

## EXTRACTION DE CONNAISSANCES ET RECONNAISSANCE AUTOMATIQUE D'ENTITES MINCES EN AERONAUTIQUE PAR REGLES LINGUISTIQUES FLOUES

**William DERIGENT, Vincent BOM BARDIER**

(1) CRAN, Centre de Recherche en Automatique de Nancy, CNRS UMR 7039

Université Henri Poincaré, Nancy I, Faculté des Sciences

Vandoeuvre-lès-Nancy, BP 239 – 54506, France

Phone: +33-3-83684419, Fax: +33-3-83684437, E-mail: [\[prenom\].\[nom\]@cran.uhp-nancy.fr](mailto:[prenom].[nom]@cran.uhp-nancy.fr)

### Résumé:

*Dans le cadre du Projet Usiquick (2002-2006) ont été menées des travaux visant à déduire du modèle géométrique de la pièce à usiner un modèle adapté à la fabrication sous forme d'entités d'usinage. Le haut d'aile constitue une entité caractéristique de l'aéronautique dont la reconnaissance est complexe. Au cours des études précédentes, nous avons proposé un algorithme de reconnaissance automatique des hauts d'aile défini empiriquement par l'étude de paramètres particuliers du modèle géométrique de la pièce. Dans cet article, nous fournissons une alternative à cette étude empirique en présentant une méthode automatique de reconnaissance de ces pièces, fondée sur l'utilisation de règles linguistiques floues générées automatiquement. Elle est ensuite couplée de façon itérative à une méthode de sélection des paramètres les plus pertinents utilisant l'intégrale de Choquet. La comparaison des règles générées avec les connaissances expertes et l'étude des paramètres pertinents permettent de « renforcer » l'étude précédente. L'intérêt de cette méthodologie est attesté par une étude expérimentale effectuée sur plusieurs pièces aéronautiques en comparant les nouveaux résultats à ceux générés par la méthode précédente.*

**Mots clés:** Reconnaissance d'entités, logique floue, règles linguistiques

### 1 Introduction et présentation de la problématique : reconnaissance des entités minces

L'accroissement de la concurrence aéronautique force les entreprises du secteur à accélérer leur rythme de production et réduire leurs coûts. De plus, le départ des « babyboomers » les poussent à rechercher des méthodes, modèles et outils leur permettant de capitaliser la connaissance experte acquise par les personnels en passe de partir à la retraite. Le projet USIQUICK, proposé dans ce cadre de développement d'outils de gestion de connaissances, s'intéresse au processus de réalisation des pièces aéronautiques de structure et a pour objectif la définition d'un logiciel d'aide à l'industrialisation pour ce type de pièces, entièrement réalisées par fraisage [1]. L'architecture de ce logiciel est constituée de 3 modules indépendants (figure 1) :

- le *transformateur* qui génère le modèle pour la fabrication à partir du modèle CAO de la pièce ;
- la *préparation* chargée de la définition des stratégies d'usinage, machines, posages, bridages, outils à utiliser ;

- la *génération des trajectoires d'usinage* qui s'occupe du calcul des trajectoires et de la génération des fichiers CN.

Le transformateur permet de générer un modèle FAO adapté pour le préparateur par l'étude du modèle CAO de la pièce à réaliser. La « transformation » est un processus complexe qui s'effectue d'abord en enrichissant le modèle CAO par des attributs géométriques et technologiques [2] afin d'obtenir un modèle par entités élémentaires d'usinage [3]. Ces entités élémentaires sont alors regroupées pour donner naissance à des entités de haut niveau, interprétables par la préparation [4].

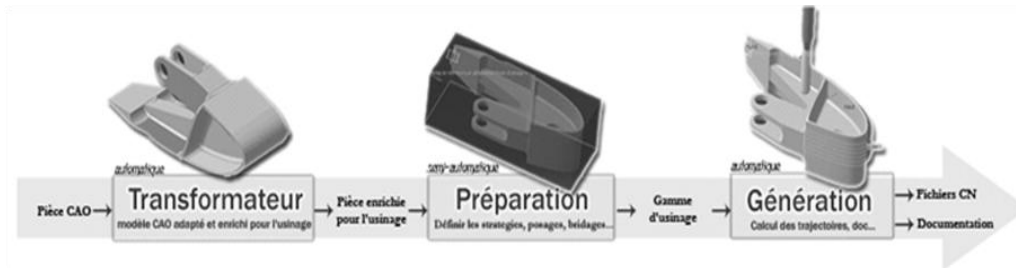


Figure 1. Architecture du logiciel d'aide

Parmi de nombreuses entités élémentaires se dégage un type particulier d'entité qu'est l'entité mince dont la définition sera présentée dans la section suivante. Ces entités sont caractéristiques du milieu aéronautique et les reconnaître est déterminant pour le processus d'élaboration de la gamme d'usinage.

Lors de l'usinage d'une pièce, l'outil exerce des efforts sur les zones usinées qui - si elles ne sont pas suffisamment rigides - vont se déformer. On risque d'aboutir à une pièce dimensionnellement mauvaise comportant des éléments d'épaisseur inégale, tordus et même fendus ou brisés. Ces zones doivent impérativement être identifiées en tant qu'entités minces pour les réaliser correctement. Pour ce faire, le préparateur procède par expérience et en respectant quelques règles « métiers » et sait déterminer quels sont les ensembles de faces qui constituent des entités minces.

