le début et ne permettent pas d'incohérence et de retour en arrière vis-à-vis de cette information. D'autres méthodes fonctionnent de façon plus locale, autorisant le décideur à revenir sur une solution précédemment abandonnée. C'est le cas de la *méthode du point de mire*.

La méthode du point de mire détermine itérativement un sous-ensemble d'actions intéressantes et une direction de recherche qui permettent de générer une solution de compromis entre une situation idéale et la situation souhaitée par le décideur. Ce processus fonctionne suivant une approche essai-erreur.

Comme précédemment, le décideur doit fournir un tableau d'évaluation de chaque critère suivant chaque action. Ici,  $G^h$  représente l'ensemble des images dans l'espace des critères des actions retenues à l'itération  $h$ .

A l'initialisation de la méthode, nous posons  $h = 1$  et  $G^1 = G$ .

A l'itération  $h$ , nous partons du sous-ensemble  $G^h$  des images dans l'espace des critères des actions retenues. La première étape de la méthode consiste à calculer le point idéal  $g^* = (g_1^*, g_2^*, \dots, g_n^*)$  de  $G^h$ . Le point idéal sera obtenu par le système d'équations:

$$g_i^* = \max_{G_i^h} g_i \quad \forall i=1,2,\dots,n \quad (1.14)$$

Puis nous posons:

$$g^{**} = g^* + \epsilon \quad (1.15)$$

$\epsilon$  représentant un vecteur de  $n$  quantités positives arbitrairement petites

A ce niveau, il est demandé au décideur de donner la solution  $\tilde{g}=(\tilde{g}_1, \tilde{g}_2, \dots, \tilde{g}_n)$  qu'il voudrait atteindre. Cette solution doit toutefois rester dans le champ d'investigations en respectant la propriété suivante:

$$\tilde{g}_i < g_i^* \quad \forall i=1,2,\dots,n \quad (1.16)$$

Nous posons  $\lambda=(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n)$  tel que:

$$\lambda_i = 1/(g_i^{**} - \tilde{g}_i) \quad \forall i=1,2,\dots,n \quad (1.17)$$

Le problème mathématique à résoudre maintenant est de déterminer une solution de compromis  $\hat{g}=(\hat{g}_1, \hat{g}_2, \dots, \hat{g}_n)$  qui minimise le critère J:

$$J = \mu - \sum_{i=1}^n (\rho_i g_i) \quad (1.18)$$

avec  $\rho_i$  des quantités positives arbitrairement petites et  $\mu$  un paramètre qui respecte le système de contraintes énoncé par:

$$\begin{cases} \mu \geq \lambda_1(g_1^{**} - g_1) \\ \dots \\ \mu \geq \lambda_n(g_n^{**} - g_n) \\ g \in G^h \end{cases} \quad (1.19)$$

La solution de compromis  $\hat{g}$  est présentée au décideur. Si elle le satisfait entièrement, cette solution devient la solution finale et l'algorithme s'arrête là. Sinon, le décideur doit fournir le sous-ensemble K des critères qui peuvent être relâchés et de quelle quantité maximale  $\Delta_k$  ils peuvent l'être.  $G^{h+1}$  est calculé à partir de l'équation:

$$G^{h+1} = \{g \in G : g_k \geq \hat{g}_k - \Delta_k, \forall k \in K, g_i \geq \hat{g}_i, \forall i \notin K\} \quad (1.20)$$

L'itération h est maintenant terminée. Nous pouvons commencer l'itération h+1 sur le même schéma que h mais à partir du nouveau sous-ensemble de solutions  $G^{h+1}$ .

Dans la méthode du point de mire, les préférences du décideur sont prises en compte lors des multiples interrogations formulées auprès du décideur. La stratégie employée intervient dans le calcul de la solution de compromis et semble plus difficile à définir que dans les méthodes précédentes.

Tout comme pour les méthodes de la Théorie de l'Utilité, les méthodes interactives se rattachent à une problématique de sélection ( $P.\alpha$ ). Au travers des méthodes étudiées dans la section 1.2: *L'Aide à la Décision*, la problématique descriptive ( $P.\delta$ ) est la seule à n'avoir pas été abordée. Signalons que cette problématique a très peu été explorée de par sa complexité. Effectivement, elle requiert, de la part de la méthode, une aide portant sur la description des actions et sur leurs conséquences pouvant conduire à une procédure cognitive. La méthode cherche ainsi à poser correctement le problème plutôt qu'à le résoudre, la résolution restant l'affaire du décideur. Cette problématique se présente, par conséquent, comme une nécessité d'avenir pour l'aide à la décision. En effet, les méthodes ne peuvent pas se contenter de donner une solution mais doivent aussi la justifier. L'aide à la décision doit renforcer les convictions du Décideur et non les émousser, pour à la fois être un apprentissage pour le novice et se justifier aux yeux du Décideur expérimenté.

Ce tour d'horizon succinct des différents types de méthodes d'aide à la décision étant achevé, nous allons maintenant placer l'aide à la décision dans le cadre particulier de la *Supervision* pour observer les conséquences de cet apport.

## 1.3 L'Aide à la Décision en Supervision

### 1.3.1 La Supervision

Pour étudier la *Supervision*, nous allons commencer par définir ce concept en nous appuyant sur les travaux de Sheridan. Au travers de ces recherches, Sheridan observe le rôle de supervision que doit tenir l'opérateur de contrôle d'un processus semi-automatisé (Supervisory control). Nous montrerons que les idées développées par Sheridan dans ce contexte spécifique de supervision peuvent s'élargir à la Téléopération.

#### 1.3.1.1 Le concept de Supervision [SHE 84a]

Pour Sheridan, le concept de supervision englobe toute activité d'un superviseur humain interagissant, via un ordinateur, avec un système complexe. Cela dérive d'une analogie avec les interactions de supervision entre des équipes coordonnées de personnes. Le superviseur donne des directives qui sont comprises et traduites en détail par les différentes équipes. En retour, les équipes résument les informations résultantes de ces directives pour les présenter au superviseur. Il en découle un système hiérarchisé comme le présente la figure 1.7: *La supervision selon Sheridan*.

Au niveau le plus bas, nous trouvons les sous-systèmes que doit contrôler le superviseur. Au-dessus, nous avons le ordinateur central qui communique avec chaque sous-système. Le niveau supérieur est occupé par le superviseur. Ainsi, l'information sur l'état des sous-systèmes est collectée par le ordinateur central pour y être synthétisée et envoyée vers le superviseur. A l'aide de cette information, le superviseur est apte à fournir des instructions de contrôle au ordinateur central qui personnalise ces instructions pour chaque sous-système et les adresse à chacun d'eux.

Mais en réalité, les échanges décrits par la figure 1.7: *La supervision selon Sheridan* ne sont pas aussi simples. Leurs diversités et leurs complexités induisent ce que l'on appelle le *degré d'automation* du système. Or, le concept de Supervision est très sensible à ce nouveau concept, comme l'indique la section suivante.

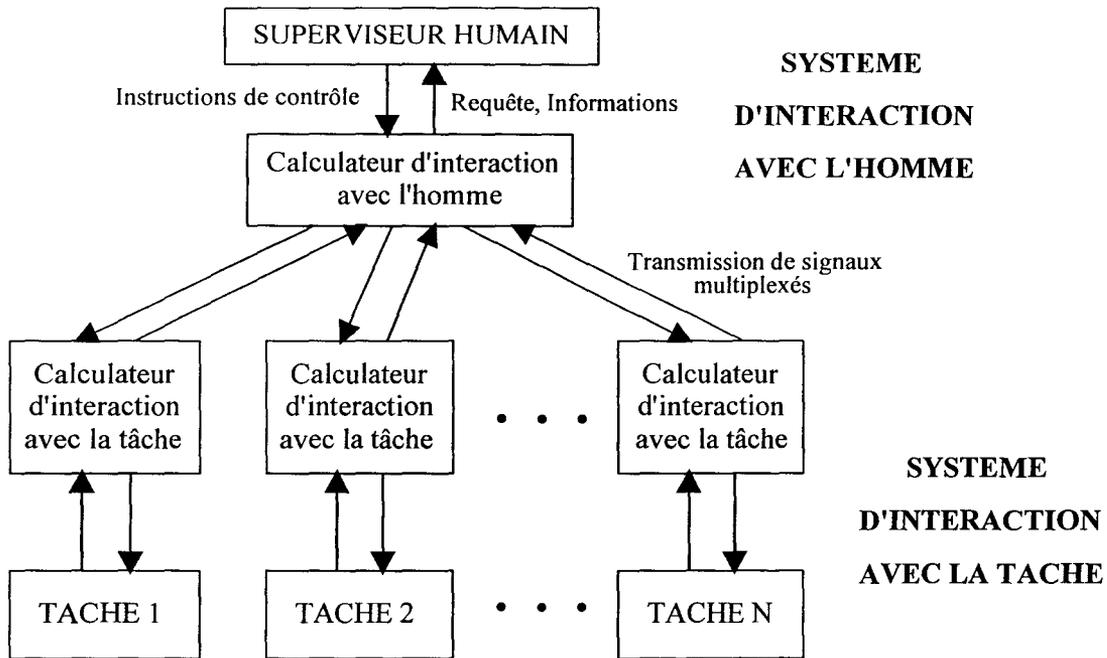


Figure 1.7: La supervision selon Sheridan

### 1.3.1.2 Les types de Supervision

Sheridan montre la multiplicité des boucles de contrôle réalisables pour un système, mettant en évidence les connexions entre les éléments du système (figure 1.8: *La multiplicité des boucles*). De cette façon, il propose dix types d'échanges possibles entre le milieu superviseur nommé HIS (Human Interactive Subsystem) et le milieu d'exécution de la tâche qu'il désigne par TIS (Task Interactive Subsystem). Ces échanges se définissent par:

- (1) la tâche est observée directement par l'opérateur humain
- (2) la tâche est observée indirectement au travers de sens artificiels, du calculateur et écrans de contrôle par l'opérateur humain. Ce flot d'informations provenant du TIS interagit avec le retour (8) du HIS et peut être filtré ou modifié par le calculateur des deux sous-systèmes
- (3) la tâche est contrôlée par le mode automatique du TIS sans intervention de la part de l'opérateur humain
- (4) la tâche agit sur le senseur et est elle-même affectée par le fait d'être observée par ce senseur

- (5) l'effecteur agit sur la tâche qui elle-même réagit à cette action
- (6) l'opérateur humain intervient directement sur la tâche par manipulation sans filtrage de ses actions
- (7) l'opérateur humain intervient indirectement sur la tâche au travers d'une interface de contrôle, du calculateur HIS/TIS et des effecteurs. Ce contrôle interagit avec le mode automatique du TIS et peut être filtré ou modifié
- (8) l'opérateur humain reçoit un retour du HIS concernant l'édition de programmes, le lancement d'une planification, etc...
- (9) l'opérateur se corrige lui-même dans la vérification et l'ajustement des paramètres de contrôle du système
- (10) l'opérateur s'oriente lui-même dans l'observation des écrans de contrôle du système

Parmi ces boucles de diffusion de l'information, les boucles (4), (5), (9) et (10) sont présentes quel que soit le type de système considéré. En effet, les boucles (4) et (5) sont induites par des contraintes mécaniques émanant de la machine et les boucles (9) et (10) par des phénomènes psychomoteurs inhérents à l'opérateur. Par contre, l'existence des autres boucles dépend de l'architecture du système spécifique considéré.

La présence ou l'absence de ces échanges possibles engendre *cinq degrés d'automation* que Sheridan regroupe en trois catégories: le contrôle manuel, le contrôle de supervision et le contrôle automatique [SHE 92] (figure 1.9: *Les cinq degrés d'automation de Sheridan*).

Nous avons deux types de contrôle manuel. La boucle (1)-(6) établit un contrôle manuel direct avec la tâche, alors que pour la boucle (2)-(7), nous parlerons de contrôle manuel géré par le calculateur.

A l'opposé, nous trouvons le contrôle automatique. Dans cette configuration du contrôle, les boucles (1)-(6) et (2)-(7) n'existent pas. Il ne subsiste que le retour (2) partiellement utilisé pour permettre une surveillance de l'exécution automatique. Par contre, la boucle (3) est pleinement exploitée pour permettre au système de réaliser la tâche de façon autonome sans l'aide de l'opérateur humain.

En utilisant simultanément les ressources des deux précédent contrôles, nous obtenons le contrôle de supervision. Le contrôle de supervision se divise lui-même en deux classes. La première concerne les systèmes pour lesquels le principal contrôle est de type manuel, le contrôle automatique n'intervenant qu'en partie. Au contraire, la deuxième classe voit son contrôle

automatique très employé et son contrôle manuel déclenché de manière sporadique.

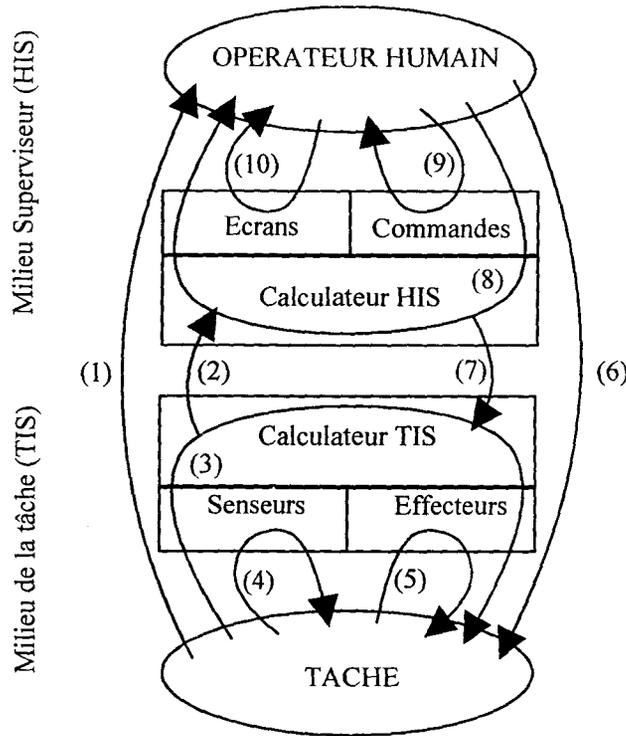


Figure 1.8: La multiplicité des boucles [SHE 84b]

Ce découpage en cinq catégories de systèmes amène Sheridan à considérer trois rôles que doit jouer l'opérateur humain: les rôles de contrôleur, surveillant et décideur. De plus, nous allons constater que l'importance de ces rôles se module en fonction du degré d'automation, le calculateur prenant en charge les rôles délaissés par l'opérateur humain.

Le rôle de contrôleur est évidemment dû aux actions que doit réaliser l'opérateur humain pour commander le système. Ce rôle est très important dans les deux configurations de contrôle manuel. L'opérateur en conserve une part dans la première catégorie de systèmes de supervision. Pour le reste, c'est le calculateur qui va prendre en charge ce rôle.

Quel que soit le degré d'automation, l'opérateur humain garde le rôle de «surveillant» du système. Seulement, cette surveillance s'orientera vers la machine ou vers l'opérateur lui-même, en fonction du type de contrôle assuré.

Le dernier rôle à assumer est un rôle de décideur. Cet aspect sera développé au travers des sections suivantes, mais nous pouvons d'ores et déjà constater qu'il s'avère nécessaire de décider

comment mener à bien la tâche et donc choisir entre différentes options. Nous ne voyons ce rôle se déplacer vers le calculateur que pour le contrôle automatique où le calculateur accomplit entièrement la tâche, l'opérateur humain n'ayant pour fonction que de surveiller.

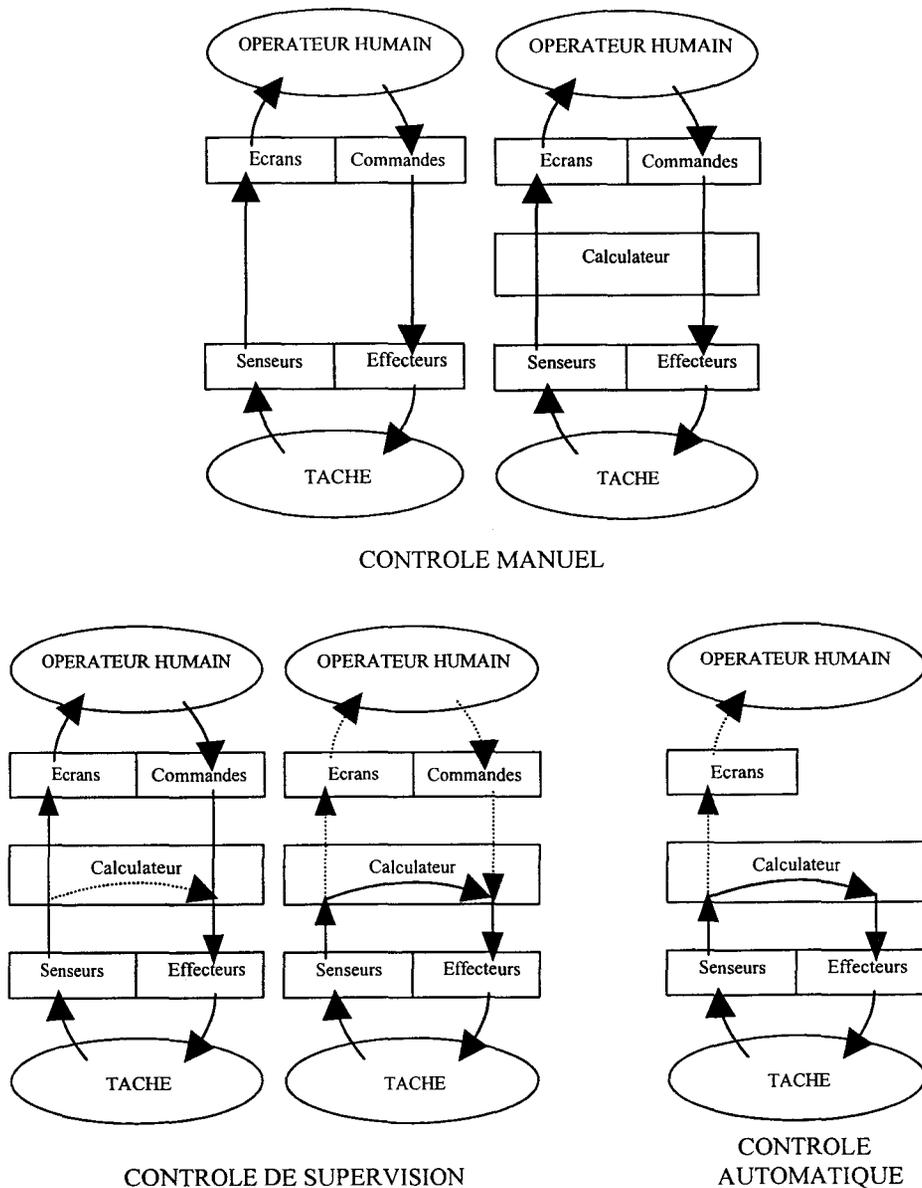


Figure 1.9: Les cinq degrés d'automation de Sheridan

Pour détailler les rôles du superviseur, nous allons explorer plus particulièrement les tâches qui lui sont assignées.

### 1.3.1.3 Les tâches du Superviseur

Rouse propose de découper les tâches de supervision en quatre catégories [ROU 83] qui se décrivent comme suit:

-les tâches de *transition* doivent permettre le changement de mode de fonctionnement sans les problèmes dus à cette transition. L'opérateur doit donc déclencher un certain nombre de procédures appropriées.

-les tâches de *contrôle* et de *surveillance* visent à régler le fonctionnement du système et à déceler les dysfonctionnements pour y remédier ensuite.

-les tâches de *détection de défauts* et de *diagnostic* vont s'avérer nécessaires au déclenchement d'une alarme ou de l'observation d'un fonctionnement anormal du système. Comme dans les tâches de contrôle et de surveillance, l'opérateur doit déceler les dysfonctionnements. Mais, alors que précédemment nous avions affaire à une tâche de fond, ici la tâche est ponctuelle.

-les tâches de *compensation* et de *reprise de défauts* ont pour objectif de minimiser la répercussion d'un incident sur le fonctionnement du système. Cela peut consister à arrêter l'activité de la partie du système concernée par l'incident afin de pallier le problème et réinitialiser cette partie. L'opérateur peut aussi décider une tâche de transition assurant un changement de mode de fonctionnement qui rétablira progressivement une activité normale pour le système.

Nous constatons que la classification des tâches proposée par Rouse découpe le travail de l'opérateur dans le temps. Effectivement, chaque tâche décrite ci-dessus peut être exécutée à son tour et peut en induire une autre à son aboutissement ou générer une sous-tâche lors de son déroulement. Le découpage des tâches suivant leur rôle préconisé par Sheridan apporte une autre dimension aux tâches de Rouse en considérant les parts de contrôle, de surveillance et de décision contenues dans chacune d'elles. En effet, il ne faut pas confondre les notions de contrôle et surveillance considérées par Rouse avec celles proposées par Sheridan. Rouse les considère comme des tâches de fond alors que Sheridan parle de rôles.

Cependant un rôle important du Superviseur n'a pas été abordé dans les précédentes suggestions, celui de gestionnaire des connaissances. Le Superviseur doit être la mémoire du système, car il aura à rendre des comptes au travers de la rédaction du rapport de fin de mission.

Le concept de supervision et les tâches induites par ce concept ayant été explorés, nous allons à présent appliquer ces démarches au système de Téléopération.

#### 1.3.1.4 La Supervision en Téléopération

Nous constatons aisément que la vision de Sheridan d'un système semi-automatisé peut correspondre à un système de Téléopération. Cela requiert simplement un certain nombre de spécifications. Premièrement, nous mettrons en avant le fait que le nombre de tâches exécutées dans le milieu esclave en Téléopération se réduit à la tâche effectuée par le Télémanipulateur. Ensuite, dans le cadre de la Téléopération, la présence humaine dans le système ne se restreint pas au superviseur. Une seconde présence humaine est tenue par l'opérateur de Téléopération. Il faut donc tenir compte de la possibilité d'un dialogue direct entre les deux hommes qui échappera au calculateur central (cf. figure 1.5: *Les éléments d'un système de Téléopération avancée*). Mais la principale différence entre le domaine d'application de Sheridan et la Téléopération réside dans la possibilité et même la nécessité pour la Téléopération de faire varier dans le temps le *degré d'automation* du système. Ceci induit une évolution de la Supervision en fonction de ce degré d'automation, comme nous le suggère la section 1.3.1.2: *Les types de supervision*.

Pour utiliser le modèle de Supervision de Sheridan dans le cadre de la Téléopération, il convient de rappeler la présence des deux acteurs humains dans le système de Téléopération que sont le Superviseur et l'Opérateur. Sheridan ne les distingue pas du fait de l'application de son contrôle au domaine de la Télérobotique. Dans un premier temps, nous pouvons émettre l'idée que l'Opérateur de Téléopération assume le rôle de contrôleur en agissant directement ou indirectement sur le milieu d'exécution de la tâche. Le Superviseur, quant à lui, doit surveiller le système et décider le choix des options.

Mais cette hypothèse simplificatrice semble ne plus être envisageable lorsque nous regardons d'un peu plus près l'organisation du système de Téléopération. Par exemple, une règle importante à respecter pour le bon fonctionnement du système consiste à impliquer l'opérateur de

Téléopération dans les prises de décision. Il ne doit pas être réduit à un rôle «d'exécutant», et doit comprendre les tâches et connaître leurs buts pour se sentir motivé. Aussi, même si le Superviseur est le principal décideur, l'Opérateur l'assiste dans ses prises de décision.

Vis-à-vis du rôle de surveillance, le Superviseur a pour mission de scruter le système globalement. En outre, l'Opérateur étant concentré sur la zone d'exécution de la tâche et réalisant lui-même la supervision de cette zone, le Superviseur en inspecte les alentours. De ce fait, la fonction de surveillance se partage en une surveillance globale pour le Superviseur et locale pour l'Opérateur.

Il reste que le contrôle est pour sa plus grande part l'affaire de l'Opérateur. La T.A.O. va simplement apporter quelques fonctionnalités qui vont demander un contrôle de la part du Superviseur, comme le réglage de caméras.

Nous allons maintenant étudier la Téléopération vis-à-vis de la classification des tâches proposée par Rouse pour constater, là aussi, que la répartition entre Opérateur et Superviseur n'est pas immédiate.

Concernant les tâches de transition, le Superviseur propose à l'Opérateur une planification du travail à effectuer. Mais, pour que le travail se déroule de façon idéale, le Superviseur doit obtenir le consensus de l'Opérateur pour parvenir à le motiver, comme nous l'avons établi précédemment. L'Opérateur réalise ensuite cette planification sous la surveillance du Superviseur.

Les tâches de contrôle et de surveillance se répartissent entre le Superviseur et l'Opérateur. L'Opérateur est chargé de la conduite du bras maître et de surveiller ses actions dans le secteur particulier où il fait évoluer le bras maître. Le Superviseur régle les outils assurant la supervision (caméra, haut-parleur,...) et veillera plus largement sur l'exécution de la tâche.

Pour la détection de défauts et le diagnostic, une aide mutuelle entre le Superviseur et l'Opérateur est idéale. Par un dialogue assurant l'échange de leur expérience réciproque, l'Opérateur aide le Superviseur à analyser dans les meilleures conditions le problème rencontré.

Enfin les tâches de compensation et de reprise de défauts requièrent de la part du Superviseur des propositions d'actions et une étude a priori de leurs répercussions sur les défauts. L'Opérateur doit vérifier sur la tâche la validité de ces prédictions. Nous résumerons en mettant en avant le fait que le Superviseur prend en compte les buts visés et l'Opérateur s'assure du respect du contexte.

La classification des tâches que nous venons d'explorer est dédiée au travail en-ligne que doivent assumer les acteurs humains. Or, il ne faut pas oublier que la mission de Téléopération nécessite un gros travail de préparation (hors-ligne) qui n'entre pas dans la classification décrite ci-dessus. Ce travail préparatoire sera détaillé dans la section 2.1.1: *Classification des tâches de Téléopération*.

Dans la section suivante, l'accent sera mis sur le rôle de décision en Supervision. Nous en préciserons les structures afin de concevoir et de lui soumettre une aide à la décision pertinente.

### **1.3.2 La Décision en Supervision**

Préciser le rôle de Décision en Supervision demande, dans un premier temps, de définir qui est le Décideur et les formes de décision à prendre. Aussi, dans la section suivante, nous n'allons pas chercher à étudier le contenu des décisions que doit prendre le Superviseur (cette question sera abordée dans la section 2.1: *Décider de la planification en Téléopération*), mais nous allons plutôt observer leur organisation afin d'y adapter l'aide à la décision requise.

#### 1.3.2.1 Place de la Décision en Téléopération

Pour résumer les développements des sections précédentes, nous conviendrons que le rôle de Décideur d'un système de Téléopération sera tenu par le Superviseur. Il cherchera l'adéquation de l'Opérateur vis-à-vis des décisions qu'il prendra. Ces décisions porteront sur le choix des options à adopter dans la planification pour la réalisation d'une tâche, sur la nécessité de juger la validité du déroulement de cette réalisation, et enfin sur la définition d'une réaction en cas d'anomalie. Ces prises de décisions seront guidées par son expérience et celle de l'Opérateur qu'il supervise, mais aussi par des directives d'instances supérieures.

A présent, il nous faut regarder de façon plus détaillée la configuration des décisions prises, en vue d'en déduire les éléments requis pour l'aide à la décision.

## 1.3.2.2 Les formes de la Décision

Fiori et Richardson positionnent la décision chez l'homme entre deux entités fonctionnelles que sont l'activité sensorielle et l'activité physique [FIO 85]. Ils montrent ainsi que l'homme décisionnel utilise les informations venant de l'homme sensoriel pour choisir une action qu'effectuera l'homme physique. Ces relations sont détaillées dans la figure 1.10: *L'opérateur humain selon Fiori et Richardson*.

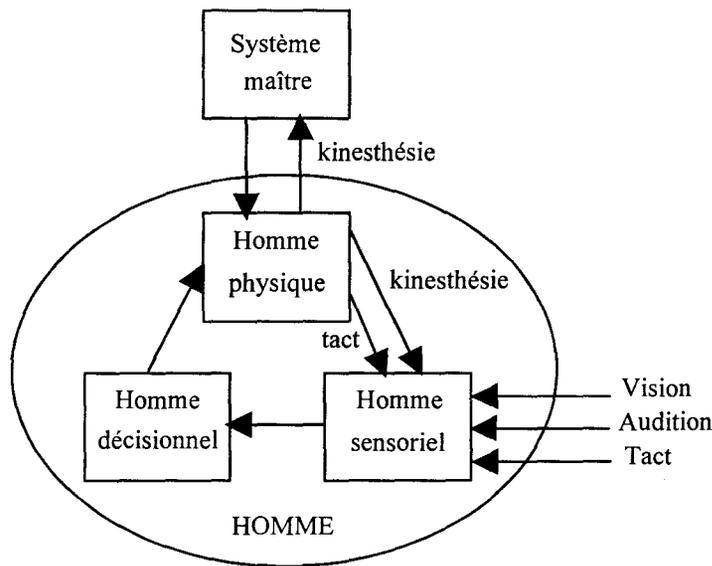


Figure 1.10: *L'opérateur humain selon Fiori et Richardson [FIO 85]*

Ceci correspond effectivement aux principes de base exploités dans les théories de l'aide à la décision (cf. Section 1.2.2: *Structure d'un système d'aide à la décision*): on élabore des critères à partir d'informations diverses pour en déduire le choix d'une alternative.

Rasmussen va plus loin dans l'étude du comportement humain en élaborant un modèle à trois niveaux du comportement cognitif de l'homme (figure 1.11: *Modèle des comportements cognitifs humains*).

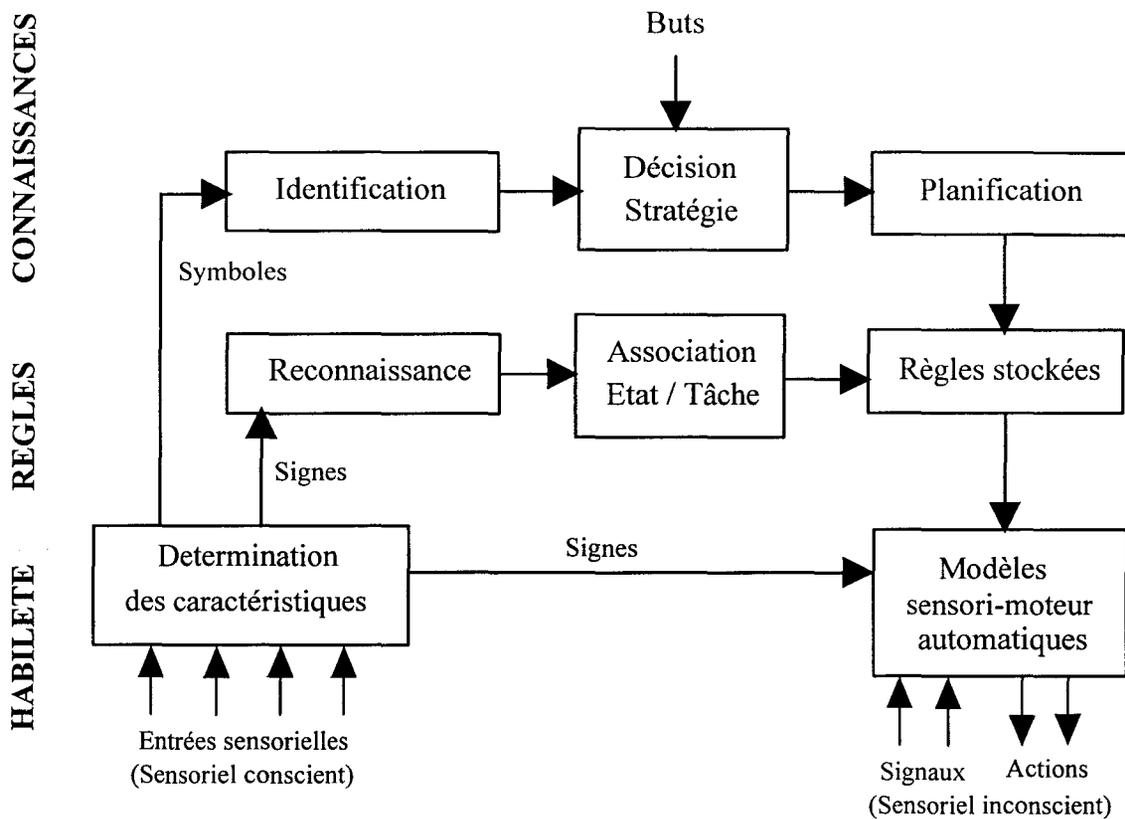


Figure 1.11: Modèle des comportements cognitifs humains [RAS 83]

Le niveau le plus bas concerne le comportement faisant appel à l'habileté de l'homme (skill based behavior). C'est-à-dire que l'homme ne fait que réagir à des stimuli par des réflexes. Pour ce niveau, il n'y a aucune réflexion de la part de l'homme. Même si la réaction de l'homme est consciente, elle n'est pas pensée mais provient d'une habileté naturelle ou apprise.

Au second niveau, l'homme adopte un comportement basé sur des règles (rule based behavior). Il cherche, dans un premier temps, à reconnaître une situation à laquelle il pourra, dans un second temps, associer une tâche inférée par une règle applicable à cette situation. La réflexion consiste en l'extraction des valeurs de certains paramètres de l'état du système pour les comparer aux valeurs requises par les règles. Les règles proviennent de différentes sources telles que l'expérience personnelle, les consignes ou même des documents divers.

C'est le dernier niveau qui sollicite le plus d'analyse de la part de l'homme car ce niveau s'organise autour de la connaissance acquise par l'homme (knowledge based behavior). L'homme doit étudier la situation, non plus en constatant simplement son état, mais en considérant des buts

fixés. Il en dégage une planification à plus ou moins long terme. L'homme doit conceptualiser le système afin d'en prédire les réactions.

Concernant la décision, ce sont les deux niveaux supérieurs qui nous intéressent. En effet, ils correspondent à deux comportements rencontrés dans la prise de décision:

- appliquer une règle
- appliquer une stratégie

La perspective d'appliquer une stratégie rejoint les idées émises dans l'élaboration des systèmes d'aide à la décision (cf. section 1.2.2.3: *Stratégies et préférences*). L'application de règles correspondrait plus particulièrement aux *systèmes d'Intelligence Artificielle*.

Les prises de décision du superviseur apparaissent donc en partie modélisables. Il nous faut à présent en dégager l'intérêt et explorer leurs limites.

### **1.3.3 L'aide à la décision en Téléopération**

#### 1.3.3.1 Intégration de l'aide à la décision dans le système de Téléopération

L'étude qui suit porte sur l'implémentation de l'aide à la décision dans un système de Téléopération. Comme nous avons maintenant établi que l'aide à la décision cherche à imiter les prises de décision du Superviseur, il nous reste à définir le type de coopération que nécessite le système de Téléopération. En effet, il existe deux conceptions de la coopération homme/machine. Nous pouvons envisager une coopération dite horizontale et une coopération dite verticale [MIL 88].

La coopération horizontale donne une part d'initiative à la machine. La machine peut décider de conduire une action sans avoir besoin de l'accord de l'homme. Ainsi l'homme et la machine travaillent côte à côte sans rapport hiérarchique apparent. Dans le cadre de l'aide à la décision en Téléopération, cela signifie que, pour ce type de coopération, le système d'aide à la décision propose des actions concernant le travail de l'Opérateur dans le système de Téléopération, sans consulter le Superviseur.

La coopération verticale, quant à elle, laisse à l'homme l'entière responsabilité des actions sur le système. Dans ce cas, avant d'entamer toute action, la machine doit en référer à l'homme qui donne son approbation concernant l'exécution de cette action. C'est-à-dire que, dans le cadre de l'aide à la décision en Téléopération, le système d'aide à la décision conseille le Superviseur sur les décisions à prendre. Le Superviseur conserve ainsi le «dernier mot» et c'est lui qui transmet les consignes d'action à l'Opérateur. Cette coopération est celle que nous adopterons pour le système de Téléopération (figure 1.12: *L'algorithme d'aide à la décision dans un système de Téléopération*). Nous discuterons de ce choix dans la section 1.3.3.3: *Les dangers de l'aide à la décision*.

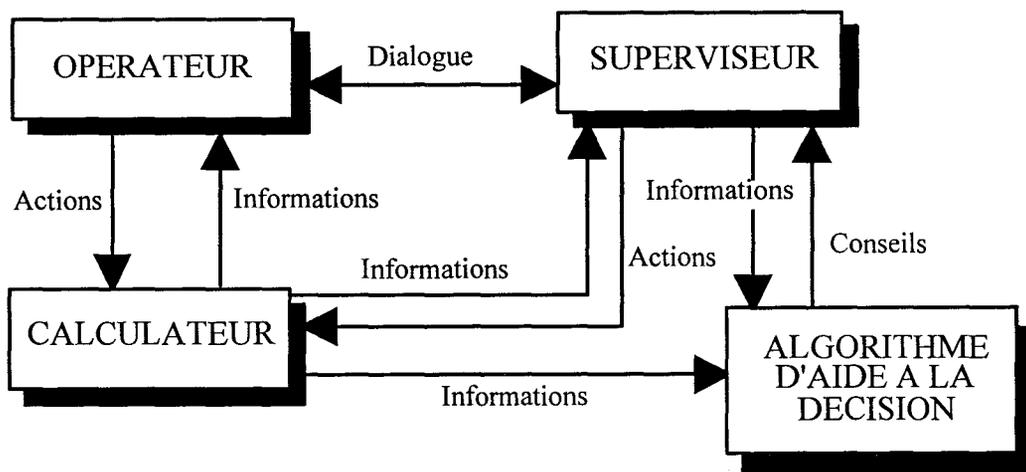


Figure 1.12: *L'algorithme d'aide à la décision dans un système de Téléopération*

Après avoir réfléchi sur l'implantation de l'aide à la décision dans la Téléopération, nous sommes amenés tout naturellement à en montrer les apports.

### 1.3.3.2 L'apport de l'aide à la décision

L'apport d'une aide dans un système est bien sûr motivé par la perspective d'accroître la *Performance* du système. Nous devons donc nous demander ce qu'est la Performance d'un système de Téléopération et en quoi l'aide à la décision va l'améliorer.

Cette notion de Performance d'un système de Téléopération sera approfondie dans la deuxième partie: *Les Critères pour la Téléopération*. Nous allons focaliser l'étude de cette performance relativement au Superviseur.

Un Superviseur performant est un Superviseur prenant les bonnes décisions. Lorsque le Superviseur prend une mauvaise décision, cette erreur peut provenir de différentes sources. Elle peut être due à un raisonnement erroné, un oubli ou simplement une «gaffe» de sa part [RAS 89]. Feggetter propose une classification des erreurs humaines sous trois grands items: les erreurs cognitives, les erreurs engendrées par le contexte social et les erreurs situationnelles [FEG 82]. Chacun de ces items contient plusieurs classes d'erreurs. Or, nous retrouvons bon nombre de ces idées dans la classification de Leplat concernant les indices qui influencent la charge de travail que peut fournir un opérateur humain [LEP 85]. Il parle de facteurs psychologiques, sociaux, anatomiques et physiologiques. En plus des notions similaires à la classification de Feggetter, il ajoute des facteurs liés aux exigences de la tâche. Il existerait donc un rapport entre la performance d'un système et la charge de travail que peut fournir l'opérateur humain du système.

Tulga et Sheridan mettent en avant cette relation au travers d'une expérience sollicitant de la part d'un opérateur humain la réalisation de certaines tâches. Ils cherchent ainsi à établir la performance comme une fonction de la charge de travail [TUL 80]. Relativement à la Téléopération, nous acceptons l'hypothèse d'un modèle en U pour la fonction de la performance par rapport à la charge de travail comme le préconise Johannsen [JOH 79]. Cette courbe résume les tendances de la Performance vis-à-vis de la charge de travail pour des systèmes homme/machine soumettant des situations multi-tâches à l'opérateur humain (figure 1.13: *La performance en fonction de la charge de travail*).

En conséquence, compte tenu de cette forme en U renversé pour la courbe de la Performance, nous allons chercher à éviter les deux situations extrêmes que constituent la sous-charge et la sur-charge de travail.

La sous-charge de travail provoque une dissipation de la vigilance chez l'homme du fait qu'il ne se sent plus impliqué et donc plus nécessaire dans le système. Il s'ennuie et n'est plus attentif. Des événements importants peuvent par conséquent lui échapper.

Au contraire, la sur-charge de travail déroute l'homme par des exigences trop fortes. Cette situation produit une augmentation du nombre d'erreurs que peut commettre l'homme. Cela l'oblige à prendre des raccourcis pas toujours réfléchis afin d'achever plus rapidement une tâche. Il apparaît un stress qui détériore la qualité du travail réalisé.

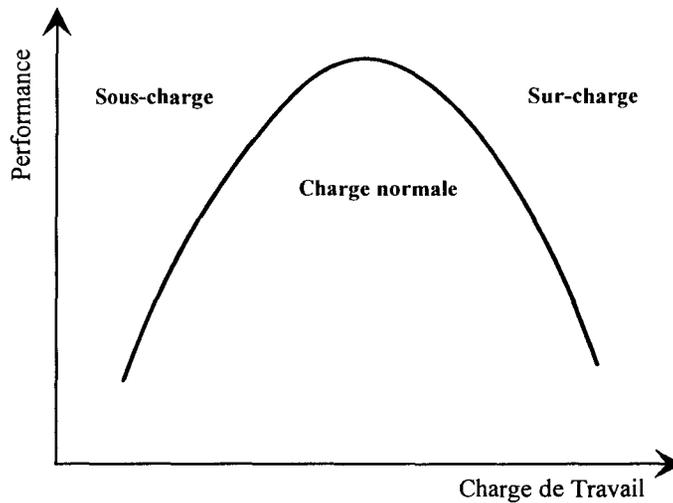


Figure 1.13: La performance en fonction de la charge de travail

C'est pourquoi, l'aide à la décision joue un grand rôle dans ces deux cas. Pour la sous-charge de travail, elle permet au Superviseur de prendre conscience d'un éventuel écart important entre la décision préconisée par le système d'aide à la décision et la décision qu'il voudrait prendre. Cette différence doit déclencher chez le Superviseur le besoin de réanalyser l'état du système plus attentivement: on réveille le Superviseur. Cet écart conduira le Superviseur à réviser son jugement s'il admet une erreur de sa part ou à ajuster les paramètres du système d'aide à la décision s'il constate que c'est le système qui se trompe (ajustement de certains paramètres du système d'aide à la décision). En cas de sur-charge de travail, le Superviseur doit faire confiance au système d'aide à la décision pour certaines décisions. Le Superviseur se charge des décisions les plus importantes et laisse les autres à la machine: on pare au plus pressé en faisant confiance à l'aide à la décision pour le reste. Mais, au delà des deux situations précédentes, l'aide à la décision peut jouer un rôle important dans une situation de charge de travail normale. Elle peut notamment constituer un tuteur pour le Superviseur débutant.

Mais l'implémentation de l'aide à la décision dans tout système homme/machine peut comporter certains risques pour le système, dont il faut être conscient, comme nous allons le voir ci-dessous.

### 1.3.3.3 Les dangers de l'aide à la décision

Nous parlerons ici de dangers afin de mettre en avant l'idée que l'aide à la décision pourrait, dans certaines circonstances, aller à l'encontre de son principal but en devenant une source d'erreurs plutôt qu'un outil d'assistance. L'aide à la décision, en cherchant préalablement à épauler l'homme, le tromperait alors et le pousserait finalement à provoquer un accident.

Le premier danger peut découler d'un conflit qui surviendrait entre l'homme et la machine lors de la communication à l'Opérateur de l'action souhaitée par le Superviseur. En fait, en introduisant l'aide à la décision au niveau de la supervision, il faut tenir compte de la coexistence des deux centres de décision que constitueront l'homme et la machine [FIO 85]. Aussi il est nécessaire de se demander si l'Opérateur doit écouter le Superviseur ou l'algorithme d'aide à la décision. Or, pour ménager d'un point de vue psychologique l'Opérateur, il ne semble pas souhaitable d'exiger de la part de l'Opérateur d'être épisodiquement attentif, soit au Superviseur, soit à l'algorithme. Aussi nous avons choisi une hiérarchie clairement prononcée entre l'homme et la machine, en établissant le Superviseur comme unique interlocuteur de l'Opérateur. Le Superviseur consultera l'algorithme d'aide à la décision pour déterminer la décision définitive qu'il communiquera à l'Opérateur.

Il reste à définir précisément la coopération entre le Superviseur et l'algorithme pour l'élaboration de la solution transmise à l'Opérateur. Dans la section précédente, nous avons introduit les statuts de Superviseur expérimenté et de Superviseur novice, soulignant les différences dans leur coopération avec l'algorithme d'aide à la décision. Nous allons maintenant préciser ces statuts et signaler les dangers de cette coopération avec l'algorithme.

Le Superviseur que l'on nommera Expert doit être capable de prendre de bonnes décisions (décisions qui optimisent la performance du système) dans tous les cas de figure. De plus, il doit être constant en prenant toujours les mêmes décisions pour une situation particulière, afin d'ajuster correctement l'algorithme sur son jugement et obtenir une convergence dans les décisions produites par le Superviseur et l'algorithme. Hélas, il se révèle difficile d'exiger de la part du Superviseur une stabilité stricte et donc l'algorithme ne peut devenir le reflet rigoureux du Superviseur. La méthode d'aide à la décision doit tenir compte de ces aléas.

Le Superviseur novice, quant à lui, n'est pas totalement fiable. Il va donc falloir fournir un modèle à l'algorithme que le novice devra s'efforcer de comprendre en vue d'améliorer ses prises de décision. Le problème à présent est d'appliquer un modèle qui lui correspond. En effet, chaque Superviseur a ses propres traits de personnalité tels que «plus ou moins le goût de l'initiative». Si une certaine correspondance n'est pas respectée, le novice ne se reconnaîtra pas dans le modèle et par conséquent il n'affinera pas son jugement.

Un autre danger réside dans le dynamisme du système global qui peut être source de glissements non souhaités du système. Nous pouvons notamment voir une évolution dans le temps du comportement du Superviseur face au système d'aide à la décision.

Par exemple, ce qui devait être à l'origine une simple aide peut se transformer en un assistantat. Dans cette situation, le Superviseur devient entièrement dépendant et va même progressivement céder à l'aide à la décision toutes les prises de décision touchant au système, se faisant finalement complètement remplacer. Si le but est de remplacer l'homme, il faut que cet objectif soit explicitement exprimé dès le départ.

Au contraire, le Superviseur peut purement et simplement ignorer le système d'aide à la décision en ne consultant plus la solution préconisée par l'algorithme. Dans ce cas, le Superviseur n'accorde aucun crédit à l'algorithme.

Pire encore est la situation pour laquelle le Superviseur a tendance à prendre le contre-pied de la solution proposée par l'algorithme. Ainsi le Superviseur manifeste son hostilité à l'introduction de la machine dans un domaine qui lui était jusqu'alors réservé. Nous constatons dès lors l'importance de l'acceptation de l'algorithme par le Superviseur.

Pour notre application, la solution la plus efficace demeure dans une réelle coopération entre l'homme et la machine, où chacun reste maître de son rôle, l'homme conservant son sens critique vis-à-vis de la solution préconisée par l'algorithme d'aide à la décision et l'algorithme offrant la possibilité d'améliorer ses résultats. Il faut donc trouver le moyen de maintenir cet équilibre en rendant le système d'aide à la décision attrayant, mais aussi d'une certaine manière criticable. La problématique descriptive (P.δ) présentée dans la section 1.2.2.4: *Le choix* est une solution. Aussi l'algorithme ne doit pas proposer une solution brute mais y ajouter un minimum d'explications la justifiant.

## **Conclusion de la Première Partie**

Dans cette première partie, nous avons posé les bases de notre problématique.

Ainsi, dans un premier temps, nous avons défini le système de Téléopération et sa structure. Retenons que nous nous intéresserons plus particulièrement à un système de T.A.O. C'est-à-dire que nous considérerons un système composé d'un opérateur humain conduisant un bras maître. Ce bras maître dirigera un bras esclave au travers d'un calculateur. Un superviseur humain observera les actions entreprises par l'homme et la machine.

Nous avons ensuite étudié les fondements de l'aide à la décision. Nous savons désormais que, pour construire une méthode de décision, il faut préciser les actions à choisir et les critères permettant ce choix, évaluer les critères, connaître les préférences du décideur et, finalement, clarifier la procédure menant des évaluations des critères et des préférences du décideur à l'action à choisir.

Enfin le décideur d'un système de Téléopération est bien le Superviseur de ce système. Il aura à prendre un certain nombre de décisions, notamment concernant la planification des tâches et les réactions aux éventuelles erreurs.

A présent, nous pouvons entamer la première étape de l'analyse de la méthode d'aide à la décision, en étudiant les actions à choisir et les critères pertinents pour ce choix en Téléopération.



## **DEUXIEME PARTIE**

# **LES ACTIONS ET LES CRITERES UTILISES EN TELEOPERATION**

- Résumé de la deuxième partie

2.1 Décider de la Planification en  
Téléopération

2.2 Les Critères utilisés en Téléopération

2.3 L'incertitude sur les Critères

- Conclusion de la deuxième partie



## Résumé de la Deuxième Partie

Le Superviseur est le Décideur du système de Téléopération. Aussi, dans une première section (section 2.1), nous allons détailler les décisions qui seront concernées par l'aide à la décision. Après avoir précisé une planification pour le travail prévu (section 2.1.1), l'algorithme d'aide à la décision aura à assister le Superviseur dans son choix d'allocation des tâches (section 2.1.2) dans des situations qui pourront être imprévues ou nouvelles.

Dans la section suivante (section 2.2), nous étudierons les critères à prendre en compte pour l'aide dans l'allocation de tâches. Nous examinerons de façon générale les familles de critères à considérer pour les systèmes homme-machine (section 2.2.1). Nous détaillerons la performance (section 2.2.2) et la charge de travail (section 2.2.3). Nous aborderons les aspects psychologiques (section 2.2.4). Finalement, nous préciserons les critères pertinents pour l'allocation de tâches en Téléopération (section 2.2.5).

Une troisième section traitera du problème de l'incertitude présent dans l'algorithme d'aide à la décision (section 2.3). Nous récapitulerons les types de données transmises à l'algorithme (section 2.3.1) pour en déduire les types d'incertitude générés (section 2.3.2).

