

# **Système de tri couleur par capteur flou**

## Color sorting system by fuzzy sensor

**V. Bombardier<sup>1</sup>, E. Schmitt<sup>1</sup> et P. Charpentier<sup>1</sup>**

<sup>1</sup>Centre de Recherche en Automatique de Nancy, CNRS, UMR 7039, Faculté des Sciences  
Bd des Aiguillettes – BP 239 – 54506 Vandoeuvre les Nancy  
vincent.bombardier@cran.uhp-nancy.fr,  
emmanuel.schmitt@cran.uhp-nancy.fr,  
patrick.charpentier@cran.uhp-nancy.fr

Manuscrit reçu le 27 juillet 2007

### Résumé et mots clés

Cet article présente un système de reconnaissance couleur formalisé sous le concept de capteur flou. L'objectif principal est d'améliorer la classification couleur de planches de bois. Notre étude concerne le développement d'un système de vision industriel permettant la reconnaissance de couleurs graduelles. Ce contexte impose une contrainte forte de fiabilité, les capteurs utilisés aujourd'hui n'étant pas toujours suffisamment robustes. Ainsi, nous nous sommes intéressés à des techniques qui améliorent la prise en compte des imprécisions des mesures physiques et la subjectivité concernant la définition de la couleur du bois par l'Homme, les classes de couleur n'étant jamais bien identifiées ni séparées. De plus, les différents utilisateurs peuvent en avoir des perceptions différentes. Par ailleurs, et dans ce contexte particulier, un système de vision doit être simple à régler. Pour réaliser un tel système, nous proposons de baser le capteur flou sur une méthode de classification par règles linguistiques floues (Fuzzy Reasoning Classifier) dont les principaux avantages résident dans sa capacité de généralisation à partir de lot de données réduits en apprentissage et dans l'interprétabilité de sa base de règles. Les résultats que nous obtenons montrent l'efficacité de notre capteur intelligent.

**Capteur flou, Mesure couleur, Reconnaissance de formes, Règles floues, Traitement d'images.**

### Abstract and key words

This article presents a color recognition system formalized under the fuzzy sensor concept. The main objective is to improve the color classification of wooden boards. Our study relates the development of an industrial vision system allowing the recognition of gradual colors. This context imposes a strong reliability constraint, because the currently used sensors are not always enough robust. Then, we are interested in techniques which improve the taking into account of the physical measure imprecision and the uncertainty concerning the definition of the wood color by a Human, the color classes being always neither identified nor separated. Moreover, the different users can have different perceptions of them. Besides, the vision system must be easy to tune. To carry out such a system, we propose to base the fuzzy sensor on a classification method with fuzzy linguistic rules (Fuzzy Reasoning Classifier) which main advantages reside in its generalization capacity from small training data sets and in the interpretability of its rule set. The obtained results show the efficiency of our intelligent sensor.

Fuzzy sensor, Color measurement, Pattern recognition, Fuzzy rules, Image processing.

# 1. Introduction

Dans un système de contrôle, la fonction perceptive des capteurs a pour objet de fournir les informations utiles à l'organe de décision. Cependant, la précision de ces données n'étant pas toujours garantie, l'amélioration de la capacité des capteurs à «bonifier» cette information conduit à des outils plus «intelligents». De nos jours, de nombreux systèmes de vision sont utilisés pour le contrôle qualité de produits manufacturés. Les industries du bois ne dérogent pas à la règle. En effet, elles se trouvent placées sur un marché très concurrentiel et doivent produire des produits de qualité. L'uniformité des couleurs d'un même ensemble (meuble, parquet, ...) est l'une des composantes de cette qualité. En général, le tri des produits sur un critère de couleur est très subjectif, et requiert l'intervention d'un opérateur humain. Cependant, au vu des cadences du système de production (jusqu'à 400 m/mn) et de la pénibilité de la tâche, l'automatisation de ce tri s'avère nécessaire. De plus, les décisions humaines sont dépendantes du niveau de fatigue oculaire de l'opérateur et la répétabilité de la classification peut en être affectée. Une solution envisageable est de mettre en place un système de vision permettant d'acquérir les caractéristiques couleurs du bois de manière fiable et rapide.