Les entités minces sont donc des entités d'usinage particulières et correspondent à des ensembles géométriques constitutifs d'une pièce nécessitant des processus d'usinage particuliers dues à leur faible épaisseur. On distingue deux types d'entités minces : les *fonds minces* et les *hauts d'aile* qui ont respectivement une règle métier qui leur est associée (figure 2).

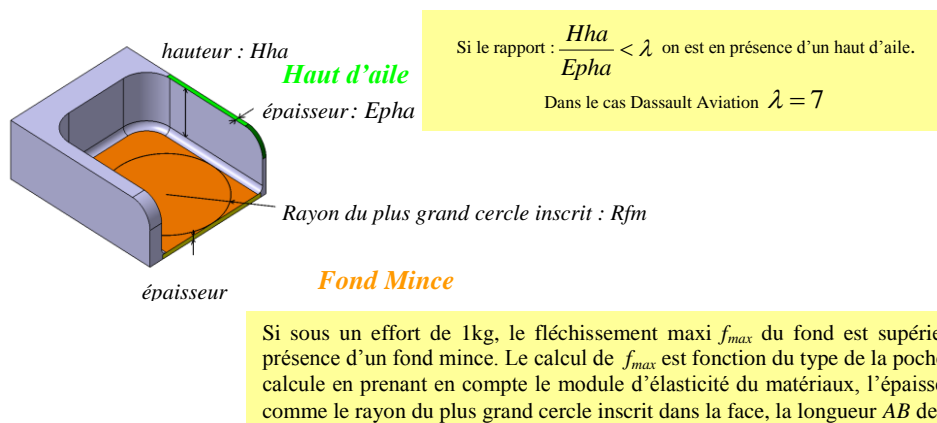


Figure 2. Définition générale des hauts d'aile et fonds mince

Déterminer à partir du modèle géométrique si une face appartient à un haut d'aile ou à un fond mince présente quelques difficultés que nous allons illustrer sur des exemples simples. La définition de pose permettra de présenter les différences entre les hauts d'aile et fonds minces.

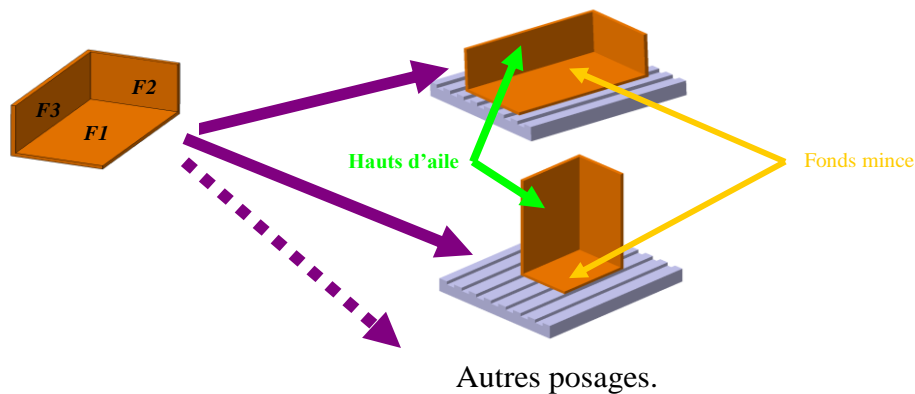


Figure 3. Différences entre fonds minces et hauts d'aile

Sur la figure 3 ci-dessus, suivant la manière dont la pièce est « posée » sur la table, les faces *F1*, *F2* et *F3* et leurs faces adjacentes devront être considérées soit comme appartenant à des fonds minces, soit comme participant à des hauts d'ailes.

Comme souligné dans les sections précédentes, il est important de pouvoir détecter ce type d'entités afin de les considérer dans le processus de génération de la gamme, sous peine d'obtenir après usinage une pièce ne respectant pas le cahier des charges. Dans le cadre de cet article, nous nous proposons d'aborder la détection des entités minces par le biais d'une approche par extraction de règles linguistiques floues et reconnaissance automatique d'entités minces. Nous avons déjà abordé ce problème de détection des entités minces par le passé, et après avoir présenté la démarche précédente basée sur un algorithme détaillé section 2, nous présenterons notre nouvelle démarche section 3. La section 4 rappelle les éléments théoriques nécessaires à la compréhension de la méthode utilisée et la section 5 présente les résultats obtenus sur une pièce aéronautique en la comparant aux résultats obtenus avec notre algorithme précédent.