## 2.1 Décider de la Planification en Téléopération

La Première Partie nous a amené à préciser le rôle de Décideur du Superviseur à plusieurs reprises. Tout d'abord, dans la section 1.1.3.2: *L'homme impliqué dans le système*, nous avons défini le Superviseur comme «un observateur du déroulement de l'exécution des tâches pour pouvoir en apprécier la bonne marche afin de choisir les stratégies les plus adaptées à la réalisation du travail». Il doit, par conséquent, à partir d'une connaissance du système et du travail à effectuer, choisir une stratégie permettant d'accomplir ce travail. Il réalise donc une première étude de la planification du travail avant le démarrage des opérations. Puis, dès le commencement des opérations, le Superviseur entre dans une phase d'observation pour réagir, si nécessaire, à certaines anomalies, au travers des tâches de transition, de détection de défauts et de reprise de défauts. C'est ce qui est présenté dans la section 1.3.1.3: *Les tâches du Superviseur*. Ces tâches assurent une planification «en ligne» de l'exécution du travail, en alternant phase de surveillance et phase de replanification. Cette alternance prend fin lorsque le travail est achevé.

Nous aurons ainsi à déterminer une planification des tâches à accomplir pour parfaire un travail, en précisant pour chaque tâche leur nature au travers d'une classification, puis la manière de réaliser ces tâches grâce à une allocation. De plus, nous avons établi deux niveaux distincts dans la prise de décision. Aussi nous discuterons des aspects statique (hors-ligne) et dynamique (en-ligne) des prises de décision.

### 2.1.1 Classification des tâches de Téléopération

L'objectif poursuivi par le système de Téléopération est d'accomplir un travail non-répétitif contrairement au travail fourni par une cellule robotique industrielle (cf. section 1.1.1: *Définition de la Téléopération*). Un système de Téléopération doit par nature être capable de réagir à l'imprévu. De ce fait, une planification exhaustive semble difficile à établir. Pourtant un découpage du travail en sous-tâche peut être effectué, l'habileté de l'expert qui définit ce découpage résidant dans l'introduction de l'imprévu dans la définition de ces sous-tâches. Dans ce but, Gravez propose une hiérarchisation au travers d'un découpage du travail en quatre niveaux: la *Mission*, l'*Opération*, la

*Tâche et l'Action* [GRAV 95]. Cette classification permet de définir une arborescence dans l'analyse du travail à mener conduisant à une planification.

#### 2.1.1.1 La Mission

Gravez définit la *Mission* comme le niveau hiérarchique le plus haut de cette classification. C'est-à-dire que le découpage qui suit se rapporte toujours à une Mission. Aussi la Mission commence généralement par une initialisation du système de Téléopération (une introduction et une mise en action du système de Téléopération dans le milieu de travail, s'il n'est pas déjà présent, sinon une simple mise en action) et prend fin avec la remise en état normal du milieu de la mission (par l'extraction de la partie esclave du système de Téléopération du milieu de travail ou par le parquage de la partie esclave si elle doit rester dans le milieu de travail). La Mission doit définir le but ultime à atteindre et, par conséquent, ne décrit le travail à effectuer que de façon très vague. Le plus important à ce niveau réside dans le but poursuivi. La méthode de travail n'est exprimée que sous la forme de contraintes.

A titre d'exemple, nous supposerons que la Mission de récupérer un objet dans l'épave coulée d'un navire est donnée à une équipe de spécialistes. Pour cette mission, l'équipe dispose d'un bathyscaphe télécommandé et une date butoir pour cette recherche leur est imposée. Le but poursuivi est de ramener l'objet à la surface et la contrainte est la date butoir.

Après avoir été définie, la Mission est découpée en différentes *Opérations*.

#### 2.1.1.2 L'Opération

L'*Opération* consiste, comme pour la Mission, en la poursuite d'un but mais cette fois à court terme. Il est ainsi possible dans ce cas de définir de manière plus précise le travail que demande cette opération. Nous nous apercevons alors qu'une Mission est une suite d'Opérations qui se succèdent en visant à atteindre le but de la Mission. Aussi une Opération prend place dans un processus d'enchaînement en récupérant le milieu esclave dans l'état laissé par l'opération

---

précédente et cherchant à atteindre un état de ce milieu qui permette la réalisation de l'opération suivante.

Pour notre exemple du bathyscaphe, une Opération pourra consister à percer un trou dans le navire afin de pénétrer à l'intérieur.

Cette étude entre dans la préparation hors-ligne de la Mission et définit des points de repères considérés comme invariants au cours de la Mission (sauf découverte d'un très grave imprévu, mais dans ce cas, c'est la Mission entière qui est compromise). Ces points de repères constituent des étapes d'où découlent les opérations.

Le niveau suivant de la classification décompose les Opérations en *Tâches*.

#### 2.1.1.3 La Tâche

Une Tâche définit clairement le travail à effectuer et les moyens à mettre en oeuvre pour y parvenir. De plus, contrairement aux opérations, les Tâches ne pourront être planifiées de façon définitive lors de l'étude hors-ligne. En effet, à ce niveau, des imprévus peuvent survenir exigeant une replanification des Tâches. C'est ce que nous avons précédemment intitulé «tâches de reprise de défauts du Superviseur». Ce découpage est donc étudié a priori, mais peut être remis en question par le Superviseur au moment de son exécution par l'Opérateur.

Pour notre exemple, le bathyscaphe devant percer un trou devra saisir sa torche à plasma avant de la positionner et de découper la tôle. Mais, auparavant, il aura peut-être à dégager les environs en déplaçant des objets afin de travailler correctement, ceci ne pouvant être étudié en détail que sur place. Ces tâches constituent autant d'étapes de l'Opération «percer un trou».

Au niveau le plus bas de la classification, nous trouvons enfin les *Actions*, formant le découpage élémentaire de la *Mission*.

#### 2.1.1.4 L'Action

Les *Actions* sont les éléments de base du découpage du travail. Elles proviennent

directement de l'application de procédures prédéfinies et testées auparavant. Elles consistent en l'activation de programmes ou de commandes spécifiques entre maître et esclave, demandant des détails d'implémentation précis.

Il peut s'agir par exemple d'un déplacement du bras esclave du bathyscaphe d'un point à un autre. Cette action appelle donc une procédure à laquelle il faut fournir la trajectoire de ce déplacement.

La définition du découpage en Actions a priori n'est pas envisageable, car ce découpage est fortement lié aux conditions du moment. De plus, pour un Superviseur expérimenté, ce découpage est en général immédiat au moment de l'exécution de l'Opération, car nous arrivons à un niveau où les actions sont suffisamment élémentaires pour supprimer une grande part d'ambiguïté. Aussi ce découpage est amené à être étudié sur le terrain lors du déroulement de la Mission. Néanmoins, en guise de préparation, le Superviseur et l'Opérateur doivent subir un entraînement sévère leur apprenant à réagir correctement dans toute situation.

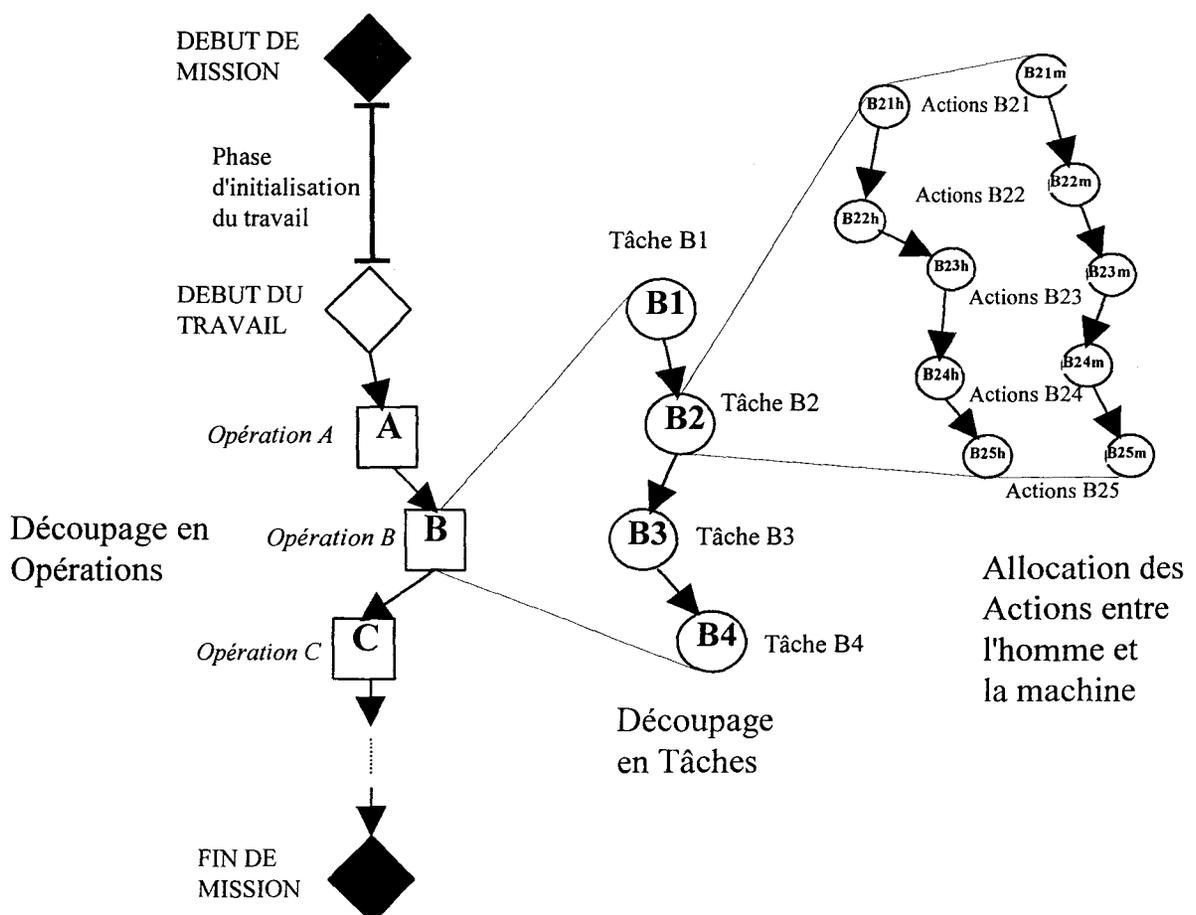


Figure 2.1: Le déroulement d'une mission de Téléopération

La figure 2.1: *Le déroulement d'une mission de Téléopération* résume le découpage proposé ci-dessus. Nous voyons la mission découpée en plusieurs Opérations (Opération A, Opération B, Opération C, etc...), elles-mêmes découpées en Tâches (Tâches B1 à B4 pour l'Opération B), pour finalement aboutir à l'allocation d'actions entre l'homme et la machine (allocation des actions B21h à B25h pour l'homme et des actions B21m à B25m pour la machine dans le cadre de la tâche B2).

Nous constatons que, partant d'un but clairement défini (l'objectif de la mission), le découpage ci-dessus doit nous permettre d'aboutir aux actions élémentaires que doivent exécuter l'homme et la machine pour parvenir à ce but. Il nous faut maintenant déterminer comment élaborer ce découpage en utilisant au mieux les ressources du système de Téléopération. C'est ce que nous allons appeler l'*allocation de tâches*.

## 2.1.2 Allocation de tâches

### 2.1.2.1 Définition de l'allocation de tâches

L'*allocation de tâches* cherche à tenir compte de certains facteurs propres au système à commander pour établir une planification des tâches à effectuer garantissant la meilleure utilisation de ce système. Cette allocation est de ce fait une des principales fonctions du Superviseur.

Dans le cadre d'un système de Téléopération, la principale nécessité de l'allocation de tâche provient de la caractéristique que possède le système de Téléopération de faire coopérer l'homme et la machine. De ce fait, le Superviseur doit leur allouer une part du travail sous forme d'actions à exécuter. Or, comme le montre la figure 2.1: *Le déroulement d'une mission de Téléopération*, la détermination de ces actions dépend de deux autres niveaux que sont le découpage de la mission en tâches puis en opérations. C'est pourquoi le Superviseur doit, dans un premier temps, identifier la tâche que doit réaliser le système au sein de l'opération du moment, puisque, malgré une étude préliminaire qui tend à définir le travail à effectuer a priori, les tâches peuvent nécessiter une re planification en cours de réalisation de la mission. Cette identification accomplie, le Superviseur peut allouer les actions à l'homme et à la machine.

Cette différenciation entre l'homme et la machine est aussi très importante vis-à-vis des facteurs à prendre en compte pour éclairer l'allocation car ceux-ci varient de l'un à l'autre. Pour la machine, les facteurs doivent identifier la *performance* que l'on peut attendre de la machine suivant les choix de l'allocation. La performance de l'homme n'est pas uniquement considérée. La notion de *charge de travail* intervient fortement dans l'évaluation de l'homme face à la machine. Il est primordial de prendre en considération le fait que l'homme n'est pas intangible et qu'il peut adapter sa capacité de travail alors que celle de la machine est constante. L'homme a aussi besoin d'être ménagé afin de gérer ses performances. Or, si l'allocation de tâche ne se préoccupe que de la performance de l'homme, elle ne régit l'homme qu'à court terme sans voir le compromis à trouver dans ce cas entre performance et charge de travail. Les recherches menées actuellement tendent à élargir le concept de charge de travail à un concept de «ressenti du travail» par l'opérateur, en introduisant notamment les notions de confiance de l'opérateur [LEE 94]. Nous développerons ces aspects dans la section 2.2: *Les critères de la Téléopération*.

Il reste à présent à préciser l'organisation de cette allocation. Nous avons vu dans la section 1.3.3.1: *Intégration de l'aide à la décision dans le système de Téléopération* que nous pouvons concevoir l'organisation de l'aide à la décision de deux façons, au moyen d'une coopération verticale ou d'une coopération horizontale. De la même manière, nous pouvons concevoir une allocation verticale et une allocation horizontale.

#### 2.1.2.2 Allocation verticale et allocation horizontale

L'allocation verticale désigne l'homme comme acteur principal. Dans cette organisation, l'homme exécute entièrement le travail, la machine ayant pour fonction de l'assister. Ainsi le calculateur a pour tâche de surveiller le déroulement des opérations, dans le but de déclencher une alarme en cas d'anomalie afin d'avertir l'opérateur de son erreur et de l'aider à diagnostiquer cette erreur.

Dans cette situation, le travail accompli par le calculateur ne porte pas directement sur le processus à gérer mais concerne la surveillance complétant l'auto-surveillance de l'opérateur.

La seconde solution pour organiser l'allocation consiste en une allocation horizontale. Pour

cela, le travail effectif à réaliser va se partager entre l'homme et la machine. Ils vont donc travailler chacun de leur côté.

Millot propose une organisation respectant cette idée qui se trouve résumée par la figure 2.2: *Allocation horizontale* [MIL 87]. Un répartiteur des tâches va attribuer une part de travail au calculateur (variable  $C$ ) et une autre part à l'opérateur (variable  $H$ ) afin de produire les commandes provenant du calculateur (variable  $U_c$ ) et de l'homme (variable  $U_h$ ) vers le procédé. Pour être élaborée, cette répartition nécessite une évaluation des performances du procédé (variable  $\epsilon$ ) et de la charge de travail de l'opérateur (variable  $WL$ ).

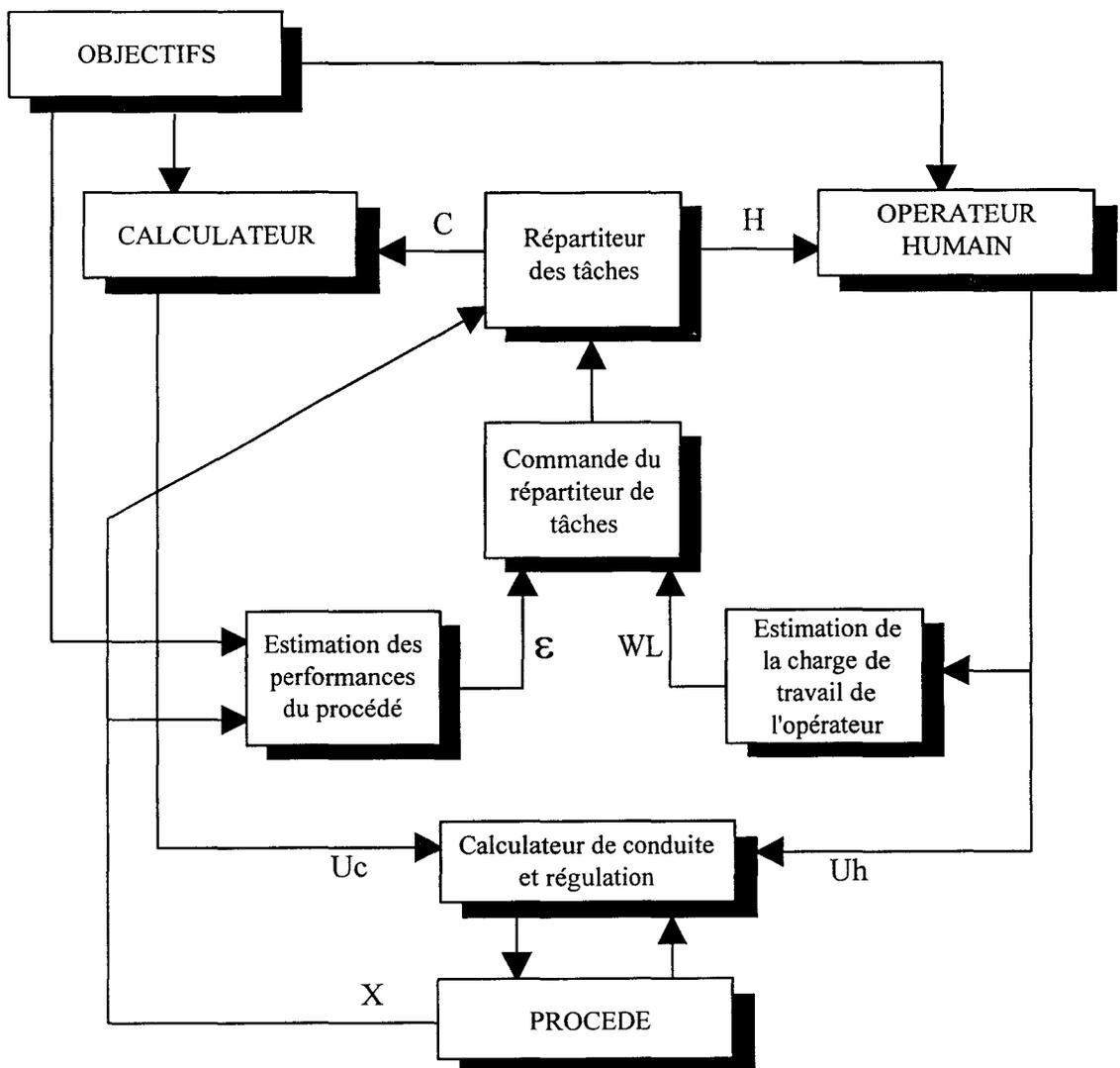


Figure 2.2: Allocation horizontale (d'après Millot [MIL 87])

Dans le cadre de la Téléopération, nous nous intéressons plus particulièrement à ce second modèle. La section 1.1.3: *Structure d'un système de Téléopération Assisté par Ordinateur* met en évidence la coopération horizontale envisagée entre l'opérateur et le calculateur, puisque nous avons la possibilité de moduler le mode de commande du Télémanipulateur. De ce fait, nous pouvons prévoir différentes répartitions du travail entre l'homme et la machine. En outre, le Superviseur du système de Téléopération est le répartiteur des tâches. Cette configuration correspond donc à une *Répartition Explicite* [MIL 87].

Ayant caractérisé la structure de la répartition, nous allons étudier la mise en oeuvre du processus de répartition en explorant les caractéristiques *statiques* et *dynamiques* de la méthode.

### 2.1.2.3 Allocation statique et allocation dynamique

L'allocation *statique* des tâches répartit a priori le travail et de façon définitive, c'est-à-dire dans la perspective de ne pas avoir à modifier cette allocation jusqu'à l'achèvement du travail, et ce, quelle que soit l'évolution de l'état du système. L'allocation est examinée et convenue lors d'une étude préalable tenant compte uniquement de l'état du système avant le commencement de toute opération.

L'allocation *dynamique* des tâches, quant à elle, permet par nature de modifier l'allocation des tâches en cours d'exécution moyennant quelques précautions. Dans ce cas, l'état et l'évolution de l'état du système sont en permanence examinés afin de remettre en question l'allocation si nécessaire. C'est pourquoi cette allocation autorise la prise en compte de l'impondérable, puisqu'elle peut réagir «en temps réel».

Ces deux concepts de l'allocation de tâches nécessitent différentes techniques de mise en oeuvre, utilisant divers critères qu'il faudra évaluer.

Pour une allocation statique, nous allons nous intéresser à la nature de la tâche à réaliser pour dégager des critères amenant un choix tranchant nettement en faveur de l'homme ou de la machine. Pour cela, une analyse de la tâche à réaliser effectuée en collaboration avec différents spécialistes (ergonomes, etc...) doit dégager les aptitudes requises par cette tâche. Pour chacune

d'elles, il convient de déterminer à qui, de l'homme ou de la machine, elles correspondent le mieux. A titre d'exemple, nous citerons le tableau proposé par Kantowitz et Sorkin. Ils répertorient et caractérisent les aptitudes respectives des deux acteurs du système sous quatre rubriques: saisie de données, traitement de données, transmission de données et propriétés économiques [KAN 86]. A partir d'un tableau comme celui-ci, il reste à déduire la compétence de l'homme et de la machine en fonction des caractéristiques de la tâche. Nous avons désigné cette compétence par *performance* dans la section 2.1.2.1: *Définition de l'allocation de tâches*. Cette technique consiste donc à apprécier si la tâche convient à l'homme ou à la machine. Si la tendance est franche, l'allocation statique a pleinement joué son rôle et l'allocation n'a aucune raison d'évoluer au cours du temps. Par contre, si l'évidence est moins grande, on peut partager la tâche entre l'homme et la machine de manière plus versatile, en faisant intervenir des aspects dynamiques [RIEG 82].

L'allocation dynamique s'applique lorsque la tâche, de par sa nature, laisse une relative liberté dans son accomplissement. Nous pouvons prendre en compte d'autres aspects, pour le choix de l'allocation, que la nature seule de la tâche. C'est ainsi que la charge de travail alloué à l'opérateur intervient pour cette allocation au même titre que la performance [MIL 84]. L'architecture du système d'allocation présenté par la figure 2.2: *Allocation horizontale* correspond à ce concept. La répartition s'effectue à partir de la performance du procédé ( $\epsilon$ ) établie au travers de l'état de ce procédé ( $X$ ) comparé aux objectifs et à partir de la charge de travail de l'opérateur ( $WL$ ) obtenue par l'analyse des commandes transmises au calculateur conduisant le procédé ( $U_h$ ). Cette technique d'allocation nécessite la définition des critères de performance et de charge de travail.

Après avoir évoqué les aspects des méthodes d'allocation de tâches, nous allons dans la section suivante résumer les spécificités induites par la Téléopération.

#### 2.1.2.4 Synthèse de l'allocation pour la Téléopération

Comme il a été défini précédemment, le Superviseur est au coeur du système de Téléopération en tant que Décideur. Pour cela, il doit assumer le rôle de Répartiteur de tâches entre l'Opérateur et la Machine. Le Superviseur gère de cette façon la coopération horizontale entre les deux intervenants du système. Dans son activité, il est supporté par l'algorithme d'aide à la décision

au travers d'une coopération verticale. Cette organisation autour du Superviseur est récapitulée par la figure 2.3: *L'Allocation de tâches en Téléopération*.

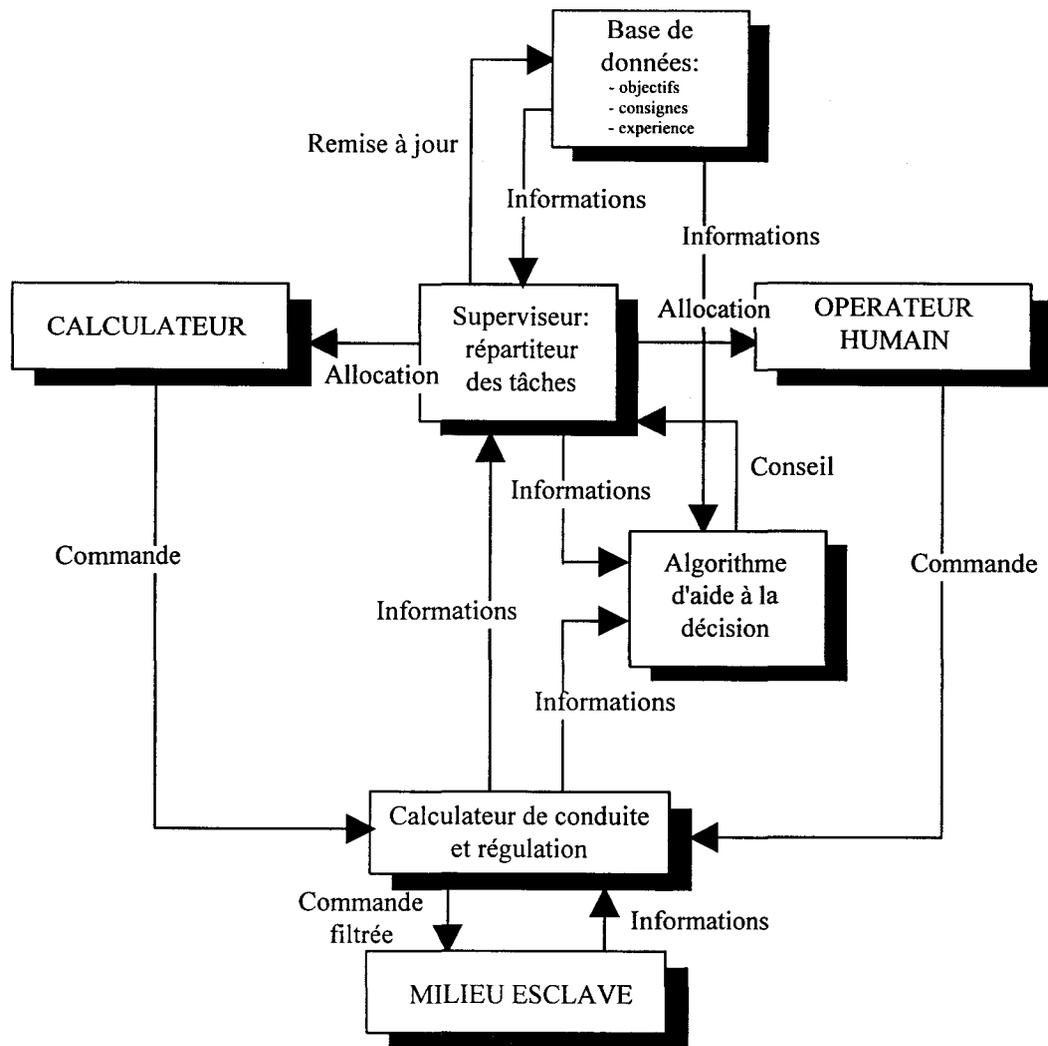


Figure 2.3: *L'Allocation de tâches en Téléopération*

La Téléopération nécessite des perspectives statique et dynamique d'allocation. L'étude préliminaire de la planification fait appel à une allocation statique afin d'établir une préallocation. La replanification en cours de travail s'inscrit dans le cadre de l'allocation dynamique puisqu'il s'agit de définir l'allocation nécessaire au moment présent. Pourtant introduire une aide à la décision n'a pas le même intérêt dans ces deux situations.

Lors de l'étude préliminaire de la planification, le temps n'est pas compté pour cette préparation. Si nous devons concevoir une aide à la décision, elle n'aurait d'avantage sur le

Superviseur que sa capacité à explorer un plus grand nombre de possibilités que ne peut le faire l'homme qui possède une plus faible capacité de traitement de l'information. L'aide au Superviseur serait un algorithme permettant d'explorer exhaustivement toutes les possibilités de l'allocation pour évaluer la meilleure et ceci sans contrainte de temps réel.

Pour la replanification, les choses sont différentes. Dans ce contexte, les décisions doivent être prises sur le vif. Il faut par conséquent aller très vite et nous pouvons être confrontés à des situations extrêmes de stress ou d'inactivité qui vont justifier l'assistance au Superviseur (cf. Section 1.3.3.2: *L'apport de l'aide à la décision*). Cette aide ne consiste pas à fournir une solution pour laquelle on prend le temps de réfléchir, mais à répondre le plus rapidement possible à un état de crise. L'étude doit être réalisée quasiment en temps réel. De plus, nous pouvons envisager une replanification *discrète* ou *continue*. La replanification *discrète* admet des moments privilégiés hors desquels la replanification est impossible. Cela peut se concrétiser en instaurant une remise en question de la planification pour chaque passage d'une tâche à une autre. La replanification *continue* réévalue constamment la planification et peut proposer un changement dans l'allocation à tout moment. Cependant cette démarche requiert certaines garanties car un changement de l'allocation ne peut s'effectuer brutalement sans préparation. Une telle transformation des conditions peut induire un surcroît de travail ou un stress, qu'il faut évaluer grâce à la prise en compte du coût de ce changement, afin de savoir si la replanification immédiate est envisageable.

L'élaboration des méthodes d'allocation de tâches a révélé l'exigence de définir des facteurs évaluant la justesse des répartitions du travail opérées dans le système. Nous allons les détailler dans la section suivante au travers de l'élaboration de critères pour la Téléopération.

## 2.2 Les Critères Utilisés en Téléopération

La section que nous abordons à présent vise à étudier les critères qui doivent entrer en jeu dans l'aide à la décision concernant l'allocation de tâches en Téléopération telle qu'elle a été définie par la section 2.1.2.4: *L'Allocation de tâches en Téléopération*. Rappelons que cette allocation vise à définir le travail à réaliser par chacun des exécutants du système de Téléopération que sont le calculateur (côté machine) et l'opérateur (côté homme). La problématique de la détermination de ces critères a été introduite dans la section 2.1.2.1: *Définition de l'allocation de tâches* en y évoquant les concepts de Performance et de Charge de Travail. Nous allons développer ces idées au travers de la notion de familles de critères.

### 2.2.1 Les familles de critères pertinents pour l'évaluation des systèmes homme-machine

Nous suggérons la notion de familles de critères car, comme nous le verrons en détail dans les sections suivantes, tous les critères s'orientent vers l'évaluation d'un concept particulier qu'il convient d'identifier. Ce regroupement en familles permet d'analyser et de prendre en compte les éventuelles corrélations entre les familles de critères et entre les critères.

C'est ainsi que, dans la littérature, les critères proposés pour évaluer l'efficacité d'un système se classent tout d'abord en une famille de critères s'efforçant d'exprimer la *Performance* du système. Pour un système homme-machine, nous avons à apprécier la performance de la machine et la performance de l'homme. Il est clair que les critères appréciant une machine ont majoritairement pour but d'en apprécier la performance. Concernant l'homme, les choses sont plus complexes. Alors que nous pouvons nous attendre à une réponse invariable de la part d'une machine pour une même situation et quel que soit le travail mené précédemment, il n'en est pas de même pour un opérateur humain qui reste très sensible à l'historique de son travail. Cette forte sensibilité au passé nécessite de considérer une autre famille qui rend compte de cette influence par le concept de *charge de travail*.

Sandra G. Hart met en évidence les dépendances existant entre les performances d'un opérateur et sa charge de travail [HAR 86] (cf. Figure 2.4: *Influences mutuelles de la performance et de la charge de travail d'un opérateur*).

Nous nous apercevons ainsi que la performance de l'opérateur influence la charge de travail. En effet, une erreur commise lors de l'exécution d'une tâche crée un surcroît de travail inévitable pour rattraper cette mauvaise réalisation.

Une seconde dépendance existe entre la performance et la charge de travail de l'opérateur. Elle provient de la confrontation par l'opérateur de sa charge de travail et de ses performances telles qu'il les perçoit. Cet examen conscient ou inconscient agit fortement sur le comportement de l'opérateur et par conséquent sur ses performances.

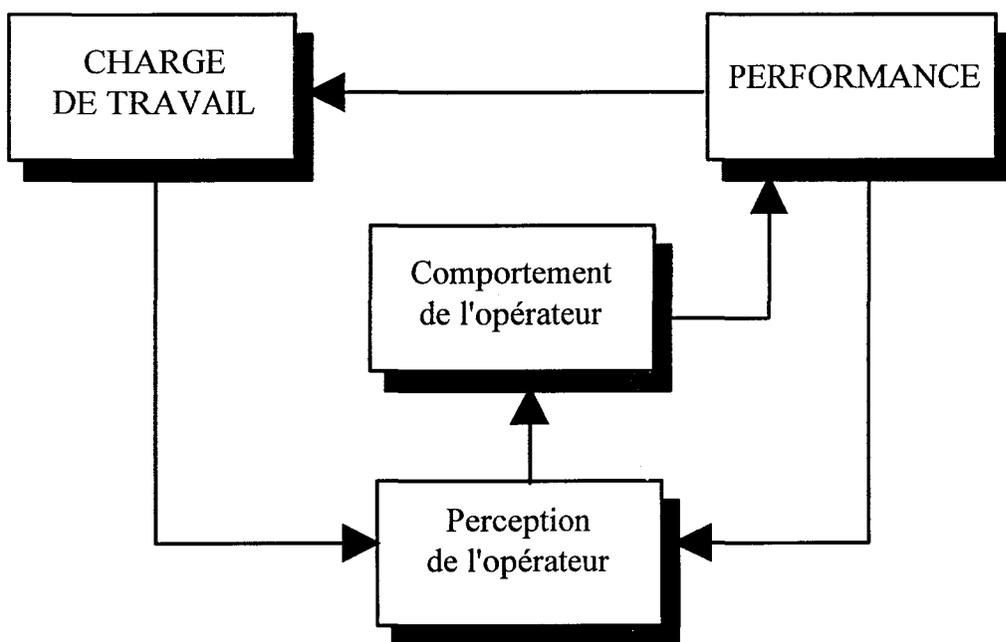


Figure 2.4: Influences mutuelles de la performance et de la charge de travail d'un opérateur

Une relation entre charge de travail et performance avait été proposée dès 1979 par Johannsen. Il présentait alors une charge de travail provoquant un effort aussi bien physique que psychologique de la part de l'opérateur, répercuté ensuite sur ses performances [JOH 79]. Les recherches actuelles tendent à poursuivre ces études en se préoccupant de plus en plus de la vision subjective de l'opérateur en plus des critères objectifs. Pour mesurer l'importance des facteurs subjectifs, il suffit de constater l'influence de la motivation de l'opérateur sur ses capacités de travail. Pour notre part, nous ne ferons qu'aborder ce thème dans la section 2.2.4: *Les aspects psychologiques*. Dans l'algorithme d'aide à la décision, nous considérerons ces aspects sous la forme

d'influences mutuelles entre la performance et la charge de travail. Mais les développements futurs de tels concepts amèneront certainement la nécessité de considérer une troisième famille de critères propre aux facteurs psychologiques.

On comprend l'importance des dépendances entre performance et charge de travail, ainsi que la nécessité du respect d'un équilibre. En effet, une mesure peut exprimer sous un certain angle un critère de performance et sous un autre un critère de charge de travail. Cela dépend de l'exploitation de cette mesure. Or, les dépendances entre critères sont les «ennemis» de la théorie des méthodes multicritère qui requiert une hypothèse de totale indépendance entre les critères. Cette hypothèse n'étant jamais respectée dans un processus réel, l'expert ayant la responsabilité de déterminer les critères doit établir un compromis entre l'objectif de chaque critère et les dépendances vis-à-vis des autres critères. Les dépendances incontournables doivent être explicitement exprimées dans la méthode. Ces différents aspects seront repris et développés lors de l'étude détaillée de l'algorithme d'aide à la décision dans la troisième partie: *Le Système d'Aide à la Décision Flou*.

La machine s'évalue donc à partir de sa performance et l'homme à partir de sa performance et de sa charge de travail en tenant compte des dépendances entre ces deux concepts. Nous allons maintenant étudier chacune de ces familles afin d'en déterminer la définition et présenter les méthodes d'évaluation des critères.

## 2.2.2 La Performance

### 2.2.2.1 Définition de la performance

Evaluer la performance d'un système consiste à comparer le travail effectué par ce système au travail attendu. Ceci permet éventuellement d'extrapoler les performances futures par des choix stratégiques adaptés. Si le travail effectué est «proche» du travail attendu, le système est considéré comme performant. La stratégie adoptée est donc a priori conforme aux objectifs et on peut en attendre de bons résultats par la suite. Par contre, si le travail effectué est très différent du travail attendu, il convient de changer de stratégie pour en trouver une plus adaptée.

Par conséquent, il faut, dans un premier temps, évaluer les paramètres du système

caractéristiques de la performance. Dans un second temps, nous avons à réaliser la comparaison du travail effectif avec le travail attendu, pour obtenir ainsi un critère de performance. Or, le déroulement des missions de Téléopération n'étant pas toujours prévisible, nous ne disposons pas forcément de l'appréciation du travail «idéal». Dans ce cas, ce sont les conséquences du travail effectué qui sont analysées et comparées aux objectifs de la mission de Téléopération. Mais, quoi qu'il en soit, nous devons vérifier que la mesure de la performance et la qualité du travail évoluent dans le même sens.

Sheridan nous indique que la problématique d'estimation de la performance d'un système de Téléopération est sensiblement la même que pour un système de Robotique Industrielle. De ce fait, la mesure de la performance nécessite l'étude du temps d'exécution du travail et l'élaboration d'un score évaluant la qualité du travail (précision, erreurs) [SHE 92]. Les sections suivantes développent ces deux thèmes en considérant la performance sous deux angles: côté commande et côté exécution.

#### 2.2.2.2 La performance induite par les caractéristiques techniques du télémanipulateur

Pour évaluer la performance technique d'un télémanipulateur, nous avons vu précédemment que nous pouvions considérer les approches de la Robotique. Genaidy et Gupta font l'inventaire de certaines méthodes basées sur l'évaluation des temps d'exécution de tâches que l'on donne à effectuer séparément à un robot et à un homme «à main nue» [GEN 92]. Ainsi leur méthode nommée *Time study* demande à deux robots et dix hommes volontaires de réaliser l'assemblage de cubes une centaine de fois. Ils obtiennent alors un temps moyen de réalisation et un coefficient de variation de ce temps pour la machine et l'opérateur «à main nue». Ici le temps de référence est celui de l'homme et l'efficacité de la machine s'exprime par la comparaison directe des deux.

Poursuivant la même idée, Acquaviva compare les performances d'un travail effectué «à main nue» à celles du même travail réalisé par un Télémanipulateur [ACQ 83]. Les indices qu'il retient sont la durée totale de la tâche et la précision du travail pour en déduire une performance à deux dimensions: la vitesse et la précision.

Hélas, ce type d'étude n'est envisageable que dans un laboratoire. Or, prendre un travail «à main nue» comme référence pour la Téléopération n'est pas envisageable sur le site même de la mission, puisque le propre de cette discipline est d'éloigner l'homme du lieu de travail. Il nous faut

trouver une autre méthode d'évaluation d'un Télémanipulateur.

Dans leur livre, Vertut et Coiffet abordent l'évaluation de la performance par l'intermédiaire des *facteurs de mérites* [VER 85b]. Ainsi, partant des travaux de Ozaki, ils dressent une liste de vingt-six facteurs de mérite (cf. Tableau 2.1: *Les facteurs de mérite d'un système*). Il convient d'évaluer chacun de ces facteurs pour le télémanipulateur considéré et de comparer ces valeurs à celles requises pour la mission à effectuer, afin de connaître a priori la performance technique du télémanipulateur vis-à-vis de la mission.

Les facteurs généraux	Les facteurs mécaniques	Les facteurs fonctionnels	Divers
Robot ou manipulateurs?	Modes de commande	Précision en position par commande manuelle	Fiabilité (fréquence de défaillance)
Dimensions	Construction mécanique des articulations	Précision en position en mode automatique	Maintenance
Type d'interventions prévues pour la machine	Butées mécaniques (fixes, programmables, etc...)	Temps de transfert entre deux configurations	
Vitesses maximales des articulations	Caractérisation du mode de programmation	Durée du cycle répétitif	
Exigence énergétique	Capteurs proprioceptifs	Précision en vitesse	
Montage du système sur le site	Sécurité	Possibilité d'accélération et de décélération	
Contraintes d'environnement	Interface avec d'autres systèmes	Charge utile moyenne maximale	
	Possibilités de l'organe terminal	Dérive de position	
		Distance de freinage jusqu'à l'arrêt	

Tableau 2.1: *Les facteurs de mérite d'un système*

Plusieurs critères concluent simplement à la possibilité ou l'impossibilité de réaliser la tâche

avec le télémanipulateur considéré (types d'interventions prévues pour la machine, exigence énergétique, possibilités de l'organe terminal, etc...). D'autres produisent une évaluation plus subtile de certains aspects de la performance. Relevons en particulier les critères construits sur les erreurs possibles (fiabilité) et sur la précision du système (précision en position).

L'intérêt des facteurs de mérite par rapport aux méthodes comparant le télémanipulateur à l'opérateur «à main nue» provient de ce que les valeurs attendues pour ce type de critères ne sont pas seulement appréciées à partir d'expérimentations en laboratoire, mais aussi de banques de données recueillies lors de missions précédentes et analysées a posteriori. L'évaluation de ces facteurs de mérite est donc aussi basée sur des études statistiques mais pouvant être réalisées sur des situations ayant été réellement vécues.

A la lumière des précédents paragraphes, nous nous apercevons que les méthodes de comparaison à un opérateur «à main nue» et les facteurs de mérites entrent dans l'étude préliminaire de la mission de Téléopération afin de prévoir un télémanipulateur le mieux adapté à la mission. Mais nous ne pouvons nous contenter d'apprécier les qualités techniques a priori de la machine, car un système de Téléopération est avant tout un système impliquant de façon dynamique l'homme et la machine. Il faut par conséquent tenir compte des caractéristiques de cette commande mixte.

### 2.2.2.3 La performance induite par la commande du télémanipulateur

Evaluer la performance de la commande du télémanipulateur requiert une méthode qui ne cherche pas une performance a priori, mais dont l'ambition est d'observer le système sur le vif pour en retirer une performance instantanée.

Pour ce type d'étude en temps réel, Hill répertorie les critères de performance que l'on peut construire sur le problème d'un Télémanipulateur avec temps de retard. Pour cela, il comptabilise le nombre de mouvements exécutés, leur temps d'exécution respectif, et l'énergie dépensée [HIL 76]. De l'élaboration de cette banque de données, il extrait sept critères: le nombre de mouvements du bras maître *M-moves*, le nombre de mouvement du bras esclave *S-moves*, la durée totale de la tâche *Time*, l'énergie totale consommée *Energy*, la durée totale pendant laquelle le bras maître est en mouvement *M-time*, le rapport *M-ratio* =  $M\text{-time} / Time$  et le rapport *M-bar* =  $M\text{-time} / M\text{-moves}$ . Il

ne retient finalement que trois critères: *M-moves*, *Time* et *M-ratio*, après constatation des corrélations existantes.

Hill cherche à caractériser une particularité technique de la commande. Or, comme l'opérateur de Téléopération travaille sur le site au travers du télémanipulateur, il n'est pas surprenant de retrouver les mêmes types de critères que précédemment pour évaluer sa performance. L'homme influence les valeurs de ces critères en y apportant une dimension humaine que nous allons caractériser ci-après.

Pour comprendre le mécanisme de la performance humaine, il est intéressant dans un premier temps de préciser certaines caractéristiques de l'opérateur humain.

Une des principales caractéristiques de l'homme est sa *variabilité*. L'opérateur ne fait jamais la même tâche de la même manière. Cela s'explique par la complexité des processus de perception et d'action de l'homme permettant une grande adaptabilité mais induisant en contrepartie des performances variables pour le même travail.

Signalons également que l'homme a perpétuellement *besoin d'information*. Il ne supporte pas un tel manque et cherche par tous les moyens à obtenir de l'information. Wanner en déduit deux conséquences dans le cas d'une situation stationnaire. La première, plutôt positive, est que ce besoin d'information conduit l'homme à consacrer une partie de son temps à la surveillance d'autres paramètres sans que cette surveillance accrue ait été sollicitée. La seconde, cette fois négative, amène l'homme à remédier au manque d'information par une réflexion accrue (il «part» dans sa tête), négligeant de ce fait la surveillance de la tâche en extrapolant dangereusement sa stabilité. Cela provoque une baisse de sa vigilance [WAN 81].

Enfin une caractéristique importante de l'homme est l'influence du *stress* sur ses performances. Dans la situation où l'opérateur perçoit l'impossibilité pour lui d'assumer le travail qui lui est confié, il se trouve dans un contexte de stress. Le stress se manifeste par un certain nombre de réactions physiologiques et psychologiques induisant une impression générale de tension chez l'opérateur. Les performances se voient par conséquent perturbées.

Les caractéristiques précédentes nous sensibilisent donc à l'opposition des comportements de l'homme et de la machine. Alors qu'il faut s'attendre à un comportement très régulier mais très rigide de la machine, au contraire, le comportement de l'homme est très souple, mais parfois imprévisible.

Ces fluctuations du comportement induisent des *erreurs humaines* que nous pouvons classer sous trois types. Nous évoquons une *omission* lorsqu'une tâche requise n'est pas accomplie. Une *mauvaise réalisation* est à considérer pour une tâche requise mal accomplie parce qu'elle aboutit à un résultat incorrect ou parce qu'elle est réalisée à un moment inapproprié. Le troisième type d'erreurs est la *réalisation inopportune*. Cette erreur provient d'une tâche non attendue qu'exécute l'opérateur humain. Au travers de ces descriptions, nous pouvons rapprocher certaines erreurs de celles dues à la machine. Ainsi la mauvaise réalisation humaine s'apparente aux erreurs et imprécisions de la machine. L'omission et la réalisation inopportune sont, quant à elles, typiquement humaines.

Les critères présentés par Hill sont vus par rapport à un aspect technologique des télémanipulateurs: le temps de retard. Mais en considérant les résultats obtenus pour un temps de retard particulier, nous nous apercevons que ce n'est plus simplement le télémanipulateur que nous évaluons mais le travail de l'opérateur au travers du télémanipulateur. Finalement on constate que, pour certains critères, il devient difficile de distinguer les performances résultant de l'homme de celles provenant de la machine. Il convient dans ce cas de considérer le système homme/machine comme une entité solidaire, la distinction entre l'homme et la machine se révélant au travers des modes de commandes qui évoluent entre l'automatique et le manuel. Ainsi ce n'est pas l'homme et la machine qui sont appréciés, mais la coopération induite par le mode de commande considéré.

De même, si nous cherchons à déterminer en temps réel la qualité du travail effectué, nous allons examiner la qualité du travail fourni par la coopération homme/machine sans chercher à discerner les défauts provenant des imperfections techniques ou humaines.

#### 2.2.2.4 Les facteurs influant sur la performance

Swain a rassemblé les facteurs technologiques et les facteurs humains dans un même tableau (cf. tableau 2.2: *Les facteurs de performance des systèmes homme-machine*) afin de résumer les éléments de performance d'un système homme/machine [SWA 83]. Les facteurs sont divisés en trois classes. Une première classe rassemble les *facteurs externes* significatifs du travail à effectuer et des moyens de l'effectuer. Il nous propose ensuite les *facteurs sources de stress* en différenciant les aspects psychologiques des aspects physiologiques. Finalement, une troisième classe contient les

*facteurs internes* propres à l'opérateur du système.

Nous retrouvons dans les facteurs externes bien des facteurs de mérite proposés par Vertut et Coiffet (cf. Tableau 2.1: *Les facteurs de mérite d'un système*). Aux facteurs externes est ajoutée une dimension humaine au travers des facteurs internes et sources de stress.

Les facteurs externes	Les facteurs sources de stress	Les facteurs internes
<i>Caractéristiques du travail</i>	<i>Tension psychologique</i>	<i>facteurs individuels</i>
Caractéristiques de l'architecture	Durée du stress	Formation/expérience
Qualité de l'environnement	Vitesse de la tâche	Pratique ou adresse
Proportion travail/pauses	Difficulté de la tâche	Personnalité et intelligence
Rotation des tâches et des équipes	Risques	Motivation et aptitude
Disponibilité des fournitures	Menaces de défaillance	Etat émotionnel
Structure de l'organisation	Travail monotone	Stress
Actions de surveillance	Longue période d'inactivité	Connaissance du niveau requis
Reconnaissance du mérite	Conflits dans le travail	Différences de sexe
	Privation sensorielle	Condition physique
	Distractions	Influences d'autres personnes
	Enchaînement illogique	
<i>Caractéristiques de la tâche et de l'équipement</i>	<i>Tension physiologique</i>	
Procédures	Durée du stress	
Communication verbale ou écrite	Fatigue	
Avis et avertissements	Douleur ou inconfort	
Méthodes de travail	Faim ou soif	
Pratiques locales	Température externe	
Exigences perceptives	Radiation	
Exigences motrices	Accélération très forte	
Nécessité de réflexion	Pression élevée	
Ampleur de la tâche	Manque d'oxygène	
Complexité	Vibrations	
Fréquence de répétitivité	Limitation des mouvements	
Criticité de la tâche	Manque d'exercice physique	
Exigence de la mémoire	Trouble du rythme circadien	
Retour d'information		
Structure de l'équipe		
Interface homme-machine		

Tableau 2.2: *Les facteurs de performance des systèmes homme-machine*

Il nous reste à déterminer les modalités d'évaluation de ces critères. Au vu des fluctuations difficilement prévisibles du comportement humain, il semble pertinent de connaître l'aptitude de l'opérateur à réaliser la tâche au moment présent. Dans ce but, les méthodes d'évaluation en temps réel sont préférées aux méthodes statistiques.

Même si le maintien d'une bonne performance du système semble constituer l'essentiel du but à viser pour obtenir un travail de qualité, nous avons vu qu'en ce qui concerne l'homme, cette qualité demande aussi à être gérée par une autre famille de critères s'appliquant à déterminer la *charge de travail* (cf. section 2.2.1: *Les familles de critères pertinents pour l'allocation de tâches*). Nous allons détailler cette observation dans la section suivante. Nous constaterons que bon nombre de critères influant sur la performance se retrouvent au niveau de la charge de travail. Ceci s'explique par les dépendances précédemment constatées.