S

Au contraire des systèmes communément utilisés [Srikanteswara] [Kline], dans un contexte industriel, il est important de concevoir un système intégrant le module décision dans le capteur lui-même. En fait, cette idée semble s'approcher au mieux des mécanismes humains. L'opérateur réalise, en même temps, les mesures, les traitements et la décision. Ainsi, pour répondre à ce type de problèmes, cet article aborde l'intégration de la notion de capteurs intelligents, et plus particulièrement de capteurs flous.

Pour valider le concept proposé, des résultats expérimentaux ont été obtenus dans le cadre d'une collaboration université-entreprise entre le Centre de Recherche en Automatique de Nancy (CRAN) et une société luxembourgeoise. L'étude menée vise à développer un système de reconnaissance robuste pour la classification couleur de pièces de bois massif. La couleur n'est pas simple à quantifier dans la mesure où la variabilité de cer-

tains paramètres externes ou internes au système a une influence non négligeable sur le système de décision (e.g. le vieillissement du système physique d'acquisition). Dans ce papier, le système de vision utilisé est présenté et la problématique associée est détaillée. La notion de capteurs intelligents, symboliques et flous est ensuite présentée. L'approche proposée implémente un système de classification flou des couleurs, à rapprocher du concept de capteur flou. Enfin, quelques résultats sont présentés dans le but de montrer l'efficacité de cette approche.

## 2. Positionnement du problème

L'étude concerne le développement d'un système de tri pour des avivés selon leur aspect colorimétrique [Sangwine]. Un avivé est un produit semi fini de bois massif de section rectangulaire et de longueur variable. Avant d'expliquer l'approche proposée, il est nécessaire de présenter le système de production dans lequel est intégré le capteur. En effet, le contexte industriel ajoute de nombreuses contraintes au système de vision étudié, contraintes difficilement reproductibles en laboratoire.

### 2.1 Présentation du système de vision

La reconnaissance des couleurs du bois est réalisée en temps-réel sur des lignes de production qui peuvent atteindre des vitesses de défilement de 400 mètres par minute. Une fois la couleur du bois identifiée, chaque planche est envoyée vers une ligne de tri ou une ligne de tronçonnage qui découpe les avivés suivant des longueurs variables et des couleurs uniformes. Il s'agit en fait d'une optimisation de la qualité et de la quantité de produits finis selon les besoins d'un client. Cette optimisation doit permettre une amélioration de gestion de la production en termes de coûts et de prix. La [figure 1] illustre un exemple de ligne de production intégrant le scanner développé.

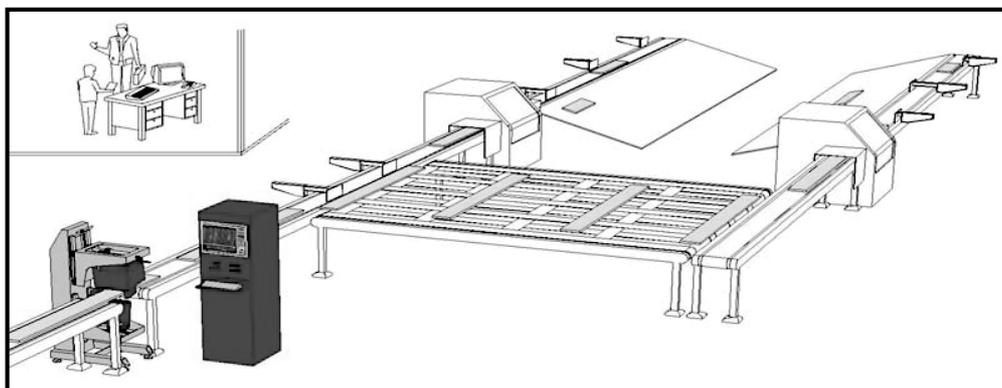


Figure 1. Ligne de production. Cette ligne de production est composée d'un scanner, de deux tronçonneuses permettant de couper les produits et de deux lignes de tri.