## 2 Présentation de l'étude antérieure

Dans le cadre du projet USIQUICK, le problème des entités minces a été abordé par [5] et [6]. Nous présentons ici succinctement les différentes phases de l'algorithme de détection des entités minces. Il est à noter que le transformateur s'exécute avant le module de préparation, c'est-à-dire qu'aucune direction de posage n'est connue a priori. En conséquence, l'algorithme ne détecte pas des entités minces avec certitude mais indique des ensembles de faces susceptibles d'être des entités minces, ce qui sera confirmé dans des étapes ultérieures. L'algorithme se décompose suivant trois étapes successives. Ces étapes, présentées dans la figure 3, se déroulent sur une face de la manière suivante :

- **Eligibilité (phase 1) :** La face est étudiée pour sa susceptibilité d'appartenir à une entité mince. Cette étude utilise deux étapes, une étude des modes d'usinage possibles pour cette face et le calcul d'épaisseur pour son entourage, pour déterminer si une face peut appartenir à un haut d'aile ou à un fond mince. *A la fin de cette phase, la face est éligible pour appartenir à une entité mince de type haut d'aile ou fond mince.*
- **La fonction d'épaisseur (phase 2) :** Par le biais d'extrusions, l'épaisseur sous la face éligible est calculée. Si elle est supérieure à 20mm, la face est éliminée, sinon on la garde et on lui associe l'épaisseur calculée. *A la fin de cette phase, certaines faces seront éliminées de l'étude. Les autres sont quant à elles associées à une épaisseur réelle calculée.*
- **Calcul de l'épaisseur théorique (phase 3) :** En utilisant les règles métiers pour les hauts d'ailes et les fonds minces, on procède au calcul de l'épaisseur théorique au-dessous de laquelle la face est susceptible d'appartenir à un haut d'aile ou un fond mince. *A la fin de cette*

phase les faces potentiellement hauts d'aile et fonds minces seront respectivement typées susceptibles d'appartenir à un haut d'aile et susceptibles d'appartenir à un fond mince.

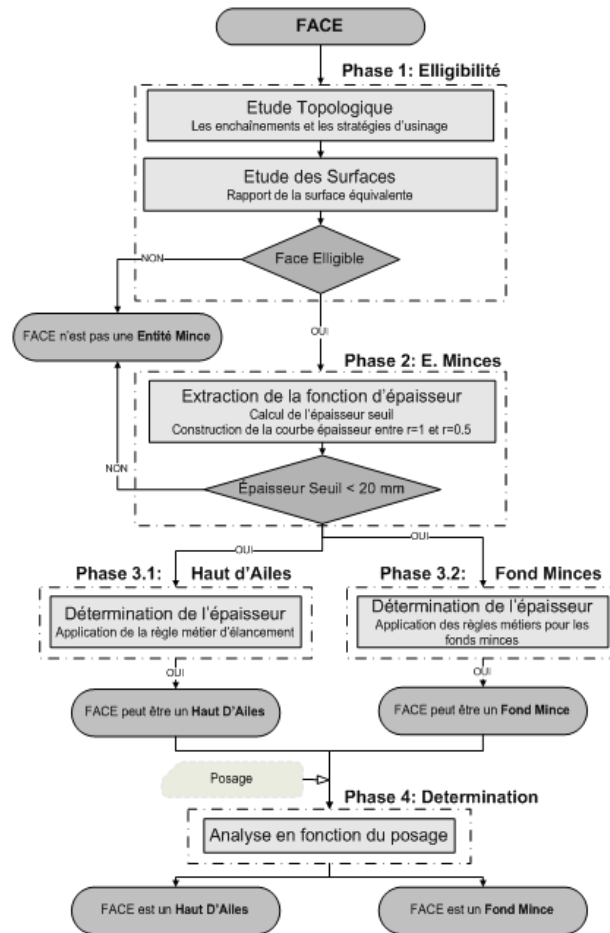


Figure 4. Algorithme de détection des hauts d'aile et fonds mince

### 3 Proposition d'une nouvelle approche par extraction de règles linguistiques floues et reconnaissance automatique d'entités minces.

L'algorithme de reconnaissance précédent a des avantages non négligeables. Cependant, son exécution est lente, sa programmation difficile. De plus, il présente l'inconvénient d'être difficilement modifiable par un expert préparateur non informaticien. Dans la suite de l'article, nous présentons une autre méthode de reconnaissance basée sur l'étude de critères géométriques des faces du modèle CAO. Cette reconnaissance s'appuie sur des règles linguistiques floues obtenues par extraction automatique.

#### 3.1 Présentation des critères géométriques utilisés

Une entité mince est bien souvent une face « étroite ». Afin de caractériser cette étroitesse, nous avons sélectionné des critères géométriques qui nous semblent liés à celle-ci :

- L'aire de la face courante  $S_C$  et Le périmètre de la face courante  $P_C$ : en effet une face dont l'aire est petite ou dont le périmètre est petit est susceptible d'être une entité mince ;
- Le rapport  $S_C/S_T$ : les entités minces ont une surface souvent négligeable par rapport à la surface totale de la pièce. Ce sont des faces pour lesquelles le rapport  $S_C/S_T$  (aire de la face courante sur surface totale de la pièce) est faible.

- Le rapport  $P_c^2/S_c$ : plus une face est étroite, plus son périmètre est grand par rapport à sa surface. Par conséquent, le rapport  $P_c^2/S_c$  est caractéristique de l'étroitesse de la pièce.

### 3.2 Protocole expérimental

Afin de valider la pertinence des critères choisis et de déterminer les règles permettant de reconnaître une entité mince à l'aide de ces critères, nous avons mené, dans le cadre du master d'Alexandre Durupt [6], une étude sur neuf pièces aéronautiques dont certaines sont présentées figure 5.