### 2.2.3 La Charge de Travail

#### 2.2.3.1 Définition de la charge de travail

La charge de travail n'est pas aisée à définir, car nous allons constater que sa définition dépend du point de vue selon lequel elle est considérée. Ces différentes caractérisations nous amènent à définir différents types de charge de travail.

La définition que nous retrouvons le plus fréquemment consiste à observer la charge de travail du point de vue des *requêtes de la tâche*. Cette vision de la charge de travail s'efforce de quantifier la fréquence et l'amplitude des interventions exigées de la part de l'opérateur. L'inconvénient de cette définition tient dans le fait qu'elle ne prend pas en compte la particularité de l'opérateur.

La charge de travail peut être considérée par rapport à la *performance* qu'elle induit. En effet, nous avons évoqué dans la section 2.2.1: *Les familles de critères pertinents pour l'allocation de tâches* la dépendance des performances humaines envers la charge de travail. Cette définition associe la charge de travail aux fluctuations de la performance. La limitation de cette caractérisation réside dans la faculté d'adaptation de la capacité de travail que possède l'opérateur. C'est-à-dire que nous n'analysons ici que la surcharge de travail, facteur pour lequel nous voyons la performance

évoluer de façon significative par rapport à une hausse du travail à fournir.

Nous pouvons aussi considérer la vision de la charge de travail de l'ergonome. Il la considère en terme *d'effort physique*. Il va donc chercher à apprécier l'activité physique de l'opérateur directement en évaluant par exemple l'effort musculaire fourni ou indirectement par des mesures physiologiques telles que les battements de coeur. Dans ce cas, la difficulté consiste à établir le lien entre les mesures réalisées et le travail physique de l'opérateur. En outre, cette définition de la charge de travail ne renseigne que sur les aspects physiques du ressenti de la charge de travail par l'opérateur, et non sur les aspects psychiques.

Pour remédier à cette lacune, la définition de la charge de travail peut être axée sur *l'effort mental* ressenti par l'opérateur. Il faut apprécier la proportion d'occupation du mental de l'opérateur par le travail qu'il exécute. Le principal obstacle à l'utilisation de cette définition provient de l'impossibilité de mesurer directement l'activité mentale de l'opérateur. Il faut par conséquent utiliser des mesures indirectes qui sont à l'heure actuelle empiriques.

Ces diverses définitions produisent donc quatre types de charge de travail: les exigences de la tâche, la charge de travail déduite de la performance, la charge physique et la charge mentale. Elles mettent en évidence l'aspect multidimensionnel de la charge de travail dont il faut tenir compte pour compléter l'évaluation. Ainsi Derrick construit un modèle évaluant la charge de travail à partir de trois dimensions: la performance, le niveau d'effort et le rythme cardiaque [DER 88]. Du fait de leurs diverses natures, les types de charges de travail vont s'évaluer par quatre méthodes différentes.

### 2.2.3.2 Les méthodes d'évaluation de la charge de travail

La première des méthodes envisageables pour mesurer la charge de travail de l'opérateur consiste à interroger directement l'opérateur sur ce qu'il ressent ou à requérir l'opinion d'un observateur (le Superviseur dans notre cas). La formulation de la charge de travail passe par une évaluation subjective d'un ressenti ou d'une observation exprimée verbalement ou numériquement. Signalons par exemple l'échelle de Cooper-Harper qui permet une interprétation standardisable des réponses [COO 69].

Ces méthodes subjectives peuvent être monodimensionnelle, ne demandant qu'une évaluation globale de la charge de travail, mais aussi multidimensionnelle en nécessitant

l'évaluation de plusieurs aspects de la charge de travail. La méthode SWAT (Subjective Workload Assessment Technique) est pour sa part tridimensionnelle [REI 88]. Elle sollicite l'expression de la charge temporelle au travers du temps laissé pour réaliser la tâche et du temps réellement requis. La seconde dimension quantifie l'effort mental fourni par l'opérateur. La dernière dimension exprime le stress psychologique ressenti.

Le principal inconvénient de ces méthodes subjectives réside dans la difficulté à uniformiser les réponses entre opérateurs. De la même façon qu'une même note pour deux enseignants différents ne veut pas dire la même chose, une même valeur de paramètre pour deux opérateurs n'aura pas forcément la même signification et ils n'incrémenteront pas cette valeur de la même manière pour une même augmentation du travail.

Pour ne pas devoir faire appel à la subjectivité de l'opérateur, nous pouvons penser déterminer sa charge de travail en observant l'évolution de sa performance. Ce type de méthode se base sur l'hypothèse que les fluctuations de la performance de l'opérateur sont produites par une variation de la charge de travail. Nous pouvons en déduire une évolution relative de la charge de travail.

Ainsi nous pourrions utiliser le taux d'erreurs commises par l'opérateur comme indicateur de la progression de sa charge de travail. Nous supposerions que, si le taux d'erreurs s'aggrave, la charge de travail augmente aussi, et qu'au contraire, si le taux s'abaisse, alors la charge de travail diminue.

Ces méthodes ont l'avantage par rapport aux méthodes précédentes de chercher à être objectives. Pourtant cette objectivité n'est qu'apparente, car non seulement la liaison entre la performance et la charge de travail est variable d'un individu à l'autre, mais en plus elle est dynamique et évolue avec des facteurs comme la motivation de l'opérateur (cf. Section 2.2.3.3: *Les facteurs influant sur la charge de travail*). Nous nous apercevons qu'il manque la prise en compte de la capacité de travail de l'opérateur [TUL 80].

Une troisième catégorie de méthode est basée sur l'exécution par l'opérateur de deux tâches. L'opérateur doit accomplir une tâche principale et, pendant les moments de liberté que lui laisse cette première tâche, il doit effectuer une seconde tâche. La performance de cette seconde tâche doit révéler les ressources de l'opérateur non utilisées par la première tâche et donc les ressources demandées par cette première tâche.

Ce type de méthode semble très intéressant car il tient compte de la capacité de travail de l'opérateur. Hélas, ces méthodes réclament une expérimentation en laboratoire difficilement transportable sur un site de travail réel. En effet, nous ne pouvons imaginer demander à l'opérateur de Téléopération de compléter son travail par une seconde tâche pas vraiment utile mais qui permettrait de déterminer sa charge de travail, au risque de détériorer la performance de la tâche principale.

De nombreuses recherches sont menées sur l'étude de mesures physiologiques pour estimer la charge de travail. Par le biais de multiples expérimentations, les corrélations sont examinées entre la charge de travail et des mesures telles que le rythme cardiaque, la pression sanguine, les mouvements des yeux ou l'électroencéphalogramme.

Par exemple, Thornton et Vicente utilisent le rythme cardiaque pour évaluer la charge de travail mentale. Après la réalisation par des opérateurs de tâches de pilotage simulées, il est demandé à ces opérateurs d'apprécier les tâches suivant trois critères: la difficulté, l'effort demandé et la charge de travail. Une corrélation est ainsi établie entre le rythme cardiaque et ces critères [THO 86].

Ces mesures sont très attrayantes par leur aptitude à être évaluées en temps réel. Nous devons pouvoir discerner une forte et brève augmentation de la charge de travail, ce qui est plus difficile avec les méthodes précédentes qui délivrent une impression générale sur une période d'une certaine durée. Mais, par des mesures physiologiques, il est nettement plus aisé de caractériser un effort physique que mental, vu la complexité des mécanismes psychiques qui interviennent. De plus, de telles mesures sont souvent difficilement envisageables sur un site réel, car il faut pour cela que l'opérateur supporte les capteurs placés sur lui pour les mesures.

Sperandio a montré la dépendance existant entre la charge de travail de l'opérateur et les exigences de la tâche à accomplir [SPE 80]. Aussi certaines études cherchent à évaluer la charge de travail en temps réel au travers de modèles d'observation des exigences de la tâche [RIER 93].

L'objectif de cette approche est donc de formaliser et de quantifier les exigences de la tâche. Une telle méthode est parfaitement envisageable pour des tâches dont l'expression des exigences est peu variable. Mais cela devient plus difficile à mettre en oeuvre lorsque la tâche demande des interventions très diverses de la part de l'opérateur, car il faut pouvoir mettre en correspondance les différentes expressions des exigences.

Une dernière classe de méthodes d'évaluation de la charge de travail comprend les méthodes basées sur un modèle du comportement de l'opérateur. Ces modèles peuvent être analytiques en utilisant un «mapping» de plusieurs variables d'entrée par rapport à des variables de sortie identifiant la charge de travail. Ils peuvent être heuristiques et constitués de règles permettant d'aboutir à l'évaluation de la charge de travail.

Les méthodes basées sur un modèle se retrouvent dans beaucoup d'études consacrées au pilotage. Ces méthodes sont construites sur la théorie du contrôle et considèrent le problème sous la forme d'un système bouclé dont l'opérateur est le contrôleur [RAU 79].

L'avantage de la modélisation provient de ce qu'elle permet de mélanger différents types de mesures. Mais un modèle reste souvent valable pour un système bien précis et n'est en général qu'une approximation subjective du problème.

Les différentes démarches décrites ci-dessus proposent donc plusieurs cheminements pour parvenir à une estimation de la charge de travail. Mais, pour prédire l'évolution de la charge de travail, il nous faut en plus tenir compte des facteurs qui vont l'influencer.

### 2.2.3.3 Les facteurs influant sur la charge de travail

Leplat établit une liste de facteurs pouvant influencer la charge de travail qu'il groupe en cinq familles [LEP 78] (cf. Tableau 2.3: *Les facteurs influant sur la charge de travail*).

Une première catégorie de facteurs s'inspire de la définition de la charge de travail du point de vue des requêtes de la tâche en déterminant les *exigences de la tâche*. L'observation du déroulement de la tâche du point de vue horaire est très révélatrice de ces exigences. Nous pouvons établir la proportion de temps de travail induite par la tâche au travers de l'*exigence de temps par rapport à l'intensité de la tâche*, mais aussi les impératifs horaires dus à la *rigidité du calendrier de la mission*. Le contenu de la tâche est aussi à considérer, afin d'apprécier la *monotonie de la tâche* par le calcul de la fréquence d'exécution des tâches.

Certaines études estiment les conséquences physiques de la tâche sur l'opérateur au travers de *facteurs anatomiques et physiologiques*. Elles évaluent la part de l'engagement physique de

l'opérateur en mesurant l'*activité de l'organisme* et les conséquences de cette activité par la *fatigue*. Nous pouvons aussi penser à analyser les *changements organiques* dus à l'âge, aux handicaps physiques ou à la prise d'alcool ou de drogues.

Un troisième type de facteurs considère des événements survenant dans l'environnement de travail. Nous trouvons les *interactions organisme-environnement* et l'*hostilité du milieu de travail*. Pour la Téléopération, ces facteurs ne sont pas à étudier car l'opérateur est protégé des dangers du milieu de travail. Par contre, la Téléopération reste sensible à un troisième facteur basé sur les *changements rapides du milieu de travail* pouvant occasionner un surcroît de travail.

Les recherches modernes tendent de plus en plus à prendre en compte les *facteurs psychologiques* dans l'évaluation de la charge de travail. Ainsi ces recherches s'efforcent de cerner l'*habileté*, la *personnalité* et la *motivation* de l'opérateur face à un travail. Nous développerons ces thèmes dans la section 2.2.4: *Les aspects psychologiques*.

Enfin il ne faut pas oublier les facteurs sociaux internes au lieu de travail, exprimés par les *règles et organisation du travail* et les facteurs sociaux externes au lieu de travail, extraits des *influences extérieures*.

Exigences de la tâche	Facteurs anatomiques et physiologiques	Environnement physique	Facteurs psychologiques	Facteurs sociaux
Exigence de temps / Intensité de la tâche	Activité de l'organisme	Interactions organisme-environnement	Habilité de l'opérateur	Règles et organisation du travail
Rigidité du calendrier de la mission	Fatigue	Hostilité du milieu de travail	Personnalité	Influence extérieure
Monotonie de la tâche	Changement organique	Changements rapides du milieu de travail	Motivation	

Tableau 2.3: Les facteurs influant sur la charge de travail

## 2.2.4 Les aspects psychologiques

Dans la section 2.2.1: *Les familles de critères pertinents pour l'allocation de tâches*, nous avons évoqué l'existence d'une dépendance entre la performance et la charge de travail au travers de la vision par l'opérateur de ces deux concepts. Or, cette vision est guidée par l'état psychologique de l'opérateur. Par exemple, un opérateur optimiste quant à sa réussite dans le travail qu'il exécute sera motivé et sera tenté d'améliorer sa performance, alors qu'à un autre moment ce même opérateur, cette fois pessimiste, n'aura pas la même motivation. Ainsi Kantowitz et Sorkin nous parlent de *crédibilité* de la machine, en affirmant que si la machine n'est pas crédible aux yeux de l'homme, nous ne pouvons pas obtenir une bonne coopération entre ces deux acteurs du travail à effectuer [KAN 86].

Lee et Moray établissent l'importance des facteurs psychologiques dans les systèmes homme-machine en étudiant la *confiance* de l'opérateur envers le système homme-machine [LEE 94]. Pour cela, ils introduisent une nuance dans le concept considérant la *confiance de l'homme en la machine* (en l'automation) et l'*auto-confiance* de l'homme en lui-même. Ces concepts doivent déterminer un niveau de confiance général de l'homme envers la qualité du travail qu'il exécute en coopération avec la machine. Ces notions résultent de l'idée simple que si l'homme a une faible auto-confiance, il cherche à se décharger du travail et à se reposer sur la machine. Il a donc plus confiance en un mode automatique qu'en un mode manuel. Au contraire, s'il a peu confiance en la machine, il préfère le mode manuel au mode automatique.

Muir construit une valeur de confiance à partir de trois concepts psychologiques [MUI 88]. Elle caractérise la confiance que l'homme place en un élément du système par la *persistance naturelle et morale* attendue de la part de l'élément, par la *performance technique* attendue de la part de l'élément et par le respect de la *responsabilité fiduciaire* envers cet élément attendue de la part des autres éléments.

Des recherches sur les aspects psychologiques de l'opérateur humain sont en cours de développement dans notre Laboratoire de Recherche. Une étude sur la confiance de l'opérateur est menée au travers d'une expérience de suivi de trajectoire, combinée à des questionnaires portant sur différents aspects de la confiance. La confiance globale est ensuite modélisée à partir de ses

---

composantes élémentaires et des événements survenant dans le système [DAS 94].

Dans les sections précédentes, nous avons survolé les divers aspects qui peuvent être pris en compte pour l'évaluation d'un système homme-machine. Nous allons maintenant préciser ces points de vue pour l'allocation de tâches dans le cadre de la Téléopération.

### 2.2.5 Les critères retenus pour l'allocation de tâches en Téléopération

La section 2.2.1: *Les familles de critères pertinents pour l'évaluation des systèmes homme-machine* a établi la nécessité, pour évaluer un système homme-machine, de définir trois critères principaux qui sont la *performance de la machine*, la *performance du système homme-machine* et la *charge de l'opérateur*.

Ces critères sont liés entre eux par des dépendances qu'il faut faire apparaître de façon explicite. Dans notre système d'aide à la décision, nous prenons en compte ces dépendances en cherchant à instaurer un équilibre entre la performance du système homme-machine et la charge de travail de l'opérateur. De la sorte, une forte charge de travail correspond dans l'algorithme d'aide à la décision à moins d'exigence pour la performance. Au contraire, une faible performance amène à ne plus tolérer de fortes charges de travail. Ces deux contraintes antagonistes doivent s'équilibrer.

Les critères principaux sont construits sur des sous-critères qui représentent une spécification du critère principal ou une sensibilité du critère principal à certains facteurs, comme nous allons le voir dans la suite. Lors de l'étude préalable des critères principaux, certains sous-critères se sont retrouvés dans plusieurs critères principaux. Ici, nous allons délibérément placer chacun des sous-critères dans un critère principal unique, afin d'éviter la redondance. L'influence de chaque sous-critère sur les autres critères principaux se fera au travers des dépendances explicites de l'algorithme d'aide à la décision.

#### 2.2.5.1 La performance de la machine en Téléopération

Nous avons vu que, lors de l'élaboration d'une mission de Téléopération, une étude préliminaire est menée au travers de facteurs de mérite dans le but de déterminer le

Télémanipulateur le mieux adapté à la mission lorsqu'un choix technologique est possible (cf. Section 2.2.2.2: *La performance induite par les caractéristiques techniques du Télémanipulateur*). Or, ces facteurs de mérite ne concernent pas l'allocation de tâche. Pour sa part, l'allocation de tâche demande une évaluation du système lors de l'exécution de la mission et non une étude préliminaire de faisabilité. En réalité, la machine est évaluée sur le vif grâce à la performance de la part de travail effectué en mode automatique.

La performance de la machine se spécifie tout d'abord par le *temps d'exécution de la tâche*. Nous pouvons, par exemple, comparer ce temps d'exécution au temps disponible pour réaliser la tâche. Si nous voulons plus de détails, il nous faut considérer le *nombre de mouvements accomplis* et la *proportion de temps nécessaire à chacun eux*.

Puis nous avons à examiner la *qualité de la réalisation et ses conséquences*. Ainsi la performance tient compte des erreurs commises au travers d'un sous-critère évaluant, par exemple, un taux d'erreurs. La précision du travail peut aussi entrer dans l'évaluation de la qualité, en comparant la trajectoire réelle à la trajectoire espérée dans le cas, par exemple, d'un suivi de trajectoire. Les conséquences de la qualité de la réalisation s'évaluent par le fait que la tâche achevée doit permettre au système de passer à la tâche suivante lorsque certaines conditions sont remplies. Par exemple, si la tâche consiste à déplacer un objet vers une position particulière, il faut qu'à la fin de cette tâche l'objet soit en place pour être disponible pour la tâche suivante.

Mais les évaluations proposées ci-dessus ne suffisent pas pour prédire la performance de la machine car elles ne se préoccupent que du passé. Or, pour que la machine travaille correctement, il faut aussi conditionner son travail dans le présent. Parmi ces facteurs qui influencent la performance de la machine, nous trouvons les *informations* provenant du milieu de travail indispensables au mode automatique, mais aussi *des dispositions de l'environnement de travail* adaptées au mode automatique. Ainsi, pour saisir un objet, il faut que la position de l'objet soit définie et qu'aucun obstacle non prévisible par le programme automatique ne vienne troubler la saisie.

#### 2.2.5.2 La performance du système homme-machine en Téléopération

La performance du système homme-machine se spécifie de la même manière que celle de la machine. Nous cherchons à étudier les *temps d'exécution* et la *qualité de la réalisation*. Par contre,

les facteurs qui influencent cette performance dans le présent évoluent.

Tout d'abord, nous retrouvons les facteurs précédents. Nous avons à apprécier l'*information* nécessaire pour l'allocation de tâche pratiquée par le système homme-machine. Cela englobe l'information requise par la machine, mais aussi par l'opérateur au travers de l'interface homme-machine. Puis nous devons prendre en compte les *dispositions de l'environnement* à permettre le type d'allocation considéré. Swain qualifie ces deux facteurs de facteurs externes (cf. Tableau 2.2: *Les facteurs de performance des systèmes homme-machine*). En plus de ces deux facteurs interviennent d'autres facteurs propres à l'homme. Nous allons évaluer la *formation et l'expérience de l'opérateur* pour l'allocation considérée par des questionnaires ou un inventaire du temps déjà passé sur le système. L'*attention* de l'opérateur peut être examinée par l'étude des temps de réaction de l'opérateur aux stimulations du système. Ici nous avons affaire à deux facteurs internes de Swain qui définissent les aptitudes présentes de l'opérateur. Les facteurs «sources de stress» proposés par Swain ne sont pas considérés car nous les retrouverons dans la charge de travail.

### 2.2.5.3 La charge de travail de l'opérateur de Téléopération

Enfin la spécification de la charge de travail de l'opérateur doit être précisée. La section 2.2.3.1: *Définition de la charge de travail* a mis en évidence la nécessité de définir trois types de sous-critères qualifiant la charge de travail: la requête de la tâche, la charge physique et la charge mentale.

Pour caractériser ces types de critères, nous avons envisagé plusieurs méthodes. L'évaluation de la *part de temps passé à diriger le système* par l'opérateur par rapport au temps total d'exécution de la tâche est un bon indicateur de la requête de la tâche. Nous pouvons, au travers d'un pourcentage, nous faire une idée de la part de travail et de la part de repos induite par l'allocation pour la tâche à réaliser. Il est aussi possible de soumettre un *questionnaire* à l'opérateur pour qu'il délivre son impression sur la charge de travail. Dans ce cas, il faut identifier correctement la réponse de l'opérateur pour savoir de quel type de charge de travail il parle. En général, l'opérateur délivre son impression sur la charge de travail mentale ou sur la charge de travail globale. Des critères peuvent se baser sur des *mesures physiologiques*. Le critère identifie généralement la charge de travail physique mais peut aussi être lié à la charge de travail mentale suivant la nature de la mesure physiologique.

Les facteurs qui influencent la charge de travail agissent en fait sur la capacité de travail de l'opérateur. Nous distinguerons notamment la *fatigue* de l'opérateur et sa *motivation*. Ces facteurs apparaissent aussi dans les facteurs de la performance (cf. Tableau 2.2: *Les facteurs de performance des systèmes homme-machine*). Nous avons choisi de les placer dans la charge de travail car leur action s'y révèle plus immédiate.

Les critères à considérer pour évaluer l'allocation de tâche en Téléopération sont résumés dans le tableau 2.4: *Les critères de l'allocation de tâche en Téléopération*.

<b>Performance de la machine</b>	<b>Performance du système homme-machine</b>	<b>Charge de travail de l'opérateur</b>
<i>Sous-critères caractérisant les critères principaux</i>		
Temps d'exécution de la tâche / temps disponible	Temps d'exécution de la tâche / temps disponible	Pourcentage de travail effectif / temps total de la mission
Nombre de mouvements et leur proportion de temps	Nombre de mouvements et leur proportion de temps	Interrogation de l'opérateur
Qualité de réalisation de la tâche et ses conséquences	Qualité de réalisation de la tâche et ses conséquences	Mesures physiologiques
<i>Sous-critères influant sur les critères principaux</i>		
Retour d'information	Retour d'information	Fatigue de l'opérateur
Disposition de l'environnement de travail	Disposition de l'environnement de travail	Motivation de l'opérateur
	Formation et expérience de l'opérateur	Confiance
	Attention de l'opérateur	

Tableau 2.4: *Les critères de l'allocation de tâche en Téléopération*

Une fois ces critères spécifiés, nous pouvons examiner les données qu'ils vont générer afin de déterminer le type d'incertitude qu'elles engendrent.

## 2.3 L'Incertitude sur les Critères

### 2.3.1 Les types de données évaluant les critères

Suivant les critères retenus pour notre algorithme d'aide à la décision dans l'allocation de tâche en Téléopération, trois natures de données se dégagent de notre analyse:

- les données en flot continu
- les données en flot discontinu et irrégulier
- les questionnaires soumis à l'opérateur

Ces trois familles de données exigent des outils de traitement qui leur sont propres.

#### 2.3.1.1 Les données en flot continu

Les données en flot continu se caractérisent par le fait que la grandeur qui définit un critère est calculée à partir de données qui sont fournies en permanence à l'algorithme. La grandeur peut donc être continûment remise à jour. C'est le cas par exemple du sous-critère de retour d'information qui doit vérifier à tout instant le bon fonctionnement de ce retour d'information vers l'opérateur.

Le critère peut être construit sur la valeur instantanée des données. Il peut aussi être élaboré sur un historique des données. Pour la seconde solution, il faut définir une fenêtre d'observation des données dans le temps.

#### 2.3.1.2 Les données en flot discontinu et irrégulier

Les données en flot discontinu et irrégulier sont des données qui ne parviennent à l'algorithme que par à-coups. La grandeur établissant le critère n'est recalculée que lors de nouvelles arrivées de données.

Pour établir cette grandeur, nous disposons de deux solutions. Le critère peut se baser sur les dernières données reçues pour évaluer sa valeur. Dans ce cas, il faut s'assurer que pendant la période de «black out», aucune donnée concernant ce critère ne parvenant à l'algorithme, les variations de la grandeur restent tolérables pour permettre à la valeur du critère de rester valide. La

seconde solution réside dans un traitement statistique de la grandeur, qui tient compte de l'historique des données. Nous prendrons pour exemple le temps d'exécution d'une tâche qui n'est disponible qu'au moment où une tâche se termine. L'analyse statistique peut consister à prendre la moyenne de ces temps d'exécution. Notre algorithme privilégiera la seconde solution, vu la difficulté de garantir la stabilité des grandeurs que nous avons à considérer (temps d'exécution de tâches, qualité de réalisation de tâches, temps de réaction de l'opérateur, etc...).

### 2.3.1.3 Les questionnaires soumis à l'opérateur

Enfin les questionnaires soumis à l'opérateur nous donnent des réponses en langage naturel ou une évaluation subjective d'une grandeur sur une échelle continue ou à niveaux.

Ces questionnaires ne peuvent bien évidemment être soumis à l'opérateur qu'à certains moments privilégiés. Il faut par conséquent avoir une idée précise de leur durée de validité. Ainsi, si nous interrogeons l'opérateur sur sa formation et son expérience, nous pouvons considérer les réponses comme restant valables tout le long de la mission de Téléopération. Par contre, si nous l'interrogeons sur sa motivation, celle-ci peut évoluer très vite au cours de la mission. Un compromis est nécessaire entre la durée de validité des réponses aux questionnaires et le fait de ne pas gêner l'opérateur dans son travail.

Ces différentes natures de données vont introduire dans l'algorithme d'aide à la décision plusieurs types d'incertitude qu'il est important de pouvoir appréhender, compte tenu du contexte très subjectif de certains critères.

### 2.3.2 L'incertitude traitée par l'algorithme d'aide à la décision

Jusqu'à présent, nous avons évoqué la nécessité de considérer de l'incertitude dans notre algorithme d'aide à la décision. Or, il convient de préciser le vocabulaire à ce sujet en mettant en évidence la nuance entre incertitude et imprécision.

L'imprécision provient d'une mesure que l'on effectue et que l'on est incapable de chiffrer de façon précise, du fait des limites de la technologie employée ou simplement par la nature de la

grandeur à mesurer. La méthode usuelle consiste dans ce cas à retenir pour la mesure un intervalle de valeurs possibles.

L'incertitude, quant à elle apparaît, lors de l'étude statistique d'une mesure. On cherche à exprimer la mesure de façon précise mais en associant aux valeurs trouvées pour la mesure un degré de probabilité. On obtient ainsi une distribution de probabilité pour quantifier la mesure.

Nous nous apercevons que les notions d'incertitude et d'imprécision s'opposent, comme l'affirme le principe d'Heisenberg. Pourtant certaines transformations sont envisageables pour passer de l'un à l'autre des formalismes, comme nous le verrons plus en détail dans la troisième partie. Prenons ici simplement l'exemple du passage d'un intervalle imprécis à une distribution de probabilité. Il suffit d'associer à cet intervalle la distribution de probabilité équiprobable sur l'intervalle et de probabilité nulle ailleurs. Alors, si nous considérons une valeur spécifique de l'intervalle, elle est incertaine avec sa probabilité associée.

Dans la suite, nous parlerons souvent d'incertitude. Mais, de par l'existence de ces passages, ce terme englobera parfois les notions d'incertitude et d'imprécision.

### 2.3.2.1 L'incertitude sur les données

Les données en flot continu apportent de l'imprécision. Elles fournissent une valeur instantanée pour la grandeur. Mais cette valeur peut être entachée d'erreurs intrinsèques à la mesure, d'où la nécessité de considérer un intervalle autour de cette valeur pour être assuré d'englober la «vraie» valeur.

Les données en flot discontinu et irrégulier induisent de l'incertitude de par leur traitement par des méthodes statistiques. Notre algorithme d'aide à la décision utilisera, en particulier, des histogrammes (ou distributions de probabilité) pour exprimer les critères dérivant de ce genre de données.

Les questionnaires fournissent des réponses en langage naturel ou une appréciation de la mesure de la part de l'opérateur. Ces types de réponses contiennent tous deux de l'imprécision. L'imprécision du langage naturel provient du vocabulaire employé, qui est souvent par nature vague. L'imprécision d'une mesure subjective est liée à la perception de l'opérateur, qui ne lui permet pas de donner une évaluation nette.

Cependant l'incertitude sur les critères n'émane pas que des données elles-mêmes, mais aussi de leur exploitation, comme le révèle la section suivante.

### 2.3.2.2 L'incertitude sur le traitement des données

Deux aspects de la prise en compte des données doivent être considérés: la prise en compte dans le temps et la quantité d'information.

Nous avons souvent évoqué la nécessité de considérer une fenêtre d'observation des données dans le temps pour élaborer la mesure d'un critère. Or, la définition de cette fenêtre n'est pas aisée, car elle va souvent résulter d'une appréciation subjective. En prenant pour exemple une définition du passé proche qui considérerait les événements qui se sont produits il y a moins de deux minutes, rien ne justifie le fait de ne plus tenir compte d'un événement qui s'est produit il y a deux minutes et une seconde. Aussi le passé proche réclamera une définition plus souple entachée d'imprécision.

Dans le cas de données statistiques, il est reconnu qu'un tel traitement exige un minimum d'information pour valider les paramètres extraits. Or, il ne sera pas toujours possible d'assurer ce minimum avec les critères de la Téléopération. En effet, si nous traversons une période pendant laquelle il ne se passe pas grand-chose, nous n'aurons pas suffisamment de données pour estimer certains critères. Il nous faut donc une méthode pour valider les paramètres statistiques et les remettre en cause si il n'y a pas assez d'information. Cette méthode va introduire une incertitude supplémentaire sur les histogrammes et donc sur les critères découlant de ces histogrammes.

## **Conclusion de la Deuxième Partie**

Dans cette deuxième partie, nous avons effectué la première démarche dans la mise en oeuvre de l'algorithme d'aide à la décision. Elle consiste à établir les actions puis les critères qui doivent entrer en jeu dans l'algorithme.

Puisqu'il s'agit de déterminer une allocation de tâches entre l'homme et la machine pour un système de Téléopération, nous avons établi une classification au sein de la mission de Téléopération permettant d'aboutir à la caractérisation des différentes allocations que nous serons amenés à choisir. Ces allocations définiront donc les actions de l'algorithme.

Ensuite nous avons orienté notre recherche des critères vers l'évaluation de la performance de la machine et vers l'évaluation de la performance et de la charge de travail de l'opérateur. Nous avons ainsi obtenu un tableau de critères et constaté les nombreuses dépendances.

Nous avons constaté la présence de différents types d'incertitudes dans l'évaluation des critères qu'il serait nécessaire de prendre en compte. En effet, le cadre d'application que représente la Téléopération induit la forte présence de l'homme, un environnement de travail parfois imprévisible, mais aussi une décision de nature humaine empreinte de subjectivité et d'imprécision.

Aussi, dans une troisième partie, nous allons construire les étapes de notre algorithme d'aide à la décision en exploitant l'Algèbre floue et la Théorie des possibilités.



## **TROISIEME PARTIE**

# **LE SYSTEME D'AIDE A LA DECISION FLOU**

- Résumé de la troisième partie

3.1 L'intérêt de la Théorie des Sous-ensembles Flous et de la Théorie des possibilités

3.2 Les Systèmes d'Aide à la Décision «Flous» Existants

3.3 Un Système d'Aide à la Décision «Flou» pour l'Allocation de Tâches en Téléopération

- Conclusion de la troisième partie



### **Résumé de la Troisième Partie**

Cette troisième partie a pour objet d'exposer les aspects théoriques sur lesquels vont se baser la prise en compte et le traitement de l'information dans notre algorithme d'aide à la décision. Ce formalisme précisé, l'algorithme sera ensuite développé.

Les sections (3.1.1) et (3.1.2) présenteront respectivement la Théorie des Ensembles Flous et la Théorie des Possibilités afin de nous présenter les outils utilisés pour la manipulation de l'information.

Quelques méthodes d'aide à la décision «floues» existantes seront étudiées, vis-à-vis des critères (section 3.2.1), des préférences (section 3.2.2), mais aussi de ces deux aspects à la fois (section 3.2.3).

Enfin, l'algorithme réalisé sera expliqué au travers des étapes suivantes. Nous aurons ici à évaluer chacun des critères (section 3.3.1), leur nature ayant été identifiée dans la deuxième partie. Puis l'information provenant du Superviseur sous forme de préférences ou de règles sera confrontée aux précédentes évaluations pour parvenir à une estimation globale de chaque action (section 3.3.2). Enfin, un classement de ces estimations tiendra lieu de prise de décision finale pour notre algorithme d'aide à la décision (section 3.3.3).

## 3.1 Intérêt de la Théorie des Sous-ensembles Flous et de la Théorie des possibilités

La section 2.3: *Incertitude sur les critères* a montré la nécessité de la prise en compte de l'incertitude et de l'imprécision dans notre algorithme d'aide à la décision. Or, ces concepts n'apparaissent pas dans les méthodes classiques d'aide à la décision que nous avons explorées dans la première partie (section 1.2.3: *Les méthodes d'aide à la décision*). Dans cette section, nous allons présenter l'efficacité du flou pour modéliser l'incertain et l'imprécis en en rappelant les principales notions. L'annexe1: *Rappels sur les ensembles flous* permet d'aller plus loin dans ces rappels.

### 3.1.1 La Théorie des sous-ensembles flous

#### 3.1.1.1 Définition d'un sous-ensemble flou

La notion de *sous-ensemble flou* est introduite en 1965 par Zadeh [ZAD 65]. Cette notion se définit à partir d'un sous-ensemble ordinaire auquel est associée une fonction d'appartenance. De façon classique, un sous-ensemble se définit comme contenant une partie des éléments de son ensemble de définition. Cela peut se modéliser en associant à chaque élément de l'ensemble de définition un 1 ou un 0 suivant que l'élément appartient ou non au sous-ensemble. L'idée du sous-ensemble flou consiste à étendre ce formalisme en associant aux éléments une appartenance graduelle représentée par un réel de l'intervalle unité qui sera appelé *degré d'appartenance* au sous-ensemble flou.

Les degrés d'appartenance d'un sous-ensemble flou peuvent être considérés individuellement (dans le cas discontinu) ou globalement au travers d'une fonction caractéristique appelée *fonction d'appartenance* (dans le cas continu). Aussi nous rencontrerons différentes notations pour les sous-ensembles flous.

Soit  $X$  l'ensemble de définition du sous-ensemble flou  $\tilde{A}$ . Si  $\tilde{A}$  est un sous-ensemble flou discontinu, c'est-à-dire que  $X$  est un ensemble dénombrable, nous pouvons représenter  $\tilde{A}$  par un ensemble de couples que nous pouvons noter de deux façons:

$$\tilde{A} = \{(x_i, \mu_{\tilde{A}}(x_i))\} \text{ ou } \tilde{A} = \sum_{x_i} \mu_{\tilde{A}}(x_i) / x_i \quad (3.1)$$

avec  $x_i \in X$  et  $\mu_{\tilde{A}}(x_i) \in [0,1]$

La figure 3.1: *Un exemple d'ensemble flou discontinu* illustre ce concept.

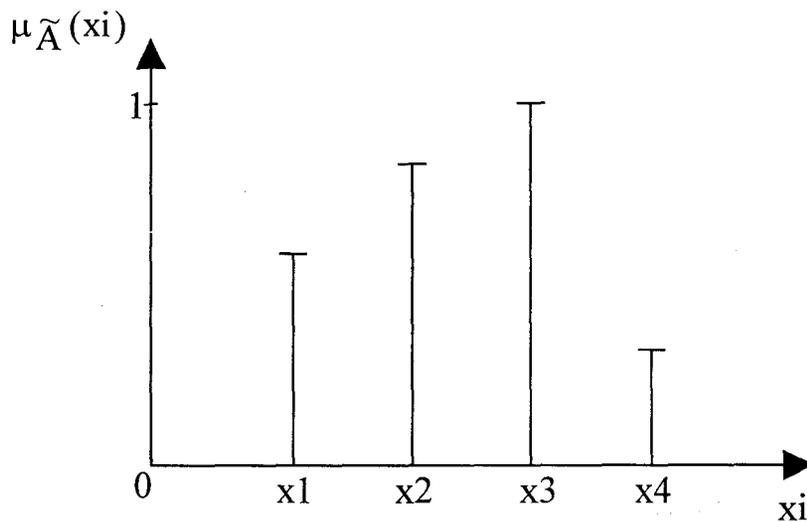


Figure 3.1: *Un exemple d'ensemble flou discontinu*

Si  $\tilde{A}$  est un sous-ensemble flou continu ( $X$  est ensemble ordinaire continu),  $\tilde{A}$  est représenté par sa fonction d'appartenance  $\mu_{\tilde{A}}$  définie sur  $X$ . Nous notons  $\tilde{A}$  de la façon suivante:

$$\tilde{A} = \int_x \mu_{\tilde{A}}(x) / x \quad (3.2)$$

avec  $x \in X$  et  $\mu_{\tilde{A}} : X \rightarrow [0,1]$

L'exemple d'un tel ensemble est donné par la figure 3.2: *Un exemple d'ensemble flou continu*.

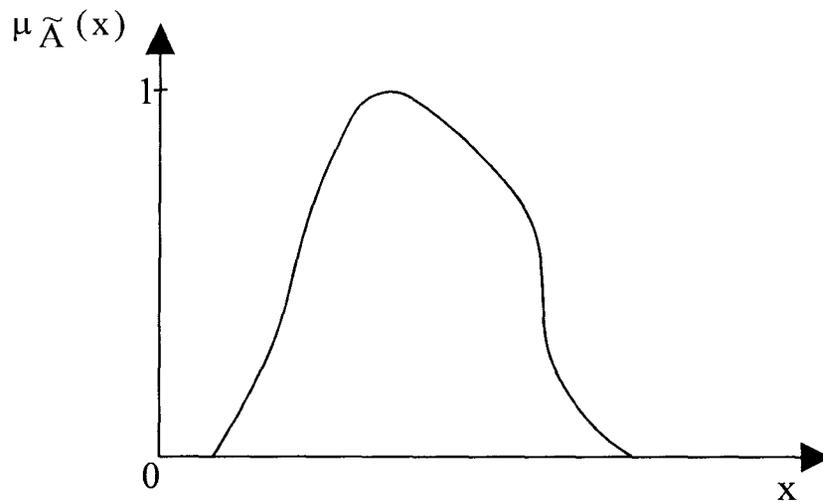


Figure 3.2: Un exemple d'ensemble flou continu

Par abus de langage, nous parlerons par la suite d'ensembles flous plutôt que de sous-ensembles flous. Cela provient de la traduction de l'anglais «fuzzy set», nom donné en 1968 par Zadeh.

### 3.1.1.2 Les ensembles flous et l'imprécision

L'atout d'une telle modélisation réside dans le fait qu'elle s'autorise, en admettant des frontières graduelles, à définir des objets de façon moins abrupte que dans les théories classiques. L'imprécision est de cette manière assimilée dans la modélisation. Or, avant la théorie des ensembles flous, la prise en compte de l'imprécision se faisait au travers d'intervalles de valeurs (intervalles d'erreur). Les ensembles flous apportent une modélisation de l'imprécision plus fine. Ainsi les concepts linguistiques imprécis se définissent aisément sous cette forme. Par exemple, l'ensemble des «grands de taille» pourrait se définir par l'ensemble flou de fonction d'appartenance égale à 0 pour les tailles inférieures à 1m60, de valeur 1 pour les tailles supérieures à 1m80 et de degré d'appartenance évoluant progressivement de 0 à 1 pour les tailles entre 1m60 et 1m80. Nous évitons ainsi l'écueil qui consiste à devoir donner une valeur stricte pour la définition, par exemple 1m70, impliquant que la taille de 1m70 est considérée comme grande alors que la taille de 1m69 ne

l'est pas. Les ensembles flous apparaissent comme un bon outil de modélisation de l'imprécision d'une mesure ou de l'imprécision subjective du langage.

Conjointement à l'imprécision, nous devons également modéliser l'incertitude. Pour cela, une théorie dérivée de la Théorie des Sous-Ensembles Flous nous est utile: la *Théorie des Possibilités*.

### 3.1.2 La Théorie des Possibilités

La Théorie des Possibilités a été introduite par Zadeh en 1978 [ZAD 78]. Elle s'est développée en parallèle avec la Théorie des Sous-Ensembles Flous et permet de prendre en compte l'incertitude sur des objets imprécis. Dans ce but, Zadeh définit la notion de *mesure de possibilité*.

#### 3.1.2.1 Mesures de possibilité et de nécessité

Toute mesure  $\Pi$  est une mesure de possibilité sur un ensemble ordinaire  $X$  si elle répond aux propriétés suivantes:

$$\begin{aligned} \text{i) } & \Pi(\emptyset)=0, \Pi(X)=1 \\ \text{ii) } & \forall (A,B) \subset X^2, \Pi(A \cup B)=\max(\Pi(A), \Pi(B)) \end{aligned} \quad (3.3)$$

Une mesure de possibilité permet de définir la notion de distribution de possibilité. Cette distribution est définie sur  $X$  et associe à chaque élément  $x$  de  $X$  la mesure de possibilité induite par le singleton  $\{x\}$ :

$$\forall x \in X, \pi(x)=\Pi(\{x\}) \quad (3.4)$$

Réciproquement, si nous connaissons la distribution de possibilité  $\pi$  définie sur  $X$ , nous pouvons déterminer la mesure de possibilité d'un sous-ensemble  $A$  de  $X$  par la relation:

$$\forall A \subset X, \Pi(A) = \sup_{x \in A} \pi(x) \quad (3.5)$$

Il existe une mesure duale à toute mesure de possibilité appelée *mesure de nécessité* et qui admet les propriétés suivantes:

$$\begin{aligned} \text{iii) } & N(\emptyset) = 0, N(X) = 1 \\ \text{iv) } & \forall (A, B) \subset X^2, N(A \cap B) = \min(N(A), N(B)) \end{aligned} \quad (3.6)$$

La mesure de nécessité se déduit de la mesure de possibilité par l'équation suivante:

$$\forall A \subset X, N(A) = 1 - \Pi(\bar{A}) \quad (3.7)$$

$\bar{A}$  étant le sous-ensemble complémentaire de A

Nous pouvons aisément vérifier la propriété suivante:

$$\forall A \subset X, \Pi(A) \geq N(A) \quad (3.8)$$

La mesure de nécessité d'un sous-ensemble A de X peut se calculer à partir d'une distribution de possibilité par l'équation suivante:

$$\forall A \subset X, N(A) = \inf_{x \notin A} (1 - \pi(x)) \quad (3.9)$$

Nous avons introduit les notions de possibilité et de nécessité de façon générale. Nous allons préciser leur définition pour des ensembles flous.

### 3.1.2.2 Possibilité et nécessité dans le cadre des ensembles flous

Dans un premier temps, nous pouvons chercher à déterminer la possibilité et la nécessité d'un ensemble flou  $\tilde{A}$  de X par rapport à une distribution de possibilité  $\pi$  sur X. Les équations (3.5) et (3.8) se caractérisent pour les ensembles flous en écrivant:

$$\Pi(\tilde{A}) = \sup_{x \in X} \min(\mu_{\tilde{A}}(x), \pi(x)) \quad (3.10)$$

$$N(\tilde{A}) = \inf_{x \in X} \max(\mu_{\tilde{A}}(x), 1 - \pi(x)) \quad (3.11)$$

Mais ces notions se définissent aussi pour un ensemble flou  $\tilde{A}$  de  $X$  vis-à-vis d'un autre ensemble flou  $\tilde{B}$  de  $X$ . Dans ce cas, nous obtenons les mesures suivantes:

$$\Pi(\tilde{A}, \tilde{B}) = \sup_{x \in X} \min(\mu_{\tilde{A}}(x), \mu_{\tilde{B}}(x)) \quad (3.12)$$

$$N(\tilde{A}, \tilde{B}) = \inf_{x \in X} \max(\mu_{\tilde{A}}(x), 1 - \mu_{\tilde{B}}(x)) \quad (3.13)$$

### 3.1.2.3 Les mesures de possibilité et l'incertitude

Le problème de l'incertitude tient dans la difficulté à quantifier les «chances» que possède un événement de s'accomplir. La possibilité et la nécessité donnent un élément de réponse puisqu'ils fournissent respectivement le degré pour lequel il est «possible» que l'événement s'accomplisse et le degré pour lequel l'événement s'accomplit «nécessairement».

Ainsi la possibilité vaut 1 si l'événement est possible et 0 si l'événement ne peut être réalisé. Une nécessité à 1 indique que l'événement est inévitablement effectué et à 0 que rien ne l'y oblige. Nous constatons que la combinaison des deux degrés induit la certitude ou non sur l'événement. En effet, si la possibilité et la nécessité de l'événement sont égales, nous savons que l'événement s'accomplira pour les degrés égaux à 1 et ne s'accomplira pas pour 0. Par contre, si la possibilité est à 1 et la nécessité à 0, alors nous savons que l'événement est possible mais nous ne sommes pas certains qu'il s'accomplisse.

Les distributions de possibilité et les ensembles flous induisant des degrés de possibilité et de nécessité sur l'intervalle unité  $[0,1]$ , des modulations dans l'expression de l'incertitude sont maintenant possibles au travers de ces degrés et ces distributions de possibilité.

Zadeh montre comment générer des distributions de possibilité à partir d'ensembles flous continus. Partant des équations (3.4) et (3.10), nous pouvons en déduire qu'un ensemble flou  $\tilde{A}$

possède intrinsèquement une distribution de possibilité  $\pi_{\tilde{A}}$  liée à l'événement traduit par l'ensemble flou  $\tilde{A}$  :

$$\forall x \in X, \pi_{\tilde{A}}(x) = \mu_{\tilde{A}}(x) \quad (3.14)$$

$\pi_{\tilde{A}}(x)$  exprime ainsi la possibilité de  $x$  face à l'événement représenté par  $\tilde{A}$ .

Nous apercevons ici une liaison entre distribution de possibilité et ensemble flou. La distribution de possibilité ainsi obtenue comporte donc une incertitude acquise à partir de l'imprécision de l'ensemble flou. Cette similitude nous permet de confondre les deux formalismes et donc d'utiliser les outils de l'algèbre floue pour manipuler des distributions de possibilité. Il ne faudra pour autant pas oublier la nature initiale de l'objet manipulé.

La méthode usuelle de représentation de l'incertitude provient de la théorie des probabilités. Cette théorie est basée sur la fréquence d'occurrence des événements. Nous pouvons entrevoir certaines similitudes entre cette théorie et la théorie des possibilités. Tout d'abord, les deux théories cherchent à quantifier l'incertitude d'un événement. Puis nous trouvons des ressemblances dans leur formalisme. Les théories divergent cependant dans leurs contraintes car, même si les propriétés ont un formalisme similaire, celles-ci sont plus exigeantes dans la théorie des probabilités. En fait, la théorie des possibilités fournit des résultats moins pointus que la théorie des probabilités (un degré de possibilité et un degré de nécessité au lieu d'un unique degré de probabilité), mais elle est aussi moins exigeante concernant notamment la dépendance des événements ( $N(A \cap B) = \min(N(A), N(B))$  sans conditions sur  $A$  et  $B$  pour  $P(A \cap B) = P(A)P(B)$  avec la condition impérative que  $A$  et  $B$  soient indépendants).

Deux transformations permettant le passage des probabilités aux possibilités ont été définies par Dubois, Prade et Sandri [DUB 93]. Ces transformations doivent autoriser l'extraction d'un histogramme de possibilités à partir d'un histogramme de probabilités. Partant de l'histogramme des probabilités  $p(x_i)$  d'un ensemble de  $ncl$  classes  $x_i$  sur l'ensemble  $X$ , Dubois et Prade calculent les possibilités  $\Pi(x_i)$  correspondant à chacune des classes en déterminant la nécessité de l'événement complémentaire de  $x_i$ , c'est-à-dire la somme des autres classes ( $X - \{x_i\}$ ). Ainsi, pour la première transformation  $Tr1$ , la nécessité du contraire de  $x_i$  tient dans la quantité de probabilité de l'histogramme dépassant la probabilité  $p(x_i)$ . Pour la seconde transformation  $Tr2$ , cette nécessité est la somme des probabilités supérieures à la probabilité  $p(x_i)$ . En appliquant la propriété (3.7), nous

obtenons les transformations suivantes:

$$\text{Tr1: } \Pi(x_i) = 1 - \sum_{j=1}^{ncl} \max(0, p(x_i) - p(x_j)) \quad (3.15)$$

$$\text{Tr2: } \Pi(x_i) = 1 - \sum_{j=1}^{ncl} \{p(x_j)/p(x_j) > p(x_i)\} \quad (3.16)$$

ou sous la forme:

$$\text{Tr1: } \Pi(x_i) = \sum_{j=1}^{ncl} \min(p(x_i), p(x_j)) \quad (3.17)$$

$$\text{Tr2: } \Pi(x_i) = \sum_{j=1}^{ncl} \{p(x_j)/p(x_j) \leq p(x_i)\} \quad (3.18)$$

En étendant ces transformations au cas d'ensembles infinis, nous obtenons une distribution de possibilité à partir d'une distribution de probabilité suivant les deux transformations définies par les équations:

$$\text{Tr1: } \pi(x) = \int_{-\infty}^{+\infty} \min(p(x), p(\omega)) d\omega \quad (3.19)$$

$$\text{Tr2: } \pi(x) = \int_{-\infty}^x p(\omega) d\omega + \int_{f(x)}^{+\infty} p(\omega) d\omega \quad (3.20)$$

avec  $f(x) = \max\{\omega/p(\omega) \geq p(x)\}$

Pourtant les probabilités et les possibilités ne sont pas des modèles équivalents de représentation de l'incertitude. Les possibilités sont moins précises, comme nous l'avons déjà évoqué précédemment. C'est pour cela que nous constatons une perte d'information lors de la transformation probabilité-possibilité. Mais, en dépit de cette perte d'information, ces transformations peuvent s'avérer intéressantes pour appréhender une incertitude liée à la fréquence d'occurrence d'un événement.

Les mesures de possibilité sont donc capables de prendre en compte deux natures d'incertitude: une incertitude dérivant d'une imprécision et une incertitude provenant de

---

l'évaluation d'une fréquence d'occurrence. Il nous apparaît désormais possible de considérer sous un unique formalisme (la distribution de possibilité) des informations de différentes natures. Nous pouvons confronter la subjectivité ou l'imprécision représentées par un ensemble flou à l'incertitude statistique de l'occurrence d'un événement représentée par une distribution de probabilité. C'est cette perspective que nous exploiterons dans notre algorithme d'aide à la décision afin de concilier les différents types de données mises en évidence dans la section 2.3: *L'incertitude sur les critères*.