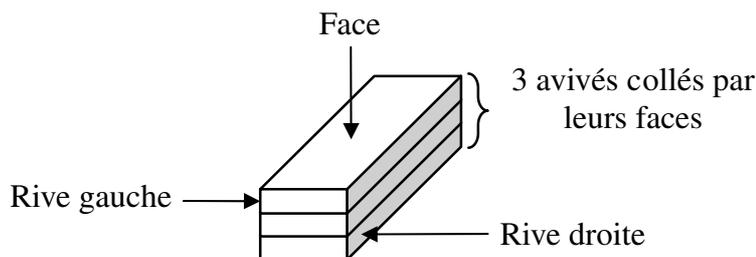


Figure 3. Représentation du produit fini : lisses constituées de l'assemblage de 3 avivés.

comme des experts en colorimétrie. Les couleurs ne peuvent être exprimées à partir de triplets numériques (valeur des composantes Rouge, Verte et Bleue par exemple). Les clients définissent leurs couleurs à partir de symboles qualitatifs (mots du langage naturel comme «Rouge», «Brun») avec toute la subjectivité d'une telle qualification. Ce problème est souvent décrit comme un «fossé sémantique», c'est-à-dire l'écart entre l'information qui peut être extraite des données et l'interprétation qui peut être faite de ces mêmes données dans une situation donnée [Smeulder], [Hudelot]. En ce sens, en intégrant tous ces points dans la caractérisation des couleurs (incertitude des mesures, définition linguistique des sorties), l'élaboration d'un capteur flou semble pouvoir répondre à ces attentes.



## 2.3 Présentation du système d'acquisition

L'évolution des mentalités et des besoins dans un contexte industriel pousse les constructeurs de capteurs à intégrer de l'intelligence afin de simplifier les traitements ultérieurs. Cette intégration est souvent synonyme de flexibilité et transparence pour les utilisateurs de ces systèmes de vision. Il existe trois grandes catégories de capteurs qui se sont imposées durant ces trente dernières années : les capteurs intelligents, les capteurs symboliques et les capteurs flous. Afin de pouvoir situer nos travaux concernant le développement d'un capteur flou couleur, nous allons reprendre brièvement ces différents types.

### 2.3.1 Les capteurs intelligents

Concept apparu au début des années 80 [Burd], le capteur intelligent est la première évolution du capteur traditionnel, qui fournit uniquement les mesures à un environnement de travail. Ces capteurs classiques sont des outils perceptifs qui n'assurent pas une précision fiable. Ainsi, les améliorations doivent permettre aux capteurs de prendre des décisions plus ou moins complexes à partir des données numériques (les mesures). La première «intelligence» donnée aux capteurs concerne essentiellement le pré traitement basique effectué sur les mesures. Ces traitements peuvent être des filtrages, des linéarisations, ... Ces étapes permettent alors de retourner des données plus pertinentes et représentatives pour répondre aux besoins du client.

Dans un deuxième temps, l'ajout de connaissance dans les capteurs a simplifié l'extraction de l'information malgré l'ensemble

des données non représentatives. Pour résumer les fonctionnalités du capteur intelligent, cinq parties différentes sont définies pour ce concept [Ciame-Afcet] :

- la mesure qui correspond à l'acquisition et aux prétraitements des signaux dans le but de fournir des données fonctionnelles aux autres organes du système ;
- la mesure qui correspond à l'acquisition et aux prétraitements des signaux dans le but de fournir des données fonctionnelles aux autres organes du système ;
- la validation qui correspond à la vérification des fonctionnalités du capteur en termes de maintenance et de diagnostic ;
- la communication qui correspond à l'interfaçage du capteur avec les différentes parties du système de vision ;
- la décision qui correspond au cœur des traitements (reconnaissance de formes, classification, ...).