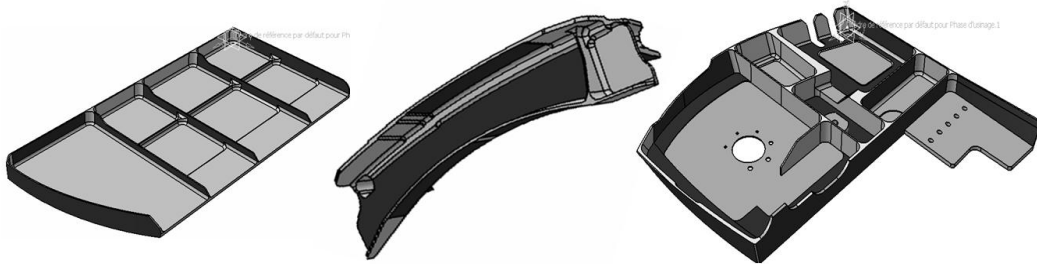


Figure 5. Pièces considérées

Le protocole expérimental consiste à déterminer les valeurs de chaque critère géométrique (aire  $S_c$ , périmètre  $P_c$ , rapport  $S_c/S_T$ , rapport  $P_c^2/S_c$ ) pour chaque face du modèle tout en déterminant par application de règles métiers si elle faisait potentiellement partie d'une entité mince. Ainsi, pour chaque face, on obtient les valeurs des critères géométriques ainsi qu'une valeur booléenne égale à 1 si la face appartient à une entité mince et à 0 sinon. Les résultats sont stockés sous forme de tableau (voir tableau 1)

Tableau 1. Extrait de résultats

IDFace	SC	PC	P2SC	SC/ST	EE
"R17	0,0739206	4,44461	64,8101	2,06E-007	1
"Cy73	0,532192	3,68986	4,39576	1,48E-006	0
"Cy78	0,532192	3,68986	4,39576	1,48E-006	0
"QS13	1,23221	6,34116	6,1582	3,43E-006	1
"Cy71	1,3464	5,8472	4,34835	3,75E-006	0
"Cy68	1,90324	7,47346	5,3365	5,30E-006	1

Pour la suite de l'étude, l'objectif est double. D'une part il convient de valider ces critères en vérifiant leur pertinence à caractériser une entité mince. D'autre part, l'idée est de pouvoir retrouver automatiquement les règles dans lesquelles ces critères sont utilisés et de les comparer à celles données par les experts du domaine.

## 4 Classificateur flou par règles

Pour ce faire, les travaux s'appuient sur des techniques issues du domaine de la reconnaissance de forme en traitement d'images. Les critères géométriques sont assimilés à des paramètres d'un vecteur caractéristique en entrée d'un classificateur.

Le classificateur utilisé (FRC : Fuzzy Rule Classifier) [7] est basé sur un mécanisme de règles linguistiques floues qui est adapté au contexte applicatif. En effet, il possède une bonne capacité de généralisation comme l'ont montré les comparaisons effectuées avec d'autres classificateurs (K-NN, RdN, SVM) [8]. Il peut de plus rendre compte d'une gradualité d'appartenance aux différentes classes de sortie. Cette méthode de reconnaissance floue est un mécanisme supervisé qui se décompose en trois parties : la fuzzification des paramètres des vecteurs caractéristiques, la génération des règles et l'ajustement du modèle (Fig.1).

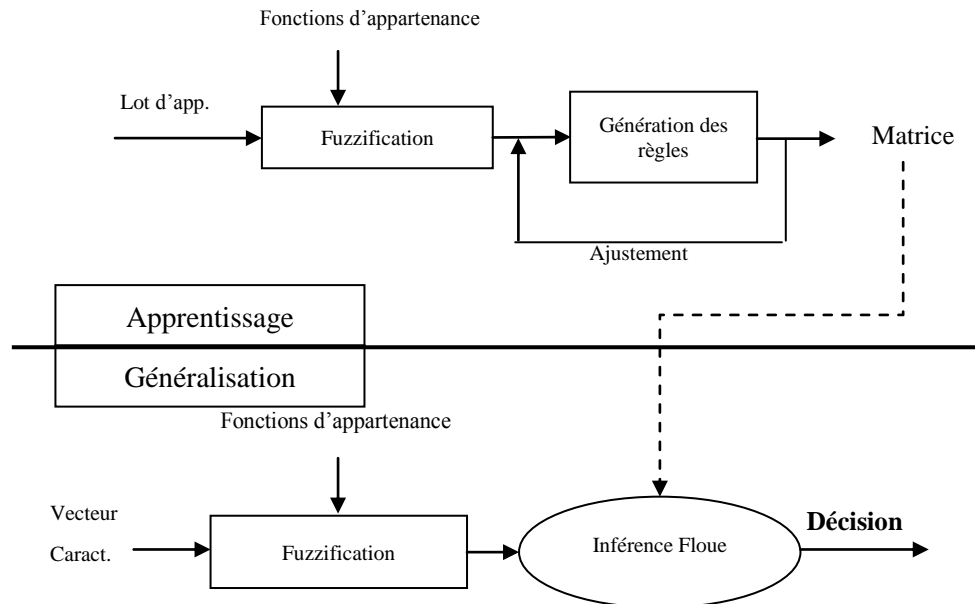


Figure 6: Schéma de principe du F.R.C.