Nous allons maintenant explorer quelques méthodes d'aide à la décision floues existantes. Cette prospection nous permettra par la suite d'étudier la pertinence de ces méthodes, mais aussi leurs lacunes vis-à-vis de notre problématique d'aide à la décision en Téléopération, et ainsi d'orienter la recherche vers une méthode plus adaptée.

## 3.2 Les Systèmes d'Aide à la Décision «Flous» Existants

Lorsque nous étudions une méthode d'aide à la décision floue, nous devons en premier lieu nous interroger sur le rôle de la modélisation floue dans cette méthode. En effet, le «flou» peut intervenir dans la modélisation des entrées du système d'aide à la décision (les valeurs des critères), mais aussi sur les préférences du décideur. De plus, nous pouvons envisager différentes problématiques concernant les sorties (décisions prises par le système). Nous pouvons vouloir déterminer la meilleure action ou un classement de ces actions. Toutes ces possibilités vont induire autant de méthodes différentes. Il est bien évident que nous ne pouvons rapporter ici toutes les méthodes existantes. Dans les sections suivantes, nous allons développer quelques exemples de méthodes multi-attributs. Le lecteur désireux d'approfondir cette question pourra se reporter au livre très complet de Chen et Hwang [CHE 92].

### 3.2.1 Utilisation d'un ensemble flou pour modéliser les critères

Généralement, deux phases peuvent être identifiées dans les méthodes d'aide à la décision. La première consiste à agréger les évaluations des différents critères en respectant les préférences du décideur et ceci pour chaque action. Une seconde phase vise ensuite, à partir de ce jugement global, à choisir parmi les actions pour retenir les meilleures ou obtenir un classement de ces actions. Suivant la méthode employée, les deux étapes auront plus ou moins d'importance l'une vis-à-vis de l'autre, et elles seront plus ou moins discernables l'une de l'autre.

En prenant pour exemple la Théorie de l'Utilité, nous constatons que pour cette méthode les deux étapes sont parfaitement distinctes, puisque la première phase d'agrégation consiste à calculer la fonction d'utilité pour chaque action et la seconde phase consiste à retenir l'action maximisant cette fonction. De plus, l'originalité de la méthode réside dans la fonction d'utilité employée dans la première phase, puisque la seconde phase ne fait qu'utiliser la relation d'ordre sur les réels.

Une méthode d'aide à la décision floue doit donc, dans un premier temps, agréger des ensembles flous. La solution immédiate consiste à extraire certaines caractéristiques des ensembles flous au travers de mesures floues. Les méthodes seront présentées dans la section 3.2.1.3: *Ordonnancer des ensembles flous*. Les ensembles flous étant ainsi évalués par des nombres réels, il

est possible d'appliquer une méthode classique pour la seconde phase de l'aide à la décision. Le défaut de ce type de méthode provient du fait que le flou est «écrasé» dès le début de la méthode, faisant perdre ainsi le bénéfice de la représentation floue. Il est plus intéressant de conserver le «flou» le plus longtemps tout au long de la méthode, si possible jusqu'à la dernière étape. Nous devons par conséquent manipuler les informations floues.

### 3.2.1.1 La méthode de Baas et Kwakernaak

Baas et Kwakernaak proposent une méthode d'agrégation permettant de manipuler des évaluations floues [BAA 77]. La technique d'agrégation de cette méthode est basée sur l'opérateur de moyenne pondérée qui calcule un taux  $R(aj)$  pour l'action  $aj$  à partir de ses évaluations  $g_i(aj)$ :

$$R(aj) = \frac{\sum_{i=1}^n p_i g_i(aj)}{\sum_{i=1}^n p_i} \quad (3.21)$$

avec  $p_i$  poids de chaque critère

Or, dans la méthode de Baas et Kwakernaak, les évaluations des critères  $c_i$  pour l'action  $aj$  et même les poids de chaque critère sont des ensembles flous notés respectivement  $\tilde{G}_{ij}$  et  $\tilde{P}_i$ . Considérons la fonction  $f(z)$  définie de  $\mathfrak{R}^{2n}$  dans  $\mathfrak{R}$  par l'expression:

$$f(z) = \frac{\sum_{i=1}^n p_i g_i}{\sum_{i=1}^n p_i} \quad (3.22)$$

avec  $z = (p_1, \dots, p_n, g_1, \dots, g_n) \in \mathfrak{R}^{2n}$

En appliquant le principe d'extension (cf. Annexe1: *Rappels sur les ensembles flous*), nous pouvons déduire un ensemble flou  $\tilde{Z}_j$  construit sur  $\mathfrak{R}^{2n}$ :

$$\mu_{\tilde{Z}_j}(z) = \min\left\{ \min_i (\mu_{\tilde{G}_{ij}}(g_i)), \min_i (\mu_{\tilde{P}_i}(p_i)) \right\} \quad (3.23)$$

Grâce à la fonction  $f(z)$ , l'ensemble flou  $\tilde{Z}_j$  induit à son tour l'ensemble flou  $\tilde{R}_j$  défini sur  $\mathfrak{R}$  en appliquant l'équation:

$$\mu_{\tilde{R}_j}(x) = \sup_{z: f(z)=x} \mu_{\tilde{Z}_j}(z) \quad (3.24)$$

avec  $x \in \mathfrak{R}$

Cet ensemble flou correspond à l'agrégation des évaluations floues des critères pour l'action  $aj$ .

Baas et Kwakernaak illustrent leur méthode par un exemple exploitant deux critères. Or, nous nous apercevons que la mise en oeuvre de cette méthode devient difficile lorsque le nombre de critères augmente. Le calcul à réaliser étant global, nous sommes confrontés à un problème à  $2n$  dimensions. Pour pallier cet inconvénient, Dubois et Prade décomposent l'agrégation en plusieurs étapes de calcul.

### 3.2.1.2 La méthode de Dubois et Prade

La méthode de Dubois et Prade [DUB 82] ne cherche pas à appliquer le principe d'extension sur une fonction modélisant la moyenne pondérée, mais à appliquer ce principe sur les opérations d'addition et de multiplication. Ces opérations élémentaires ainsi redéfinies pour les ensembles flous peuvent ensuite être utilisées pour reconstruire une moyenne pondérée qui admet pour variables les ensembles flous. L'addition étendue notée  $\oplus$  et la multiplication étendue notée  $\otimes$  se définissent par les équations suivantes [DUB 78]:

$$\mu_{\tilde{A} \oplus \tilde{B}}(z) = \sup_{x \in \mathfrak{R}} (\min(\mu_{\tilde{A}}(x), \mu_{\tilde{B}}(z-x))) \quad (3.25)$$

$$\mu_{\tilde{A} \otimes \tilde{B}}(z) = \begin{cases} \sup_{x \in \mathfrak{R} - \{0\}} (\min(\mu_{\tilde{A}}(x), \mu_{\tilde{B}}(z/x))) & \text{pour } z \in \mathfrak{R} - \{0\} \\ \max(\mu_{\tilde{A}}(0), \mu_{\tilde{B}}(0)) & \text{pour } z = 0 \end{cases} \quad (3.26)$$

$\tilde{A}$  et  $\tilde{B}$  étant des ensembles flous définis sur  $\mathfrak{R}$

Puis, pour construire l'opérateur d'agrégation, Dubois et Prade remplacent la notion de poids de chaque critère par la notion de probabilité linguistique de chaque critère. Ce concept est appelé linguistique car ces probabilités sont modélisées par des ensembles flous donnés de façon plus ou moins subjective par le décideur. Ces ensembles flous sont en fait des nombres flous tels que les définissent Dubois et Prade (cf. Annexe1: *Rappels sur les ensembles flous*), c'est-à-dire qu'en autres propriétés, ils ont pour noyau un singleton. Ces nombres flous s'appellent enfin probabilités car il est demandé à leur valeur modale de respecter la propriété de normalisation des probabilités. D'où, pour effectuer l'agrégation, nous devons déterminer les probabilités linguistiques  $\tilde{p}_i$  de chaque critère telles que:

$$\sum_{i=1}^n x_i = 1 \quad (3.27)$$

avec  $x_i$  valeur modale (un singleton) du nombre flou  $\tilde{p}_i$

L'agrégation des évaluations floues  $\tilde{G}_{ij}$  des critères pour l'action  $a_j$  se calcule désormais par l'équation floue suivante:

$$\tilde{R}_j = (\tilde{p}_1 \otimes \tilde{G}_{1j}) \oplus \dots \oplus (\tilde{p}_n \otimes \tilde{G}_{nj}) \quad (3.28)$$

En fait, les deux méthodes d'agrégation floue présentées ci-dessus visent à étendre aux ensembles flous une méthode utilisant une fonction d'utilité modélisée par une moyenne pondérée, et ceci au travers du principe d'extension. Il s'avère que nous pouvons penser étendre au flou toute fonction d'utilité avec plus ou moins de difficulté de mise en oeuvre en fonction de la forme de la fonction d'utilité.

A ce stade d'un algorithme flou, nous obtenons un ensemble flou agrégé évaluant chaque action. Il faut maintenant classer ces évaluations.

## 3.2.1.3 Ordonnancement des ensembles flous

Pour ordonnancer des ensembles flous, nous devons nous définir une ou plusieurs *mesures* permettant de comparer les ensembles flous entre eux. Ces mesures doivent déterminer pour chaque ensemble flou un nombre réel utilisé pour ordonner ensuite les ensembles flous. L'ordonnancement est ainsi orienté par le choix de ces mesures. Dans la suite, nous allons aborder trois familles de mesures sur les ensembles flous au travers des notions de *distance floue*, des notions d'*inclusion* et de *divergence* sur les ensembles flous et des notions d'*indices de classement* des ensembles flous.

Lorsque nous cherchons à comparer des ensembles flous entre eux, la première idée qui s'impose consiste à vouloir étendre la notion de *distance* aux ensembles flous. Aussi, la *distance euclidienne* s'étend, pour deux ensembles flous définis sur X, par l'équation:

$$d_{Eu}(\tilde{A}, \tilde{B}) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (\mu_{\tilde{A}}(x_i)^2 + \mu_{\tilde{B}}(x_i)^2)} \quad \text{pour le cas discontinu} \quad (3.29)$$

$$d_{Eu}(\tilde{A}, \tilde{B}) = \sqrt{\int_X (\mu_{\tilde{A}}(x)^2 + \mu_{\tilde{B}}(x)^2) dx} \quad \text{pour le cas continu} \quad (3.30)$$

Cette extension peut s'appliquer à bien d'autres distances, telles que la *distance de Hamming* ou la *distance  $l^p$  de Kosko* [KAU 73]. En fait, l'extension de la notion de distance définie précédemment permet le calcul d'un *degré de non-similitude* entre deux ensembles flous. Mais cette distance ne permet pas d'expliquer les raisons de cette non-similitude.

Pour donner un élément d'explication à la non-similitude constatée entre deux ensembles flous, nous pouvons faire appel aux notions d'*inclusion* et de *divergence*.

Le problème de la définition de l'inclusion de deux ensembles flous proposée à l'origine par Zadeh (cf. Annexe1: *Rappels sur les Ensembles flous*) réside dans le fait qu'elle ne tolère aucun écart. Pour assouplir cette définition, nous disposons des *degrés d'inclusion*. La *nécessité* introduite précédemment (équation 3.13) fournit une première évaluation d'un degré d'inclusion d'un ensemble flou dans un autre ensemble flou. Kosko, quant à lui, estime le degré d'inclusion à partir de la *cardinalité* des ensembles et de leur intersection [KOS 86]. L'équation suivante détermine le degré d'inclusion de l'ensemble flou  $\tilde{A}$  dans l'ensemble flou  $\tilde{B}$ :

$$d_{\cap}(\tilde{A}, \tilde{B}) = \frac{|\tilde{A} \cap \tilde{B}|}{|\tilde{A}|} \quad (3.31)$$

L'opérateur d'intersection habituellement choisi pour ce calcul est le minimum, mais toute t-norme peut être utilisée (cf. Annexe1: *Rappels sur les Ensembles flous*).

Au contraire, le degré de *divergence* caractérise dans quelle mesure deux ensembles flous peuvent se discerner. Ainsi la possibilité de deux ensembles flous (cf. Equation 3.12) est nulle lorsque les ensembles sont totalement disjoints et est maximale lorsque leurs noyaux se recouvrent. Un degré de divergence peut aussi se définir à partir de l'*information floue* partagée par les deux ensembles [DIN 93]. Nous obtenons dans ce cas un degré de divergence défini par les équations suivantes:

$$D(\tilde{A}, \tilde{B}) = \sum_{i=1}^n [(\mu_{\tilde{A}}(x_i) - \mu_{\tilde{B}}(x_i)) \cdot \ln \frac{1 + \mu_{\tilde{A}}(x_i)}{1 + \mu_{\tilde{B}}(x_i)} + (\mu_{\tilde{B}}(x_i) - \mu_{\tilde{A}}(x_i)) \cdot \ln \frac{2 + \mu_{\tilde{A}}(x_i)}{2 + \mu_{\tilde{B}}(x_i)}]$$

pour le cas discontinu (3.32)

$$D(\tilde{A}, \tilde{B}) = \int_X [(\mu_{\tilde{A}}(x) - \mu_{\tilde{B}}(x)) \cdot \ln \frac{1 + \mu_{\tilde{A}}(x)}{1 + \mu_{\tilde{B}}(x)} + (\mu_{\tilde{B}}(x) - \mu_{\tilde{A}}(x)) \cdot \ln \frac{2 + \mu_{\tilde{A}}(x)}{2 + \mu_{\tilde{B}}(x)}] dx$$

pour le cas continu (3.33)

Pour réaliser l'ordonnancement des ensembles flous avec les mesures définies précédemment, il suffit maintenant de se donner un ensemble flou de référence et de comparer les ensembles flous à cette référence.

Nous nous apercevons que les mesures définies ci-dessus s'appuient toutes, dans un premier temps, sur la comparaison des degrés d'appartenance pour un élément donné. Elles fonctionnent ainsi sur le principe d'une relation d'ordre sur les ordonnées (les degrés d'appartenance). Cela autorise d'ailleurs la définition de ces mesures aussi bien pour des ensembles flous continus que discontinus. Mais, dans certains cas et spécialement pour les ensembles flous continus, il existe aussi une relation d'ordre sur les abscisses (les éléments de l'ensemble de définition). Or, il peut être simplement nécessaire de considérer cette seconde relation d'ordre pour réaliser l'ordonnancement plutôt que d'utiliser un ensemble flou de référence. Dans ce cas, les mesures

doivent comparer les degrés d'appartenance en tenant compte de l'abscisse de l'élément considéré. C'est ce que réalisent les *indices de classement* que nous allons aborder.

Pour déterminer l'abscisse la plus représentative d'un ensemble flou, une première méthode consiste à emprunter au *Contrôle Flou* ses *opérateurs de défuzzification*. Un des plus classiques consiste à calculer l'élément correspondant au centre de gravité de l'ensemble flou:

$$x_G(\tilde{A}) = \frac{\int x \mu_{\tilde{A}}(x) dx}{\int \mu_{\tilde{A}}(x) dx} \quad (3.34)$$

Le classement des ensembles flous s'effectue à partir de ces centres de gravité.

Adamo suggère l'utilisation des  $\alpha$ -coupes (cf. Annexe1: *Rappels sur les Ensembles Flous*). Pour un niveau de coupe  $\alpha$  donné, nous obtenons un intervalle d'éléments de  $X$  pour chaque ensemble flou dont nous retenons la borne supérieure. Cette borne supérieure représente pour Adamo un *indice d' $\alpha$ -préférence* qui permet ensuite de classer les ensembles [ADA 80]. Le choix du niveau de coupe  $\alpha$  est libre et peut donc se moduler.

Dans sa méthode, Kerre allie le raisonnement «horizontal» (en abscisse) au raisonnement «vertical» (en ordonnée) [KER 82]. Ainsi il propose de déterminer une référence pour les ensembles flous à ordonner en évaluant le maximum de ces ensembles par l'*opérateur maximum étendu* (raisonnement «horizontal»). Puis il suggère de calculer la *distance de Hamming* de chaque ensemble à cette référence, cette distance devant permettre de classer les ensembles flous (raisonnement «vertical»). Pour  $n$  ensembles flous  $\tilde{A}_i$  à ordonner, l'indice de Kerre de l'ensemble  $\tilde{A}_i$  se calcule donc par l'équation:

$$d_K(\tilde{A}_i) = \int_X |\mu_{\tilde{A}_i}(x) - \mu_{\tilde{M}}(x)| dx \quad (3.35)$$

avec  $\tilde{M} = \max(\tilde{A}_1, \dots, \tilde{A}_n)$

Une méthode basée sur des indices de surclassement est présentée par Dubois et Prade [DUB 83]. Pour spécifier les indices de surclassement de Dubois et Prade nous avons besoin, dans un premier temps, de définir les notions d'*intervalle des plus grands ou égaux* et d'*intervalle des plus*

*grands strictement* par rapport à un ensemble flou  $\tilde{A}$ , notés respectivement  $[\tilde{A}, +\infty[$  et  $]\tilde{A}, +\infty[$ . Ces deux intervalles flous se déterminent par les équations suivantes:

$$\forall x \in X, \forall x' \in X, \quad \mu_{[\tilde{A}, +\infty[}(x') = \sup_{x \leq x'} \mu_{\tilde{A}}(x) \quad (3.36)$$

$$\forall x \in X, \forall x' \in X, \quad \mu_{]\tilde{A}, +\infty[}(x') = \inf_{x \geq x'} (1 - \mu_{\tilde{A}}(x)) \quad (3.37)$$

A partir de ces intervalles et en utilisant les indices de possibilité et de nécessité, Dubois et Prade définissent trois nouveaux indices: la *possibilité de surclassement*, la *nécessité de surclassement* et la *possibilité de surclassement strict* d'un ensemble flou  $\tilde{A}$  par rapport à un ensemble flou  $\tilde{B}$ , qui se calculent par les expressions suivantes:

$$PS(\tilde{A}, \tilde{B}) = \Pi([\tilde{B}, +\infty[, \tilde{A}) \quad (3.38)$$

$$NS(\tilde{A}, \tilde{B}) = N([\tilde{B}, +\infty[, \tilde{A}) \quad (3.39)$$

$$PSS(\tilde{A}, \tilde{B}) = \Pi(]\tilde{B}, +\infty[, \tilde{A}) \quad (3.40)$$

Il est possible d'introduire un quatrième indice qui serait une nécessité de surclassement strict. Mais cet indice n'est d'aucune utilité lorsqu'il est employé avec les autres indices puisqu'il fournit une information redondante.

Plus récemment, Fortemps et Roubens ont proposé de réaliser un classement à partir de l'idée de la compensation des aires entre nombres flous [FOR 96]. Pour cela, ils définissent deux aires caractéristiques de la comparaison de deux nombres flous par les équations suivantes:

$$S_L(\tilde{A} \geq \tilde{B}) = \int_{U(\tilde{A}, \tilde{B})} [\underline{a}_\alpha - \underline{b}_\alpha] d\alpha \quad (3.41)$$

$$S_R(\tilde{A} \geq \tilde{B}) = \int_{V(\tilde{A}, \tilde{B})} [\bar{a}_\alpha - \bar{b}_\alpha] d\alpha \quad (3.42)$$

avec  $\bar{a}_\alpha = \sup_{x \in \mathcal{R}} (x / \mu_{\tilde{A}}(x) \geq \alpha)$  et  $\underline{a}_\alpha = \inf_{x \in \mathcal{R}} (x / \mu_{\tilde{A}}(x) \geq \alpha)$

avec  $U(\tilde{A}, \tilde{B}) = (\alpha / 0 \leq \alpha \leq 1, \underline{a}_\alpha \geq \underline{b}_\alpha)$  et  $V(\tilde{A}, \tilde{B}) = (\alpha / 0 \leq \alpha \leq 1, \bar{a}_\alpha \geq \bar{b}_\alpha)$

Le degré de surclassement de  $\tilde{A}$  par rapport à  $\tilde{B}$  se calcule alors par:

$$d_{FR}(\tilde{A} \geq \tilde{B}) = \frac{1}{2}[S_L(\tilde{A} \geq \tilde{B}) + S_R(\tilde{A} \geq \tilde{B}) - S_L(\tilde{A} \leq \tilde{B}) - S_R(\tilde{A} \leq \tilde{B})] \quad (3.43)$$

Dans cette section, sans chercher à être exhaustifs, nous avons donné quelques pistes pour la construction d'une méthode multicritère pour des valeurs de critères flous. Maintenant nous allons décrire une méthode permettant de considérer les préférences floues.

### 3.2.2 Prise en compte du «flou» sur les préférences: la méthode Electre III

La méthode Electre III fait partie de la famille des méthodes de surclassement Electre que nous avons déjà abordées dans la section 1.2.3.2: *Les méthodes de surclassement*. Ces méthodes cherchent à comparer les actions  $aj$  à partir de leurs évaluations  $gi(aj)$  suivant chacun des critères  $ci$  et des préférences exprimées par le décideur. Les préférences s'énoncent au travers de la comparaison de deux actions suivant un critère. L'originalité de la méthode Electre III consiste à décrire cette comparaison par des ensembles flous [ROY 78]. Ces ensembles sont en fait des ensembles flous trapézoïdaux nécessitant, pour chaque action  $aj$  et suivant chaque critère  $ci$ , la définition de deux seuils: un *seuil de préférence* noté  $pi(gi(aj))$  et un *seuil d'indifférence* noté  $qi(gi(aj))$ . Un ensemble flou de ce type et que nous noterons  $\tilde{P}_{ij}$  doit être fourni par le décideur pour chaque action et suivant chaque critère ( $n \times p$  ensembles flous  $\tilde{P}_{ij}$ ). Ensuite, la préférence du décideur  $fi(aj,ak)$  pour une action  $aj$  vis-à-vis d'une action  $ak$  pour le critère  $ci$  se calcule en déterminant le degré d'appartenance suivant l'équation:

$$fi(aj,ak) = \mu_{\tilde{P}_{ij}}(gi(ak) - gi(aj)) \quad (3.44)$$

La *concordance* est le résultat de l'agrégation pondérée des préférences:

$$C(aj,ak) = \sum_{i=1}^n pi fi(aj,ak) \quad (3.45)$$

avec  $pi$  poids associé à chaque critère

La *discordance*  $D_i(a_j, a_k)$  de l'action  $a_j$  vis-à-vis de l'action  $a_k$  suivant le critère  $c_i$  se détermine de la même manière que les préférences. Le décideur fournit les ensembles flous trapézoïdaux adéquats bâtis sur le *seuil de préférence*  $p_i(a_j)$  et sur le *seuil de veto*  $v_i(a_j)$ , le seuil de veto exprimant la valeur au-delà de laquelle la discordance est maximale. La figure 3.3: *Calcul de la concordance et de la discordance dans Electre III* illustre les définitions de la concordance et de la discordance.

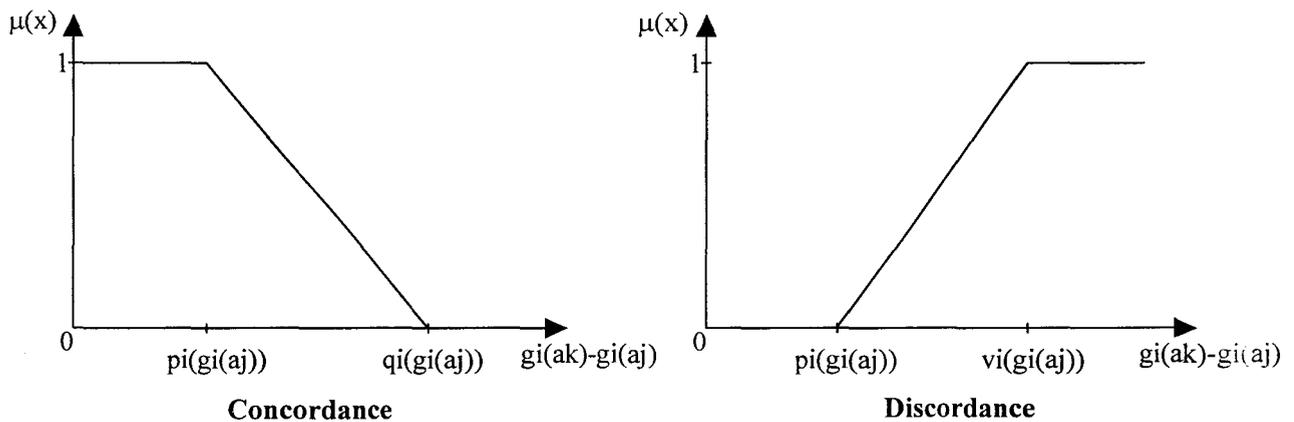


Figure 3.3: *Calcul de la concordance et de la discordance dans Electre III*

La méthode Electre III propose ensuite le calcul du *degré de crédibilité*  $dc(a_j, a_k)$  de l'action  $a_j$  vis-à-vis de l'action  $a_k$ :

$$dc(a_j, a_k) = C(a_j, a_k) \prod_{i: D_i(a_j, a_k) > C(a_j, a_k)} (1 - D_i(a_j, a_k)) / (1 - C(a_j, a_k)) \quad (3.46)$$

L'équation (3.46) permet donc d'obtenir la matrice des degrés de crédibilité de chaque action vis-à-vis des autres. Il nous reste à établir un classement des actions à partir de cette matrice. La méthode Electre III préconise pour cela la détermination de deux classements obtenus, d'une part par une distillation descendante qui sélectionne les meilleures actions pour finir par les plus mauvaises, et d'autre part par une distillation ascendante qui commence par les plus mauvaises actions pour finir par les meilleures. Ces deux classements sont ensuite comparés pour extraire le classement final. Nous ne développerons pas ici plus avant la méthode et nous invitons le lecteur à en approfondir

l'étude en se reportant aux références indiquées.

Nous retrouvons dans cette méthode les deux étapes d'une méthode d'aide à la décision multicritère qui consiste à agréger les évaluations puis à ordonner les actions à partir de ces évaluations agrégées. Néanmoins, lors de la première étape, les méthodes de surclassement agrègent les comparaisons de deux actions et non pas les évaluations d'une action indépendamment des autres actions comme pour les méthodes basées sur la théorie de l'utilité. Dans la méthode Electre III, l'utilisation du flou porte sur cette première étape. Nous constatons son efficacité à modéliser des préférences, d'autant que celles-ci sont données par le décideur qui peut avoir du mal à fournir les préférences de façon absolue et précise. Cette méthode apporte une certaine souplesse à ce niveau par rapport aux autres méthodes de la même famille. Mais l'utilisation de l'algèbre floue n'est pas généralisée pour toute la méthode, puisque présente uniquement dans les préférences. Aussi, partant de prémisses floues, les calculs qui en découlent n'utilisent pas de concepts flous.

Après avoir étudié comment traiter une information floue émanant de l'évaluation des critères ou des préférences du décideur, l'*inférence floue* va permettre de prendre en compte la modélisation floue simultanément pour ces deux niveaux.

### 3.2.3 Utilisation de l'inférence floue pour une modélisation floue des critères et des préférences

La logique floue s'attache à exprimer des règles basées sur des connaissances dites imparfaites. Une règle floue  $\tilde{r}_m$  s'écrit:

$$\text{si } x_1 \text{ est } \tilde{A}_{1m} \text{ et } \dots \text{ et } x_n \text{ est } \tilde{A}_{nm} \text{ alors } y \text{ est } \tilde{B}_m \quad (3.47)$$

avec  $x_i$  et  $y$  variables définies respectivement sur les ensembles ordinaires  $X_i$  et  $Y$ ,

$\tilde{A}_{im}$  et  $\tilde{B}_m$  ensembles flous définis respectivement sur  $X_i$  et  $Y$

Dans la suite, nous allons nous efforcer de quantifier cette règle. Puis, à partir d'une entrée représentée par un ensemble flou, il faudra déduire pour la règle la sortie correspondante. Enfin, si plusieurs règles sont à appliquer, nous aurons à prévoir une agrégation des résultats de ces règles.

### 3.2.3.1 Le raisonnement flou

La règle floue de l'équation (3.47) s'écrit sous la forme de deux membres que sont l'expression sur les entrées et l'implication vers la sortie.

L'expression sur les entrées "x1 est  $\tilde{A}_{1m}$  et ... et xn est  $\tilde{A}_{nm}$ " s'évalue par le *produit cartésien* sur les ensembles flous de l'expression. Un produit cartésien sur des ensembles flous se modélise en général par une t-norme. Pour illustrer la définition du produit cartésien à partir de la plus employée des t-normes qu'est le minimum, nous obtenons un ensemble flou sur X de fonction d'appartenance  $\mu_{\tilde{A}_m}$  telle que:

$$\mu_{\tilde{A}_m}(x) = \min(\mu_{\tilde{A}_{1m}}(x_1), \dots, \mu_{\tilde{A}_{nm}}(x_n)) \quad (3.48)$$

avec  $x=(x_1, \dots, x_n) \in X=X_1 \times \dots \times X_n$

L'implication "si...alors..." est représentée par une *relation floue* déduite d'un *opérateur d'implication floue* spécifique. La relation est ainsi modélisée par un ensemble flou sur (X,Y) de fonction d'appartenance  $\mu_{\tilde{A}_m \rightarrow \tilde{B}_m}$  définie par l'équation suivante:

$$\mu_{\tilde{A}_m \rightarrow \tilde{B}_m}(x, y) = \Im(\mu_{\tilde{A}_m}(x), \mu_{\tilde{B}_m}(y)) \quad (3.49)$$

avec  $\Im$  opérateur d'implication floue spécifique

Mizumoto et Zimmermann répertorient et comparent quinze opérateurs d'implication floue [MIZ 82]. Nous ne les énumérerons pas ici. Mais le lecteur soucieux d'approfondir cette question trouvera trois classes d'opérateurs présentées dans l'Annexe1: *Rappels sur les Ensembles Flous*. Une fois la règle floue  $\tilde{r}_m$  identifiée, il faut déduire la sortie de la règle représentée par un ensemble flou pour une entrée donnée.

Ici nous appliquons à une règle floue  $\tilde{r}_m$  une entrée particulière représentée par un ensemble flou  $\tilde{A}'$  afin d'induire un ensemble flou  $\tilde{B}_m'$  correspondant à la sortie. Pour cela, nous devons étendre la notion de *modus ponens* définie en logique classique. Le *modus ponens généralisé* que nous cherchons doit être capable d'estimer la proposition suivante:

$$\begin{array}{l}
\text{si } x \text{ est } \tilde{A}_m \text{ alors } y \text{ est } \tilde{B}_m \\
x \text{ est } \tilde{A}' \\
\hline
y \text{ est } \tilde{B}_m'
\end{array} \tag{3.50}$$

avec  $\tilde{A}'$  exprimant l'entrée à appliquer à la règle et  $\tilde{B}_m'$  la sortie à déduire

Le modus ponens généralisé est usuellement défini par un opérateur de composition. De cette manière, nous obtenons:

$$\forall y \in Y, \mu_{\tilde{B}_m'}(y) = \sup_{x \in X} T(\mu_{\tilde{A}'}(x), \mu_{\tilde{A}_m \rightarrow \tilde{B}_m}(x, y)) \tag{3.51}$$

où  $T$  est une t-norme et  $\mu_{\tilde{A}_m \rightarrow \tilde{B}_m}$  la fonction d'appartenance déduite de  $\tilde{r}_m$

Le choix de la t-norme doit être guidé par l'implication floue utilisée dans la règle si nous voulons conserver une cohérence avec le modus ponens classique. Si la règle floue fait appel à plusieurs entrées, l'ensemble flou  $\tilde{A}'$  est déterminé de la même manière que précédemment avec l'équation (3.48) et les différentes entrées  $\tilde{A}'_1, \dots, \tilde{A}'_n$ .

Les opérateurs d'agrégation pour les ensembles flous sont nombreux dans la littérature (cf. Annexe1: *Rappels sur les ensembles flous*). Aussi le choix de l'opérateur servant à agréger les résultats de plusieurs règles dans le cas d'un système de règles devient difficile car il est très vaste. Il existe tout de même une précaution à prendre dans ce choix. En effet, nous pouvons observer un comportement antagoniste des opérateurs d'implication floue utilisés dans les règles. Certains opérateurs d'implication ont tendance à maximiser la fonction d'appartenance de la relation floue induite dans les zones non concernées par les entrées de référence (degré d'appartenance de l'entrée nul): implication de Gödel ou implication de Diénes, alors que d'autres la minimisent: implication de Mamdani. Par conséquent, pour rester compatible avec le penchant naturel de l'opérateur d'implication utilisé, il faut choisir plutôt une t-norme dans le premier cas (en général le minimum) et une t-conorme dans le second cas (en général le maximum).

### 3.2.3.2 La vision possibiliste

Il existe une vision possibiliste de l'inférence floue envisagée par Dubois et Prade [DUB 91]. Cette vision s'impose lorsque nous avons à inférer une distribution de possibilité (au lieu d'un ensemble flou) au travers d'une règle floue. Globalement, nous retrouvons le même formalisme pour les distributions de possibilité que pour les ensembles flous du fait de leur similitude (cf. Section 3.1.2.3 *Les mesures de possibilité et l'incertitude*). La principale nuance provient de ce que la vision possibiliste montre clairement la combinaison de l'imprécision et de l'incertitude au travers de la règle, l'imprécision provenant de la description floue de la règle et l'incertitude de l'implication modélisée par celle-ci. Il faut toutefois respecter certaines restrictions et certaines précautions sémantiques, comme nous allons nous en rendre compte dans cette section.

Tout d'abord, si nous voulons respecter le *principe de minimum de spécificité*, le produit cartésien de deux distributions de possibilité se bâtit sur l'opérateur minimum. Par conséquent, l'agrégation des entrées d'une règle s'évalue par l'opérateur minimum (cf. Equation (3.48)). De même, le modus ponens généralisé assurant le calcul de la sortie associée à une règle pour une entrée donnée se résume à un opérateur de composition sup-min.

Pour sa part, la règle  $\tilde{r}_m$  se construit de la même manière que précédemment (cf. Equations (3.47) et (3.49)). Cependant la relation floue obtenue n'est plus nécessairement vue comme un ensemble flou mais peut aussi être considérée comme une distribution de possibilité. Cette distinction provient de la nature de l'interprétation prêtée aux implications dont Dubois et Prade établissent une classification [DUB 92]. Pour cela, ils soulignent trois nuances possibles dans l'interprétation des règles "*si...alors...*".

Une règle peut être *graduelle*. Dans ce cas, la règle floue  $\tilde{r}_m$  doit plus exactement s'exprimer par "*plus...plus...*" et se désigne par une relation floue représentée par un ensemble flou respectant l'inégalité suivante:

$$\forall y \in Y, \quad \sup_{x \in X} \mu_{\tilde{A}_m}(x) * \mu_{\tilde{A}_m \rightarrow \tilde{B}_m}(x, y) \leq \mu_{\tilde{B}_m}(y) \quad (3.52)$$

où \* est une opération de conjonction

En remplaçant l'opérateur \* par exemple par le minimum, nous constatons aisément que l'opérateur

d'implication de Gödel induit des règles de ce type.

L'interprétation possibiliste induit deux types de règles. Tout d'abord, les règles *qualifiant le possible* ont pour expression exacte "*plus...plus il est possible que...*". Ici, la représentation produite pour la règle  $\tilde{r}_m$  est une distribution de possibilité  $\pi_{\tilde{A}_m \rightarrow \tilde{B}_m}$  puisque la règle exprime des degrés de possibilité. De plus, cette interprétation tend à être plutôt «indulgente», car la distribution doit observer la propriété suivante:

$$\forall x \in X, \forall y \in Y, \pi_{\tilde{A}_m \rightarrow \tilde{B}_m}(x, y) \geq \min(\mu_{\tilde{A}_m}(x), \mu_{\tilde{B}_m}(y)) \quad (3.53)$$

Dans la situation extrême de l'égalité pour l'équation (3.53), nous obtenons l'opérateur minimum utilisé par Mamdani.

Au contraire, la seconde interprétation possibiliste cherche à être sévère. Elle englobe les règles *qualifiant le certain* et, de ce fait, s'énonce "*plus...plus il est certain que...*". La distribution de possibilité construite dans ce cas doit admettre l'inégalité suivante:

$$\forall x \in X, \forall y \in Y, \pi_{\tilde{A}_m \rightarrow \tilde{B}_m}(x, y) \leq \max(1 - \mu_{\tilde{A}_m}(x), \mu_{\tilde{B}_m}(y)) \quad (3.54)$$

Pour l'égalité dans l'expression (3.54), nous retrouvons l'implication de Diénes.

En ce qui concerne l'agrégation du résultat de plusieurs règles dans un système de règles, la remarque faite dans la section 3.2.3.1: *Le raisonnement flou* prend tout son sens ici avec une telle classification. Cette remarque établissait deux comportements antagonistes parmi les implications, certaines maximisant les lieux de la règle non concernés par l'entrée de référence (degré d'appartenance de l'entrée nul) et d'autres, au contraire, minimisant ces lieux. En raison des équations (3.52) et (3.54), nous constatons que les règles graduelles et les règles qualifiant le certain suivent le premier comportement et donc nécessitent une t-norme pour agréger les règles. Par contre, l'équation (3.53) montre le comportement antagoniste des règles qualifiant le possible et donc la nécessité d'utiliser dans ce cas une t-conorme pour agréger les règles.

### 3.2.3.3 Le contexte numérique

Toutes les règles exposées précédemment, qu'elles soient utilisées dans un cadre flou ou possibiliste, peuvent se réduire à un contexte numérique. C'est-à-dire que l'entrée à appliquer à la règle n'est plus un ensemble flou ou une distribution de possibilité mais un n-uplet  $x'=(x_1', \dots, x_n')$  de l'ensemble de définition de l'entrée.

Dans ce cas, la règle peut se décrire comme précédemment, mais nous voyons l'opérateur de composition du modus ponens généralisé se simplifier. En effet, appliquer un n-uplet en entrée revient à admettre en entrée un ensemble flou de degré d'appartenance 1 pour le n-uplet et nul ailleurs. Pour une composition sup-min, cela revient précisément à extraire l'ensemble flou de la règle correspondant à cet élément, comme nous le montre l'équation suivante:

$$\forall y \in Y, \quad \mu_{\tilde{B}_m}(y) = \mu_{\tilde{A}_m \rightarrow \tilde{B}_m}(x', y) \quad (3.55)$$

avec  $x'$  l'entrée appliquée et  $\mu_{\tilde{A}_m \rightarrow \tilde{B}_m}$  la fonction d'appartenance modélisant  $\tilde{r}_m$

Le *contrôle flou* fait partie du contexte numérique de l'implication floue. En particulier, pour l'opérateur de Mamdani  $\mathfrak{M}$ , nous obtenons un contrôleur flou étudié en détails par Mamdani et Assilian [MAM 75]. La démarche adoptée par les auteurs pour construire le contrôleur flou permet de concevoir l'équation (3.55) en deux étapes. La première étape détermine un degré de compatibilité entre l'entrée  $x'$  à appliquer et chaque règle  $\tilde{r}_m$ :

$$DC_m(x') = \min(\mu_{\tilde{A}_{1m}}(x_1'), \dots, \mu_{\tilde{A}_{nm}}(x_n')) \quad (3.56)$$

avec  $x'=(x_1', \dots, x_n') \in X=X_1 \times \dots \times X_n$  l'entrée appliquée à la règle

La seconde étape induit un ensemble flou tronqué pour sortie de chaque règle  $\tilde{r}_m$ , sorties que l'on agrège ensuite par l'opérateur maximum:

$$\forall y \in Y, \quad \mu_{\tilde{B}}(y) = \max_m [\min(\mu_{\tilde{B}_m}(y), DC_m(x'))] \quad (3.57)$$

Mais, par la volonté du contrôle flou d'obtenir une solution directement utilisable dans un système, on y ajoute une troisième étape: l'*opération de défuzzification*. Cette opération vise à extraire de

---

l'ensemble flou résultant de l'implication floue un unique élément significatif représentant la commande à appliquer. Les deux opérateurs les plus employés pour la défuzzification sont les calculs du *centre de gravité* (cf. Section 3.2.1.3: *Ordonnancer des ensembles flous*) et du *maximum*. La méthode du maximum consiste à retenir l'élément de plus grand degré d'appartenance et s'il n'est pas unique de retenir la moyenne de ces éléments.

L'implication floue propose donc la possibilité de prendre en compte une information floue aussi bien sur les entrées que sur les préférences exprimées sous forme de règles. La difficulté de l'utilisation de règles pour représenter une aide à la décision multicritère réside dans le nombre de règles qu'engendre une telle méthode pour décrire entièrement les préférences.

Après avoir exploré certaines méthodes de prise en compte d'une information floue en vue d'élaborer une aide à la décision multicritère, nous allons maintenant exposer la méthode que nous allons appliquer au problème spécifique d'aide à la décision en Téléopération.

### 3.3 Un Système d'Aide à la Décision Flou pour l'Allocation de Tâches en Téléopération

Comme nous l'avons précédemment vu (cf. Figure 1.6: *Les éléments intervenant dans le système d'aide à la décision*), la mise en oeuvre d'un système d'aide à la décision exige de préciser un certain nombre de données devant intervenir dans le système.

Nous savons que dans notre cas le décideur est le Superviseur du système de Téléopération (cf. Section 1.3.3.1: *Intégration de l'aide à la décision dans le système de Téléopération*). Or, ses préférences étant basées sur son expérience, il les exprime de façon orale. Il nous faut donc une méthode pour quantifier ces renseignements. L'algèbre floue nous propose de telles méthodes linguistiques.

Nous devons tout au long de l'exploitation de l'aide à la décision évaluer les critères à prendre en compte. La particularité des critères nécessaires pour l'allocation de tâches en Téléopération provient de leur nature très diverse, puisque nous avons des données précises ou imprécises, des données statistiques et des réponses à des questionnaires (cf. Section 2.3.1: *Les types de données évaluant les critères*). Le cadre possibiliste permet d'unifier ces différents formalismes.

Les préférences et les valeurs des critères étant quantifiées, il reste à appliquer la méthode d'aide à la décision qui compare ces informations et les agrège pour exprimer une évaluation de chaque action. La méthode doit se placer dans le cadre possibiliste qui peut lui même utiliser le formalisme flou. Enfin, formuler le choix final consiste à défuzzifier les résultats de l'agrégation pour en extraire une solution précise.

Toute cette chaîne de traitement doit bien évidemment se placer dans une optique de temps de calcul compatibles avec notre problème (cf. Section 2.1.2.4: *Synthèse de l'allocation pour la Téléopération*). Nous allons maintenant développer chacune de ces étapes.

#### 3.3.1 Evaluation des critères et des préférences

##### 3.3.1.1 L'expression linguistique des préférences

Le but que nous nous fixons dans cette section est de parvenir à définir un sous-langage du

langage naturel (un langage artificiel) permettant au Superviseur du Système de Téléopération d'exprimer ses préférences vis-à-vis d'un critère  $ci$  concernant une action  $aj$ . Ce sous-langage nécessite un vocabulaire et une syntaxe clairement établis [CHO 65]. Il faut y associer une sémantique permettant de quantifier les expressions découlant du sous-langage. De plus, ces trois éléments doivent pouvoir évoluer pour être ajustés aux évolutions du Superviseur.

Zadeh propose le concept de *variable linguistique* dans le cadre particulier de l'algèbre floue [ZAD 75]. Une variable linguistique génère un sous-langage dont les expressions sont quantifiées par des ensembles flous. La variable se définit par un quintuplet  $(L, V_T, X, Gr, R_S)$  avec  $L$  le nom de la variable linguistique,  $V_T$  l'ensemble des termes liés à la variable,  $X$  l'univers de discours,  $Gr$  la règle syntaxique et  $R_S$  la règle sémantique.

La règle syntaxique est en fait une grammaire définie par le quadruplet  $Gr=(V_T, T_A, S, P)$  où  $V_T$  est l'ensemble des termes de la variable (appelés aussi termes terminaux),  $T_A$  l'ensemble des termes auxiliaires,  $S$  le terme de départ et  $P$  l'ensemble des règles de production. Cette grammaire construit des expressions composées des termes de  $V_T$  en respectant les règles de  $P$ .

La traduction en ensembles flous des expressions obtenues par la grammaire  $Gr$  est assurée par la règle de sémantique  $R_S$  qui établit des ensembles flous définis sur  $X$ .

Appliquer une telle technique à notre problème de quantification des préférences revient à évaluer une expression du type "Pour l'action  $aj$ , le Superviseur préfère que le critère  $ci$  soit *Expression*". C'est-à-dire que la variable linguistique  $L$  à associer à cette phrase s'intitule "Préférences du Superviseur concernant l'action  $aj$  vis-à-vis du critère  $ci$  " et elle cherche à déterminer l'ensemble flou correspondant à *Expression*.

Aussi *Expression* est composée des termes de  $V_T$ . Pour exprimer les préférences du Superviseur, les termes de  $V_T$  se divisent en fait en deux sous-ensembles de termes de nature différente. Nous avons l'ensemble  $V_D$  contenant les termes *descripteurs* et l'ensemble  $V_M$  les termes *modificateurs*. Ces deux types de termes induisent chacun à leur manière des règles de production dans  $P$ . Chaque descripteur  $d$  de  $V_D$  conduit à introduire les deux règles de production suivantes:

$$\begin{aligned} S &\rightarrow d \\ S &\rightarrow Td \end{aligned} \tag{3.58}$$

avec  $S$  le terme de départ et  $T$  un terme auxiliaire

Le modificateur  $m$  de  $V_M$  induit les deux règles de production suivantes:

$$\begin{aligned} T &\rightarrow m \\ T &\rightarrow Tm \end{aligned} \tag{3.59}$$

avec  $T$  un terme auxiliaire

Nous constatons que le respect de ces formes de règles oblige *Expression* à être composé d'un simple descripteur ou d'un descripteur précédé d'un certain nombre de modificateurs.

L'interprétation de *Expression* par la règle sémantique  $R_S$  s'effectue de droite à gauche. *Expression* est ainsi vu comme une série de compositions. C'est-à-dire que, partant de l'interprétation du descripteur, nous lui appliquons les modificateurs au fur et à mesure en remontant vers la gauche. Aussi la seconde différence entre descripteurs et modifieurs se situe dans l'interprétation faite par  $R_S$ . Chaque descripteur  $d$  est associé à un ensemble flou défini sur  $X$  et de fonction d'appartenance  $\mu_d$  que l'on utilise directement comme interprétation sémantique du descripteur. Signalons que les ensembles flous que nous utilisons sont des ensembles flous trapézoïdaux par souci de commodité (cf. Partie 4: *Développement d'une Expérimentation*). Pour les modificateurs, Zadeh propose d'associer à chacun d'eux une fonction de  $[0,1] \rightarrow [0,1]$  qui consiste à transformer les degrés d'appartenance de l'ensemble flou sur lequel s'applique le modificateur. Pour notre application, puisque nous travaillons au départ avec des ensembles flous trapézoïdaux, nous avons choisi de modéliser les modificateurs par une transformation du noyau et du support de l'ensemble flou. Les modificateurs travaillent donc sur les quatre paramètres de l'ensemble flou. Cette modélisation permet de conserver l'ensemble flou sous une forme trapézoïdale et simplifie la compréhension de la sémantique du modifieur. Ainsi nous obtenons l'équation suivante pour le modificateur  $m$  auquel nous associons la transformation  $Tr_m$  :

$$m(M(a,b,c,d)) = M'(Tr_m(a,b,c,d)) \tag{3.60}$$

$M$  étant l'ensemble flou trapézoïdal à modifier et  $M'$  l'ensemble flou trapézoïdal résultat.

Nous allons développer ici un exemple pour illustrer les propos qui précèdent. Imaginons que nous ayons à traduire la phrase "Pour *donner la main à l'opérateur*, le Superviseur préfère que la Performance de l'opérateur soit plutôt bonne". Nous savons donc que l'action concernée est *donner la main à l'opérateur* vis-à-vis du critère *Performance de l'opérateur*. La variable linguistique L à utiliser s'intitule "Préférences du Superviseur concernant l'action *donner la main à l'opérateur* vis-à-vis du critère *Performance de l'opérateur*" et l'expression à évaluer est *plutôt bonne*.

Aussi *bonne* doit être un terme descripteur et *plutôt* un terme modificateur. Les règles de production à employer pour construire l'expression sont:

(1)  $S \rightarrow T$  bonne

(2)  $T \rightarrow$  plutôt

(3.61)

Concernant la sémantique à associer à cette variable linguistique, l'univers de discours de la variable se définit par une échelle sur 100, représentant le pourcentage de la charge de travail. Nous devons maintenant savoir ce que le Superviseur entend par *bonne* et *plutôt*. Pour le terme descripteur *bonne*, il faut quatre paramètres déterminant l'ensemble flou trapézoïdal, par exemple  $\mu_{\text{bonne}} = M(50,70,100,100)$ . Pour le terme modificateur *plutôt*, nous devons connaître la transformation à appliquer à l'ensemble flou précédent, par exemple:

$$\text{plutôt}(u,v,w,t) = (u, u+(v-u)/2, w+(t-w)/2, t) \quad (3.62)$$

Finalement, nous obtenons comme évaluation de l'expression *plutôt bonne* l'ensemble flou trapézoïdal  $\mu_{\text{plutôt bonne}} = M'(50,60,100,100)$ .

Dans cette section, nous avons établi chaque étape permettant de quantifier par un ensemble flou les préférences du Superviseur exprimées au départ par une phrase. Il apparaît que l'étape la plus longue et la plus délicate réside dans l'interrogation du Superviseur concernant la sémantique du vocabulaire qu'il emploie. Si le Superviseur est déjà sensibilisé aux ensembles flous, il lui est possible de formuler directement l'expression des ensembles et des transformations. Dans le cas contraire, il faut prévoir un questionnaire qui décompose le problème et permet au Superviseur

d'entrevoir la signification d'un ensemble flou. Pour cela, nous pouvons élaborer des questions du type "Pour quels pourcentages la charge de travail n'est définitivement plus admise comme moyenne" afin de cerner ce qui n'appartient pas au support, ou "Pour quelles valeurs la charge de travail est assurément moyenne" pour déterminer le noyau.