#### 4.1 Etape de fuzzification

L'étape de fuzzification vise à traduire une variable numérique en une variable linguistique. Une variable linguistique [9] est définie par un triplet  $(V, X, T_v)$  où :

- $V$  est une variable (SC, PC, etc.) définie sur un référentiel  $X$
- $X$  est l'univers de discours (domaine de variation de  $V$ )
- $T_v$  est le vocabulaire choisi pour définir linguistiquement les valeurs de  $V$  (Foncée, Forte, Faible, etc.).

L'ensemble  $T_v = \{A_1, A_2, \dots\}$ , fini ou infini, contient les sous-ensembles flous normalisés de  $X$  qui sont utilisables pour caractériser  $V$ . Chaque sous-ensemble flou,  $A_i$ , est défini par un degré d'appartenance  $\mu_{A_i}(x)$ .

Chaque partie de cette décomposition est associée à un mot du langage naturel. Par exemple, l'intensité lumineuse peut être « Grande », « Moyenne » ou « Petite ». Cette variable est caractérisée par un vecteur composé de trois degrés d'appartenance:  $[\mu_{Faible}(x), \mu_{Moyenne}(x), \mu_{Forte}(x)]^T$ . La figure 7 donne un exemple de décomposition de la variable SC en 3 termes équi-répartis.

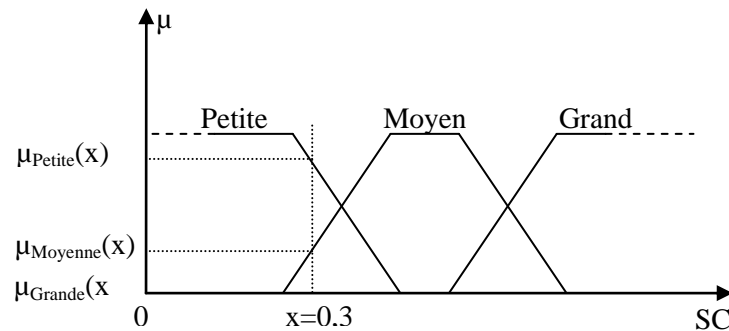


Figure 7 : Fuzzification de l'aire de la face (SC) en trois termes avec des courbes trapézoïdales.

Cette étape de fuzzification détermine le nombre de termes de la variable X à fournir aux prémisses des règles floues. Ces différents termes sont choisis en lien avec le vocabulaire de l'expert du domaine et sont généralement définis de façon empirique. Pour simplifier le réglage, les utilisateurs industriels de la méthode préfèrent une partition égale des termes ce qui conduit généralement à utiliser plus de termes qu'il n'en faut. Cette méthode est simple est elle est utilisée comme référence pour cette étude. Dans le paragraphe 5, les quatre critères sont décomposés en 5, 7, 9 ou 11 termes équi-répartis.

Cependant, quand le nombre de termes augmente, le nombre de règles augmente également et donc la complexité du système. C'est pourquoi, pour pouvoir interpréter le système de règles obtenu, les termes doivent être adaptés aux données d'entrée. Des méthodes peuvent être utilisées pour effectuer une adaptation automatique de la fuzzification. Elles sont classiquement basées sur l'utilisation d'algorithmes génétiques [10] ou d'algorithmes de clustering [11]. L'inconvénient de ces méthodes réside dans le besoin de lots d'apprentissage conséquents.

La méthode d'auto-fuzzification utilisée pour les essais exposés dans le paragraphe 5 repose sur l'étude de la typicalité du vecteur caractéristique en fonction des classes de sortie [12]. A partir de  $T(V)$ , un coefficient de corrélation (Corr) et de cross-correlation (Xcorr) est calculé pour chaque classe de sortie. Ensuite, à partir du rapport  $\text{Corr}/\text{Xcorr}$ , qui caractérise la ressemblance intra-classe, on détermine le nombre de termes ainsi que leur position [8].

#### 4.2 Génération des règles floues

Cette deuxième partie définit les règles floues de type "SI... ALORS...". Chaque règle décrit la façon dont les défauts sont perçus par le système. Il existe deux grandes catégories de règles floues. Les règles conjonctives regroupent les règles à possibilité et les règles anti-graduelles. Les règles implicatives regroupent quant à elles, les règles à certitude et les règles graduelles. Les règles conjonctives peuvent être obtenues à partir de lots de données numériques tandis que les règles implicatives sont généralement utilisées dans les sciences cognitives [13]. C'est pourquoi, dans la présente étude, le choix des règles conjonctives a été fait [14]. Chaque règle est activée en parallèle et un opérateur de disjonction est utilisé pour agréger les conclusions partielles dans le but de fournir la décision finale

Le classificateur que nous avons utilisé est basé sur l'algorithme d'Ishibuchi qui propose une étape automatique de génération de règles [15]. Il existe de nombreuses méthodes permettant d'obtenir automatiquement le jeu de règles à partir du lot de données [16], mais l'algorithme de Ishibuchi a l'avantage d'être simple et très efficace [7]. En outre, il correspond à un mécanisme d'inférence de type Larsen, qui est préférable à celui de Mamdani dans le cas où il y a plusieurs prémisses [17]. La version itérative de l'algorithme est utilisée pour notre étude [18], les règles sont obtenues en favorisant la règle de réponse maximum, à partir d'un lot de défauts préparé par un expert du domaine.