L'analyse linguistique des préférences du Superviseur achevée, nous obtenons la matrice  $MAT_{Pref}$  de dimension  $n \times p$  dont les éléments sont des ensembles flous. Une ligne de cette matrice représente les préférences pour chaque action suivant un critère traduites en ensembles flous au travers de la variable linguistique caractéristique du critère et du Superviseur. Une colonne représente les préférences d'une action suivant chaque critère. Les ensembles flous se rapportant au même critère sont donc définis sur le même ensemble, mais chaque ligne de la matrice a son propre ensemble de définition dépendant du critère considéré.

Les préférences du Superviseur étant établies, nous allons maintenant chercher à évaluer chacun des critères pour pouvoir ensuite comparer ces valeurs aux préférences.

### 3.3.1.2 Vers un formalisme unique pour les critères

Cette section va nous montrer comment unifier le formalisme des valeurs obtenues pour les critères à prendre en compte dans la méthode d'aide à la décision. En fait, quelle que soit la nature de l'évaluation du critère, nous allons nous ramener à une distribution de possibilité [WAW 94a].

Lorsque nous travaillons dans un formalisme flou, une méthode immédiate pour établir un ensemble flou consiste à élaborer cet ensemble à partir de l'identification des paramètres de sa fonction d'appartenance. En fait, il s'agit bien souvent de quantifier par un ensemble flou une mesure entachée d'une imprécision.

La technique que nous employons dans notre algorithme se propose de construire un ensemble flou triangulaire ayant pour noyau la mesure et pour support un intervalle centré sur le noyau de largeur égale à deux fois l'imprécision sur la mesure. Ainsi, si la mesure est  $\Delta$  et son imprécision est  $\delta\Delta$ , nous obtenons l'ensemble flou triangulaire  $M(\Delta - \delta\Delta, \Delta, \Delta + \delta\Delta)$ . Ceci assure l'analogie avec la représentation usuelle de l'imprécision par un intervalle d'erreur. L'ensemble flou caractéristique du critère considéré étant de cette manière identifié, il nous reste à le transformer en

une distribution de possibilité. Il nous suffit de conserver la fonction d'appartenance en considérant cette fois les degrés comme des degrés de possibilité (cf. Equation (3.14)).

Certains critères sont clairement définis dans un cadre classique (à partir d'ensembles ordinaires), mais demandent à être redéfinis dans un cadre flou parce qu'un ou plusieurs paramètres de leur estimation deviennent des ensembles flous dans notre application.

Considérons par exemple le critère *charge de travail effectif de l'opérateur*. Ce critère peut se définir dans un cadre classique comme le rapport du temps total occupé par l'opérateur à manipuler sur le temps total écoulé et ceci pour une fenêtre du temps. Or, si nous demandons au Superviseur de définir la fenêtre du temps à considérer, sa réponse est de la forme "La fenêtre du temps doit être le *passé proche*". En nous référant à la section 3.3.1.1: *L'expression linguistique des préférences*, nous nous apercevons que pour définir la fenêtre nous obtenons un ensemble flou. Dans ce cas, en appliquant le principe d'extension (cf. Annexe1: *Rappels sur les Ensembles Flous*), le rapport précédent devient un nombre flou. Il ne nous reste plus maintenant qu'à le considérer comme une distribution de possibilité.

D'autres critères peuvent directement s'évaluer par une variable linguistique suivant la méthode de la section 3.3.1.1: *L'expression linguistique des préférences*. Ainsi, pour connaître la *motivation* de l'Opérateur de Téléopération face à une tâche à réaliser, nous pouvons l'interroger et traduire sa réponse en un ensemble flou. Puis, comme précédemment, cet ensemble est vu comme une distribution de possibilité.

Une valeur statistique peut aussi être la base d'un critère. Dans notre algorithme, ce type de critère s'exprime sous la forme d'un histogramme comptabilisant le nombre d'éléments constatés pour chaque classe. Nous l'appellerons *histogramme brut* du critère.

A titre d'exemple, prenons l'*attention de l'opérateur* que nous évaluons à partir des temps de réaction de l'Opérateur aux stimulations du Système. Nous pouvons construire un histogramme comptabilisant les temps de réaction de l'Opérateur pour différents intervalles de temps formant les classes. De plus, en divisant le poids de chaque classe par la quantité totale d'information de l'histogramme (la somme des poids de toutes les classes) noté  $q$ , nous obtenons un *histogramme de probabilités* des temps de réaction.

Dans la section 3.1.2.3: *Les mesures de possibilité et l'incertitude*, nous avons présenté deux

transformations probabilité-possibilité Tr1 et Tr2 (cf. Equations (3.15) et (3.16)). Nous pouvons maintenant appliquer ces transformations sur l'histogramme de probabilités du critère et en déduire ainsi un histogramme de possibilités. Nous devons pourtant prendre des précautions car, lorsque Dubois et Prade introduisent ces transformations, ils soulignent le fait qu'elles ne sont valables que si l'histogramme comporte suffisamment d'information. Nous devons donc nous interroger sur le «suffisamment d'information». Pour nous assurer de la validité de la transformation quelle que soit la quantité totale d'information  $q$  contenue dans l'histogramme brut, nous introduisons un degré de fiabilité  $\tau_f$  de l'histogramme calculé comme suit:

$$\tau_f = \min(1, q/Q) \quad (3.63)$$

avec  $Q$  la quantité d'information nécessaire pour valider la transformation

Nous considérons ici la quantité totale d'information de l'histogramme brut avant transformation en un histogramme de probabilité, puisque pour ce dernier cette quantité est ramenée à 1. Le degré de fiabilité obtenu est au maximum égal à 1 si la quantité d'information est suffisante (la quantité est supérieur ou égale à  $Q$ ). Au contraire, plus la quantité d'information est insuffisante, plus le degré tend vers zéro. Bien évidemment,  $Q$  est une valeur fixée par le Superviseur pour un critère particulier. Ainsi, partant d'un histogramme de  $ncl$  classes  $x_i$  de probabilité  $p(x_i)$  déduit d'un histogramme brut de degré de fiabilité  $\tau_f$ , nous calculons un histogramme de possibilité  $\Pi(x_i)$  pour chacune de ses classes par les transformations *Tr1modifié* et *Tr2modifié* qui s'écrivent:

$$\text{Tr1modifié: } \Pi(x_i) = 1 - \tau_f \sum_{j=1}^{ncl} \max(0, p(x_i) - p(x_j)) \quad (3.64)$$

$$\text{Tr2modifié: } \Pi(x_i) = 1 - \tau_f \sum_{j=1}^{ncl} \{p(x_j)/p(x_i) > p(x_i)\} \quad (3.65)$$

Or, puisque pour notre application les classes d'un histogramme sont conjointes, nous pouvons considérer l'histogramme de possibilités comme une distribution de possibilité en affectant à chaque élément d'une classe le degré de possibilité de la classe. Nous respectons ainsi l'équation (3.5) et nous obtenons finalement une distribution de possibilité «en escalier».

La figure 3.4: *Vers une distribution de possibilité* résume les différentes «passerelles»

aboutissant à une distribution de possibilité développées dans cette section. Bien entendu, ces transformations se combinent sans difficulté. Nous l'avons déjà remarqué par exemple pour une évaluation déterminée au travers d'une fenêtre floue, puisqu'une variable linguistique est d'abord utilisée pour définir cette fenêtre avant d'appliquer le principe d'extension. Mais cette fenêtre floue peut tout aussi bien définir un comptage flou évaluant un histogramme en additionnant cette fois les degrés d'appartenance à cette fenêtre des événements des classes plutôt que le comptage des événements eux mêmes.

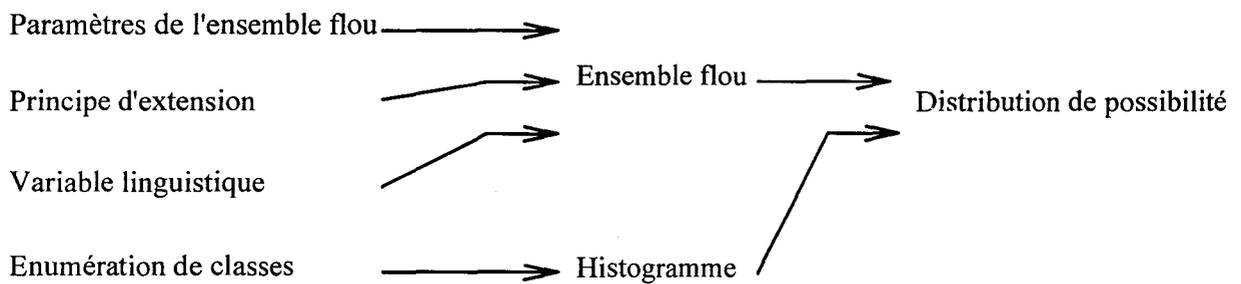


Figure 3.4: Vers une distribution de possibilité

Nous pouvons maintenant obtenir les évaluations des préférences du Superviseur sous forme d'une matrice  $MAT_{Pref}$ , et les évaluations de chaque critère sous forme de distributions de possibilité qui constituent une matrice  $MAT_{Crit}$  de dimension  $n$  (une colonne contenant les valeurs des critères). Nous pouvons dès lors exposer l'algorithme flou qui va nous conduire à la solution proposée pour l'aide à la décision.

### 3.3.2 L'Algorithme flou

#### 3.3.2.1 Comparaison préférences-critères

Bon nombre d'auteurs étudiant l'aide à la décision proposent de baser leur système sur

l'analyse de degrés flous, c'est-à-dire sur des ensembles flous construits sur l'intervalle unité [0,1] (probabilités ou utilités floues [WAT 79][FRE 80]). Nous allons, nous aussi, travailler sur des degrés flous en utilisant le degré de compatibilité flou introduit par Zadeh et étudié en détail par Yager [YAG 86]. Le degré de compatibilité flou que nous notons  $D\tilde{C}F_{\tilde{A}/\tilde{B}}$  évalue la compatibilité d'un ensemble flou  $\tilde{A}$  vis-à-vis d'un autre ensemble flou  $\tilde{B}$  (cf. Annexe1: *Rappels sur les Ensembles Flous*). Pour notre application, puisque nous avons à comparer les valeurs des critères à leurs préférences, nous obtenons un DCF<sup>1</sup> pour chaque critère et ceci pour chaque action. Ainsi, partant des matrices  $MAT_{Pr ef}$  et  $MAT_{Crit}$ , nous en déduisons une troisième matrice  $MAT_{Comp}$  dont chaque élément s'obtient par l'équation:

$$\forall ci \in C, \forall aj \in A \quad MAT_{Comp}(ci, aj) = D\tilde{C}F_{MAT_{Crit}(ci)/MAT_{Pr ef}(ci, aj)} \quad (3.66)$$

avec  $MAT_{Crit}(ci) = \pi_{ci}$  distribution de possibilité évaluant le critère  $ci$ , et  $MAT_{Pr ef}(ci, aj) = \mu_{ci/aj}$  ensemble flou exprimant les préférences sur le critère  $ci$  vis-à-vis de l'action  $aj$

Nous obtenons à l'issue de cette étape de l'algorithme une matrice  $MAT_{Comp}$  de dimension  $n \times p$  contenant les DCFs de chaque critère vis-à-vis des préférences pour chaque action [WAW 93]. Chaque DCF est dans notre cas une distribution de possibilité définie sur l'intervalle unité [0,1]. La prochaine étape va consister à agréger les critères de chaque action pour en déduire une évaluation unique de chaque action.

### 3.3.2.2 Agrégation des critères

Dans la suite de l'algorithme d'aide à la décision, les distributions de possibilité évaluant chaque DCF sont considérées comme des ensembles flous. C'est-à-dire qu'ici nous utilisons les opérateurs des ensembles flous pour agréger les DCFs d'une action.

---

<sup>1</sup> Degré de Compatibilité Flou.

L'agrégation de deux ensembles flous  $\tilde{A}$  et  $\tilde{B}$  se définit classiquement par une fonction  $S$  selon l'équation suivante:

$$\forall x \in X, \mu_{S(\tilde{A}, \tilde{B})}(x) = S(\mu_{\tilde{A}}(x), \mu_{\tilde{B}}(x)) \quad (3.67)$$

avec  $S: [0,1] \rightarrow [0,1]$

C'est-à-dire que l'opération d'agrégation s'effectue «verticalement», puisque l'on agrège les degrés d'appartenance pour un même élément de  $X$  indépendamment des autres éléments. Or, l'agrégation recherchée pour nos DCFs est du type «horizontale», c'est-à-dire dépendant de l'axe des abscisses. La figure 3.5: *Agrégations horizontale et verticale* illustre l'agrégation souhaitée au travers d'un exemple pour deux DCFs. Le premier DCF, noté  $\tilde{D}\tilde{C}F1$ , vaut "environ 0,3" et le second, noté  $\tilde{D}\tilde{C}F2$ , vaut "environ 0,7". De plus, l'agrégation souhaitée est une moyenne de ces DCFs donnant comme résultat "environ 0,5", ce que ne réalise pas l'agrégation verticale. Pour cela, nous devons utiliser l'extension floue des «opérateurs verticaux» qui permet d'obtenir les «opérateurs horizontaux».

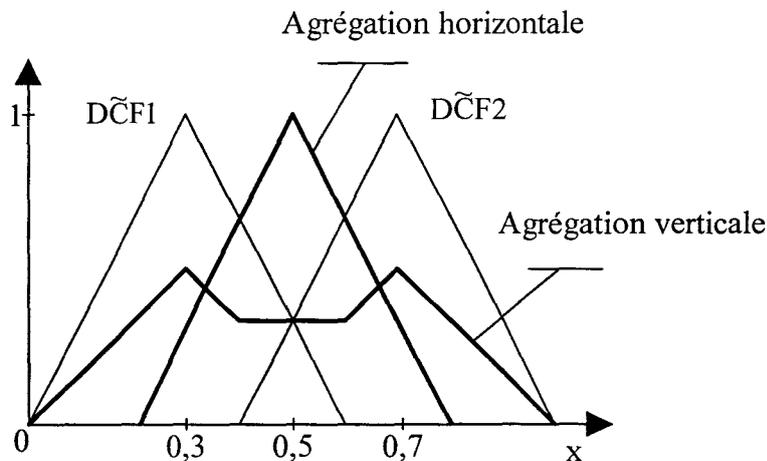


Figure 3.5: Agrégations horizontale et verticale

Les opérateurs horizontaux se redéfinissent tout naturellement à partir des expressions des opérateurs verticaux au travers des extensions du minimum, du maximum et des extensions des

opérations arithmétiques. Les opérateurs minimum et maximum trouvent directement leur correspondance horizontale. Mais il faut prendre certaines précautions lors de l'utilisation des opérations arithmétiques étendues. En effet, les DCFs sont vus comme des ensembles flous de l'intervalle  $[0,1]$ , alors que les opérateurs arithmétiques étendus se définissent sur l'ensemble des réels  $\mathfrak{R}$ . Pour pallier cette difficulté, nous considérons le *DCF étendu* défini sur  $\mathfrak{R}$  à partir d'un DCF. Tandis que nous savons quels degrés affecter aux éléments de l'intervalle  $[0,1]$ , nous devons nous interroger sur les valeurs à affecter aux éléments placés à l'extérieur de cet intervalle. Pour répondre à cette question, il suffit de nous rappeler que les DCFs sont par nature des distributions de possibilité d'un degré de compatibilité. Nous en concluons que la possibilité d'obtenir un degré de compatibilité inférieur à 0 ou supérieur à 1 doit être nulle. Aussi un DCF étendu, noté  $D\tilde{C}F^e$ , se déduit d'un DCF par l'équation suivante:

$$\forall x \in X, \quad D\tilde{C}F^e(x) = \begin{cases} D\tilde{C}F(x) & \text{si } x \in [0,1] \\ 0 & \text{sin on} \end{cases} \quad (3.68)$$

et vice-versa, pour réduire à l'intervalle  $[0,1]$  un DCF étendu:

$$\forall x \in [0,1], \quad D\tilde{C}F_r(x) = D\tilde{C}F^e(x) \quad (3.69)$$

Il est maintenant possible de définir les opérateurs horizontaux. A titre d'exemple, prenons la *moyenne arithmétique* redéfinie au travers de l'extension de l'addition et de la multiplication par un scalaire, et la *moyenne géométrique* redéfinie au travers de l'extension de la multiplication et de la puissance:

$$\tilde{\text{arith}}(D\tilde{C}F1, D\tilde{C}F2) = \left[ \frac{1}{2} (D\tilde{C}F1^e \oplus D\tilde{C}F2^e) \right]_r \quad (3.70)$$

$$\tilde{\text{geom}}(D\tilde{C}F1, D\tilde{C}F2) = \left[ (D\tilde{C}F1^e \otimes D\tilde{C}F2^e)^{1/2} \right]_r \quad (3.71)$$

Rappelons ici la méthode de Dubois et Prade exposée dans la section 3.2.1.2: *La méthode de Dubois et Prade* et qui exploite un opérateur horizontal: la *moyenne pondérée*.

L'annexe 1: *Rappels sur les Ensembles Flous* suggère quelques exemples d'opérateurs d'agrégation du type de l'équation (3.67), mais la littérature abonde de tels opérateurs [DUB 85] [YAG 91]. Le choix d'un opérateur d'agrégation pour l'aide à la décision est donc vaste. Or, comme le signalaient déjà Zimmermann et Zysno pour quelques opérateurs [ZIM 80], il est possible d'attribuer à chaque opérateur un comportement stratégique général dans l'agrégation réalisée, comportement stratégique conservé par l'extension horizontale de l'opérateur. Par exemple, l'opérateur minimum met en avant l'élément le plus mauvais de ceux qu'il agrège alors qu'une moyenne établit un compromis entre les éléments. Pour le choix de l'opérateur, il convient donc de cerner la stratégie globale d'agrégation du décideur, pour pouvoir déterminer ensuite l'opérateur qui correspond le plus à cette stratégie.

Pour notre application, nous devons toutefois être prudent dans ce choix car les opérateurs ne conservent pas tous les mêmes propriétés. Notamment, pour l'agrégation d'ensembles flous trapézoïdaux, il n'est pas évident de retrouver un ensemble flou trapézoïdal après agrégation. Par exemple, la moyenne arithmétique  $\tilde{\text{arith}}$  conserve les segments de droite alors que la moyenne géométrique  $\tilde{\text{geom}}$  les déforme. Notre choix doit donc s'orienter vers des opérateurs définis à partir de l'extension du minimum, du maximum, de l'addition, de la soustraction et de la multiplication par un scalaire, en bannissant l'utilisation de la multiplication, de la division, de l'inverse et de la puissance. Ce choix peut paraître réducteur, mais nous nous apercevrons dans la quatrième partie: *Développement d'une Expérimentation* que cette limitation de la subtilité du choix des opérateurs est en rapport avec les approximations que nous nous imposons.

Une des exigences sur l'agrégation de critères dans la théorie de l'aide à décision réside dans la nécessité d'une totale indépendance entre les critères. En pratique, cette totale indépendance est irréalisable, et le concepteur de systèmes d'aide à la décision est bien obligé de s'en accommoder.

Roy et Bouyssou regroupent les critères en familles: familles inductives, séparables et fondamentales [ROY 87]. Ils nous apprennent ainsi qu'en pratique il ne faut pas chercher à éliminer à tout prix les dépendances entre critères. En fait, il est possible de réduire une dépendance par un choix judicieux dans la manière d'évaluer les critères. Les paramètres de performance étudiés par Hill (cf. Section 2.2.2.3: *La performance induite par la commande du Télémanipulateur*) sont un exemple de la possibilité de telles manipulations. En effet, Hill montre l'existence de plus ou moins

fortes corrélations entre sept paramètres se rapportant à la performance d'un Télémanipulateur.

En manipulant les opérateurs d'agrégation, nous nous apercevons que, dans certains cas, les opérateurs se montrent plus ou moins sensibles aux dépendances. Par exemple, si une dépendance tend à faire augmenter simultanément deux critères, l'opérateur maximum masque cette dépendance en ne tenant compte que du plus grand des deux critères. Au contraire, l'opérateur moyenne considère l'augmentation sur les deux critères. Il faut tenir compte de ces particularités dans le choix de l'opérateur d'agrégation.

Nous entrevoyons donc maintenant deux équilibres à respecter pour réduire les dépendances: un équilibre dans la recherche d'expressions indépendantes pour les critères et la signification que nous voulons pour chacun d'eux, et un équilibre entre le choix d'un opérateur d'agrégation peu sensible à la dépendance et la stratégie d'agrégation visée [WAW 94b].

Finalement, lorsque la dépendance ne peut être suffisamment réduite pour être négligée, nous devons l'exprimer clairement (cf. Section 2.2.1: *Les familles de critères pertinents pour l'évaluation des systèmes homme-machine*). Dans notre algorithme, nous répercutons les dépendances sur les ensembles flous représentant les préférences par l'utilisation d'un modificateur tel que le définit la section 3.3.1.1: *L'expression linguistique des préférences*. Le modificateur est fonction de la valeur d'un critère particulier et agit sur une préférence jouant ainsi le rôle de coefficient correcteur. Par exemple, le modificateur  $m$  de transformation associée  $Tr_m$  doit, grâce à l'équation (3.60), redéfinir l'ensemble trapézoïdal  $MAT_{Pref}(ci,aj) = M(a,b,c,d)$  des préférences sur le critère  $ci$  vis-à-vis de l'action  $aj$ . L'équation (3.72) montre comment nous faisons dépendre la transformation  $Tr_m$  de la distribution de possibilité  $MAT_{Crit}(ck)=\pi_{ck}$  évaluant le critère  $ck$  au moyen du centre de gravité  $CG=x_G(\pi_{ck})$ :

$$Tr_m(u,v,w,t)=(u+\alpha_1(CG-\beta), v+\alpha_2(CG-\beta), w+\alpha_3(CG-\beta), t+\alpha_4(CG-\beta)) \quad (3.72)$$

avec  $\alpha_i$  et  $\beta$  paramètres fixes

Ainsi les paramètres  $\alpha_i$  et  $\beta$  permettent d'exprimer la dépendance voulue.

Mais l'agrégation globale réalisée par un opérateur n'est pas l'unique moyen d'extraire une évaluation des actions. Elle s'avère même parfois insuffisante car incapable de discerner certaines situations particulières. Imaginons par exemple que nous voulions comme stratégie globale pour l'agrégation un compromis entre les critères, mais avec la condition impérative qu'un des critères

soit suffisamment grand. Pour un opérateur de moyenne réalisant un compromis sur les critères, il n'est plus possible de repérer un critère particulier car il se noie dans le résultat global. Une solution consiste à introduire parallèlement à l'agrégation globale des règles permettant de détecter ces situations particulières et de les traiter correctement.

Dans la section 3.2.3: *Utilisation de l'inférence floue pour une modélisation floue des critères et des préférences*, nous avons étudié les possibilités d'implémentation de règles par l'inférence floue. Nous avons vu que l'inférence floue se base sur la construction d'une relation floue exprimant la règle et sur un opérateur de composition permettant d'effectuer l'inférence. Le problème vis-à-vis de notre application est que cette méthode d'inférence est très différente de notre méthode d'agrégation globale. Les deux méthodes mises en parallèle vont nous fournir des résultats difficilement comparables. Il nous faut donc trouver un formalisme plus proche d'une méthode d'agrégation globale.

La méthode proposée pour le contrôle flou est un cas particulier de l'inférence floue. Pourtant elle apparaît plus proche de nos préoccupations puisqu'elle se base dans un premier temps sur la détermination d'un degré de compatibilité des entrées. Pour utiliser le contrôle flou dans notre contexte, il nous faut l'étendre à la prise en compte d'entrées floues, mais cette fois en basant l'inférence sur le calcul d'un DCF [WAW 95] et non plus sur un opérateur de composition. De plus, pour que les résultats soient comparables avec ceux de la méthode d'agrégation, les règles doivent fournir en sortie des DCFs.

Nous allons construire un contrôleur flou étendu sur un ensemble de  $r$  règles  $\tilde{r}_m$  et sur la base de celui étudié par Mamdani et Assilian (cf. Section 3.2.3.3: *Le contexte numérique*). De plus nous allons travailler sur des intervalles flous (dont les  $\alpha$ -coupes sont des intervalles fermés). Une règle floue  $\tilde{r}_m$  utilisable dans notre contexte s'écrit:

$$\text{" si } c_i \text{ est } \tilde{A}_{im} \text{ et ... et } c_n \text{ est } \tilde{A}_{nm} \text{ alors } a_j \text{ est } D\tilde{C}F_m \text{ " } \quad (3.73)$$

avec  $\tilde{A}_{im}$  et  $D\tilde{C}F_m$  ensembles flous de référence

C'est-à-dire que pour des critères  $c_i$  respectant les ensembles  $\tilde{A}_{im}$ , nous voulons obtenir  $D\tilde{C}F_m$  pour l'action  $a_j$ . Bien sûr, tous les critères  $c_i$  ne doivent pas impérativement intervenir dans une règle  $\tilde{r}_m$ . Pour s'en convaincre, il suffit d'associer à un critère neutre  $c_i$  un ensemble flou  $\tilde{A}_{im}$  de fonction d'appartenance nulle. Maintenant nous allons confronter la règle avec les véritables valeurs

des critères que sont les distributions de possibilité  $\pi_{c_i}$ . L'équation (3.56) s'étend aisément en écrivant:

$$DC_m \pi_{c_1, \dots, \pi_{c_n}} = \min_i (\tilde{D}\tilde{C}F \pi_{c_i} / \tilde{A}_{im}) \tag{3.74}$$

Nous obtenons un DCF évaluant la compatibilité des distributions de possibilité  $\pi_{c_i}$  vis-à-vis des ensembles flous  $\tilde{A}_{im}$ . La figure 3.6: *Exemple de deux règles floues étendues - Première étape* illustre cette première étape pour deux critères  $c_1$  et  $c_2$  de valeurs respectives  $\pi_{c_1}$  et  $\pi_{c_2}$ , et ceci pour deux règles évaluant l'action  $a_1$   $\tilde{r}_1$ : "si  $c_1$  est  $\tilde{A}_{11}$  et  $c_2$  est  $\tilde{A}_{21}$  alors  $a_1$  est  $\tilde{D}\tilde{C}F_1$ " et  $\tilde{r}_2$ : "si  $c_1$  est  $\tilde{A}_{12}$  et  $c_2$  est  $\tilde{A}_{22}$  alors  $a_1$  est  $\tilde{D}\tilde{C}F_2$ ".

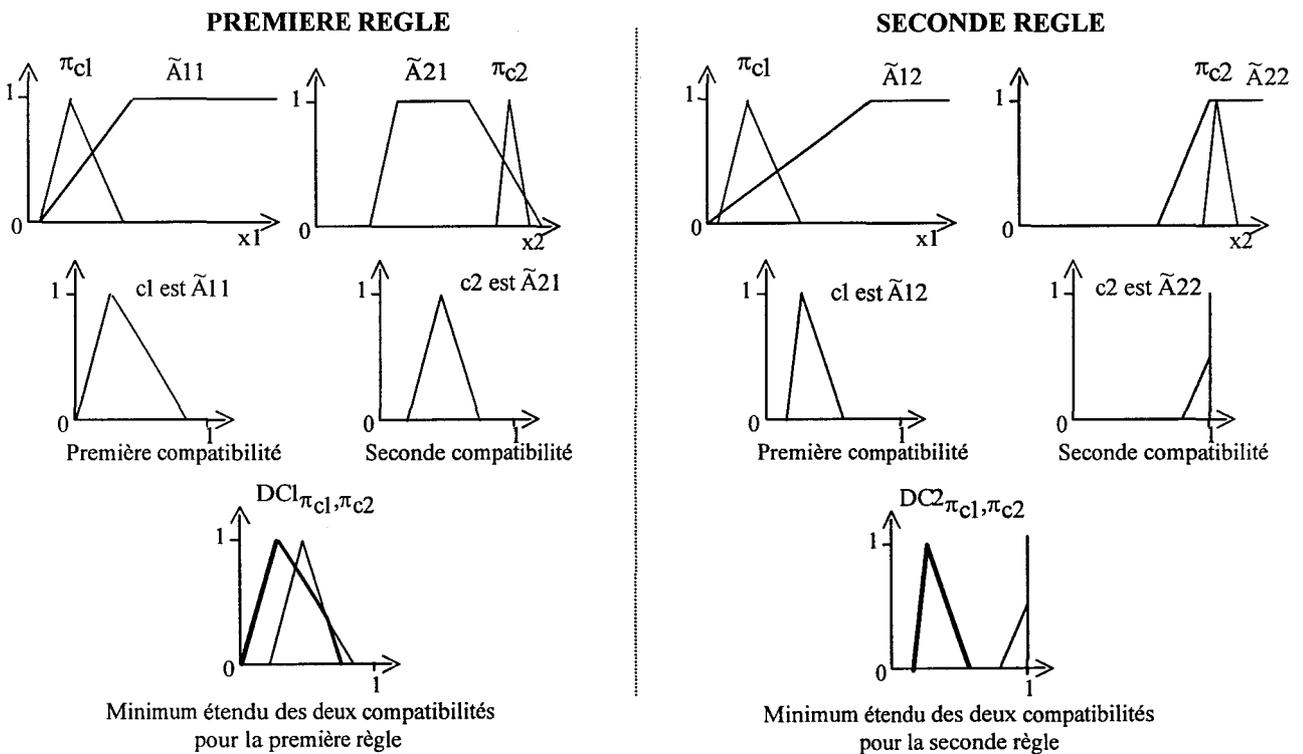


Figure 3.6: Exemple de deux règles floues étendues - Première étape

La seconde étape de l'application d'une règle doit déduire un ensemble flou tronqué à partir de

l'ensemble de référence  $D\tilde{C}F_m$ . Ici, puisque nous n'avons pas un degré unique mais un ensemble flou évaluant ce degré, nous allons déterminer les ensembles flous tronqués suivant chaque  $\alpha$ -coupe de l'ensemble flou  $DCm_{\pi_{c1}, \dots, \pi_{cn}}$ . Ainsi, comme une  $\alpha$ -coupe fournit un intervalle de degrés de compatibilité (puisque nous travaillons sur un DCF), nous obtenons pour chaque  $\alpha$ -coupe une famille  $F_m^\alpha$  d'ensembles flous tronqués  $\tilde{a}_{j\beta_m}^\alpha$  dont les fonctions d'appartenance vérifient:

$$\forall y \in [0,1], \mu_{\tilde{a}_{j\beta_m}^\alpha}(y) = \min(\mu_{D\tilde{C}F_m}(y), \beta_m) \quad (3.75)$$

avec  $\beta_m$  vérifiant:

$$\min_{x \in [0,1]} (x / DCm_{\pi_{c1}, \dots, \pi_{cn}}(x) \geq \alpha) \leq \beta_m \leq \max_{x \in [0,1]} (x / DCm_{\pi_{c1}, \dots, \pi_{cn}}(x) \geq \alpha) \quad (3.76)$$

C'est-à-dire que  $\beta_m$  est un degré de compatibilité de l'intervalle de la coupe- $\alpha$  de l'ensemble flou  $DCm_{\pi_{c1}, \dots, \pi_{cn}}$  pour la règle floue  $\tilde{r}_m$ . Chaque  $\alpha$ -coupe génère ainsi pour chaque règle floue une famille  $F_m^\alpha$  de DCFs tronqués. L'agrégation des résultats fournis par les  $r$  règles  $\tilde{r}_m$  génère une nouvelle famille  $F^\alpha$  d'ensembles flous obtenue par la combinaison des précédentes familles:

$$\tilde{a}_j^\alpha(\beta_1, \dots, \beta_r) = \max_m \tilde{a}_{j\beta_m}^\alpha \quad (3.77)$$

avec  $(\beta_1, \dots, \beta_r)$  combinaison particulière des  $\beta_m$  possibles pour un niveau  $\alpha$

Il nous reste à appliquer l'étape ultime du contrôle flou qui consiste à utiliser un opérateur de défuzzification. Le calcul des centres de gravité des ensembles flous d'une famille  $F^\alpha$  nous fournit un intervalle de valeurs que nous notons  $[a_{j-}^\alpha, a_{j+}^\alpha]$ . Aussi à chaque valeur  $\alpha$  de l'intervalle  $[0,1]$  est associé un intervalle  $[a_{j-}^\alpha, a_{j+}^\alpha]$  de valeurs pour la sortie de l'ensemble de règles  $\tilde{r}_m$ . Pour reconstituer la sortie de l'ensemble des règles, nous utilisons le principe d'extension qui nous fournit l'ensemble flou  $\tilde{a}_j$  tel que:

$$\mu_{\tilde{a}_j}(x) = \sup_{x \in [a_{j-}^\alpha, a_{j+}^\alpha]} \alpha \quad (3.78)$$

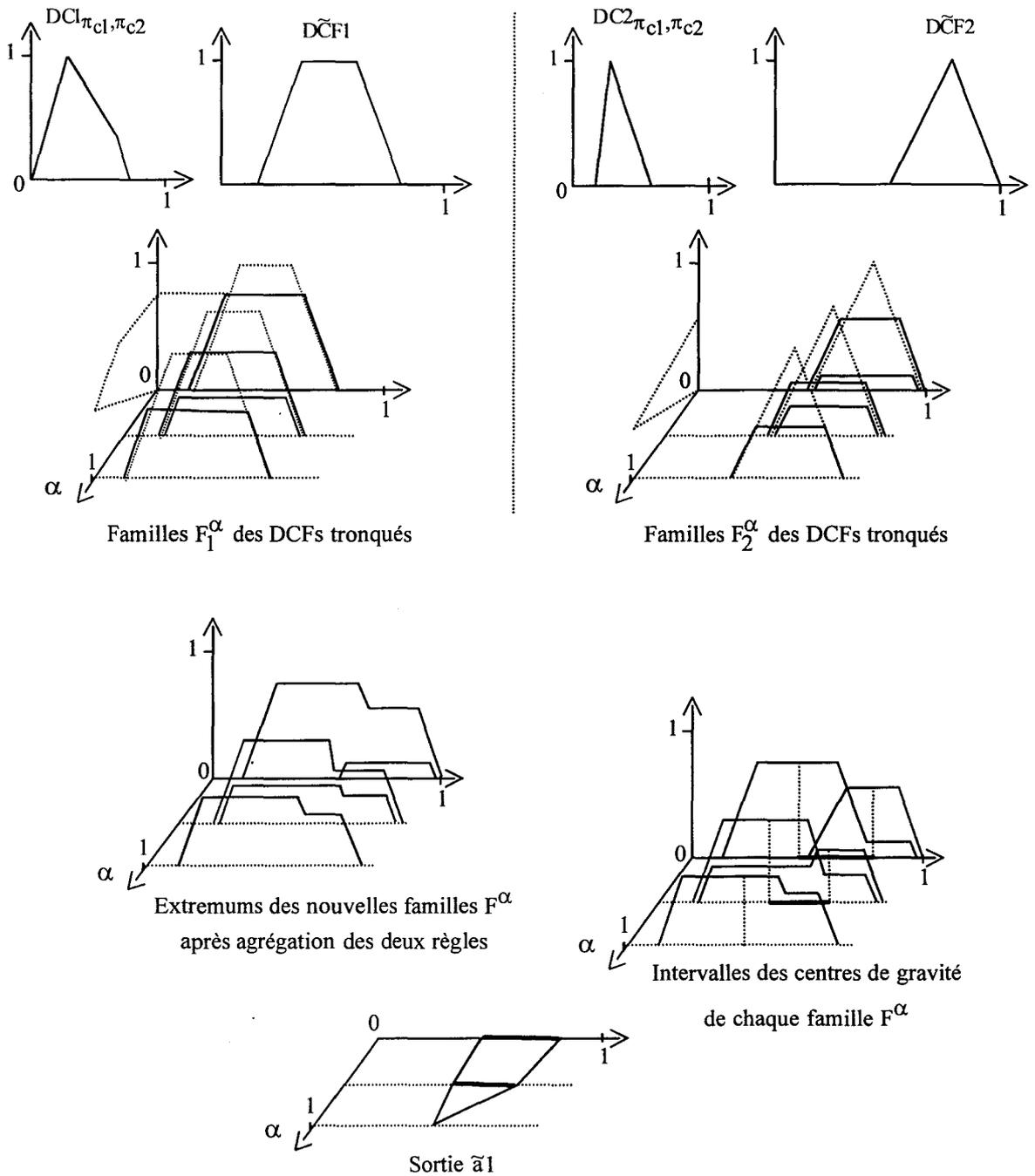


Figure 3.7: Exemple de deux règles floues étendues - Deuxième et troisième étape

Nous constatons que la sortie obtenue pour cette dernière étape de défuzzification n'est plus un singleton comme pour un contrôleur flou classique mais bien un ensemble flou. En effet, en appliquant une entrée floue au contrôleur, nous introduisons une seconde dimension floue en plus

de la première apportée par le contrôleur. Aussi l'étape de défuzzification supprime la dimension floue du contrôleur mais conserve la seconde. La figure 3.7: *Exemple de deux règles floues étendues - Deuxième et troisième étape* poursuit l'exemple de la première étape jusqu'au calcul de la sortie.

Notre algorithme offre maintenant la possibilité d'identifier une configuration locale des valeurs des critères. Une base de donnée doit donc être constituée à partir de l'expérience du Superviseur, mais aussi à partir d'autres expériences ou de consignes provenant d'un ensemble d'experts. La figure 3.8: *Exemple de la hiérarchie dans la base de données des règles floues* illustre la base de données à construire. Cette base de données s'organise suivant trois niveaux: les actions, les situations et les règles. Ainsi une situation décrite par l'agrégation d'un ensemble de règles caractérise une action. Le DCF  $\tilde{a}_j^{Sk}$  résultant de la situation  $Sk$  caractéristique de l'action  $aj$  positionne la configuration actuelle des critères vis-à-vis de cette situation à reconnaître.

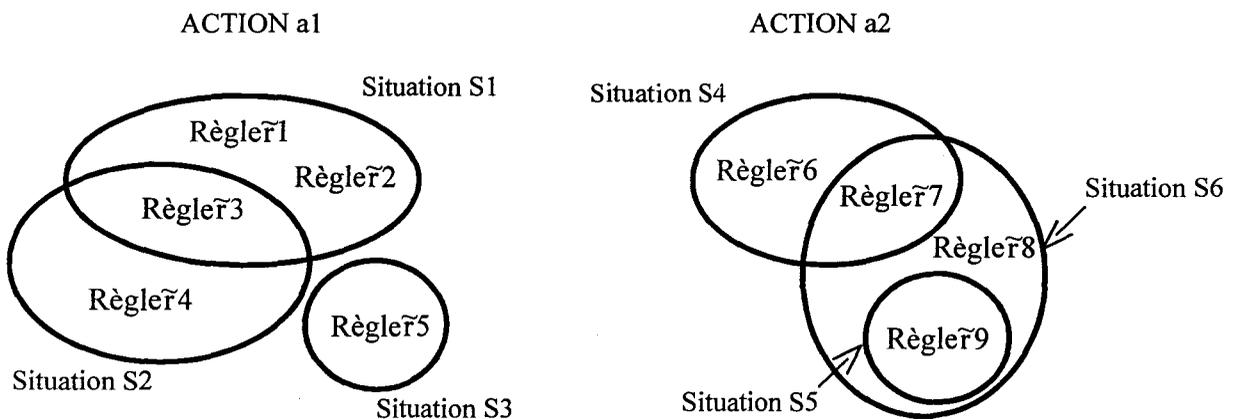


Figure 3.8: *Exemple de la hiérarchie dans la base de données des règles floues*

L'organisation de notre algorithme en deux niveaux d'agrégation correspond à la structure présentée dans la section 1.3.2.2: *Les formes de la décision* qui considère un niveau de décision appliquant des règles et un second niveau suivant une stratégie globale. Ainsi cette étape de notre algorithme fournit pour résultat une matrice  $MAT_{Act}$  contenant les DCFs de chaque action  $aj$  provenant de l'agrégation suivant les critères des DCFs de la matrice  $MAT_{Comp}$ . Elle fournit aussi

un DCF pour chaque situation décrite dans la base de données. La même action pourra donc être évaluée plusieurs fois puisque ces évaluations proviennent des deux niveaux signalés précédemment. La dernière étape de notre algorithme doit ordonner ces DCFs.

### 3.3.2.3 Classement final

Les ensembles flous que nous avons à ordonner ici sont des DCFs. Il nous importe donc dans ce classement de mettre en évidence les ensembles de plus grand degré de compatibilité. Aussi nous devons tenir compte de la relation d'ordre de l'abscisse par un ordonnancement «horizontal». Cette question a déjà été abordée dans la section 3.2.1.3: *Ordonner des ensembles flous*. Les indices de surclassement que nous avons choisi d'utiliser sont ceux de Dubois et Prade.

Comme pour la méthode de Kerre (cf. section 3.2.1.3: *Ordonner des ensembles flous*), la méthode d'ordonnement de nos DCFs consiste à établir le «maximum horizontal» (par l'opérateur maximum étendu) des DCFs comme référence. Puis nous déterminons les trois indices de surclassement de Dubois et Prade de chaque DCF par rapport à cette référence. Le degré de surclassement noté  $d_S$  que nous utilisons dans l'algorithme est la somme des trois indices de surclassement. L'équation (3.79) résume le calcul de  $d_S$  pour un DCF noté  $\tilde{D}\tilde{C}F_j$ :

$$d_S(\tilde{D}\tilde{C}F_j) = PS(\tilde{D}\tilde{C}F_j, \max_k \tilde{D}\tilde{C}F_k) + NS(\tilde{D}\tilde{C}F_j, \max_k \tilde{D}\tilde{C}F_k) + PSS(\tilde{D}\tilde{C}F_j, \max_k \tilde{D}\tilde{C}F_k) \quad (3.79)$$

Il nous reste à classer les DCFs selon les degrés de surclassement calculés.

Bien évidemment, ce degré ne permet pas toujours de distinguer les DCFs. Le dernier mot est laissé au Superviseur, qui peut dans ce cas observer directement la forme de ces DCFs afin de prendre lui-même une décision en connaissance de cause. De plus, les derniers DCFs du classement ainsi établi sont difficilement discernables car, pour ces DCFs, le degré de surclassement est en général nul. Cela n'est pas gênant vis-à-vis de nos préoccupations puisqu'il s'agit pour nous d'établir la meilleure action (problématique de choix plus que de classement).

La figure 3.9: *L'algorithme d'aide à la décision flou* résume les étapes de l'algorithme flou depuis les évaluations des critères jusqu'au classement final des actions.

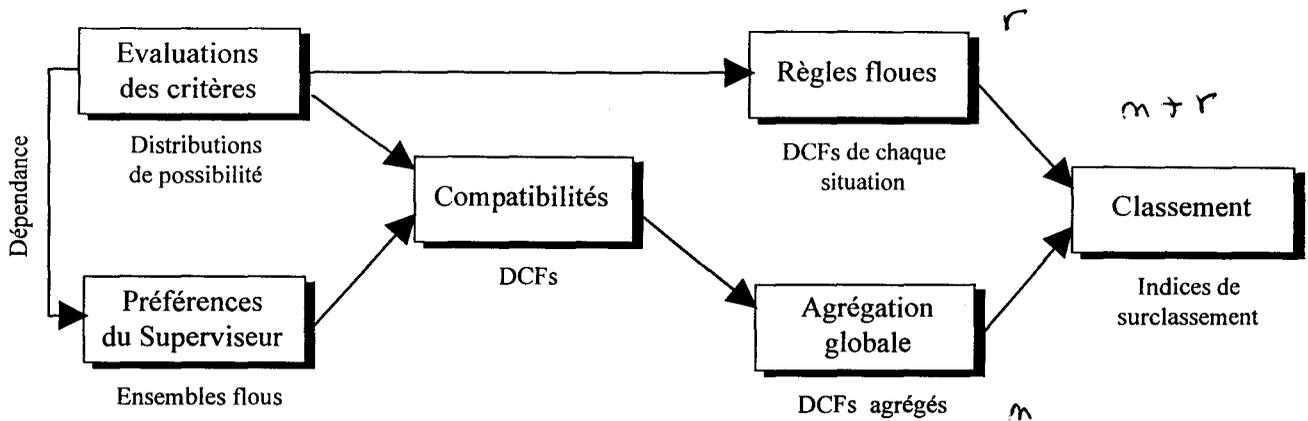


Figure 3.9: L'algorithme d'aide à la décision flou

Nous avons achevé la première partie: *La Téléopération et l'Aide à la Décision* par une remarque sur la nécessité d'accompagner le choix préconisé par l'aide à la décision de certaines explications grâce à une problématique descriptive (P. $\delta$ ). Or, à ce stade de développement de notre algorithme, nous nous situons dans une problématique de classement (P. $\gamma$ ).

Nous pouvons nous rapprocher de la problématique  $\delta$  lors de l'utilisation des ensembles de règles décrivant une situation particulière. Il suffit pour cela que le Superviseur ait accès à une explication de cette situation justifiant son existence et son expression. Suivant le classement du DCF découlant de la situation, le Superviseur peut ainsi se faire une idée de la pertinence des explications vis-à-vis du contexte réel.

La mise en oeuvre de problématique  $\delta$  est moins aisée dans le cas de l'agrégation globale par un opérateur. En effet, l'agrégation globale permet de synthétiser l'information mais rend difficile le retour en arrière autorisant une analyse de l'état du système. Actuellement, nous nous bornons à donner la possibilité au Superviseur d'examiner les valeurs des critères afin qu'il effectue lui-même l'analyse du contexte. Mais ces considérations peuvent paraître insuffisantes et ouvrent le champ à des investigations futures pour l'amélioration du concept d'aide à la décision dans le cadre de la Téléopération.

### **Conclusion de la Troisième Partie**

Dans cette troisième partie, nous avons élaboré un algorithme d'aide à la décision spécifique, partant des paramètres provenant du système de Téléopération, de l'Opérateur et du Superviseur, pour parvenir à un classement des actions envisageables dans le contexte décrit par ces paramètres.

Nous avons constaté qu'il fallait utiliser le formalisme possibiliste dans l'évaluation des critères pour permettre de mettre en rapport les critères de différentes natures relatifs à notre application à la Téléopération. Les ensembles flous ont été choisis pour quantifier les aspects linguistiques de la description des préférences du Superviseur.

Nous avons ensuite établi deux niveaux dans le traitement de cette information par notre algorithme. Un premier niveau est chargé d'agrèger les critères selon une stratégie globale contenue dans des opérateurs d'agrégation «horizontaux». Le second niveau doit appliquer des règles visant à détecter des situations particulières, règles construites sur le modèle de contrôleurs flous «que l'on étend». Ce second niveau a la responsabilité de déceler les situations de «crises locales» qui peuvent se cacher derrière une stratégie globale.

Finalement, nous avons montré comment réaliser au travers d'indices de surclassement le classement final fourni au Superviseur à partir duquel il doit prendre sa décision.

L'étude théorique de notre algorithme étant achevée, nous allons passer à sa mise en oeuvre sur le système réel.

## **QUATRIEME PARTIE**

# **DEVELOPPEMENT D'UNE EXPERIMENTATION**

- Résumé de la quatrième partie

4.1 Le Site de Téléopération Expérimental

4.2 Les Critères Envisagés pour notre  
Expérimentation

4.3 Les Etapes de la Mise au Point de  
l'Algorithme d'Aide à la Décision

- Conclusion de la quatrième partie



## Résumé de la Quatrième Partie

Cette quatrième partie s'attache à définir une expérimentation permettant la mise en place et l'exploitation de notre algorithme d'aide à la décision sur un site expérimental de Téléopération.

Dans un premier temps, le site expérimental de Téléopération est présenté (section 4.1.1). L'organisation des deux univers maître et esclave est ainsi détaillée.

Cette description permet d'en déduire le travail attendu de la part des deux acteurs de notre système expérimental que sont l'Opérateur et le Superviseur (section 4.1.2).

Puis les critères nécessaires pour notre expérimentation sont passés en revue. Nous étudions les évaluations des sous-critères liés à la performance (section 4.2.1), les évaluations des sous-critères caractérisant la charge de travail (section 4.2.2) ainsi que les critères principaux.

Finalement, les étapes de mise au point de l'algorithme sont examinées. Nous analysons la prise en compte de l'information (section 4.3.1), l'acquisition des préférences (section 4.3.2), l'élaboration du vocabulaire (section 4.3.3) et la réalisation des différents types d'agrégations.

## 4.1 Le Site de Téléopération Expérimental

### 4.1.1 Le système de Téléopération

Suivant les remarques apportées dans la définition de la Téléopération (cf. Section 1.1.1: *Définition*), le système avec lequel nous allons développer une expérimentation devrait être qualifié de système de Télérrobotique, puisqu'il s'agit de lignes de commandes qui sont envoyées à distance vers un robot de type industriel. Toutefois, pour nous approcher le plus possible de la Télémanipulation, nous avons implanté une souris à six degrés de liberté autorisant une commande manuelle du robot.

#### 4.1.1.1 Le système esclave

Notre système esclave est un robot industriel à six degrés de liberté: le PUMA 560 (cf. Figure 4.1: *le Robot PUMA 560*), muni à son extrémité d'une pince. Le robot est piloté par une armoire de commande et une console au travers d'un langage de robotique: le VAL II.

Ce langage permet de lancer certaines *commandes*, telle "execute prog" pour demander l'exécution du programme nommé *prog*. Certaines sont plus spécifiques à la robotique, telle "calibrate" pour calibrer les articulations du robot afin de repérer la position de chacune d'elles.

Un programme en VAL II est une succession d'*instructions* de mouvements, de calculs logiques ou arithmétiques. A titre d'exemple, le listing suivant provient d'un programme qui consiste à ouvrir la pince, à déplacer le robot vers la position *pos*, à le faire attendre 2 secondes si la variable *a* est nulle et enfin à refermer la pince pour saisir un objet:

```
1: openi 2                                     (4.1)
2: move pos
3: if (a=2)
4:   delay(2)
5: closei 2
```

Mais ces instructions peuvent aussi être exécutées en dehors du mode d'exécution d'un programme en ajoutant le mot clé "do" devant l'instruction. Par exemple, la commande "do move pos" déplace le robot vers la position *pos* sans devoir lancer l'exécution d'un programme.

Aussi, pour réaliser un travail, nous avons la possibilité de lancer l'exécution d'un programme qui effectue automatiquement la tâche ou de commander les mouvements à réaliser au fur et à mesure et donc d'accomplir la tâche de façon manuelle.