### 4.3 Ajustement du modèle

L'étape d'ajustement correspond à la partie itérative de l'algorithme. En fait, cela consiste à réajuster le découpage de l'espace de représentation des attributs d'entrée. Cet ajustement est effectué à partir des résultats donnés par le jeu d'échantillons d'apprentissage. L'algorithme génère un premier modèle. Si le taux de classification est inférieur à un seuil défini par l'utilisateur, la partie itérative réajuste le modèle en modifiant un coefficient de confiance affecté à chaque règle.

L'algorithme comporte de plus une étape d'affinage des frontières, mais elle n'est pas utilisée dans cette étude afin de conserver les sorties les plus graduelles possibles et de renforcer la capacité de généralisation du modèle.

En sortie, le système d'inférences floues délivre deux degrés de possibilité signifiant la possibilité que la pièce testée soit de type «entité mince» ou non. Ainsi, deux degrés de possibilité sont associés à la pièce concernée. La décision finale est prise à l'aide d'un opérateur de disjonction flou (Max). Il est à noter que ces possibilités ne sont pas complémentaires, une même pièce peut avoir deux degrés de possibilité nuls ou élevés.

## 5 Résultats

Nos tests ont été réalisés sur un lot de données extraites d'une pièce attache-vérin aéronautique. Cette pièce est composée de 305 faces de tout type pour lesquelles les paramètres  $P_C$ ,  $S_C$ ,  $S_T$ ,  $P_C^2/S_C$ ,  $S_C/S_T$  ont été calculés. On obtient alors pour la pièce un tableau équivalent au Tableau 1.

Les premiers essais consistent à obtenir le meilleur taux de reconnaissance possible. On obtient deux types de taux, le taux de reconnaissance global, qui correspond au nombre de pièces bien classées par rapport au nombre de pièces totales. Ce taux correspond à un taux d'apprentissage puisqu'il est obtenu sur le lot de données qui a servi à générer le modèle de règles.

Les résultats fournis dans le tableau 2 montrent que ce taux global augmente avec le nombre de termes (de 71.57% pour 5 termes à 85.29% pour 11 termes). Le second taux que l'on obtient est un taux par classes. Si on se base sur ce taux, on s'aperçoit que le meilleur est obtenu pour une fuzzification en 7 termes (83.70%) en ce qui concerne la reconnaissance des « entités minces » ou pour une fuzzification en 9 termes en ce qui concerne la reconnaissance de pièces qui ne sont pas des « entités minces ».

Cependant, le nombre de règles obtenus pour ces modèles n'est pas compatible avec une interprétation « humaine ». En effet, ce nombre (voir tableau 2) qui est égal au nombre de critères puissance le nombre de termes, est totalement inexploitable pour 9 ou 11 termes (respectivement 262 144 et 4 194 304 règles). C'est pourquoi, une fuzzification adaptée des critères paraît plus appropriée. Il s'agit de décomposer les variables d'entrée en fonction des données elles-mêmes et des classes de sorties. Les résultats obtenus avec la méthode utilisée, basée sur une mesure de typicalité [9] [18], sont présentés dans le tableau 3. On s'aperçoit qu'on obtient pour une fuzzification adaptée en 2 termes un taux de reconnaissance global équivalent à une fuzzification en 9 termes avec un nombre de règles (16 pour 4 critères) très inférieur.

Par ailleurs, l'analyse des mesures de typicalité [8] montre que le critère SC est redondant avec le critère SC/ST (figure 8). Les essais ont donc été refaits en ôtant ce critère des variables d'entrée. Les résultats montrent que les taux restent très similaires. Cependant, on peut noter que si le taux global est identique (sauf pour une fuzzification en 9 termes), le taux par classe lui varie (tableau 2), le meilleur compromis entre les classes semble être obtenu pour 5 ou 11 termes.

Comme pour 4 critères, et bien que le nombre de règles diminue, il demeure néanmoins trop important pour être interpréter à échelle humaine. L'idée est donc d'appliquer la même méthode de fuzzification adaptée sur les trois critères restant (SC, PC et P2SC). Les résultats délivrés par le

classificateur F.R.C. sont donnés dans le tableau 3 et montrent un taux global et par classe identique à ceux obtenus pour 4 critères. Ces taux sont très satisfaisant, meilleurs que ceux obtenus par la classification manuelle [6]. De plus, cette fuzzification adaptée en 2 termes conduit à générer seulement 8 règles qui forment ainsi un jeu de règles interprétables (tableau 4).

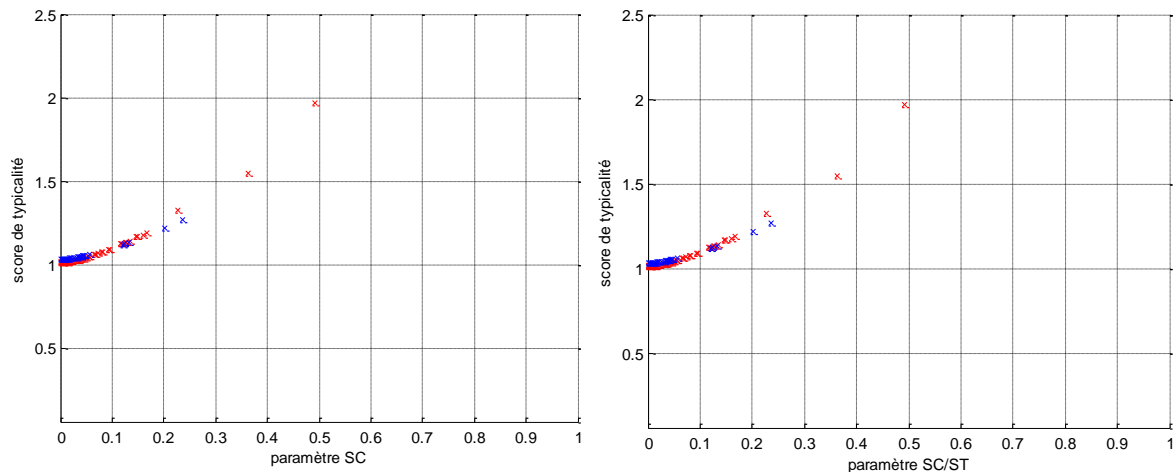


Figure 8 : Mesures de typicalité pour les critères SC et SC/ST.

Tableau 2. Taux de reconnaissance pour une fuzzification équi-répartie avec 4 et 3 critères

Critères	Fuzzification Equirépartie											
	5 Termes			7 Termes			9 Termes			11 Termes		
	Taux reco		Nb Règles	Taux reco		Nb Règles	Taux reco		Nb Règles	Taux reco		Nb Règles
	C0	C1		C0	C1		C0	C1		C0	C1	
4 : SC, PC, P2SC, SC/ST	71,57		1024	77,12		16384	82,68		262144	85,29		4194304
	67,30%	77,00%		71,90%	83,70%		98,80%	62,20%		97,70%	69,60%	
3 : SC, PC, P2SC	71,57		243	80,07		2187	82,68		19683	85,29		177147
	67,30%	77,00%		100,00%	54,80%		100,00%	60,70%		97,70%	69,60%	

Tableau 3. Taux de reconnaissance pour une fuzzification adaptée [9] avec 4 et 3 critères

Critères	Fuzzification Adaptée		
	2 Termes		
	Taux reco		Nb Règles
	C0	C1	
4 : SC, PC, P2SC, SC/ST	82,03		16
	98,80%	60,70%	
3 : SC, PC, P2SC	82,03		8
	98,80%	60,70%	

**Tableau 4. Jeu de Règles pour 3 critères :**

Classe Sortie	N° Règle	SC	PC	P2SC	CF
C0 Pas entité mince	Rule_0	PETIT	PETIT	PETIT	0.073801
	Rule_1	GRAND	PETIT	PETIT	1.000000
	Rule_3	GRAND	GRAND	PETIT	0.024102
	Rule_5	GRAND	PETIT	GRAND	1.000000
C1 Entité mince	Rule_2	PETIT	GRAND	PETIT	0.258446
	Rule_4	PETIT	PETIT	GRAND	0.072109
	Rule_6	PETIT	GRAND	GRAND	0.999970
	Rule_7	GRAND	GRAND	GRAND	0.043282

Le tableau 4 présente le jeu de règles obtenu pour un système d'inférence avec 3 critères en entrée, fuzzifiés chacun en deux termes. Ce tableau donne les règles obtenues en fonction des classes de sortie C0 (pas une « entité mince ») et C1 (« entité mince »). La dernière colonne (CF) correspond à un coefficient de confiance associé à chaque règle. Il est calculé lors de l'étape d'ajustement du F.R.C. Un faible CF signifie que la règle n'est pas discriminante pour la classification, elle correspond généralement à une ambiguïté.

Ainsi, on s'aperçoit que seules trois règles sont importantes pour la reconnaissance (avec plus faiblement la règle 2). De plus, comme les deux règles utiles pour définir la classe C0 peuvent se résumer à une seule expression, les règles de reconnaissance deviennent :

- Si SC est GRAND et si PC est PETIT alors la pièce est de type « pas une entité mince ».
- Si SC est PETIT et si PC est GRAND et si P2SC est GRAND alors la pièce est de type « entité mince »

L'obtention des règles utilisées pour la reconnaissance nous permet de valider la démarche car ces règles ont un sens pour le préparateur et correspondent à une interprétation possible de règles métiers. En comparaison avec l'approche précédente, cette démarche a l'avantage de permettre à un utilisateur non informaticien de vérifier voire d'adapter la méthodologie de reconnaissances. Il est important de retenir que les règles floues sont obtenues automatiquement sans besoin de formalisation explicite du préparateur.

## 6 Conclusion et perspectives

Dans le cadre de ce travail, nous avons montré comment la logique floue pouvait être intégrée dans le cadre de la détection d'entités d'usinage particulières, les entités minces. Ces entités minces sont importantes car elles doivent être usinées selon des stratégies particulières sous peine d'aboutir à une non-conformité.