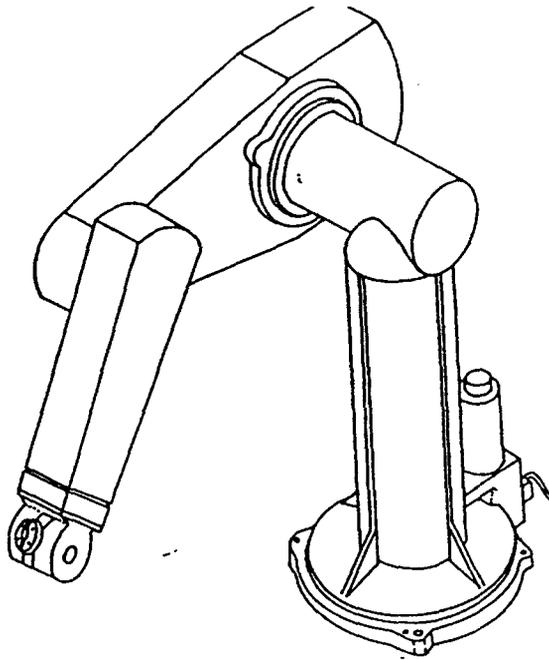


Figure 4.1: le Robot PUMA 560

Pour permettre une communication du robot avec l'extérieur, des liaisons séries de type RS232 existent sur l'armoire de commande. Nous avons eu l'idée d'utiliser un PC muni de cartes d'entrées/sorties adaptées comme noeud de communication avec l'extérieur. Ainsi, côté esclave, le PC est connecté à l'armoire de commande par deux liaisons séries, la première véhiculant les commandes et leurs accusés de réceptions, la seconde envoyant au PC les positions du robot à chaque instant. Côté maître, le PC pourvu d'une carte de liaison avec le réseau Ethernet permet à une station de travail connectée à ce réseau de constituer l'univers maître de notre système.

La figure 4.2: *Communication entre les Univers Maître et Esclave* résume les liaisons

établies entre l'armoire de commande du robot et une station de travail via un PC qui joue le rôle de noeud de communication.

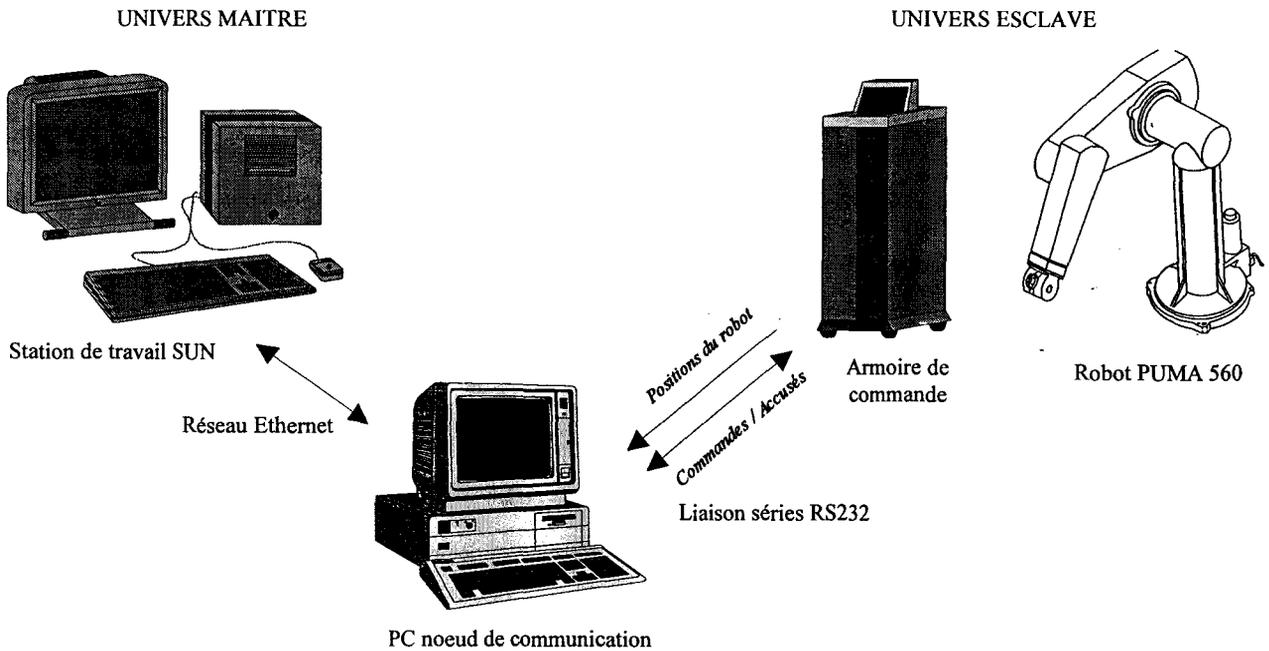


Figure 4.2: Communication entre les univers maître et esclave

#### 4.1.1.2 Le système maître

Notre système maître est une station SUN connectée au réseau Ethernet et placée loin de la salle où se trouve le robot. Sur cette station de travail, nous avons développé en langage C plusieurs programmes d'application qui s'exécutent en parallèle et permettent le contrôle du robot et la visualisation de son état.

Un premier programme appelé *COMROB* émule sur la station SUN la console de commande du robot. Ainsi un "prompt" demande à l'utilisateur, en l'occurrence le Superviseur, d'entrer une commande qui est envoyée à l'armoire de commande du robot via la liaison Ethernet puis via la liaison série. Pendant la réalisation de la commande et s'il s'agit de l'exécution d'un programme, l'armoire de commande renvoie les positions du robot vers la station durant toute la durée de l'exécution du programme, positions que le programme *COMROB* stocke dans une mémoire

tampon. La commande achevée, la main est rendue au Superviseur par la réapparition du "prompt" autorisant la saisie d'une nouvelle commande.

Nous avons introduit dans le programme *COMROB* deux commandes spécifiques: les commandes "automatique" et "manuel". Ce ne sont pas des commandes du langage VAL II, mais elles vont nous permettre de commuter l'application dans deux modes de fonctionnement distincts. La commande "automatique" est simplement transformée en la commande "ex automatique" avant d'être envoyée vers l'armoire de commande. Elle devient de ce fait une commande du VAL II consistant à lancer l'exécution du programme *automatique* qui sollicite l'exécution de la tâche de la part du robot sans autre intervention du milieu maître. La commande "manuel", quant à elle, active un second programme: le programme *SOURIS*, qui fonctionne en parallèle avec *COMROB*.

Le programme *SOURIS* gère les actions de l'Opérateur sur une souris à six degrés de liberté. Cette souris spécifique est schématisée par la figure 4.3: *La souris à six degrés de liberté*. Le programme *SOURIS* recueille six valeurs correspondant aux pressions et torsions exercées par l'opérateur suivant les trois axes X,Y et Z de la souris à six degrés de liberté. Ces valeurs sont stockées pour ensuite être saisies par le programmes *COMROB* qui les interprète comme des consignes de déplacement pour le robot et construit une commande du type "do move pos" à partir de ces informations.

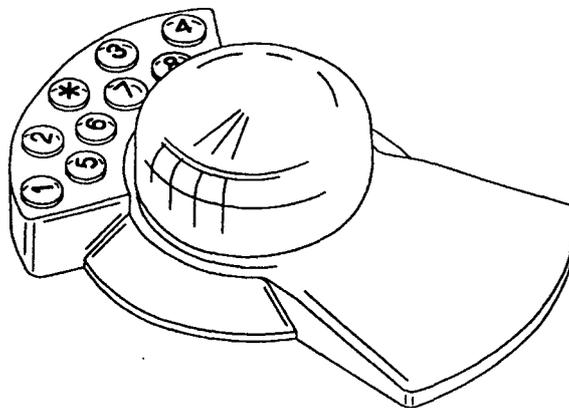


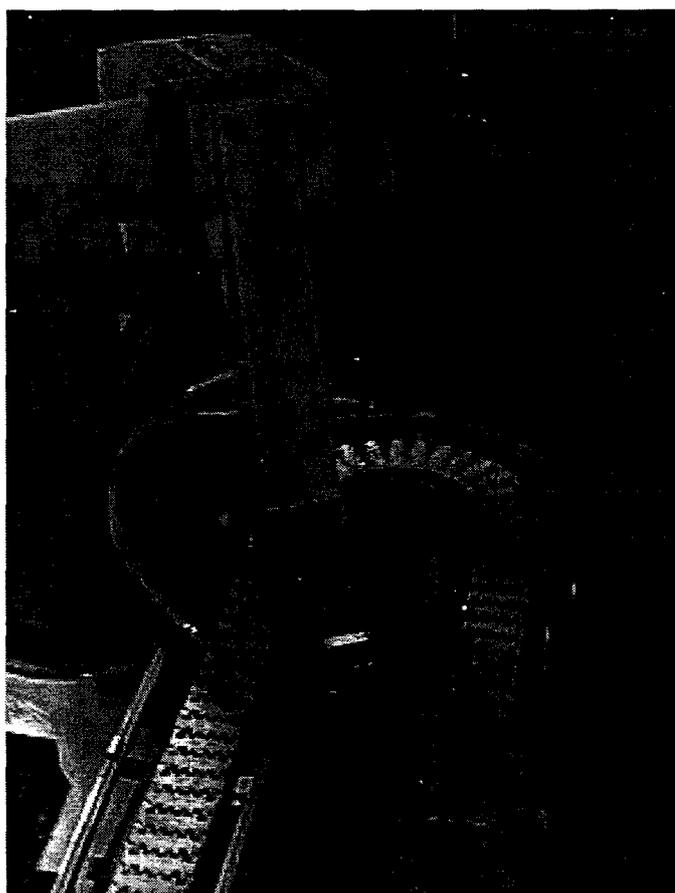
Figure 4.3: *La souris à six degrés de liberté*

Quelques fonctionnalités sont ajoutées au travers des boutons poussoirs de la souris telles que la sortie du mode manuel ou l'ouverture et la fermeture de la pince provoquées par l'envoi respectivement des commandes "do openi2" et "do closei2".

## 4.1.2 Le travail demandé

### 4.1.2.1 Définition du travail demandé dans notre démonstration

Le travail demandé consiste simplement à faire réaliser un certain nombre de déplacements d'objets sur un plan de travail par le bras du robot (cf. *Figure 4.4: L'Univers Esclave*) et ceci en un temps déterminé.



*Figure 4.4: L'univers esclave*

Aussi la *mission* consiste à respecter au mieux des temps limités donnés pour réaliser des

déplacements d'objets. En nous référant au découpage préconisé dans la section 2.1.1: *Classification des tâches de Téléopération*, nous pouvons ensuite subdiviser la mission en *opérations*. Ici, une opération consiste à déplacer un nombre déterminé d'objets d'un endroit à un autre en un temps limité. Nous en arrivons aux *tâches* qui sont du type: se positionner devant l'objet, le saisir, le déplacer, le déposer. Finalement, les *actions* sont des consignes de déplacement, d'ouverture ou de fermeture de la pince. La phase d'initialisation de la mission comprend la mise en place des liaisons entre l'armoire et la station de travail, le calibrage du robot et la prise de l'outil (la pince). La phase finale doit redéposer l'outil et déconnecter les liaisons.

Le scénario des manipulations que doivent réaliser le robot ou l'opérateur est détaillé dans l'annexe3: *Scénario de la Manipulation*.

#### 4.1.2.2 La réalisation du travail dans notre application

Nous savons que pour réaliser notre mission, nous disposons de deux modes: les modes automatique et manuel. Le choix dans la réalisation consiste en fait à déterminer le mode de réalisation de chaque opération, compte tenu du temps disponible et de la valeur de certains paramètres au moment de la réalisation.

Dans le mode automatique, le robot réalise le déplacement de façon autonome à partir d'un programme et de positions préalablement établis. Dans ce cas, il faut des conditions idéales de réalisation, c'est-à-dire que les objets doivent être correctement positionnés comme prévu à la conception du programme.

Dans le mode manuel, la main est donnée à l'opérateur. Pour cela, il dispose de la souris pour exécuter les actions nécessaires à la réalisation de la tâche. Sur l'écran de la station de travail, une schématisation du bras du robot lui permet de visualiser en temps réel les actions qu'il demande. Cette visualisation est assurée par un troisième programme appelé *visu*. Enfin, des moniteurs permettent de vérifier la bonne réalisation de ses commandes (cf. Figure 4.5: *L'univers maître*).



*Figure 4.5: L'univers maître*

#### 4.1.2.3 Le rôle du Superviseur et de l'Opérateur dans notre application

Nous retrouvons donc les deux acteurs principaux d'un système de Téléopération que sont le Superviseur et l'Opérateur avec pour chacun un rôle bien défini.

L'opérateur doit réaliser la tâche lorsque la main lui est donnée. Comme nous l'avons précédemment vu, il dispose pour cela de la souris à six degrés de liberté pour commander le robot, d'une fenêtre sur l'écran de la station de travail pour visualiser ses commandes et de moniteurs pour vérifier le bon déroulement de l'opération.

Nous constatons un retard de l'ordre de une à deux secondes entre l'envoi d'une commande et son exécution par le robot. Ce retard est dû au temps nécessaire pour la transmission des informations le long des différentes liaisons. Aussi, pour utiliser correctement la commande manuelle, l'opérateur doit prendre en compte ce retard. En fait, l'expérience va lui permettre de se forger une stratégie de manipulation.

Le Superviseur doit observer globalement le système afin d'emmagasiner des informations mais aussi afin de prévenir l'Opérateur d'un éventuel danger ou fausse manoeuvre que l'Opérateur

n'anticiperait pas du fait de sa concentration sur la manipulation. L'observation du système consiste à surveiller certains paramètres pertinents mais aussi à entretenir un dialogue avec l'Opérateur pour bénéficier de sa vision et de son ressenti du travail accompli.

Le Superviseur décide également de la manière d'exécuter la tâche. Il décide avant le déclenchement de chaque opération si celle-ci doit s'effectuer de façon automatique ou manuelle compte tenu du temps disponible pour son exécution et de l'état du système. C'est dans son rôle de décideur que l'assiste l'algorithme d'aide à la décision. Le Superviseur doit par conséquent fournir certaines informations à l'algorithme avant de consulter la solution préconisée et de prendre sa décision.

Nous allons maintenant nous attacher à préciser les critères nécessaires à l'aide à la décision dans un tel contexte.

## 4.2 Les Critères Envisagés pour notre Expérimentation

Sur la base du tableau 2.4: *Les critères de l'allocation de tâche en Téléopération*, nous allons maintenant confronter chaque critère proposé à l'expérimentation présentée précédemment afin d'en extraire la pertinence et l'expression exacte vis-à-vis des paramètres de notre système de Téléopération [WAW 91] [WAW 94c] [WAW 94d].

Dans le tableau cité ci-dessus, concernant les critères principaux, trois acteurs interviennent: la machine, l'opérateur et le système homme/machine. Par souci de clarté vis-à-vis du système expérimental, nous désignerons la machine en mode automatique par le robot. De plus, nous ne distinguerons pas le système homme/machine de l'Opérateur puisque le système homme/machine en mode manuel sera représenté par l'Opérateur.

Les critères développés ci-dessous n'ont pas la prétention d'être universel, mais sont surtout là pour illustrer la mise en pratique de notre algorithme d'aide à la décision.

### 4.2.1 Les sous-critères de performance

#### 4.2.1.1 Rapidité de l'Opérateur

Le premier paramètre significatif de la performance est le temps nécessaire pour exécuter une opération par rapport au temps disponible.

Ce sous-critère est proposé pour l'opérateur en mode manuel et pour le robot en mode automatique. Or, vu la nature de notre système, ce sous-critère n'est convaincant que pour l'opérateur puisque le temps d'exécution d'une opération par le robot en mode automatique est constant et nécessairement plus petit que celui de l'opérateur en mode manuel. Aussi nous ne nous préoccupons dans notre algorithme que du sous-critère de l'opérateur, le sous-critère lié au robot n'apporte aucune information. Ce sous-critère est nommé *Rapidité de l'Opérateur*.

Pour évaluer ce sous-critère, nous étudions l'historique des temps d'exécution des opérations en mode manuel. Nous devons, dans un premier temps évaluer les rapports entre les temps d'exécution de chacune des opérations manuelles précédemment exécutées et le temps actuel

disponible pour la nouvelle opération à exécuter. Pour cela, nous calculons les taux de rapidité de l'opérateur pour chaque opération:

$$\tau_{RO}(\text{op. manu}) = T_{\text{op. manu}} / T_{\text{dispo}}. \quad (4.2)$$

Puis nous construisons un histogramme brut de ces rapports comptabilisés au travers d'une fenêtre floue définissant le *passé proche*, le temps de référence au travers de cette fenêtre étant le temps d'occurrence du début de l'opération concernée.

Les classes de cet histogramme regroupent par conséquent des pourcentages du temps disponible. Pour définir les dix premières classes, nous avons choisi dix intervalles équidistants se partageant les pourcentages de 0% à 125%. La dernière classe comptabilise les pourcentages supérieurs à 125%.

La fenêtre floue du temps est caractérisée par l'ensemble flou trapézoïdal de noyau  $[T_{\text{present}} - 10\text{min}, T_{\text{present}}]$  et de support  $[T_{\text{present}} - 30\text{min}, T_{\text{present}}]$ . Le temps moyen pour exécuter une opération se situant entre 2 et 3 minutes, nous prenons donc pleinement en compte environ les quatre dernières opérations et nous ne nous préoccupons plus du tout des opérations antérieures environ aux douze dernières.

Pour le calcul du degré de fiabilité, nous nous basons sur une quantité d'information nécessaire  $Q=4$ . C'est-à-dire que le degré de fiabilité de notre histogramme atteint son maximum si près de la moitié des opérations réalisées dans la demi-heure qui vient de s'écouler ont été exécuté manuellement.

Maintenant que l'histogramme brut et son degré de fiabilité ont été estimés, il nous reste à appliquer une transformation probabilité-possibilité. Nous avons choisi la seconde transformation *Tr2modifié* pour les résultats précis qu'elle fournit par rapport à la première transformation.

La figure 4.6: *Evaluation du critère rapidité de l'Opérateur* illustre les différentes étapes du calcul de ce premier critère. Ainsi, l'opération manuelle n-2 de cet exemple s'est exécutée en 3min10s et admet 0,7 comme degré d'appartenance à la fenêtre du passé proche. Comme le temps disponible pour la prochaine opération est de 3min, nous obtenons un taux de rapidité de l'opérateur pour cette opération  $\tau_{RO}(\text{op. manu } n-2) = 1,05$ . L'opération est donc à ranger dans l'intervalle  $[100\%, 112,5\%]$  de l'histogramme brut en ajoutant 0,7 au total de cette neuvième classe. Le taux de

fiabilité de l'histogramme brut vaut  $\tau_f = 0,84$ . Cet histogramme peut maintenant être transformé en distribution de probabilité puis en distribution de possibilité.

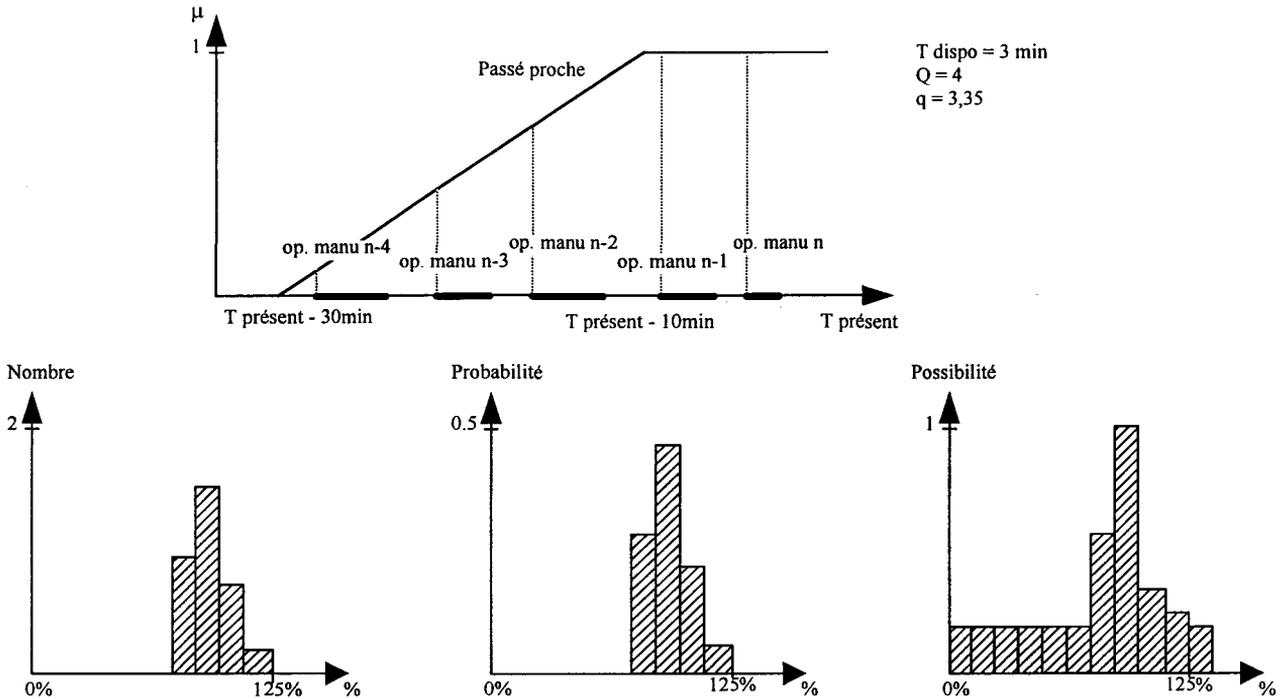


Figure 4.6: Evaluation du critère rapidité de l'Opérateur

#### 4.2.1.2 Habilité de l'Opérateur

Le nombre de mouvements exécutés pour réaliser une opération et la proportion du temps nécessaire à leur exécution sont aussi des caractéristiques de la performance.

Tout comme pour le précédent sous-critère, un critère établi sur de tels paramètres est envisageable aussi bien pour le robot que pour l'opérateur. Pourtant il n'a pas de réelle signification vis-à-vis de notre problématique d'aide à la décision, étant donné sa constance. Nous ne considérerons donc que le critère *Habilité de l'Opérateur*.

Le paramètre choisi pour caractériser ce sous-critère est la durée des mouvements imprimés par l'opérateur sur la souris. Ce sous-critère cherche à déterminer si l'opérateur réalise des mouvements continus ou saccadés.

Le sous-critère *Habilité de l'Opérateur* se construit suivant la même technique que le sous-critère *Rapidité de l'opérateur*. Nous construisons un histogramme des durées des mouvements appliqués sur la souris au travers d'une fenêtre floue définissant le *passé proche*. Le temps de référence d'un mouvement permettant de lui associer un degré d'appartenance à la fenêtre floue qui servira à comptabiliser les durées dans l'historgramme brut est ici aussi le temps d'occurrence du début du mouvement.

Les classes de l'historgramme se définissent par des intervalles de temps. Les dix premières classes sont des intervalles de temps équidistants et conjoints se partageant les durées de 0 à 5 secondes. La dernière classe comptabilise les durées supérieures à 5 secondes.

La fenêtre floue du passé proche est la même que précédemment, c'est-à-dire l'ensemble flou trapézoïdal de noyau  $[T_{\text{present}} - 10 \text{ min}, T_{\text{present}}]$  et de support  $[T_{\text{present}} - 30 \text{ min}, T_{\text{present}}]$ .

Enfin, la quantité d'information nécessaire dans l'historgramme brut est fixée à 200. Ainsi cette quantité est cohérente avec celle de l'historgramme précédent puisque chaque prise en main de l'opérateur requiert de sa part une cinquantaine de mouvements sur la souris.

Nous pouvons à présent évaluer la distribution de probabilité puis la distribution de possibilité liées à cet histogramme brut.

#### 4.2.1.3 Qualité de réalisation

Un important facteur de la performance réside dans la *qualité de réalisation* de l'opération par l'opérateur et par le robot.

Le critère que nous introduisons dans notre algorithme d'aide à la décision compare la qualité de réalisation de l'opérateur et du robot. En effet, il s'agit de répondre à la question "Lequel des deux exécutants du système, entre l'opérateur et le robot, réalisera le mieux l'opération suivante?". Pour cela, l'algorithme d'aide à la décision interroge le Superviseur.

En se fiant à ses convictions acquises par l'observation des exécutions précédentes, le Superviseur répond donc à la question précédente. Pour formuler sa réponse, il dispose d'un vocabulaire, d'une syntaxe et d'une sémantique prédéfinis. Ces trois éléments sont bien évidemment étudiés auparavant par le Superviseur qui fournit ainsi à l'algorithme les informations permettant

d'interpréter sa réponse.

L'échelle utilisée par ce sous-critère est du type qualitatif. En effet, elle évolue depuis l'opérateur jusqu'au robot. Ces positions extrêmes signifient que le Superviseur juge que seul l'exécutant ainsi désigné est capable d'accomplir l'opération suivante correctement. La position centrale de cette échelle indique que le Superviseur considère que nous devrions obtenir une qualité de réalisation identique avec l'opérateur ou le robot.

Dans l'exemple suivant, nous avons choisi cinq descripteurs: *l'opérateur*, *plutôt l'opérateur*, *neutre*, *plutôt le robot* et *le robot*. Ils expriment cinq penchants possibles de la qualité de réalisation. A ces mots de vocabulaire, nous ajoutons deux modificateurs dont le rôle ici est d'adapter l'imprécision inhérente aux descripteurs: *plus ou moins* élargit le sens de la réponse alors que *bien* au contraire en précise le sens. La figure 4.7: *Evaluation du critère qualité de réalisation* illustre cet exemple pour les deux réponses du Superviseur "plus ou moins neutre" et "bien plutôt l'opérateur". L'ensemble flou ainsi obtenu est ensuite considéré comme une distribution de possibilité évaluant le sous-critère *qualité de réalisation*.

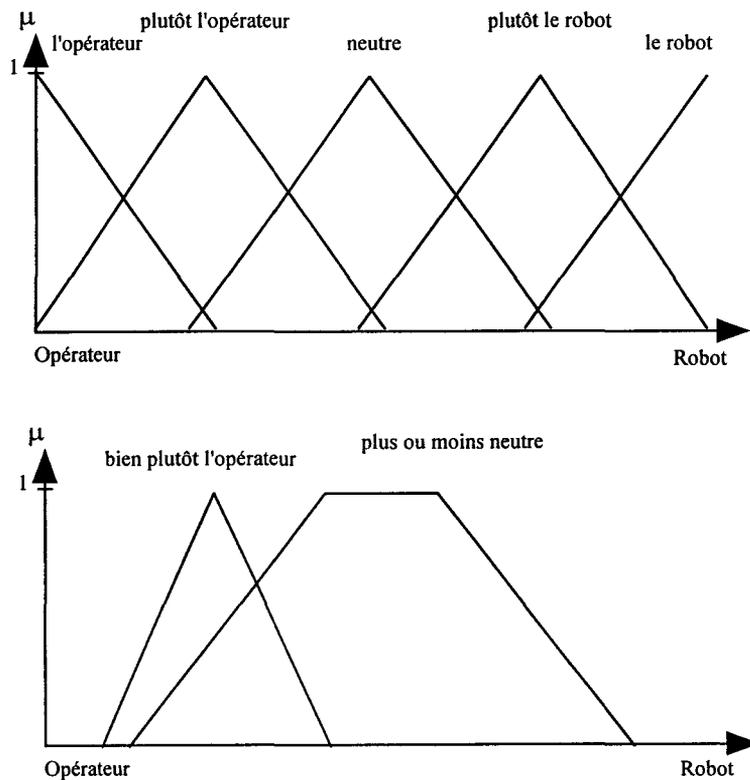


Figure 4.7: Evaluation du critère qualité de réalisation

Pour la saisie des réponses du Superviseur, il ne lui est pas demandé de frapper au clavier la phrase ce qui serait fastidieux et prendrait un temps trop précieux. Il doit simplement saisir un codage de sa phrase, chaque mot étant désigné par un entier.

#### 4.2.1.4 Expérience de l'Opérateur

Contrairement aux autres sous-critères, le sous-critère *Expérience de l'opérateur* est uniquement évalué en début d'expérience. En fait, nous considérons qu'il est important de le prendre en compte mais que sa dynamique ne justifie pas de le réévaluer en cours d'expérience. L'aspect dynamique de ce critère est plus délicat à cerner pour un opérateur totalement débutant. Pour éviter ce problème, une phase d'apprentissage est envisagée pour le débutant.

Afin d'estimer correctement le niveau d'expérience de l'opérateur, le Superviseur doit établir un dialogue avec l'opérateur avant d'entamer l'expérience. Durant cette discussion, le Superviseur doit s'efforcer de connaître le niveau de formation, les précédentes expériences de l'opérateur sur ce système et sur d'autres. Un questionnaire établi par un comité d'experts peut constituer le point de départ de ce dialogue.

De la même manière que pour le critère précédent, le Superviseur évalue donc l'expérience de l'opérateur au travers d'une expression linguistique construite sur un vocabulaire, une syntaxe et une sémantique mis au point avant l'expérience.

L'échelle qualitative de ce sous-critère évolue de *faible* à *vaste*. Aussi, nous pouvons choisir cinq descripteurs: *faible*, *petite*, *moyenne*, *grande* et *vaste*. Les modificateurs peuvent être *très* et *plus ou moins*.

#### 4.2.1.5 Les sous-critères de performance non pris en compte

Parmi les sous-critères proposés dans le tableau 2.4: *Les critères de l'allocation de tâche en Téléopération* pour évaluer la performance de l'opérateur et du robot, un certain nombre ne sont pas exploités dans notre algorithme expérimental du fait de la nature même de l'expérience qui est une version simplifiée d'un système de Téléopération.

Nous avons déjà abordé la question des sous-critères concernant les *temps d'exécution des opérations* et du *nombre de mouvements*. Nous avons choisi de nous limiter à l'étude du comportement de l'opérateur en mode manuel sans examiner le robot en mode automatique.

Nous n'avons pas non plus évalué le *retour d'information* et la *disposition de l'environnement*. Ces sous-critères ne nous ont pas paru pertinents, compte tenu du peu d'hostilité du milieu esclave reconstitué en laboratoire. Les conditions seraient bien différentes pour des conditions de travail dans un milieu naturel.

Le sous-critère *attention de l'opérateur* n'a pas non plus été retenu car ce critère est surtout très sensible dans des tâches de tracking. Or, les tâches requises dans notre application n'imposent aucune trajectoire précise pour atteindre un point ni un réel impératif de temps pour commencer un mouvement.

## 4.2.2 Les Sous-Critères de Charge de Travail

### 4.2.2.1 Travail effectif de l'Opérateur

Le premier sous-critère auquel nous pouvons penser pour estimer la charge de travail de l'opérateur consiste à évaluer la part de *travail effectif de l'Opérateur*.

En premier lieu, nous définissons le travail effectif comme le temps pendant lequel l'opérateur manipule la souris. Cette durée est comparée au temps écoulé pour parvenir au calcul d'un taux de travail effectif:

$$\tau_{TE} = T_{\text{Manipulation}} / T_{\text{Ecoulé}}. \quad (4.3)$$

Or, comme pour certains des sous-critères précédents, nous observons le travail effectif au travers d'une fenêtre floue du temps décrivant le *passé proche*. Ceci nous amène à redéfinir le taux de travail effectif au travers du principe d'extension (cf. Annexe1: *Rappels sur les Ensembles Flous*). En fait, chaque coupe de niveau  $\alpha$  de la fenêtre floue du temps nous fournit une durée de temps écoulée pour laquelle nous calculons le taux de travail effectif correspondant. Nous construisons

ainsi un taux flou que nous verrons ensuite comme la distribution de possibilité déterminant le sous-critère.

L'élaboration de ce critère a déjà été abordée dans la section 3.3.1.2: *Vers un formalisme unique pour les critères* et la figure 4.8: *Evaluation du critère travail effectif de l'opérateur* propose un exemple de calcul de ce critère.

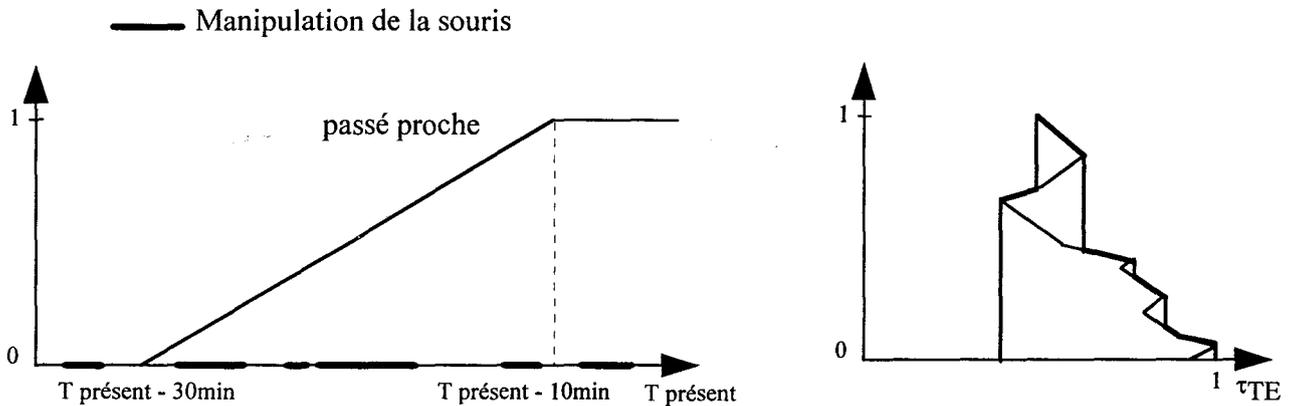


Figure 4.8: Evaluation du critère travail effectif de l'opérateur

#### 4.2.2.2 Travail ressenti par l'Opérateur

Le critère *travail ressenti par l'Opérateur* que nous abordons maintenant cherche lui aussi à évaluer la charge de travail de l'Opérateur. Cette fois, ce ne sont plus des paramètres temporels que nous prenons en compte mais le ressenti de l'opérateur. Cette évaluation passe par une interrogation de l'opérateur. Au travers de cette estimation subjective, nous cherchons à considérer la difficulté ressentie par l'Opérateur pour réaliser le travail, difficulté qui n'apparaît pas dans le premier sous-critère.

Ce sous-critère a donc besoin d'un vocabulaire, d'une syntaxe et d'une sémantique permettant de traduire l'expression linguistique du travail ressenti formulée par l'Opérateur et que le Superviseur fournit ensuite à l'algorithme d'aide à la décision.

La traduction de l'expression en un ensemble flou s'effectue sur une échelle qualitative qui varie de *trop faible* à *trop forte*. Cinq descripteurs sont utilisés: *trop faible*, *faible*, *moyenne*, *forte* et *trop forte*, et sont nuancés par deux modificateurs: *très* et *plus ou moins*.

#### 4.2.2.3 Fatigue de l'Opérateur

Mais la charge de travail doit aussi se gérer dans le temps. Or, la *fatigue de l'Opérateur* est un critère susceptible d'évaluer cette gestion.

Pour évaluer ce sous-critère, nous allons nous appuyer sur la dépendance de ce critère avec la performance (cf. Section 2.2.5.3: *La charge de travail de l'Opérateur de Téléopération*). En l'occurrence, nous partons du principe que, lorsque la performance se détériore, la fatigue de l'Opérateur augmente et qu'inversement, lorsque la performance augmente, l'Opérateur se «réveille».

Il nous faut dans un premier temps établir la performance de l'opérateur. Pour cela, nous construisons le critère principal *performance effective brute* de l'opérateur à partir des sous-critères *rapidité de l'opérateur* et *qualité de réalisation*. Il ne faut pas confondre ce critère principal avec le critère *performance effective* que nous étudierons dans la section 4.2.3: *Les Critères Principaux*. Ici nous allons évaluer le critère principal au travers de l'agrégation des tendances des deux sous-critères alors que, par la suite, ce seront les confrontations aux préférences du Superviseur des deux sous-critères qui seront agrégées.

Nous établissons l'évaluation de la *performance effective brute* de l'opérateur sur l'idée que la *rapidité de l'opérateur* plutôt faible et la *qualité de réalisation* plutôt favorable à l'opérateur induisent une bonne performance. Pour traduire ces tendances, nous calculons les DCFs notés CompRO et CompQR des deux sous-critères CritRO et CritQR par rapport à deux ensembles flous triangulaires EFT1 et EFT2 de valeur maximum le minimum des abscisses et de valeur minimum le maximum des abscisses. La figure 4.9: *Les DCFs pour le calcul de la performance effective brute* illustre ces opérations.

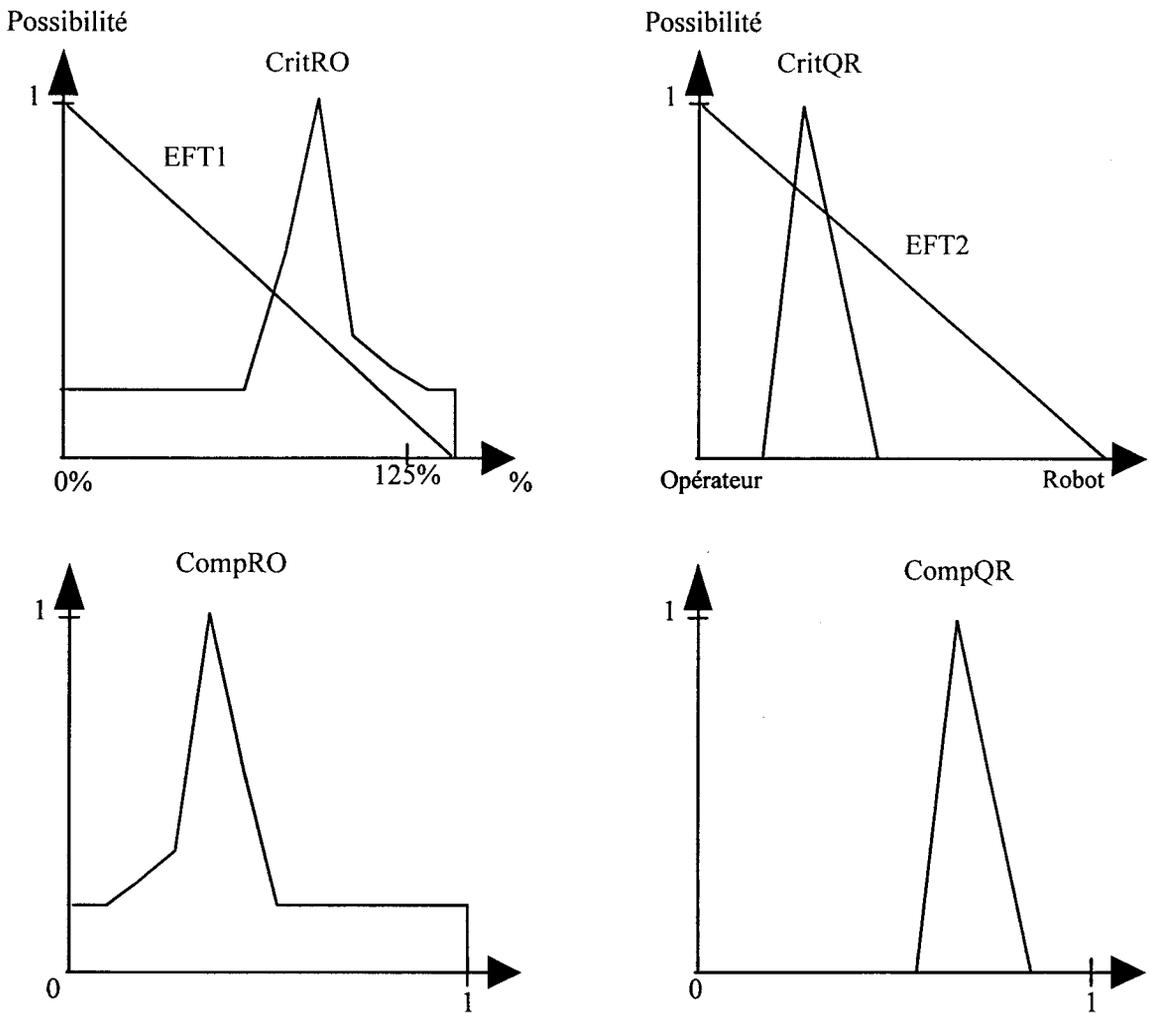


Figure 4.9: Les DCFs pour le calcul de la performance effective brute

Nous obtenons ainsi deux DCFs qu'il est maintenant possible d'agréger par la moyenne arithmétique étendue. Le résultat de cette agrégation constitue l'évaluation de la *performance effective brute* de l'opérateur noté CompPEB comme l'indique l'équation suivante:

$$\text{CompPEB} = \text{arith}(\text{CompRO}, \text{CompQR}) \tag{4.4}$$

Pour apprécier le niveau de fatigue de l'opérateur, nous devons à présent estimer l'évolution de la performance. Pour rester cohérent avec la précédente fenêtre floue du passé proche, nous prenons en compte les huit dernières opérations réalisées de  $n$  à  $n-7$ . Après le calcul de la performance effective brute de ces huit opérations, nous en déterminons la moyenne. Puis nous calculons la soustraction horizontale des valeurs des performances des deux dernières opérations  $n$

et  $n-1$  avec cette moyenne. La moyenne arithmétique étendue de ces deux différences fournit l'évaluation du sous-critère *fatigue de l'opérateur*. En résumé, nous estimons le critère de fatigue de l'opérateur noté CritFO en fonction de l'évolution des performances des deux dernières opérations par rapport à la tendance générale des huit dernières:

$$\text{CritFO} = \tilde{\text{arith}}[\text{CompPEB}(n) \ominus \text{Moy}_{\text{PEB}}^8(n), \text{CompPEB}(n-1) \ominus \text{Moy}_{\text{PEB}}^8(n)] \quad (4.5)$$

$$\text{avec } \text{Moy}_{\text{PEB}}^8(n) = \tilde{\text{arith}}_{k=0, \dots, 7}(\text{CompPEB}(n-k))$$

Puisque le sous-critère s'obtient par de calcul des différences entre des DCFs, son échelle évolue entre -1 et 1, 1 correspondant au réveil de l'opérateur et -1 au contraire à une fatigue de l'opérateur car la performance se dégrade.

#### 4.2.2.4 Les sous-critères de charge de travail non pris en compte

Par rapport au tableau 2.4: *Les critères de l'allocation de tâche en Téléopération*, nous avons ignoré certains sous-critères émanant de la charge de travail.

Nous n'avons pas pris en compte de critères *physiologiques* car ceux-ci demandent un matériel assez conséquent et difficile à mettre en place sur notre site de Téléopération. De plus, nous attendons beaucoup d'une miniaturisation future de ces équipements, les rendant plus discrets et plus acceptables par l'Opérateur.

La *motivation de l'Opérateur* ne nous est pas apparue pertinente. En effet, les Opérateurs de notre expérimentation se sont portés volontaires. Leur présence n'étant donc pas imposée, nous pouvions compter sur une motivation de chacun d'eux.

Enfin, nous avons aussi laissé de côté la *confiance de l'Opérateur*. Ce sous-critère fait l'objet d'une autre étude de notre équipe de recherche.

Les sept sous-critères que nous venons de décrire vont maintenant pouvoir être regroupés pour former les critères principaux.

### 4.2.3 Les Critères Principaux

Dans la section 2.2.1: *Les familles de critères pertinents pour l'évaluation des systèmes homme-machine*, nous avons mis en avant deux familles de critères visant à estimer la *performance* et la *charge de travail*. Nous allons retrouver ce découpage au travers des critères principaux. De plus, les critères principaux vont chercher à évaluer ces deux caractères de façon effective et potentielle. Aussi nous aurons quatre critères principaux.

Le premier des critères principaux est la *performance effective*. Il est caractérisé par les sous-critères de *rapidité de l'Opérateur* et de *qualité de réalisation* qui renseignent respectivement sur la capacité de l'Opérateur à réaliser l'opération dans le temps donné et sur la comparaison des qualités de réalisation de l'homme et de la machine.

La *performance potentielle de l'Opérateur* s'évalue à partir des sous-critères d'*habileté* et d'*expérience de l'opérateur*, donnant ainsi une idée a priori des capacités de l'Opérateur.

Puis la *charge de travail de l'Opérateur* est estimée par le travail physique mesuré au travers du *travail effectif de l'Opérateur* mais aussi par le travail global signifié par l'Opérateur via le sous-critère de son *travail ressenti*.

Enfin, le potentiel de charge de travail que peut accepter l'Opérateur est représenté par le critère principal nommé *état de l'Opérateur*. Pour notre expérience, nous n'avons retenu que le sous-critère *fatigue de l'Opérateur*. Aussi le critère principal prend tout naturellement la valeur de ce sous-critère.

Le tableau 4.1: *Les critères de notre expérimentation* résume les sous-critères et les critères principaux mis en oeuvre dans notre expérience.

En parcourant le tableau ci-dessous, nous constatons que les critères retenus représentent pratiquement tous des évaluations de caractéristiques provenant de l'Opérateur. Cela est en grande partie dû à la régularité de la machine qui rend ces critères peu probants pour notre expérience. Il n'en reste pas moins que la machine est considérée implicitement dans les critères au travers des valeurs des critères ne convenant pas pour un travail correctement réalisé par l'Opérateur. Nous retrouvons donc les configurations des critères propices à l'opérateur et au robot dans leurs préférences respectives.

Les critères principaux	Les sous-critères
Performance effective	Rapidité de l'Opérateur
	Qualité de réalisation
Performance potentielle de l'Opérateur	Habilité de l'Opérateur
	Expérience de l'Opérateur
Charge de travail de l'Opérateur	Travail effectif de l'Opérateur
	Travail ressenti par l'Opérateur
Etat de l'Opérateur	Fatigue de l'Opérateur

*Tableau 4.1: Les critères de notre expérimentation*

Compte tenu du mode d'évaluation de chaque sous-critère, nous pouvons supposer qu'une certaine indépendance est respectée pour la plupart d'entre eux. Par exemple, même si la fatigue de l'opérateur découle des sous-critères de performance, cette première se déduit de l'évolution des performances et non de leur valeur absolue. Les deux sous-critères qui peuvent s'avérer fortement liés sont le travail effectif et le travail ressenti, puisque le second travail est supposé englober le premier travail combiné à la subjectivité de l'opérateur. Or, dans la suite, le critère principal charge de travail de l'opérateur va se construire sur l'opérateur minimum, minimisant ainsi l'influence de la dépendance (cf section 3.3.2.2: *Agrégation des critères*). Il nous restera à exprimer explicitement la liaison conceptuelle entre performance et charge de travail.

La nature et l'évaluation de chaque critère étant désormais établies, nous pouvons à présent mettre en oeuvre l'expérimentation de notre algorithme d'aide à la décision.

### 4.3 Les Etapes de la Mise au Point de l'Algorithme d'Aide à la Décision

L'étape de mise au point de l'algorithme vise à réunir un certain nombre d'informations afin d'initialiser l'algorithme. Nous allons, dans un premier temps, établir une ébauche des préférences, du vocabulaire à utiliser et des agrégations à réaliser. Mais nous verrons par la suite que bon nombre de ces informations vont évoluer pour ajuster et affiner le fonctionnement du système.

#### 4.3.1 Les informations à manipuler dans l'algorithme

Nous savons que les informations que nous devons manipuler dans notre algorithme d'aide à la décision sont des ensembles flous, des distributions de possibilité. Dans cette section, nous allons décrire la prise en compte de ces éléments dans l'algorithme.

##### 4.3.1.1 Description des ensembles par segments

Etant donné la technique de caractérisation des ensembles flous des préférences, nous avons décidé d'adopter une représentation de ces ensembles sous la forme d'ensembles flous continus trapézoïdaux. Un ensemble des préférences est ainsi entièrement défini par quatre points délimitant trois segments: l'intervalle des valeurs modales et les deux côtés.

Afin de modérer la complexité des calculs de l'algorithme, nous restreignons la description des distributions de possibilité évaluant chaque critère à des intervalles flous définis par des points délimitant un certain nombre de segments.

Le fait de travailler à partir d'intervalles flous simplifie le calcul de l'agrégation par des opérateurs ou par des règles puisque, dans ce cas, les coupes- $\alpha$  à manipuler sont des intervalles de nombres réels.

Une méthode de calcul sur les ensembles continus consiste à discrétiser les ensembles. L'inconvénient de cette méthode réside dans le fait qu'elle introduit une erreur due au pas de discrétisation, erreur qui s'accumule dans les itérations nécessaires à l'application du d'extension [DEL 96]. Aussi nous avons choisi d'adopter une description d'

segments nous permettant de travailler à partir des coupes- $\alpha$  générées par les points de rupture. La figure 4.10: *Un exemple de calcul par coupes- $\alpha$*  illustre une telle description pour l'utilisation de la moyenne arithmétique étendue. Nous constatons sur cet exemple que le calcul de cette moyenne revient à déterminer les intervalles moyens pour quatre niveaux de coupe- $\alpha$  seulement, le reste des niveaux étant déduit par continuité.

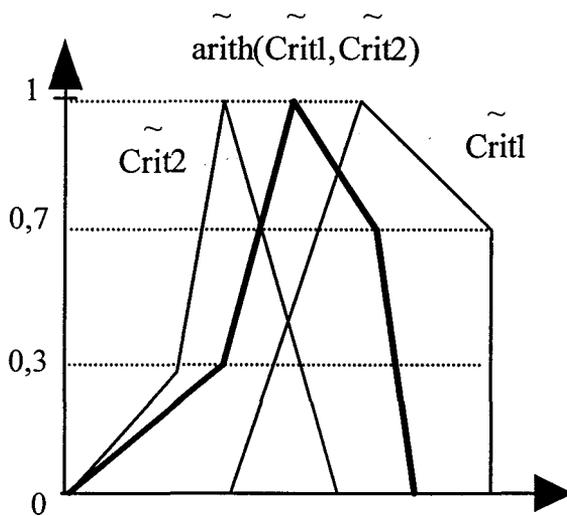


Figure 4.10: *Un exemple de calcul par coupes- $\alpha$*

La difficulté maintenant est d'obtenir une distribution de possibilité sous la forme d'un nombre flou pour tous les critères. Or, ce n'est pas forcément le cas lorsque le critère est construit sur un histogramme. Nous allons introduire une méthode de lissage des histogrammes pour uniformiser la description des valeurs des critères.

#### 4.3.1.2 Lissage des histogrammes

Lorsque nous parcourons les classes de la première à la dernière, pour générer une distribution de possibilité sur la forme d'un intervalle flou, nous devons respecter les règles suivantes: les valeurs des classes ne doivent plus être décroissantes avant d'atteindre leur valeur modale (la valeur maximale), puis elles ne doivent pas être croissantes jusqu'à la dernière classe.

Aussi le lissage doit s'organiser autour de trois étapes successives: détermination des classes modales, lissage à gauche, puis lissage à droite.

La détermination des classes modales est réalisée par la recherche des classes de valeur maximale à une tolérance  $\Delta h$  près. Nous retenons dans l'ensemble des classes modales les classes comprises entre la classe la plus à gauche et la plus à droite des classes précédentes. Il suffit ensuite de calculer la moyenne des valeurs des classes de cet ensemble pour obtenir la valeur modale retenue pour cet ensemble.

Les lissages de gauche et de droite se bâtissent sur le même principe, en parcourant les classes à gauche des classes modales dans le sens décroissant pour le lissage à gauche et en parcourant les classes à droite des classes modales dans le sens croissant pour le lissage à droite. Ce principe tend à raboter les bosses rencontrées pour combler les creux laissés en arrière.

La figure 4.11: *Lissage d'un histogramme* se propose de présenter les étapes du lissage au travers d'un exemple.

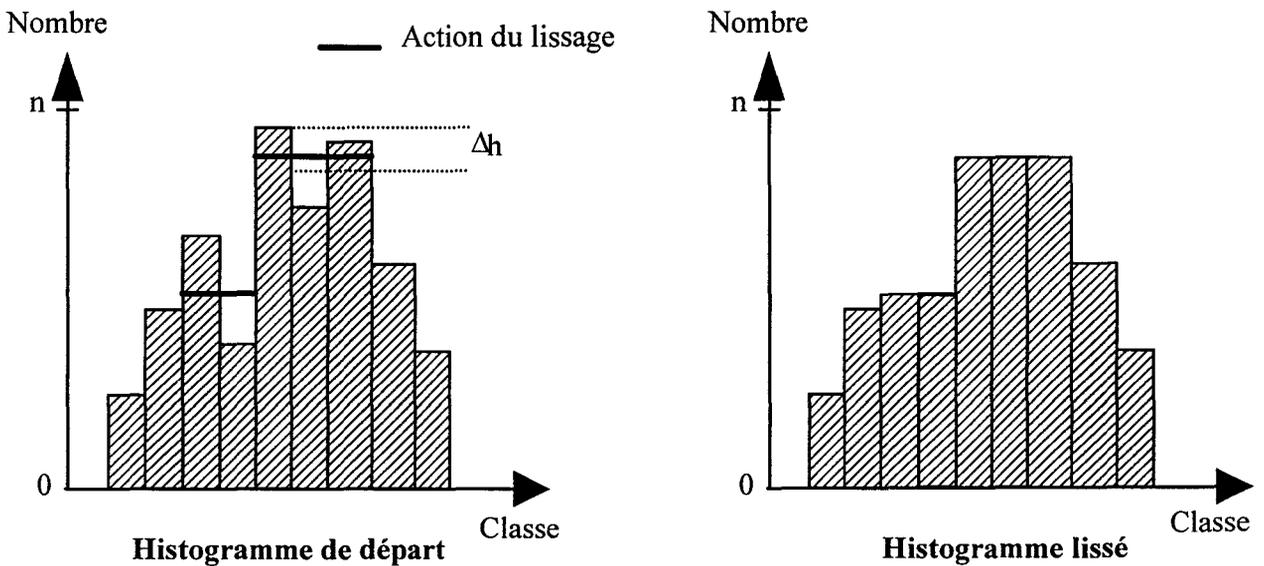


Figure 4.11: *Lissage d'un histogramme*

L'histogramme lissé déterminé, nous le transformons en histogramme de distribution de probabilité puis en histogramme de distribution de possibilité. Il nous reste à en déduire la distribution de possibilité continue qui en résulte.

Cette dernière phase de la transformation a été abordée dans la section 3.3.1.2: *Vers un formalisme unique pour les critères*, où nous aboutissions à une distribution de possibilité continue en escalier. En fait, pour rester cohérent avec le reste des évaluations des critères, nous allons reprendre ici la description par segment. Pour cela, nous considérons les points formés par le milieu des classes et leur valeur. Les segments relient les points des classes conjointes (cf. Figure 4.12: *De la distribution discontinue à la distribution continue*).

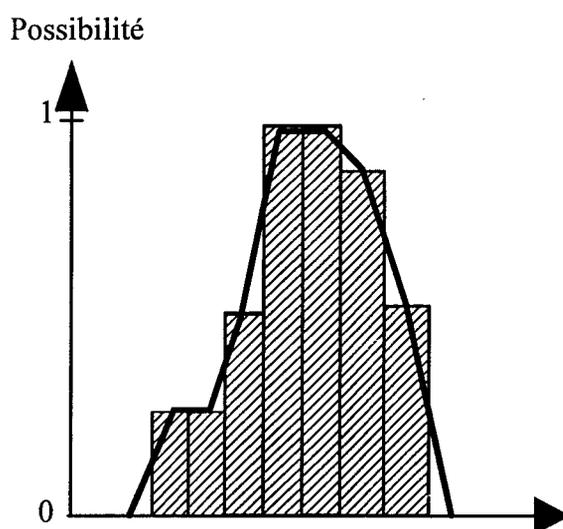


Figure 4.12: *De la distribution discontinue à la distribution continue*

En fait, la procédure de lissage que nous mettons en place revient à supposer une hypothèse de cohérence du paramètre évalué par l'histogramme. C'est-à-dire que l'information contenue dans l'histogramme doit se répartir régulièrement autour d'un pic. S'il existe plusieurs pics dans l'histogramme, l'opération de lissage crée un plateau entre ces pics mettant en évidence l'impossibilité du paramètre à être estimé de façon plus précise autour des classes désignées par les précédents pics.

Ainsi donc, les techniques de lissage ayant certaines dispositions à être heuristiques, nous ne sommes pas surpris de retrouver cet aspect dans notre procédure de lissage.

Compte tenu de cette opération de lissage, nous nous apercevons maintenant du bien-fondé de la remarque de la section 3.3.2.2: *Agrégation des critères* concernant le choix réduit des

opérateurs d'agrégation que nous nous imposons. En fait, vu l'approximation effectuée par le lissage, un excès de subtilité dans le choix des opérateurs d'agrégation devient dérisoire.

### 4.3.2 Etude des préférences du Superviseur

Du fait de sa construction, notre algorithme d'aide à la décision nécessite donc de connaître la vision globale des préférences du Superviseur en dehors de tout contexte particulier (cf. Section 1.2.2.3: *Stratégies et préférences*). Par conséquent, le Superviseur doit fournir ses préférences concernant chaque sous-critère et ceci pour chaque action. L'annexe2: *Les Préférences du Superviseur* fournit un exemple de ces préférences.

Pour le Superviseur, une difficulté de cette étape est de parvenir à fournir exactement les préférences qu'il a en tête. Pour cela, la mise au point du vocabulaire et surtout de la sémantique permettant la traduction des préférences en ensembles flous est primordiale.

Cette expertise peut aussi générer des difficultés à fournir des préférences cohérentes, car il faut que le Superviseur parvienne à «globaliser» les situations des critères avant d'exprimer les préférences. Or, il se peut que le Superviseur n'ait pas conscience de la totalité de ces préférences.

En fait, la démarche d'explication des préférences du Superviseur s'élabore progressivement au cours des expériences et par révisions successives de leur expression. Pour les situations que le Superviseur ne sait pas ou ne veut pas expliciter, nous recourons aux règles.

### 4.3.3 Etude du vocabulaire du Superviseur et de l'Opérateur

Dans la section précédente, nous avons souligné l'importance d'établir clairement le vocabulaire et la sémantique pour la traduction des expressions des préférences en ensembles flous. Cela est valable aussi pour l'évaluation subjective de certains critères de la part du Superviseur et de l'Opérateur.

L'expérience nous a montré que, pour notre application, cinq descripteurs nuancés par deux modificateurs pouvant être enchaînés suffisent à exprimer l'opinion du Superviseur ou de

l'Opérateur. De plus, nous avons choisi d'établir différentes valeurs réparties sur l'axe des abscisses pour valeur modale des descripteurs. Nous utilisons les modificateurs pour transformer l'imprécision des descripteurs (un des modificateurs réduit le noyau et le support alors que l'autre les élargit).

Or, nous nous sommes aperçus que les Superviseurs et les Opérateurs étaient plus ou moins sensibles à cette description. Certains réclament plus de mots de vocabulaire, d'autres n'entrevoient pas le jeu de l'imprécision. Il convient dans ce cas d'établir un dialogue afin d'expliquer et de trouver un terrain d'entente tenant compte aussi bien de la subjectivité de l'acteur concerné que de l'aspect pratique de l'utilisation du vocabulaire.

Rappelons ici que la technique qui nous est apparue la plus efficace pour établir la sémantique des expressions subjectives consiste à se servir de l'intervalle des valeurs modales et du complément du support. Nous ne demandons donc pas de fournir un ensemble flou «en bloc», mais de donner les valeurs qui conviennent vraiment et celles qui ne conviennent pas du tout (cf. Section 3.3.1.1: *L'expression linguistique des préférences*). Pour les modificateurs, il nous suffit de connaître les facteurs de réduction ou d'élargissement de chacun.

#### 4.3.4 Etude de l'agrégation des critères

Comme nous l'avons étudié en détail dans la section 3.3.2.2: *Agrégation des critères*, l'agrégation des critères peut être exécutée par un opérateur d'agrégation ou par une règle, suivant que nous cherchons à estimer la situation de façon globale ou que nous voulons identifier une situation locale particulière.

##### 4.3.4.1 Les opérateurs d'agrégation de notre application

Dans ce premier type d'agrégation, nous devons déterminer l'opérateur permettant d'évaluer les critères principaux à partir de l'agrégation des sous-critères leur correspondant, puis l'opérateur devant agréger les critères principaux en une unique évaluation. Dans les paragraphes suivants, nous exposons nos différents choix.

La *performance effective* est obtenue par la *moyenne arithmétique étendue* des sous-critères de *rapidité de l'opérateur* et de *qualité de réalisation*. Les deux sous-critères sont donc considérés de même importance et peuvent se compenser.

La *performance potentielle de l'Opérateur* est calculée par la *moyenne arithmétique étendue* des deux sous-critères suivants de poids  $\frac{2}{3}$  pour l'*habileté de l'Opérateur* et  $\frac{1}{3}$  pour son *expérience*. Nous mettons ainsi en avant les performances escomptées déduites de l'expérience présente.

Pour la *charge de travail de l'Opérateur*, nous utilisons le *minimum étendu* du *travail effectif* et du *travail ressenti par l'Opérateur*. En effet, étant donné la redondance de ces deux sous-critères, nous voulons ne retenir que la situation la moins favorable.

Enfin, les quatre critères principaux: *performance effective*, *performance potentielle de l'Opérateur*, *charge de travail de l'Opérateur* et *état de l'Opérateur* sont agrégés par une *moyenne arithmétique étendue*.

La figure 4.13: *Les opérateurs d'agrégation de notre expérimentation* résume les deux étapes d'agrégation.

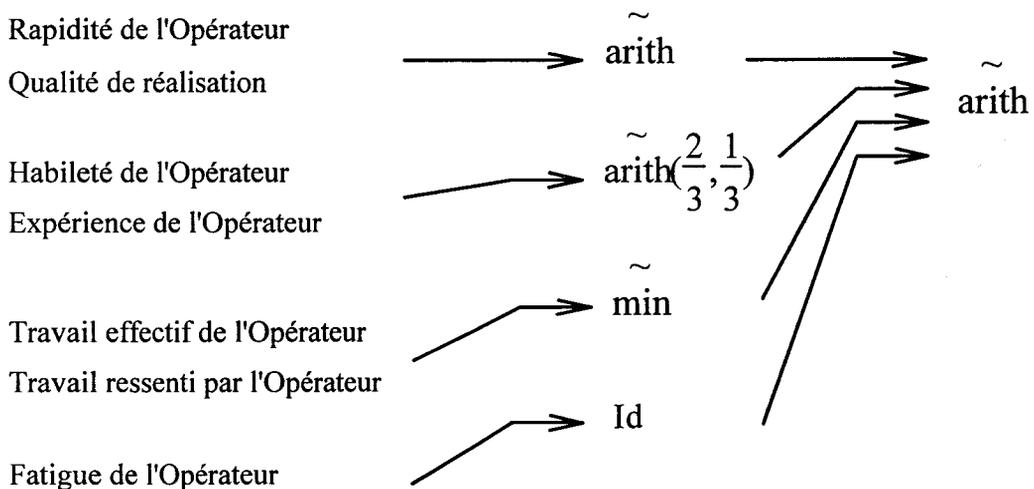


Figure 4.13: *Les opérateurs d'agrégation de notre expérimentation*

Nous devons maintenant nous interroger sur l'influence des dépendances entre critères sur

l'agrégation que nous venons de réaliser. La discussion entamée dans la section 3.3.2.2: *Agrégation des critères* préconisait de prendre en compte explicitement les dépendances incontournables.

Nous savons qu'il existe une dépendance entre les critères de performance et de charge de travail. Or, pour notre application, cette dépendance apparaît évidente entre la *rapidité de l'opérateur* et son *travail effectif*, puisque ce dernier est mesuré par un temps de travail. Nous aurions pu limiter cette dépendance en évaluant le travail effectif par le volume de travail effectué (nombre de tâches accomplies). Ici nous allons tenir compte de cette dépendance.

Rappelons que notre technique de prise en compte de la dépendance vise à faire agir l'évaluation d'un critère sur les préférences d'un autre critère au travers d'un modificateur dont les paramètres dépendent du centre de gravité de l'évaluation du premier critère. Pour la dépendance que nous voulons faire apparaître, ce sont les préférences du travail effectif que nous voulons modifier en fonction de la rapidité de l'opérateur. Cette dépendance se manifeste par le fait que lorsque l'opérateur n'est pas rapide (pourcentage élevé pour le sous-critère rapidité de l'opérateur), le travail effectif mesuré tend à augmenter, et vice-versa. Pour endiguer cet effet, nous devons adoucir les préférences (élargir l'ensemble flou) du travail effectif en mode manuel pour un pourcentage élevé du sous-critère rapidité de l'opérateur, ou au contraire les durcir (rétrécir l'ensemble flou) pour un faible pourcentage. Aussi, dans l'équation (3.72),  $\beta$  prend la valeur 50% pour placer l'inversion de l'influence au milieu de l'échelle et les  $\alpha_i$  sont positifs pour fixer l'influence dans le sens voulu. La valeur absolue de ces derniers coefficients permet de régler l'intensité de la prise en compte de la dépendance.

#### 4.3.4.2 Les règles utilisées dans notre application

La seconde méthode d'agrégation consistant à appliquer des règles demande aussi une étude préliminaire. Nous devons exprimer l'ensemble des règles qui définissent une situation, puis les interpréter afin de spécifier les différents ensembles flous qui les estiment (les ensembles flous de référence en entrée et en sortie).

Ci-dessous, nous allons détailler deux situations que nous avons implantées pour pallier certaines dérives de l'agrégation globale.

Le premier ensemble de règles cherche à observer en particulier le critère *rapidité de*

*l'opérateur*. En effet, l'expérience nous a montré que nous pouvions prendre beaucoup de retard par rapport au calendrier des opérations demandées sans que le système d'aide ne réagisse à l'encontre de cette situation. Ceci s'explique par des prises en main de l'opérateur préconisées par une situation générale très favorable, mais qui deviennent trop nombreuses si l'opérateur n'est pas assez rapide. Pour limiter cette dérive, nous introduisons l'ensemble de deux règles suivantes:

$\tilde{r}1$ : "si *CritRO* est plus grande que 100% alors *AUTO* est très compatible" (4.6)

$\tilde{r}1bis$ : "si *CritRO* n'est pas plus grande que 100% alors *AUTO* est peu compatible"

La règle  $\tilde{r}1$  recommande l'exécution de l'opération par le robot lorsque le sous-critère rapidité de l'opérateur atteint ses extrêmes. La règle  $\tilde{r}1bis$  contrebalance la première règle pour le contexte complémentaire. Les expressions des deux règles doivent bien évidemment être traduites en ensembles flous avec les techniques précédemment décrites.

La seconde situation que nous cherchons à identifier s'intéresse aux deux sous-critères de la charge de travail de l'opérateur. Nous nous sommes aperçus qu'une situation globale favorable à l'opérateur peut cacher une charge de travail trop importante. Pour éviter cette incohérence, nous introduisons dans notre système d'aide à la décision l'ensemble des deux règles suivantes:

$\tilde{r}2$ : "si *CritTEO* est environ 100% et *CritTRO* est trop fort" (4.7)

alors *AUTO* est très compatible"

$\tilde{r}2bis$ : "si *CritTEO* n'est pas environ 100% et *CritTRO* n'est pas trop fort

alors *AUTO* est peu compatible"

Les deux règles ci-dessus utilisent la même technique que pour la première situation. C'est-à-dire que la première règle décrit la situation favorable à l'action à préconiser et que la seconde règle établit le complément de cette situation. Le résultat de cet ensemble de deux règles situe le contexte actuel par rapport aux deux contextes extrêmes représentés pour en déduire la justesse de l'action concernée.

Nous constatons que les règles sont difficiles à prévoir dans la phase d'étude préliminaire du système d'aide à la décision. Elles sont surtout le fruit de l'expérience avec le système qui met en avant les limites de l'utilisation des opérateurs d'agrégation.

### 4.3.5 Validation de l'algorithme d'aide à la décision

La validation de l'algorithme d'aide à la décision est très délicate, car il est difficile de quantifier l'apport d'une telle aide étant donné son caractère subjectif. Néanmoins, il est intéressant de chercher à déterminer si l'algorithme d'aide à la décision répond aux attentes des Superviseurs qui ont testé notre algorithme.

Comme l'indique la section A2.1: *Les Expériences Menées*, chaque Superviseur s'est prêté à trois expériences d'une heure chacune avec la possibilité de réviser ses préférences entre chaque expérience. Or, le long des trois expériences, nous avons noté une certaine satisfaction de la part des Superviseurs. De plus, nous avons constaté une convergence des décisions préconisées par l'aide à la décision vers les décisions effectivement prises par le Superviseur comme nous allons le voir dans le paragraphe suivant.

Nous définissons le *taux de discordance* entre le Superviseur et l'aide à la décision comme le rapport entre le nombre de décisions prise par le Superviseur contraires à l'aide à la décision fournie et le nombre total de décisions prises pendant une expérience. Pour l'exemple de la figure 4.14: *Taux de discordance entre le Superviseur et l'aide à la décision*, nous observons que ce taux chute nettement entre la première et la troisième expérience puisqu'il passe de 0,68 à 0,3.

Pourtant, le nombre d'erreurs de la part de l'aide à la décision reste tout de même élevé (30%) et devient de plus en plus difficile à faire chuter. Cet écart provient des multiples approximations introduites dans l'algorithme mais aussi de la relative instabilité du décideur (cf. Section 1.3.3.3: *Les dangers de l'aide à la décision*). Réduire cet écart pourrait même ne pas être souhaitable pour maintenir l'esprit critique du décideur en le sollicitant régulièrement.

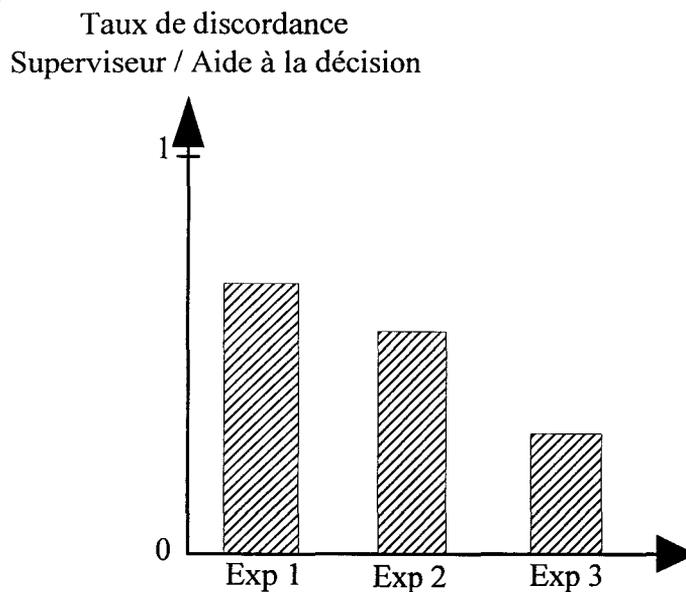


Figure 4.14: Taux de discordance entre le Superviseur et l'aide à la décision

Une méthode usuelle de validation d'un algorithme consiste à regarder son apport vis-à-vis d'un critère spécifique, en général la performance. Or, notre méthode considérant elle-même plusieurs critères simultanément, il serait trop réducteur de la valider suivant un seul de ces critères. La difficulté de cette appréciation provient donc de ce qu'elle nécessite une observation d'ordre générale. En effet, le but recherché dans l'application à la Téléopération est de maintenir un bien-être global du système et non pas une performance maximale à tout prix. Ce bien-être doit permettre d'affronter toute période de crise pour maintenir la performance à long terme.

En fait, une réelle validation de notre algorithme ne peut être envisagée que lors de l'implantation de notre algorithme sur un site réel. Il serait alors possible de prévoir des scénarios incluant des périodes de crises qu'il faudrait résoudre. A la fin de ces expériences, nous pourrions prévoir un questionnaire adressé à tous les acteurs du système pour apprécier leur ressenti concernant leur bien-être global lors de la conduite du système.

### **Conclusion de la Quatrième Partie**

Dans cette quatrième partie, nous avons expérimenté notre algorithme d'aide à la décision.

Nous avons établi les critères spécifiques à notre application en mettant en évidence les natures très diverses de ces critères. Nous avons construit des critères sur des paramètres observés directement sur le système et dont les évaluations sont continues ou statistiques. Nous avons aussi extrait des informations subjectives par l'interrogation de l'Opérateur et du Superviseur.

Puis toutes ces informations ont été combinées et traitées pour en extraire une décision finale. Pour ce faire, nous avons concrétisé ces manipulations de l'information pour notre expérimentation.

Cette mise en place de notre méthode sur un site expérimental nous a permis d'entrevoir les difficultés d'exploitation loin des aspects purement théoriques. Nous avons constaté l'inutilité de certaines considérations théoriques face à l'action des approximations inévitables de la mise en oeuvre. Mais surtout nous avons constaté la lame à double tranchant que constitue la prise en compte d'aspects subjectifs. En effet, ceux-ci apportent beaucoup d'heuristique qu'il faut savoir maîtriser en se laissant des latitudes de réglage final.

## CONCLUSION GENERALE

L'idée d'apporter une aide à la décision pour les choix stratégiques à adopter en Téléopération a toujours été présente dans les préoccupations des utilisateurs de systèmes de Téléopération. En outre, ce thème est toujours d'actualité et devrait le rester encore longtemps, étant donné l'étendue du problème abordé [JOH 94].

Il s'agit d'évaluer aussi bien la machine que l'homme et de raisonner à partir de ces évaluations afin de prendre des décisions. En fait, le but à long terme vise à modéliser le raisonnement humain pour que la machine puisse bénéficier de l'intelligence et de l'expérience de l'homme avec lequel elle collabore et créer une véritable osmose entre ces deux entités du système. Ainsi, par exemple, dans les moments de stress, la machine doit pouvoir restituer l'intelligence de l'homme afin que ce dernier prenne conscience de ses erreurs éventuelles. Une telle aide à la décision nécessite donc de pouvoir examiner des informations de différentes natures et surtout de prendre en compte la subjectivité humaine.

Notre travail a la prétention d'avoir abordé ces divers aspects et d'avoir tenté de donner des éléments de réponse.

Les outils empruntés aux Théories des sous-ensembles flous et des possibilités nous ont permis de combiner des informations de différentes natures et notamment les aspects subjectifs provenant de la présence de l'homme dans le système.

Une certaine flexibilité de l'algorithme lui autorise une évolution progressive afin de s'adapter au décideur qu'il assiste. Cette souplesse provient des aspects «flous», mais aussi de la prise en compte de dépendances assurant à l'algorithme une dynamique devant le mener vers un point d'équilibre.

L'algorithme a été expérimenté dans le cadre de la Téléopération. Mais, de par la possibilité de prendre en compte des mesures de diverses natures, l'algorithme reste ouvert aux autres systèmes homme/machine. Il suffit pour cela de repenser les critères pertinents à l'égard du domaine considéré.

Pourtant certains aspects de ce travail peuvent apparaître discutables, tant du point de vue de la théorie que de l'application.

La démarche théorique la plus contestable et contestée se rapporte à la transformation probabilité-possibilité qui est mise en pratique dans notre algorithme. En effet, la littérature à ce sujet abonde d'articles controversant telle ou telle technique de transformation et proposant leur propre technique de transformation. Nous n'avons pas voulu au sein de ce travail nous lancer dans la polémique car cette question mérite qu'on y consacre plus de temps. C'est pourquoi nous avons choisi arbitrairement une transformation qui nous a paru donner a priori de bons résultats.

Concernant la mise en pratique de notre algorithme, les opérations demandées peuvent se révéler suffisamment simples pour être exécutées systématiquement de façon automatique et donc ne pas solliciter le besoin de l'intervention de l'homme. En effet, notre application reste une expérimentation de laboratoire, loin d'un système réel. Il faut savoir que notre but n'était pas de faire réaliser une opération complexe mais de mettre en oeuvre les évaluations des critères sur une opération simple et clairement définie. Pour une utilisation sur un site réel, il faut envisager de compléter l'ensemble des critères à prendre en compte en fonction de l'opération qui doit être réalisée.

Notre travail ouvre un certain nombre de perspectives en regard des différentes étapes de l'algorithme d'aide à la décision.

Une première perspective répond à la remarque précédente concernant la transformation probabilité-possibilité. La manipulation de ces transformations nous a fait apparaître l'idée qu'il serait intéressant de relier le comportement des diverses transformations existantes à la nature du critère sur lequel elles travaillent.

Une difficulté rencontrée lors de l'expression des préférences du décideur résidait dans le fait d'obtenir un ensemble de préférences cohérentes. Une perspective serait de définir une technique permettant d'évaluer la cohérence des préférences et de procéder par itération pour aboutir à des

préférences satisfaisantes. Nous pourrions, par exemple, imaginer des questionnaires redondants afin de valider les réponses données.

En ce qui concerne la prise en compte des dépendances entre critères, des travaux récents visent à utiliser les intégrales floues pour en rendre compte [GRAB 95]. Ces recherches nous intéressent car les intégrales floues fournissent peut être une solution aux difficultés liées aux dépendances.

Dans les dispositifs prenant en compte une incertitude, il est en général complexe de maîtriser la propagation de cette incertitude dans les chaînes de traitement. Il serait très instructif de réaliser cette étude sur les mécanismes d'inférence de notre méthode. Nous pourrions ainsi apprendre à contrôler cette diffusion car, à vouloir donner trop d'importance à l'incertitude, celle-ci pourrait nous mener à un résultat privé de contenu significatif.

La même remarque peut se formuler pour l'approximation induite par la mise en pratique. Dans ce cas, nous pourrions, par exemple, chercher à estimer un degré de subtilité des descriptions adoptées lors de la quantification des critères. Cela déterminerait le raffinement à introduire dans la liste des opérateurs d'agrégation à envisager pour l'aide à la décision.

Nous n'avons pas abordé dans nos recherches le problème de la coopération homme/homme, ici concrétisée par les échanges éventuels entre le Superviseur et l'Opérateur. En effet, cette coopération peut jouer un rôle important dans la prise de décision lorsque l'opérateur influence fortement les décisions par ses suggestions. La difficulté de l'analyse d'une telle coopération réside dans le fait que les échanges entre le superviseur et l'opérateur sont oraux et donc complexes à saisir et à traiter par le système d'aide à la décision.

La perspective la plus ambitieuse serait de réaliser un bouclage du système. Ce bouclage consisterait à observer si la décision préconisée par le système d'aide à la décision correspond à la décision prise effectivement par le superviseur. En cas de divergence, le bouclage agirait sur les préférences pour les ajuster. Le seul bouclage actuellement effectif dans notre algorithme est réalisé par le superviseur lui-même lorsqu'il révisé ses préférences. L'avantage de cette démarche est qu'elle donne l'occasion au superviseur de se remettre en cause. Pour aller plus loin et envisager aussi une autocorrection de l'algorithme, il nous faudrait un modèle inverse de notre système d'aide à la décision afin de déterminer la cause de l'erreur constatée. Or, ce modèle apparaît difficile à établir. En fait, ces considérations rejoignent les aspirations d'une problématique  $\delta$  pour l'aide à la décision, problématique qui cherche à fournir une explication de la situation actuelle plutôt qu'une simple

décision. Rappelons que la problématique  $\delta$  est considérée comme le niveau hiérarchique le plus élaboré de l'aide à la décision.

Enfin, pour une complète validation de l'algorithme, il nous faudrait l'implanter sur un site réel de Téléopération et ainsi s'assurer de sa pertinence dans des conditions réelles d'utilisation.

# **BIBLIOGRAPHIE**



- 
- [ACQ 83] Etude de la performance et de la charge de travail au cours d'une tâche effectuée avec un télémanipulateur et à main nue, D. Acquaviva, Thèse de Doctorat, Université de Paris-Sud, France, 14 Avril 1983
- [ADA 80] Fuzzy decision trees, J.M. Adamo, Fuzzy Sets and Systems, n°4, pp 207-219, 1980
- [BAA 77] Rating and ranking of multiple-aspects alternatives using fuzzy sets, M.S. Baas and H. Kwakernaak, Automatica, n°13, pp 47-58, 1977
- [BER 78] Approche multicritère des problèmes de décision, P. Bertier et J. De Montgolfier, Edition Hommes et Techniques, Paris, France, 1978
- [BOU 93] La logique floue, B. Bouchon-Meunier, Que sais-je?, Presses Universitaires de France, Paris, France, 1993
- [CEN 86] T.A.O: Téléopération Assistée par Ordinateur, Bilan et Perspectives, Journées des 3, 4, 5 Décembre, CEN, Saclay, France, 1986
- [CHA 74] La Télésymbiotique, J. Charles et J. Vertut, Proc. II Colloque International sur l'exploitation des océans, ACOBOR, vol. 6, pp B-56, Bordeaux, France, 1974
- [CHE 92] Fuzzy Multiple Attribute Decision Making, S.J. Chen and C.L. Hwang, Methods and Applications, Eds. Spring-Verlag, Berlin, 1992
- [CHO 65] Aspects of the Theorie of Syntax, N. Chomsky, Mass.: M.I.T. Press, Cambridge, United Kindom, 1965
- [COO 69] The use of pilot rating in the evaluation of aircraft handling qualities, G.E. Cooper and R.P. Harper, NASA TN-D-5153, Washington DC, United States, 1969
- [DAS 94] Modelisation of trust between man and machine in a teleoperation system, I. Dassonville, A.M. Desodt and D. Jolly, EURISCON 94, pp 195-203, Malaga, Spain, 1994
- [DEL 96] Fuzzy calculus for robotic data processing: problems linked with the implementation, M. Delplanque, A.M. Desodt et D. Jolly, Fourth European Congress on Intelligent Techniques and Soft Computing, Aachen, Allemagne, 2-5 septembre 1996
- [DER 88] Dimensions of operator workload, W.L. Derrick, Human Factors, Vol. 1, n°30, pp 95-110, 1988
- [DIN 93] Some new information mesures for fuzzy sets, B. Dinabandhu and R.P. Nikhil, Information Sciences, n°67, pp 209-228, 1993
- [DUB 78] Operations on fuzzy numbers, D. Dubois and H. Prade, System Sciences, n°9, pp 613-626, 1978

- 
- [DUB 82] The use of fuzzy numbers in decision analysis, D. Dubois and H. Prade, in M.M. Gupta and E. Sanchez Eds, *Fuzzy Information and Decision Processes*, pp 309-321, North-Holland, 1982
- [DUB 83] Ranking of fuzzy numbers in the setting of possibility theory, D. Dubois and H. Prade, *Information Sciences*, n°30, pp 183-224, 1983
- [DUB 85a] A review of fuzzy set aggregation connectives, D. Dubois and H. Prade, *Information Sciences*, n°36, pp 85-121, 1985
- [DUB 85b] Théorie des possibilités: Application à la représentation des connaissances en informatique, D. Dubois and H. Prade, *Méthodes+Programmes*, Eds Masson, 1985
- [DUB 91] Fuzzy sets in approximate reasoning, Part1: Inference with possibility distributions, D. Dubois and H. Prade, *Fuzzy sets and systems*, n°40, pp 143-202, North-Holland, 1991
- [DUB 93] On possibility/probability transformation, D. Dubois, H. Prade and S. Sandri, In R. Lowen and M. Roubens Eds, *Fuzzy Logic*, pp 103-112, Kluwer Academic Publishers, Netherlands, 1993
- [FEG 82] A method for investigating human factor aspects of aircraft accidents and incidents, A.J. Feggetter, *Ergonomics*, n°25, pp 1065-1075, 1982
- [FIO 85] L'opérateur humain dans le système de téléopération, N. Fiori et J. Richardson, dans *Les Robots (Tome 3B)* de J. Vertut et Ph Coiffet, Chapitre 3.2, pp 103-141, Editions Hermes, Paris, France, 1985
- [FIS 67] Methods of estimating additive utilities, P. Fishburn, *Management Sciences*, n°13, pp 435-453, 1967
- [FIS 70] Utility Theory for Decision-Making, P. Fishburn, in John Wiley and sons Eds., New-York, United-States, 1970
- [FOR 96] Ranking and defuzzification methods based on area compensation, P. Fortemps and M. Roubens, à paraître dans *Fuzzy sets and Systems*
- [FRE 80] Fuzzy Sets and Decision Analysis, A. Freeling, *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, Vol. SMC-10, n°7, pp341-354, 1980
- [GEN 92] Robot and human performance evaluation, A.M. Genaidy and T. Gupta, Chapter 1, *Human Robot Interaction*, M. Rahimi and W. Karwawski Eds, pp 4-15, 1992
- [GRAB 95] Fundamentals of uncertainly calculi with applications to fuzzy inference, M. Grabisch et al., Eds Kluwer, 1995

- 
- [GRAV 95] Coopération Homme-Machine en Téléopération Assistée par Ordinateur, Ph. Gravez et H. Le Bars, Journées du 12-13 janvier sur la Supervision et Coopération Homme-Machine, 1995
- [HAR 86] Theory and measurement of human workload, S.G. Hart, in Training and Human Factors in Systems Design, Human Productivity Enhancement, vol. 1, by J. Zeidner, Praeger Publishers, pp 396-455, New York, United States, 1986
- [HIL 76] Comparison of seven performance measures in a time-delayed manipulation task, J.W. Hill, IEEE Transaction on Systems, Man and Cybernetics, Vol. SMC-6, n°4, pp 286-295, 1976
- [HIR 77] Définition et illustration de quelques concepts utiles à la description et à la maîtrise d'un processus de décision, G. Hirsch, E. Jacquet-Lagrèze et J. Moscarola, Congrès AFCET du 21-24 novembre, Modélisation et Maîtrise des Systèmes, pp 107-117, 1977
- [HOG 92] Etude exploratoire d'une station de recherche et de développement en Téléopération, X. Hogge, Rapport final de la convention U.C.L - Région Wallone, Laboratoire d'Electronique et d'Instrumentation, Université Catholique de Louvain, Belgique, 1992
- [HOW 68] The foundations of Decision Analysis, R.A. Howard, IEEE Transactions on Systems Science and Cybernetics, Vol SSC4, n°3, pp 211-219, 1968
- [JAC 82] Assessing a set of additive utility functions for multicriteria decision-making, the UTA method, E. Jacquet-Lagrèze et J. Siskos, European Journal of Operational Research, n°10, pp 151-164, North-Holland, 1982
- [JAC 83] Méthode de Décision Multicritère, E. Jacquet-Lagrèze et J. Siskos, Edition Hommes et Techniques, Boulogne-Billancourt, France, 1983
- [JOH 79] Workload and Workload Measurement, G. Johannsen, in Mental Workload: its Theory and Measurement, by Neville Moray, Plenum Press, pp 3-11, New York and London, 1979
- [JOH 94] Theoretical problems in man-machine systems and their experimental validation, G. Johannsen, A.H. Levis and H.G. Stassen, Automatica, Vol. 30, n°2, pp 217-231, Great Britain, 1994
- [KAN 86] Allocation of functions, B.H. Kantowitz and R.D. Sorkin, Chapter 3.3 of the Handbook of Human Factors, by Gavriel Salvendy, J. Wiley & sons Eds, pp 355-369, New York, United States, 1986
- [KAU 73] Introduction à la théorie des sous-ensembles flous, Tome1: Eléments théoriques de base, A. Kaufmann, Masson, Paris, France, 1973

- 
- [KER 82] The use of fuzzy set theory in electrocardiological diagnostics, E.E. Kerre, *Approximate Reasoning in Decision Analysis*, pp 277-282, Amsterdam, North-Holland, 1982
- [KLI 92] Probability-possibility transformation: a comparison, G.J. Klir, *Int. J. General Systems*, Vol. 21, pp 291-310, United States, 1992
- [KOS 86] Fuzzy entropy and conditioning, B. Kosko, *Information Sciences*, n°40, pp 165-174, 1986
- [LEE 92] Trust, control strategies and allocation of function in human-machine systems, J. Lee and N. Moray, *Ergonomics*, vol. 35, n°10, pp 1243-1270, 1992
- [LEE 94] Trust, self-confidence, and operator's adaptation to automation, J. Lee and N. Moray, *International Journal on Human-Computer Studies*, n°40, pp 153-184, 1994
- [LEP 78] Factors determining workload, J. Leplat, *Ergonomics*, Vol. 21, n°3, pp 143-149, 1978
- [LEP 85] Erreur humaine, fiabilité humaine dans le travail, J. Leplat, Armand Colin, Collection U, Paris, France, 1985
- [MAM 75] A linguistic synthesis with fuzzy logic controller, E.H. Mamdani and S. Assilian, *International Journal on Man-Machine Studies*, n°7, pp 1-13, 1975
- [MIL 84] Towards a dynamical allocation of decision tasks between man and computer in supervision systems of automatized industrial processes, P. Millot, F. Grzesiak and D. Willaëys, *International Computer Symposium ICS'84*, pp 1392-1400, Taiwan, 1984
- [MIL 87] Coopération Homme-Machine dans les Tâches de Supervision des Procédés Automatisés, P. Millot, Doctorat ès Sciences, Université de Valenciennes et du Hainaut Cambrésis, Valenciennes, France, 1987
- [MIL 88] Supervision des procédés automatisés, P. Millot, Edition Hermès, Paris, France, 1988
- [MIZ 81] Comparison of fuzzy reasoning methods, M. Mizumoto and H.J. Zimmermann, *Fuzzy sets and systems*, n°8, pp 253-283, North-Holland, 1982
- [MUI 88] Trust between humans and machines, and the design of decision aids, B. M. Buir, in *Cognitive Engineering in Complex Dynamic Worlds*, E. Hollnagel, G. Mancini and D. Woods Eds, Academic Press, pp 71-83, London, United Kingdom, 1988
- [OZE 77] Multicriterion Decision Problems, V.M. Ozenoi et M.G. Gaft, in *Conflicting Objectives in Decision*, by D.E. Bell, R.L. Keeney and H. Raiffa, John Willey and sons Eds, pp 17-39, 1977

- [RAS 83] Skills, rules and knowledge; signals, signs, and symbols, and others distinctions in human performance models, J. Rasmussen, IEEE transactions on systems, man and cybernetics, SMC13, n°3, pp 257-266, 1983
- [RAS 89] Coping with human errors through system design: implications for the ecological interface design, J. Rasmussen et K.J. Vicente, International Journal Man-Machine Studies, n°31, pp 517-534, 1989
- [RAU 79] Measurement of pilot workload, A. Rault, in Mental Workload: Its theory and measurement, by N. Moray, Plenum Press, pp 417-422, New York, United States, 1979
- [REI 88] The subjective workload assesment technique: a scaling procedure for measuring mental workload, G.B. Reid and T.E. Nygren, in Human Mental Workload, by P.A. Hancock and N. Meshkati, Elsevier Science Publishers, pp 185-218, Amsterdam, North-Holland, 1988
- [RIEG 82] The allocation of tasks between the human and the computer in automated systems, Ch.A. Rieger and J.S. Greenstein, IEEE 1982 Intenational Conference on Cybernetics and Society, pp 204-208, New-york, United States, 1982
- [RIER 93] Méthodologie d'évaluation des interfaces homme/véhicule automobile, B. Riera, Thèse de Doctorat, Université de Valenciennes et du Hainaut-Cambrésis, France, 26 janvier 1993
- [ROU 83] Models of human problem solving: detection, diagnosis and compensation for system failures, W.B. Rouse, Automatica: Special issue on control frontiers in knowledge based and man-machine systems, pp 613-625, United Kingdom, November 1983
- [ROY 78] Electre III: un algorithme de classement fondé sur une représentation floue des préférences en présence de critères multiples, B. Roy, Cahier du CERO, Vol. 20, n°1, Paris, France, 1978
- [ROY 81] Multicriteria analysis: survey and new directions, B. Roy et Ph. Vincke, European Journal of Operational Research, n°8, pp 207-218, North-Holland, 1981
- [ROY 85] Méthodologies Multicritères d'Aide à la Décision, B. Roy, Collection G, Edition Economica, Paris, France, 1985
- [ROY 87] Familles de critères: problème de cohérence et de dépendance, B. Roy et D. Bouyssou, Rapport Interne du LAMSADE, n°37, Paris, France, 1987
- [SCH 85] Décider sur plusieurs critères, Panorama de l'aide à la décision multicritère, A. Schärliig, Presses polytechniques et universitaires romandes, Lausanne, Suisse, 1985
- [SHE 84a] Research and Modeling of Supervisory Control Behavior, T.B. Sheridan and R.T. Hennessy, National Academy Press, Washington D.C., United States, 1984

- 
- [SHE 84b] Supervisory control of remote manipulator, vehicules and dynamic processes: experiment in command and display aiding, T.B. Sheridan, Advances in Man-Machine Systems Research, Vol.1, 1984
- [SHE 85] Forty five years of man-machine systems: history and trends, T.B. Sheridan, IFAC Man-Machine Systems, pp 1-9, Varese, Italy, 1985
- [SHE 89] Telerobotics, T.B. Sheridan, Automatica, Vol 25, n°4, pp 487-507, United Kingdom, 1989
- [SHE 92] Telerobotics, Automation and Human Supervisory Control, T.B. Sheridan, The M.I.T Press, Cambridge; United Kingdom, 1992
- [SPE 80] La psychologie en ergonomie, J.C. Sperandio, Presses Universitaires de France, Paris, France, 1980
- [SWA 83] Handbook of human reliability analysis with emphasis on nuclear power plant application, A.D. Swain and H.E. Guttmann, US-NRC-NUREG/CR-1278, United States, 1983
- [THO 86] The measurement of operator workload in industrial systems, D.C. Thornton and K.J. Vicente, IEEE International congrès on Systems, Man and Cybernetics, pp 902-906, 1986
- [TUL 80] Dynamic Decision and Work Load in Multitask Supervisory Control, M.K. Tulga and T.B. Sheridan, , IEEE transactions on Systems, Man and Cybernetics, SMC10, n°5, pp 217-232, 1980
- [VER 85a] Les Robots (Tome 3A), la Téléopération: évolution des technologies, J. Vertut et Ph Coiffet, Editions Hermes, Paris, France, 1985
- [VER 85b] Les Robots (Tome 3B), la Téléopération: vers la Téléopération Assistée Par Ordinateur (T.A.O), J. Vertut et Ph Coiffet, Editions Hermes, Paris, France, 1985
- [VIN 89] L'Aide Multicritère à la Décision, Ph. Vincke, Editions de l'Université de Bruxelles, Bruxelles, Belgique, 1989
- [WAN 81] Le facteur humain dans la conduite des grands systèmes, J.C. Wanner, Le progrès technique, n°21, pp 3.1-3.12, Paris, France, 1981
- [WAT 79] Fuzzy Decision Analysis, S.R. Watson, J.J. Weiss And M.L. Donnell, IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Vol. SMC-9, n°1, pp 1-9, 1979
- [WAW 91] Choix de modes de conduite en téléopération, F. Wawak, A.M. Desodt and D. Jolly, Revue d'automatique et de productique appliquées, Vol. 4, n°4, pp 435-445, Hermes, Paris, France, 1991

- 
- [WAW 93] Fuzzy decision algorithm for man machine systems, F. Wawak, A.M. Desodt and D. Jolly, International congress on Qualitative reasoning and decision technologies QUARDET'93 CIMNE, pp 745-751, Barcelona, Espagne, 1993
- [WAW 94a] Evaluation of the criteria for a decision support system in teleoperation, F. Wawak, A.M. Desodt and D. Jolly, International Congress on Human Aspects of Advanced Manufacturing and Hybrid Automation HAAMA'94, pp 523-526, Manchester, United Kingdom, 6-8 juillet 1994
- [WAW 94b] Aggregation of main and sub criteria for a decision system in teleoperation, F. Wawak, A.M. Desodt and D. Jolly, IEEE SMC International symposium on signal processing, robotics and neural networks SPRANN'94, pp 508-511, Villeneuve d'ascq, France, 27-29 avril 1994
- [WAW 94c] Fuzzy decision in telerobotics, , F. Wawak, A.M. Desodt and D. Jolly, IEEE IMACS European robotics and intelligent systems conference EURISCON'94, pp. 261-268, Malaga, Espagne, 22-26 août 1994
- [WAW 94d] Vagueness in a decision support system for teleoperation, , F. Wawak, A.M. Desodt and D. Jolly, Tenth international conference on systems engineering ICSE'94, pp. 1361-1367, Coventry, United Kingdom, 6-8 septembre 1994
- [WAW 95] Fuzzy rules facing aggregation operators in a decision support system for teleoperation, F. Wawak, A.M. Desodt and D. Jolly, International Conference on Systems Science XII, pp 426-433, Wroclaw, Pologne, 1995
- [YAG 91] Connectives and quantifiers in fuzzy sets, R.R. Yager, Fuzzy sets and systems, n°40, pp 39-75, North-Holland, 1991
- [YAG 86] A characterisation of the extension principle, R.R Yager, Fuzzy sets and systems, n°18, pp 205-217, North-Holland, 1986
- [ZAD 65] Fuzzy sets, L.A. Zadeh, Inf. Control, n°8, pp 338-353, 1965
- [ZAD 75] The Concept of a Linguistic Variable and its Application to Approximate Reasoning, L.A. Zadeh, Part I. Information Sciences, n°8, pp 199-249; Part II. Information Sciences, n°8, pp 301-357; Part III. Information Sciences, n°9, pp 43-80, 1975
- [ZAD 78] Fuzzy sets as a basis for a theory of possibility, L.A. Zadeh, Fuzzy sets and Systems, n°1, pp 3-28, North-Holland, 1978
- [ZIM 80] Latent connectives in human decision making, H.J. Zimmermann and P. Zysno, Fuzzy sets and systems, n°4, pp 37-51, North-Holland, 1980



## **ANNEXE 1**

# **RAPPELS SUR LES ENSEMBLES FLOUS**



## A1.1 Les Sous-Ensembles Flous

### A1.1.1 Ensembles flous continus et discontinus

Un *ensemble flou*  $\tilde{A}$  se définit à partir d'un ensemble ordinaire  $X$  en associant à chacun de ses éléments  $x$  un réel de l'intervalle unité  $[0,1]$  appelé *degré d'appartenance* et noté  $\mu_{\tilde{A}}(x)$  [ZAD 65]. Si l'ensemble  $X$  est dénombrable, tout ensemble flou défini sur  $X$  est dit discontinu et le degré d'appartenance de chaque élément est spécifié. Par contre, si l'ensemble  $X$  est indénombrable, tout ensemble flou défini sur  $X$  est cette fois dit continu et les degrés d'appartenance sont englobés dans une fonction caractéristique appelée *fonction d'appartenance*. Un ensemble flou discontinu se note:

$$\tilde{A} = \{(x_i, \mu_{\tilde{A}}(x_i))\} \text{ ou } \tilde{A} = \sum_{x_i} \mu_{\tilde{A}}(x_i) / x_i \quad (\text{A1.1})$$

avec  $x_i \in X$  et  $\mu_{\tilde{A}}(x_i) \in [0,1]$

Considérons par exemple le sous-ensemble flou des «couleurs que Paul aime porter». Si ce sous-ensemble s'écrit  $Cl_{\tilde{P}aul} = \{(\text{rouge}, 0.7), (\text{bleu}, 1), (\text{jaune}, 0.2), (\text{gris}, 0)\}$ , cela signifie que Paul aime porter le bleu mais pas du tout le gris et qu'il aime assez bien porter le rouge mais pas trop le jaune. Un ensemble flou continu se note:

$$\tilde{A} = \int \mu_{\tilde{A}}(x) / x \quad (\text{A1.2})$$

avec  $x \in X$  et  $\mu_{\tilde{A}} : X \rightarrow [0,1]$

L'exemple de la figure A1.1: *Sous-ensemble flou environ 24°* illustre la représentation par un sous-ensemble flou continu de la mesure approximative d'un angle de valeur environ 24°. Nous constatons qu'une telle quantification de l'approximation est plus riche que la représentation classique par un intervalle de valeurs du fait de la modulation des degrés d'appartenance.

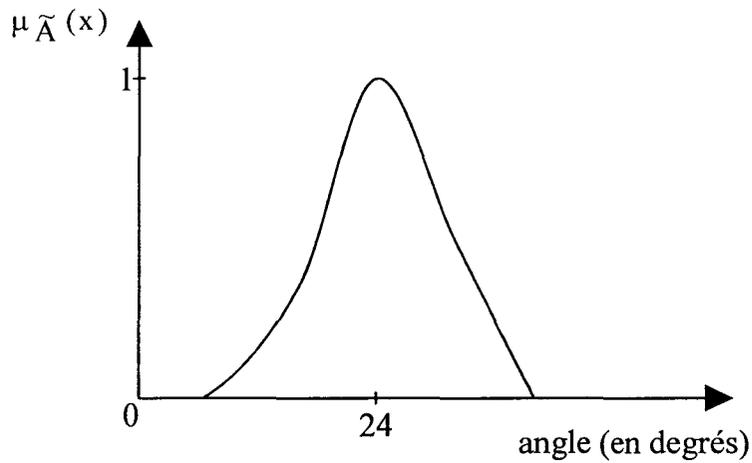


Figure A1.1: Sous-ensemble flou environ 24°

### A1.1.2 Normalité d'un ensemble flou

Un ensemble flou  $\tilde{A}$  défini sur  $X$  est dit normalisé lorsqu'il existe au moins un des éléments  $x$  de  $X$  tel que  $\mu_{\tilde{A}}(x) = 1$ .