La démarche développée se base une méthode de reconnaissance floue qui s'appuie sur un mécanisme supervisé décomposé en 3 parties (fuzzification, génération de règles, ajustement). L'application de la démarche sur un lot de données donne des résultats plus que satisfaisants puisque le taux de reconnaissance avoisine les 86% avec trois critères et 11 termes. La présentation des règles linguistiques permet à posteriori de valider la reconnaissance en s'assurant que les règles utilisées par le moteur d'inférences soient proches des règles métiers à respecter. En comparaison, la démarche antérieure supportée par un algorithme codé non personnalisable n'atteignait qu'un taux de reconnaissance de 75%.

De premiers résultats, non exposés ici, montrent que les taux de reconnaissance sur d'autres lots de données sont à peu près équivalents et ce quelque soit la morphologie de la pièce considérée (tout en restant bien sûr dans le domaine des pièces de structures aéronautiques). Dans le futur, nous souhaiterions étendre cette méthodologie aux autres entités d'usinage. Cela permettrait, d'une part, d'obtenir des algorithmes de reconnaissance pouvant être facilement personnalisés à une entreprise donnée, et d'autre part, d'obtenir de façon plus rigoureuse les règles de reconnaissance associées à un type d'entité.

## Références

- [1] Site web Usiquick, <http://www.usiquick.com>.
- [2] W.DERIGENT, " Méthodologie de passage d'un modèle CAO vers un modèle FAO pour des pièces aéronautiques:Prototype logiciel dans le cadre du projet USIQUICK", Thèse de l'Université Henri Poincaré Nancy-I, Nancy, 2005.
- [3] V.CAPPONI, " Les interactions homme-machine dans la génération assistée de gammes d'usinage. Application aux pièces aéronautiques de structure ", Thèse de l'Université Joseph Fourier, Grenoble, 2005.
- [4] R.HARIK. " Spécifications de fonctions pour un système d'aide à la génération automatique de gamme d'usinage : Application aux pièces aéronautiques de structure, prototype logiciel dans le cadre du projet RNTL USIQUICK", Thèse de l'Université Henri Poincaré Nancy-I, Nancy, 2007.
- [5] R.HARIK, A. DURUPT, W. DERIGENT, G. RIS, " Identification des entités minces pour la fabrication", 10<sup>ème</sup> Colloque National AIP-PRIMECA « *les Innovations en Conception des Produits et des Systèmes de Production* », La Plagne, France, 2007.
- [6] A. DURUPT, " Identification des entités minces pour la fabrication", Mémoire de DEA de l'Université Henri Poincaré Nancy-I, Nancy, 2006.
- [7] E.SCHMITT, C. MAZAUD, V. BOMBARDIER, P. LHOSTE, "A Fuzzy Reasoning Classification Method for Pattern Recognition", Proc. 15th Int. Conf. on Fuzzy Systems, FUZZIEEE'06. Vancouver, Canada, (2006) 5998-6005
- [8] E.SCHMITT, V. BOMBARDIER, P. CHARPENTIER, "Self-Fuzzification Method according to Typicality Correlation for Classification on tiny Data Sets", Proc. 16th Int. Conf. on Fuzzy Systems, FUZZIEEE'07. (2007) 1072-1077.
- [9] L.A. ZADEH, "The concept of linguistic variable and its application to approximate reasoning", Information sciences 8 (1975) 199-249 ; 301-357.
- [10] O. CORDON, F. GOMIDE, F. HERRERA, F. HOFFMANN, L. MAGDALENA, "Ten years of genetic fuzzy systems: current framework and new trends", Fuzzy Sets and Systems 141 (2004) 5-31.
- [11] F.A.T. DE CARVALHO, "Fuzzy c-means clustering methods for symbolic interval data", Pattern Recognition Letters 28 (2007) 423-437.
- [12] J. FOREST, M. RIFQI, B. BOUCHON-MEUNIER, "Class Segmentation to Improve Fuzzy Prototype Construction: Visualization and Characterization of Non Homogeneous Classes", IEEE WCCI, Vancouver, Canada, (2006) 555-559.
- [13] D. DUBOIS, H. PRADE, "What are Fuzzy rules and how to use them? ", Fuzzy Sets and Systems 84 (1996) 169-185.
- [14] D. DUBOIS, H. PRADE, L. UGHETTO, "Checking the coherence and redundancy of fuzzy knowledge bases", IEEE Trans. Fuzzy Systems 5 (1997) 398-417.
- [15] H. ISHIBUCHI, K. NOZAKI, H. TANAKA, "Distributed representation of fuzzy rules and its application to pattern classification", Fuzzy Sets and Systems 52 (1992) 21-32.
- [16] M.R. BERTHOLD, "Mixed fuzzy rule formation", Int. Journal. of Fuzzy Sets and Systems 32 (2003) 67-84.
- [17] H. ISHIBUCHI, K. NOZAKI, H. TANAKA, "A Simple but powerful heuristic method for generating fuzzy rules from numeric data", Fuzzy sets and systems 86 (1997) 251-270.
- [18] E. SCHMITT, " Contribution au Système d'Information d'un Produit Bois. Appariement automatique de pièces de bois selon des critères de couleur et de

texture", Thèse de l'Université Henri Poincaré, CRAN, CNRS UMR 7039, Nancy, 2007