### A1.1.3 Support, noyau, cardinalité et $\alpha$ -coupes

Le *support*  $\overset{\leftrightarrow}{\tilde{A}}$  d'un ensemble flou  $\tilde{A}$  défini sur  $X$  est le sous-ensemble de  $X$  composé des éléments de degré d'appartenance non nul:

$$\overset{\leftrightarrow}{\tilde{A}} = \{x \in X / \mu_{\tilde{A}}(x) \neq 0\} \quad (\text{A1.2})$$

Le *noyau*  $\overset{\circ}{\tilde{A}}$  d'un ensemble flou  $\tilde{A}$  défini sur  $X$  est le sous-ensemble de  $X$  des éléments de degré d'appartenance égal à 1:

$$\overset{\circ}{\tilde{A}} = \{x \in X / \mu_{\tilde{A}}(x) = 1\} \quad (\text{A1.3})$$

Les éléments du noyau sont appelés *valeurs modales*. De cette définition, nous déduisons que si l'ensemble flou n'est pas normalisé, son noyau est vide.

La *cardinalité*  $|\tilde{A}|$  d'un ensemble flou  $\tilde{A}$  se définit comme la somme des degrés d'appartenance des éléments de  $X$ . Pour un ensemble flou discontinu, nous calculons la cardinalité avec l'équation:

$$|\tilde{A}| = \sum_{x_i \in X} \mu_{\tilde{A}}(x_i) \quad (\text{A1.4})$$

Pour un ensemble flou continu, la sommation est remplacée par une intégrale suivant l'équation:

$$|\tilde{A}| = \int_X \mu_{\tilde{A}}(x) dx \quad (\text{A1.4})$$

Les *coupes de niveau*  $\alpha$  d'un ensemble flou  $\tilde{A}$  défini sur  $X$ , plus communément appelées  $\alpha$ -*coupes* et que nous noterons  $\tilde{A}_\alpha$ , sont les sous-ensembles de  $X$  dont les éléments ont un degré d'appartenance supérieur ou égal à  $\alpha$ :

$$\tilde{A}_\alpha = \{x \in X / \mu_{\tilde{A}}(x) \geq \alpha\} \quad (\text{A1.5})$$

avec  $\alpha \in [0,1]$

Signalons entre autres propriétés que les  $\alpha$ -coupes sont des sous-ensembles de  $X$  emboîtés, c'est-à-dire que  $\alpha_1 < \alpha_2$  implique  $\tilde{A}_{\alpha_1} \subseteq \tilde{A}_{\alpha_2}$ , et que la coupe de niveau 1 est aussi le noyau de l'ensemble flou.

#### A1.1.4 Quantité floue, intervalle flou, nombre flou, ensemble flou trapézoïdal

Dubois et Prade spécifient certains types d'ensembles flous [DUB 85b]. Ainsi, une *quantité floue*  $\tilde{Q}$  se définit comme un ensemble flou sur l'ensemble des réels  $\mathfrak{R}$ . Cet ensemble flou doit être

normalisé.

Un *intervalle flou*  $\tilde{I}$  est une quantité floue convexe, c'est-à-dire que la fonction d'appartenance respecte la propriété suivante:

$$\forall x, y \in \mathfrak{R}, \forall z \in [x, y], \mu_{\tilde{I}}(z) \geq \min(\mu_{\tilde{I}}(x), \mu_{\tilde{I}}(y)) \quad (\text{A1.6})$$

Cette dénomination d'intervalle flou se justifie par les  $\alpha$ -coupes puisque nous obtenons comme  $\alpha$ -coupes pour ce type d'ensemble flou des intervalles. De plus, si toutes les  $\alpha$ -coupes sont des intervalles fermés, l'intervalle flou est aussi fermé.

Un *nombre flou*  $\tilde{N}$  est un intervalle flou fermé de valeur modale unique. Un nombre flou a donc pour support un intervalle fermé et pour noyau un singleton.

Les *ensembles flous trapézoïdaux* sont très utilisés en pratique car ils permettent de définir et donc de manipuler des ensembles flous continus avec un minimum d'information. En effet, il suffit de quatre paramètres pour définir entièrement un ensemble flou trapézoïdal. Un tel ensemble flou est en fait un intervalle flou dont la fonction d'appartenance a une forme trapézoïdale. Ainsi, en fixant les bornes du support (deux paramètres) et celle du noyau (deux autres paramètres), la fonction d'appartenance est entièrement définie. Un ensemble flou trapézoïdal peut se noter  $M(a, b, c, d)$  et les degrés d'appartenance se calculent de la façon suivante:

$$\mu_{M(a, b, c, d)}(x) = \begin{cases} \frac{x - a}{b - a} & \text{pour } x \in [a, b] \\ 1 & \text{pour } x \in [b, c] \\ \frac{x - c}{d - c} & \text{pour } x \in [c, d] \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases} \quad (\text{A1.7})$$

La famille des ensembles flous trapézoïdaux admet dans ses éléments des nombres flous. Or, le nombre flou possédant la particularité d'avoir un noyau réduit à un singleton, la forme trapézoïdale devient triangulaire. Aussi ces ensembles flous sont-ils appelés *ensembles flous triangulaires* et se définissent par trois paramètres. Nous écrirons  $M(a, b, c)$  avec:

$$\mu_{M(a,b,c)}(x) = \begin{cases} \frac{x-a}{b-a} & \text{pour } x \in [a,b] \\ \frac{x-b}{c-b} & \text{pour } x \in [b,c] \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases} \quad (\text{A1.8})$$

La figure A1.2: *Ensembles flous trapézoïdaux* illustre ces définitions de deux ensembles flous particuliers.

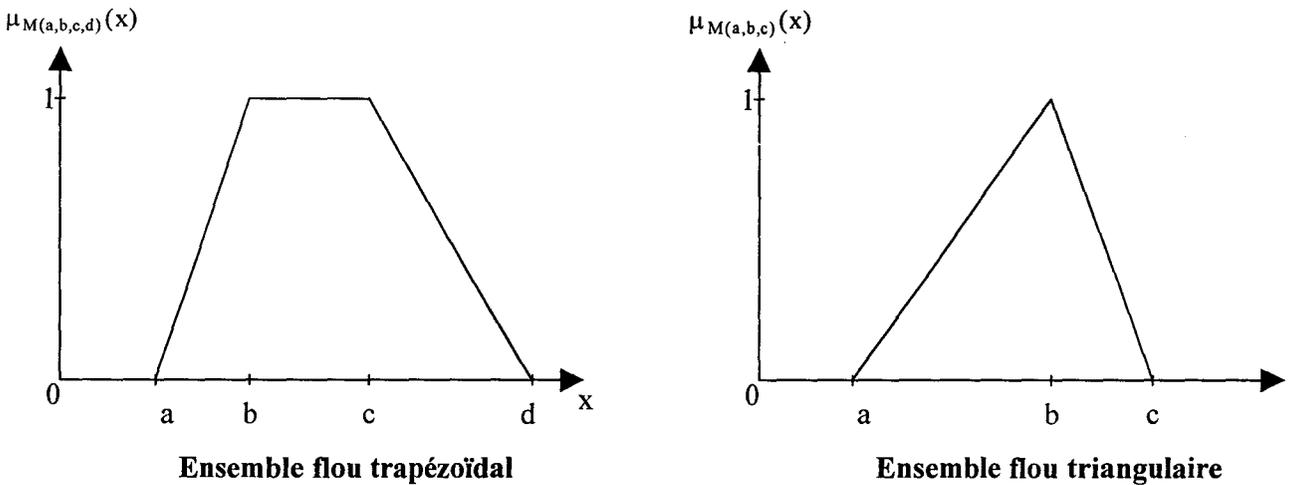


Figure A1.2: Ensembles flous trapézoïdaux

## A1.2 Opérations sur les Ensembles Flous

### A1.2.1 Egalité et inclusion

Deux ensembles flous sont égaux lorsque leurs degrés d'appartenance sont partout égaux. Ainsi les ensembles flous  $\tilde{A}$  et  $\tilde{B}$  sont égaux si:

$$\forall x \in X, \mu_{\tilde{A}}(x) = \mu_{\tilde{B}}(x) \quad (\text{A1.9})$$

Un ensemble flou est inclus dans un autre ensemble flou lorsque tous ses degrés

d'appartenance sont inférieurs à ceux de l'autre ensemble flou. De ce fait, l'ensemble flou  $\tilde{B}$  est inclus dans  $\tilde{A}$  si la propriété suivante est respectée:

$$\forall x \in X, \mu_{\tilde{A}}(x) \geq \mu_{\tilde{B}}(x) \quad (\text{A1.10})$$

### A1.2.2 Complément d'un ensemble flou

Nous appelons complément d'un ensemble flou l'ensemble flou des degrés d'appartenance complémentés. Usuellement, le complément  $\overline{\tilde{A}}$  de l'ensemble flou  $\tilde{A}$  se définit par l'équation:

$$\forall x \in X, \mu_{\overline{\tilde{A}}}(x) = 1 - \mu_{\tilde{A}}(x) \quad (\text{A1.11})$$

De façon générale, le complément requiert pour être défini une fonction  $f$  strictement croissante définie sur  $[0,1]$  et telle que  $f(0)=0$ . De cette fonction, nous déduisons une nouvelle fonction  $n$  appelée *négativité* et construite suivant l'équation:

$$\forall u \in [0,1], n(u) = f^{-1}(1 - f(u)) \quad (\text{A1.12})$$

Finalement, le complément s'obtient par:

$$\forall x \in X, \mu_{\overline{\tilde{A}}}(x) = n(\mu_{\tilde{A}}(x)) \quad (\text{A1.13})$$

Nous constatons que la définition usuelle du complément se retrouve en posant  $f(x)=x$ .

### A1.2.3 Les opérateurs d'intersection et d'union

L'*intersection* et l'*union* de deux ensembles flous se définissent usuellement par, respectivement, le *minimum* et le *maximum* des degrés d'appartenance des deux ensembles. Aussi

l'intersection entre les ensembles flous  $\tilde{A}$  et  $\tilde{B}$  est un ensemble flou déterminé par l'équation:

$$\forall x \in X, \mu_{\tilde{A} \cap \tilde{B}}(x) = \min(\mu_{\tilde{A}}(x), \mu_{\tilde{B}}(x)) \quad (\text{A1.14})$$

et l'union par l'équation:

$$\forall x \in X, \mu_{\tilde{A} \cup \tilde{B}}(x) = \max(\mu_{\tilde{A}}(x), \mu_{\tilde{B}}(x)) \quad (\text{A1.15})$$

Toutefois ces définitions de l'intersection et de l'union ne sont pas uniques. En fait, le minimum et le maximum font partie de deux familles d'opérateurs appelés respectivement *normes* et *conormes triangulaires* (notés aussi t-norme et t-conorme). Or ces opérateurs sont tous capables d'étendre les notions d'intersection et d'union des ensembles ordinaires aux ensembles flous. Une norme triangulaire est une fonction  $T: [0,1]^2 \rightarrow [0,1]$  vérifiant les propriétés  $\forall u, v, w, z$ :

$$\begin{aligned} \text{i) } & T(u, v) = T(v, u) \\ \text{ii) } & T(u, T(v, w)) = T(T(u, v), w) \\ \text{iii) } & T(u, v) \leq T(w, z) \text{ si } u \leq v \text{ et } w \leq z \\ \text{iv) } & T(u, 1) = u \end{aligned} \quad (\text{A1.16})$$

Une conorme triangulaire est une fonction  $\perp: [0,1]^2 \rightarrow [0,1]$  vérifiant les propriétés  $\forall u, v, w, t$ :

$$\begin{aligned} \text{v) } & \perp(u, v) = \perp(v, u) \\ \text{vi) } & \perp(u, \perp(v, w)) = \perp(\perp(u, v), w) \\ \text{vii) } & \perp(u, v) \leq \perp(w, z) \text{ si } u \leq v \text{ et } w \leq z \\ \text{viii) } & \perp(u, 1) = u \end{aligned} \quad (\text{A1.17})$$

La t-norme choisie pour l'intersection et la t-conorme choisie pour l'union doivent être duales vis-à-vis de la complémentation utilisée. C'est-à-dire que pour une complémentation de négativité  $n$ , la t-norme et la t-conorme doivent vérifier  $\forall u, v$ :

$$\begin{aligned} \text{ix) } n(T(u,v)) &= \perp(u,v) \\ \text{x) } n(\perp(u,v)) &= T(u,v) \end{aligned} \tag{A1.18}$$

Le tableau A1.1: *Quelques exemples de t-normes et t-conormes duales* illustre la dualité basée sur la complémentation usuelle de négativité  $n(u)=1-u$ .

Le minimum et le maximum sont souvent choisis car ils se trouvent être les extremums des deux familles d'opérateurs. En effet, pour toute t-norme  $T$  et toute t-conorme  $\perp$  nous avons:

$$\forall u,v, T(u,v) \leq \min(u,v) \text{ et } \perp(u,v) \geq \max(u,v) \tag{A1.19}$$

t-normes	t-conorme
$\min(u,v)$	$\max(u,v)$
$u.v$	$u+v-u.v$
$\max(u+v-1,0)$	$\min(u+v,1)$

Tableau A1.1: *Quelques exemples de t-normes et t-conormes duales*

### A1.3 Agrégation des Ensembles Flous

Pour réaliser l'agrégation de deux ensembles flous, nous pouvons nous baser sur l'un des opérateurs t-norme ou t-conorme précédemment définis. Dans ce cas, l'agrégation prend un caractère d'intersection ou d'union. Mais il existe aussi des opérateurs ensemblistes spécifiques aux ensembles flous qui ne sont par conséquent pas des extensions de l'intersection ou de l'union des ensembles ordinaires. Le tableau A1.2: *Quelques exemples d'opérateurs ensemblistes spécifiques aux ensembles flous* en liste quelques-uns, mais le lecteur pourra trouver une liste plus exhaustive fournie par Yager [YAG 91]. Nous nous apercevons que l'agrégation des ensembles flous donne

lieu à de nombreuses possibilités dans le choix de l'opérateur d'agrégation adapté aux spécificités des problèmes à résoudre.

Opérateur	Formule
moyenne arithmétique	$(u+v)/2$
moyenne harmonique	$2uv/(u+v)$
somme symétrique	$uv/(1-u+v-2uv)$

Tableau A1.2: Quelques exemples d'opérateurs ensemblistes spécifiques aux ensembles flous

#### A1.4 Les Opérateurs d'Implication Floue

Il existe une catégorie particulière d'opérateurs flous qui cherchent à modéliser une implication basée sur des ensembles flous. En effet, une *implication floue* est représentée par une *relation floue* déduite d'un *opérateur d'implication floue*. De cette façon, pour  $\tilde{A}$  un ensemble flou défini sur  $X$  et  $\tilde{B}$  sur  $Y$ , l'implication  $\tilde{A} \rightarrow \tilde{B}$  se spécifie par une relation floue caractérisée par un ensemble flou défini sur  $(X, Y)$  et de fonction d'appartenance  $\mu_{\tilde{A} \rightarrow \tilde{B}}$  telle que:

$$\mu_{\tilde{A} \rightarrow \tilde{B}}(x, y) = \mathfrak{I}(\mu_{\tilde{A}}(x), \mu_{\tilde{B}}(y)) \quad (\text{A1.20})$$

avec  $\mathfrak{I}$  un opérateur d'implication floue spécifique

Nous allons étudier trois classes d'opérateurs d'implication floue en les illustrant de quelques exemples [BOU 93].

La première classe est bâtie sur l'expression de la logique classique " $p \rightarrow q = \neg p \vee q$ " étendue au formalisme flou. Nous obtenons des opérateurs de la forme:

$$\forall (u,v) \in [0,1]^2, \mathfrak{I}(u,v) = \perp(n(u),v) \quad (\text{A1.21})$$

avec  $\perp$  une t-conorme et  $n$  une négativité

En utilisant par exemple pour t-conorme le maximum et pour négativité  $n(u)=1-u$ , nous obtenons l'opérateur d'implication de Diénes qui s'écrit donc:

$$\forall (u,v) \in [0,1]^2, \mathfrak{I}_D(u,v) = \max(1-u, v) \quad (\text{A1.22})$$

La seconde classe fait appel à la notion de quasi inverse d'une t-norme. Ainsi l'opérateur d'implication se définit par:

$$\forall (u,v) \in [0,1]^2, \mathfrak{I}(u,v) = T^*(u,v) \quad (\text{A1.23})$$

où  $T^*$  est le quasi inverse de la t-norme  $T$  déterminé à partir de la propriété suivante:

$$\forall (u,v) \in [0,1]^2, T^*(u,v) = \sup\{w \in [0,1], T(u,w) \leq v\} \quad (\text{A1.24})$$

L'opérateur d'implication de Gödel en est un exemple. Cette implication se base sur un quasi inverse du minimum et s'exprime par:

$$\forall (u,v) \in [0,1]^2, \mathfrak{I}_G(u,v) = \begin{cases} 1 & \text{si } u \leq v \\ v & \text{sinon} \end{cases} \quad (\text{A1.25})$$

Finalement, une troisième classe découle de l'extension au flou de l'expression de la logique classique " $p \rightarrow q = \neg p \vee (p \wedge q)$ ". Nous disposons ainsi des opérateurs déduits de l'équation:

$$\forall (u,v) \in [0,1]^2, \mathfrak{I}(u,v) = n[T(u, n(T(u,v)))] \quad (\text{A1.26})$$

Pour illustrer cette classe, nous pouvons choisir  $T(u,v) = \max(u+v-1, 0)$  comme t-norme et  $n(u)=1-u$  comme négativité. Nous obtenons ainsi l'opérateur d'implication de Kleene et Diénes qui se définit par:

$$\forall (u,v) \in [0,1]^2, \mathfrak{I}_{KD}(u,v) = \max(1-u, v) \quad (A1.27)$$

Il existe aussi des opérateurs qui ne sont pas des implications au sens strict puisqu'ils ne sont pas une extension de l'implication classique, mais qui sont utilisés comme tel dans le cadre de l'implication floue. Signalons par exemple l'opérateur de Mamdani qui se définit simplement par:

$$\forall (u,v) \in [0,1]^2, \mathfrak{I}_M(u,v) = \min(u, v) \quad (A1.28)$$

## A1.5 Les Opérateurs Etendus

### A1.5.1 Principe d'extension

Le *principe d'extension* vise à redéfinir pour les ensembles flous une application préalablement définie sur des ensembles ordinaires. Ainsi, posons  $\varphi$  une application de  $X$  vers  $Y$ , deux ensembles ordinaires. Le principe d'extension permet de déduire un ensemble flou sur  $Y$  à partir d'un ensemble flou sur  $X$  via l'application  $\varphi$ . Soit  $\tilde{A}$  et  $\tilde{B}$  deux ensembles flous définis respectivement sur  $X$  et  $Y$ , nous avons pour  $x \in X$  et  $y \in Y$ :

$$\mu_{\tilde{B}}(y) = \begin{cases} \sup_{x: y=\varphi(x)} \mu_{\tilde{A}}(x) & \text{si } \varphi^{-1}(y) \neq \emptyset \\ 0 & \text{si } \varphi^{-1}(y) = \emptyset \end{cases} \quad (A1.29)$$

Le principe d'extension s'écrit aussi pour les applications de plusieurs variables. Dans ce cas  $\varphi$  est une application du produit cartésien des ensembles ordinaires  $X_1, \dots, X_n$  vers  $Y$ . Partant des  $n$  ensembles flous de  $\tilde{A}_1$  à  $\tilde{A}_n$  définis respectivement sur  $X_1, \dots, X_n$  et en posant  $x = \{x_1, \dots, x_n\}$ , nous pouvons déduire l'ensemble flou  $\tilde{B}$  défini sur  $Y$  par l'équation:

$$\mu_{\tilde{B}}(y) = \begin{cases} \sup_{x: y=\varphi(x)} \min(\mu_{\tilde{A}_1}(x_1), \dots, \mu_{\tilde{A}_n}(x_n)) & \text{si } \varphi^{-1}(y) \neq \emptyset \\ 0 & \text{si } \varphi^{-1}(y) = \emptyset \end{cases} \quad (A1.30)$$

### A1.5.2 Le degré de compatibilité flou

Déterminer le degré de compatibilité d'un élément  $x$  d'un ensemble ordinaire  $X$  vis-à-vis d'un ensemble flou défini sur  $X$  revient à associer à  $x$  le degré d'appartenance lui correspondant. Partant de cette première constatation, il est possible de caractériser le degré de compatibilité d'un ensemble flou  $\tilde{A}$  par rapport à un autre ensemble flou  $\tilde{B}$ , tous deux définis sur  $X$ , en appliquant le principe d'extension. Dans ce cas, l'application à étendre est la fonction d'appartenance de  $\tilde{B}$ . Le *degré de compatibilité flou* de  $\tilde{A}$  par rapport à  $\tilde{B}$ , noté  $D\tilde{C}F_{\tilde{A}/\tilde{B}}$ , se calcule par:

$$\mu^{D\tilde{C}F_{\tilde{A}/\tilde{B}}}(x) = \begin{cases} \sup_{x': x = \mu_{\tilde{B}}(x')} \mu_{\tilde{A}}(x') & \text{si } \exists x', x = \mu_{\tilde{B}}(x') \\ 0 & \text{si } \nexists x', x = \mu_{\tilde{B}}(x') \end{cases} \quad (\text{A1.31})$$

Nous obtenons bien entendu un ensemble flou mais qui a pour particularité d'être défini sur l'intervalle unité  $[0,1]$ . En effet, les degrés d'appartenance de  $\tilde{B}$  fournissent les éléments alors que ceux de  $\tilde{A}$  fournissent les degrés d'appartenance. Le  $D\tilde{C}F^1$  calcule le degré d'appartenance flou de  $\tilde{A}$  à  $\tilde{B}$ .

### A1.5.3 Les opérations arithmétiques étendues

Nous allons montrer ici comment il est possible d'étendre au flou certaines opérations arithmétiques. En fait, ces extensions se définissent sur des quantités floues, c'est-à-dire sur des ensembles flous définis sur  $\mathfrak{R}$ .

Nous constatons aisément que si l'application  $\phi$  est injective sur  $\mathfrak{R}$ , le principe d'extension se résume à l'équation:

---

<sup>1</sup> Degré de Compatibilité Flou

$$\mu_{\varphi\tilde{Q}}(x) = \mu_{\tilde{Q}}(\varphi^{-1}(x)) \quad (\text{A1.32})$$

avec  $x$  défini sur une partie de  $\mathfrak{R}$

Ainsi nous pouvons calculer l'opposé, la multiplication par un scalaire, l'inverse ou la puissance d'une quantité floue  $\tilde{Q}$  respectivement par les équations:

$$\mu_{-\tilde{Q}}(x) = \mu_{\tilde{Q}}(-x) \quad \text{pour } x \in \mathfrak{R} \quad (\text{A1.33})$$

$$\mu_{\lambda\tilde{Q}}(x) = \mu_{\tilde{Q}}(x/\lambda) \quad \text{pour } x \in \mathfrak{R} \text{ et } \lambda \in \mathfrak{R} - \{0\} \quad (\text{A1.34})$$

$$\mu_{1/\tilde{Q}}(x) = \mu_{\tilde{Q}}(1/x) \quad \text{pour } x \in \mathfrak{R} - \{0\} \quad (\text{A1.35})$$

$$\mu_{\tilde{Q}^p}(x) = \mu_{\tilde{Q}}(x^{1/p}) \quad \text{pour } x \in \mathfrak{R} \text{ et } p \in \mathfrak{R} - \{0\} \quad (\text{A1.36})$$

Le principe d'extension nous permet aussi d'étendre au flou les quatre opérations arithmétiques classiques élémentaires. Pour les deux quantités floues  $\tilde{Q}_1$  et  $\tilde{Q}_2$ , l'addition étendue, la soustraction étendue, la multiplication étendue et la division étendue se définissent sur  $\mathfrak{R}$  respectivement par les équations:

$$\mu_{\tilde{Q}_1 \oplus \tilde{Q}_2}(x) = \sup_{x' \in \mathfrak{R}} (\min(\mu_{\tilde{Q}_1}(x'), \mu_{\tilde{Q}_2}(x - x'))) \quad (\text{A1.37})$$

$$\mu_{\tilde{Q}_1 \ominus \tilde{Q}_2}(x) = \sup_{x' \in \mathfrak{R}} (\min(\mu_{\tilde{Q}_1}(x + x'), \mu_{\tilde{Q}_2}(x'))) \quad (\text{A1.38})$$

$$\mu_{\tilde{Q}_1 \otimes \tilde{Q}_2}(x) = \begin{cases} \sup_{x' \in \mathfrak{R} - \{0\}} (\min(\mu_{\tilde{Q}_1}(x'), \mu_{\tilde{Q}_2}(x/x'))) & \text{pour } x \in \mathfrak{R} - \{0\} \\ \max(\mu_{\tilde{Q}_1}(0), \mu_{\tilde{Q}_2}(0)) & \text{pour } x = 0 \end{cases} \quad (\text{A1.39})$$

$$\mu_{\tilde{Q}_1 \oslash \tilde{Q}_2}(x) = \sup_{x' \in \mathfrak{R}} (\min(\mu_{\tilde{Q}_1}(x \cdot x'), \mu_{\tilde{Q}_2}(x'))) \quad (\text{A1.40})$$

#### A1.5.4 Le minimum et le maximum étendus

Les notions de minimum et de maximum classiquement définies pour les nombres peuvent se redéfinir pour les intervalles flous fermés. Nous partons pour cela de la définition du minimum et du maximum sur les intervalles ordinaires. En effet, le minimum MIN et le maximum MAX de deux intervalles  $[u, u']$  et  $[v, v']$  se déterminent par les équations:

$$\text{MIN}([u,u'] , [v,v']) = [\min (u,v) , \min(u',v')] \quad (\text{A1.41})$$

$$\text{MAX}([u,u'] , [v,v']) = [\max (u,v) , \max(u',v')] \quad (\text{A1.42})$$

avec min et max respectivement le minimum et le maximum pour les nombres

Or, pour chacune de ses coupes- $\alpha$ , un intervalle flou fermé  $\tilde{I}$  génère un intervalle ordinaire  $\tilde{I}\alpha$ .

Aussi, le minimum et le maximum étendus, notés respectivement  $\tilde{\min}$  et  $\tilde{\max}$ , se définissent à partir des coupes- $\alpha$  par les équations suivantes:

$$\forall \alpha \in [0,1], \quad \tilde{\min}(\tilde{I}_1, \tilde{I}_2)\alpha = \text{MIN}(\tilde{I}_1\alpha, \tilde{I}_2\alpha) \quad (\text{A1.43})$$

$$\forall \alpha \in [0,1], \quad \tilde{\max}(\tilde{I}_1, \tilde{I}_2)\alpha = \text{MAX}(\tilde{I}_1\alpha, \tilde{I}_2\alpha) \quad (\text{A1.44})$$

## **ANNEXE 2**

# **LES PREFERENCES DU SUPERVISEUR**



## A2.1 Les Expériences Menées

Les ensembles flous décrits ci-dessous sont un exemple des préférences issues des expériences menées avec un Superviseur.

Dans un premier temps, le Superviseur a fourni une estimation de ses préférences. Puis il a supervisé trois expériences d'une heure chacune. Après chaque expérience, le Superviseur a eu la possibilité de réévaluer ses préférences. Les ensembles flous suivants représentent les préférences obtenues au bout de ces trois expériences.

## A2.2 Les Préférences du Superviseur

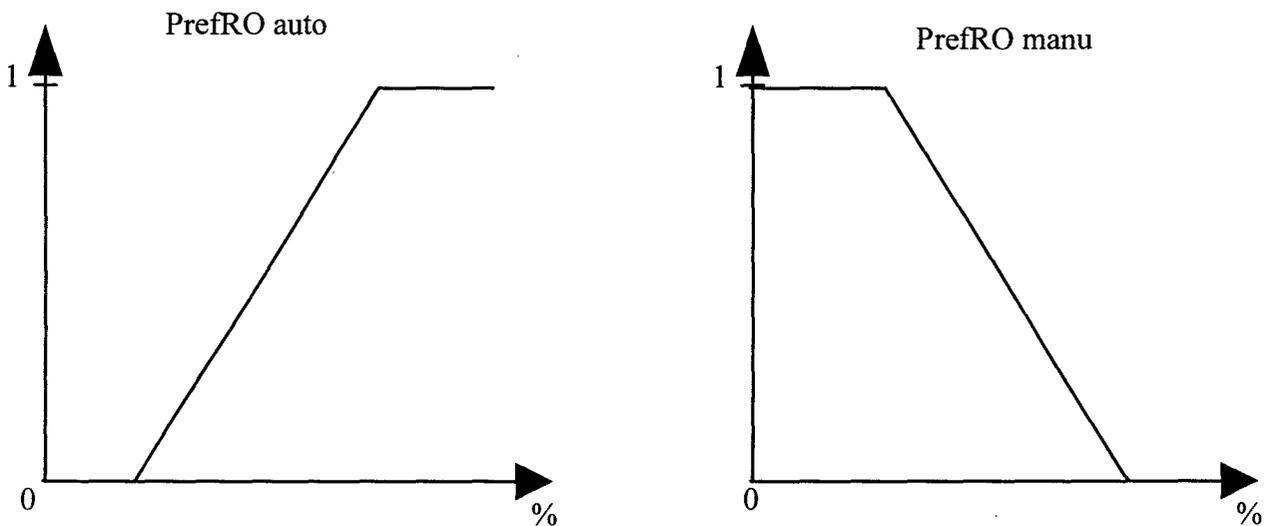


Figure A2.1: Les préférences vis-à-vis de la rapidité de l'opérateur

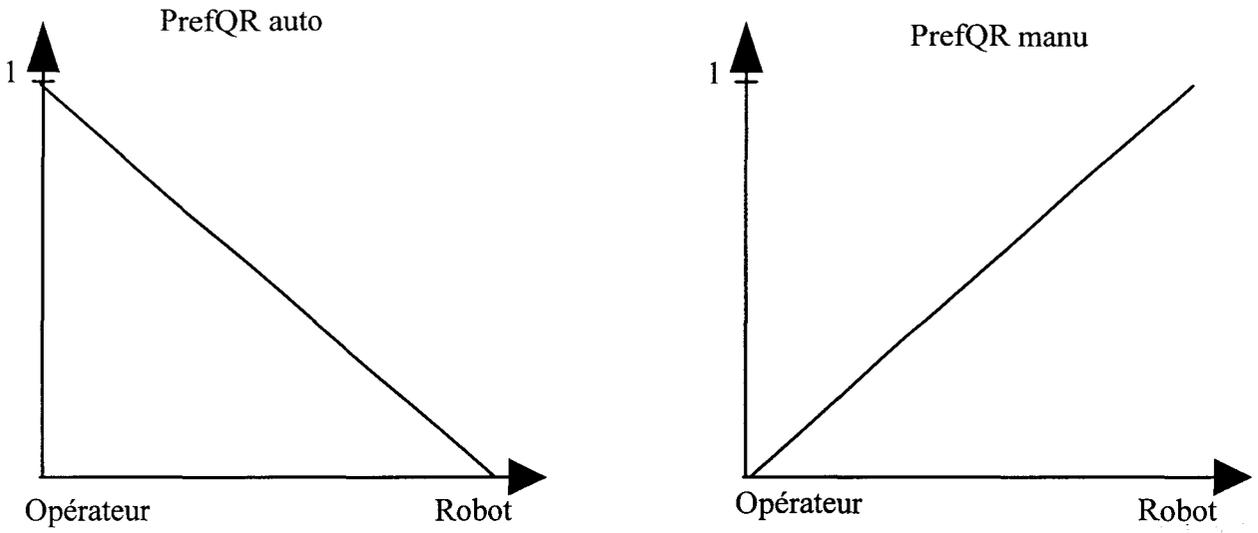


Figure A2.2: Les préférences vis-à-vis de la qualité de réalisation

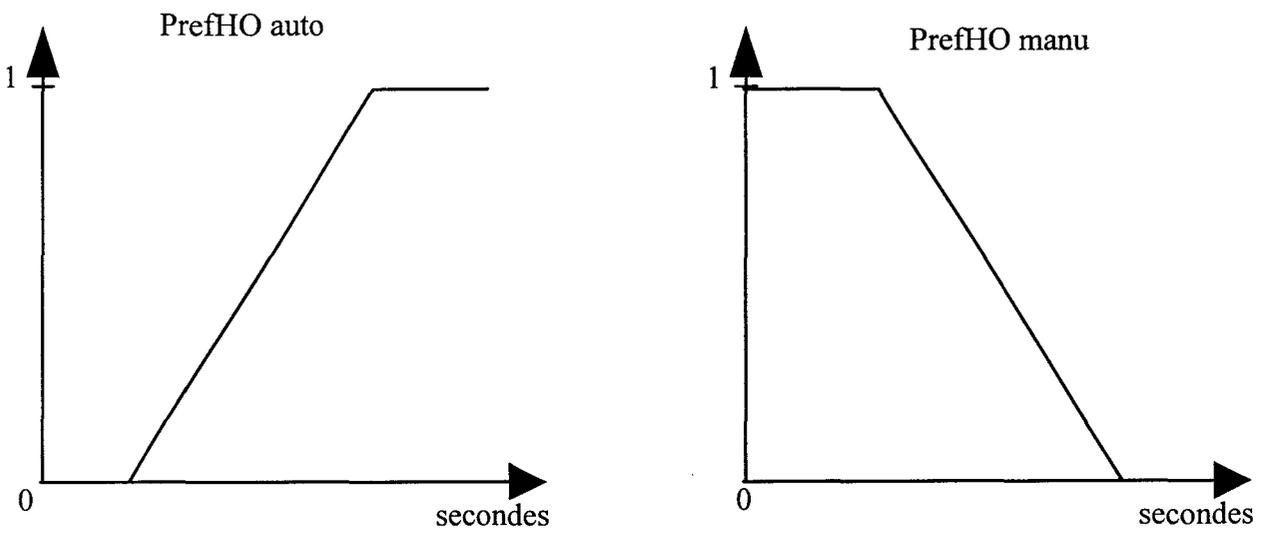


Figure A2.3: Les préférences vis-à-vis de l'habilité de l'opérateur

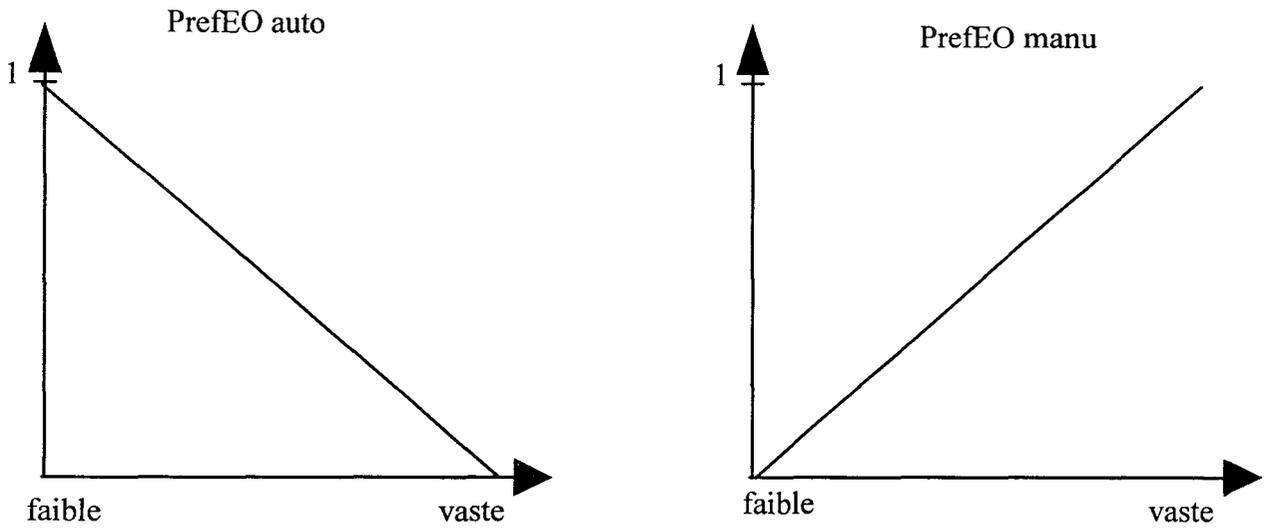


Figure A2.4: Les préférences vis-à-vis de l'expérience de l'opérateur

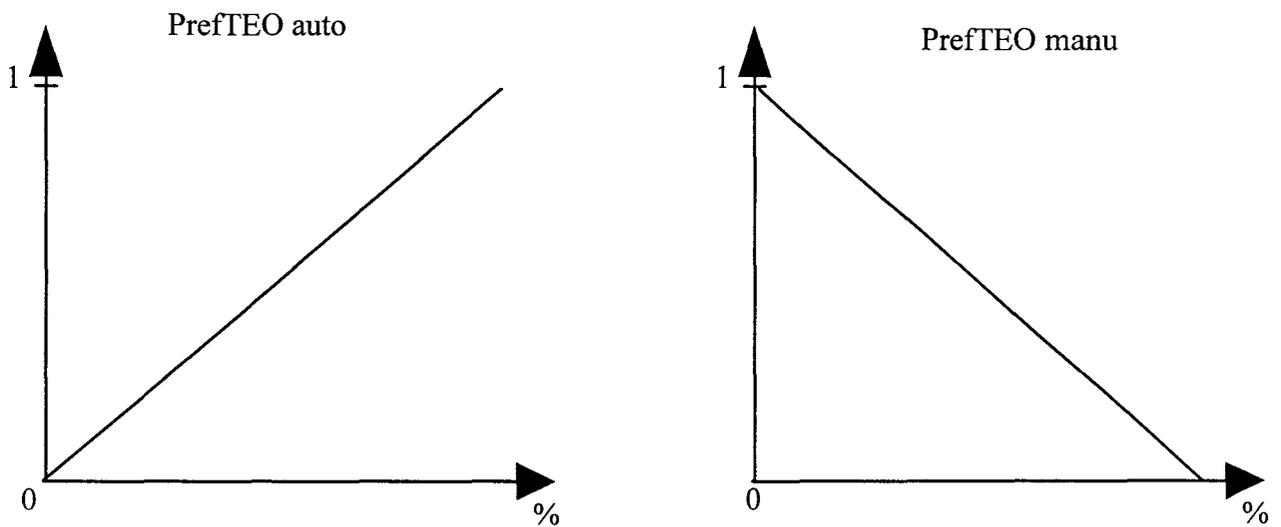


Figure A2.5: Les préférences vis-à-vis du travail effectif de l'opérateur

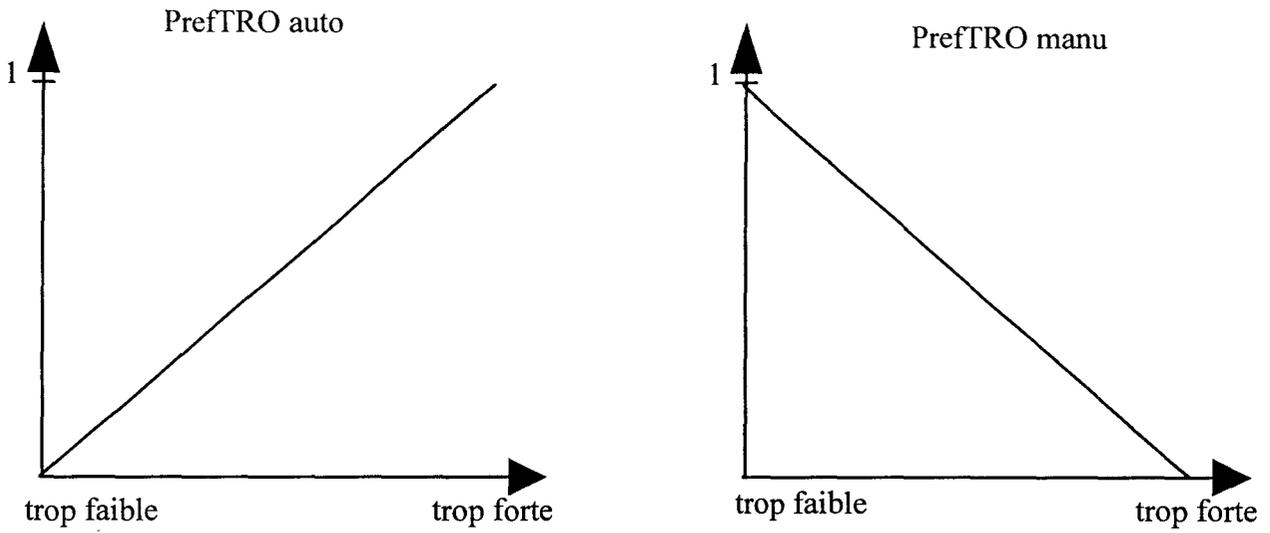


Figure A2.6: Les préférences vis-à-vis du travail ressenti de l'opérateur

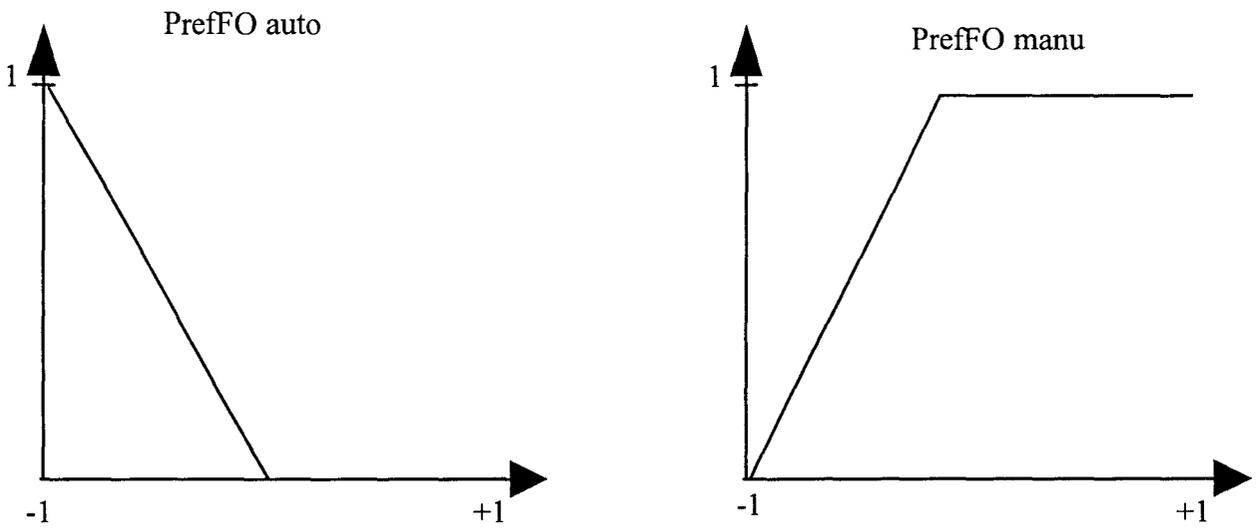
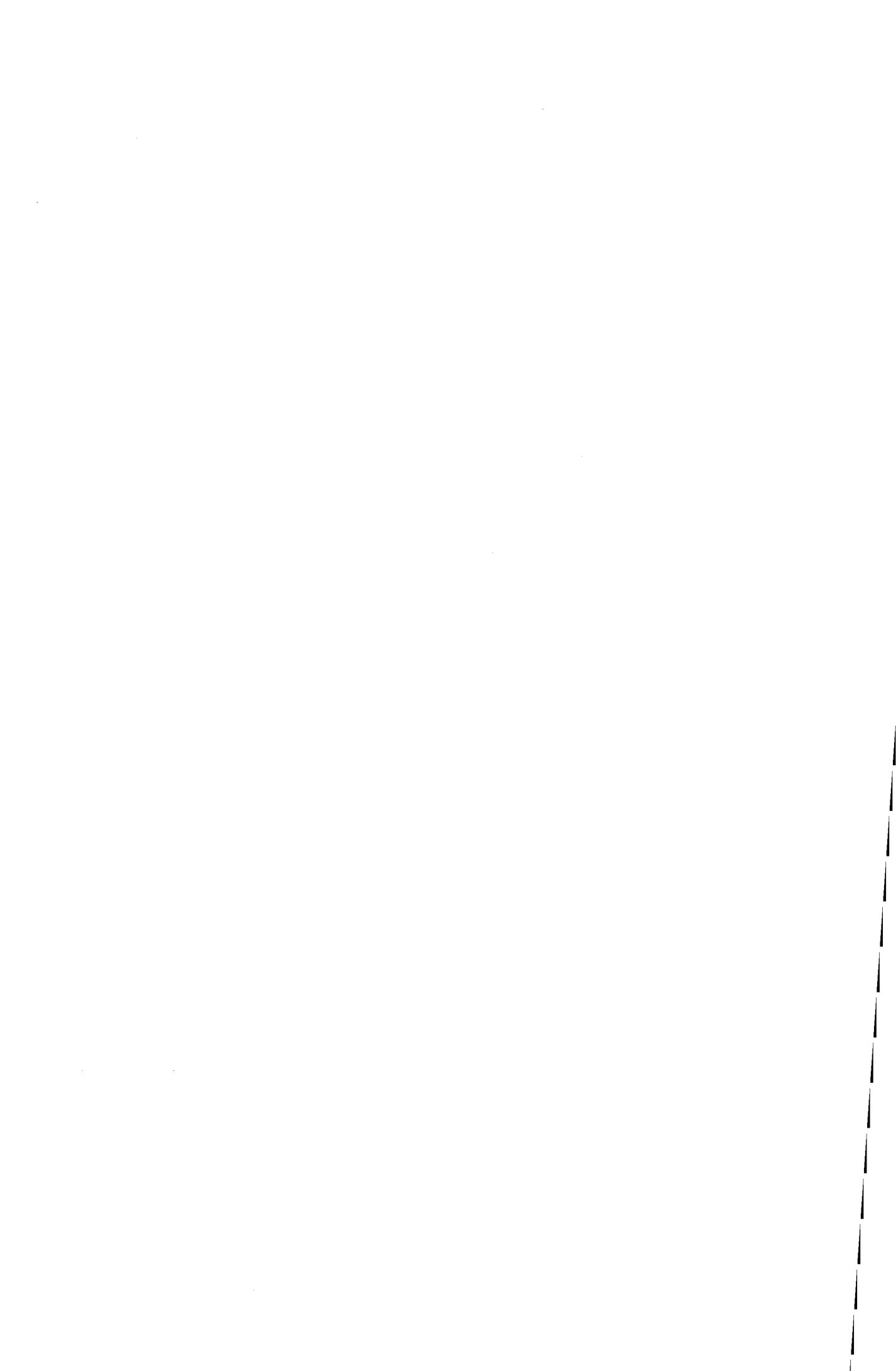


Figure A2.7: Les préférences vis-à-vis de la fatigue de l'opérateur

## **ANNEXE 3**

# **SCENARIO DE LA MANIPULATION**



La figure A3.1: *Schématisation du scénario de la manipulation* illustre le scénario de la manipulation demandé au robot ainsi qu'à l'opérateur, et permettant la mise en oeuvre d'une expérimentation de notre algorithme d'aide à la décision.

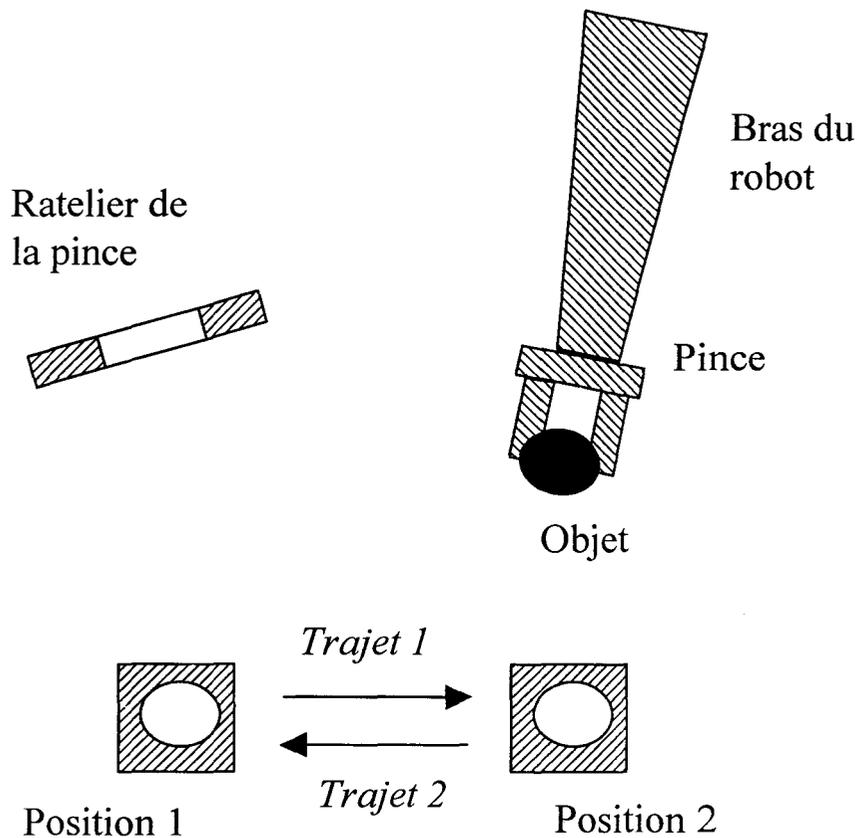


Figure A3.1: *Schématisation du scénario de la manipulation*

Nous y voyons une schématisation du bras du robot munit à son extrémité d'une pince lui permettant de saisir l'objet à manipuler. Le ratelier sert à entreposer la pince lorsque la manipulation est terminée. Deux réceptacles désignés par *position 1* et *position 2* peuvent accueillir l'objet.

Ainsi, dans une opération préliminaire, la manipulation consiste à munir le bras du robot de la pince en allant la chercher dans son ratelier. Puis l'expérience peut véritablement commencer. L'objet est initialement placé sur la position 1. L'opération à réaliser consiste à le prendre de la position 1 pour aller le déposer sur la position 2 (trajet 1). Puis à le ramener de la position 2 vers la position 1 (trajet 2). Le robot ou l'opérateur disposent pour cela d'un certain temps généré

---

aléatoirement avant le début de chaque opération. L'opération précédemment décrite est ainsi enchaînée par le robot ou l'opérateur suivant le choix du Superviseur avant chaque opération. L'expérience terminée, la pince est replacée dans son ratelier.