### 2.3.2 Les capteurs symboliques

Afin de s'orienter vers l'intelligence artificielle, le concept de capteur symbolique est venu compléter celui de capteur intelligent. Il s'agit en fait d'intégrer de la connaissance au sein du capteur [Albus]. Ces capteurs disposent également d'autres fonctionnalités avancées comme, par exemple, un module de décision ou un module d'apprentissage.

Un système perceptif peut être considéré comme capteur symbolique, s'il fournit et manipule des données sous des formes symboliques et/ou numériques. La [figure 4] illustre le fonctionnement d'un tel capteur [Benoit 2].

La base de connaissance présentée sur la [figure 4] est créée à partir de plusieurs points de vue : la connaissance contenue dans le capteur, la connaissance fournie par l'environnement externe au capteur. Les informations brutes ou données utiles caractérisent l'ensemble des connaissances fournies par le capteur lui-même (état de fonctionnement, configuration, ...) et le contexte d'utilisation de ce dernier (objectif lié à l'utilisation du capteur). Le Savoir-Faire, quant à lui, peut prendre différentes formes. Pour exemple, il est caractérisé par un ensemble de règles symboliques dans un système expert. Enfin, la Méta-connaissance est constituée d'un ensemble de règles permettant de valider et/ou modifier le cœur du Savoir-Faire : elle intervient dans la mise à jour de la base de règles symboliques pour le cas d'un système expert [Nakoula].

En plus des cinq modules du capteur intelligent, il faut noter la présence d'un convertisseur numérique-symbolique. Ce conver-

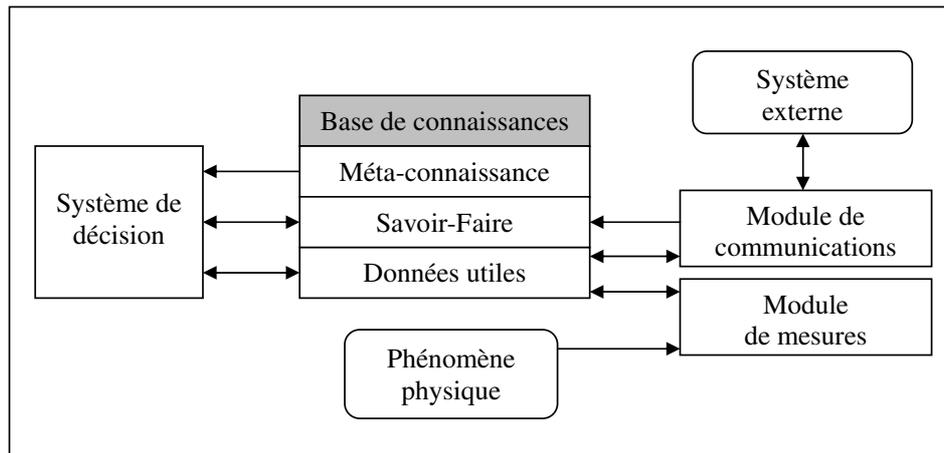


Figure 4. Représentation schématique d'un capteur symbolique.

tisseur représente le cœur d'un capteur symbolique car les données utilisées doivent appartenir à deux univers de représentation : l'univers de discours pour les mesures numériques, et l'univers lexical pour les symboles employés. Le lien qui unit ces deux univers correspond à l'étiquetage de plusieurs plages de variation des données numériques sur leur univers de discours.

### 2.3.3 Les capteurs flous

Les capteurs flous sont une extension des capteurs symboliques. Ils permettent entre autre de rendre plus souples les décisions binaires pouvant intervenir dans un capteur symbolique (frontières entre les différents symboles définies comme strictes) à partir de l'utilisation de la théorie des sous-ensembles flous. Plus généralement, la logique floue introduite par Zadeh doit permettre de représenter les imprécisions de chaque symbole [Zadeh 3]. La représentation de l'information contenue dans les symboles est alors enrichie sans pour autant augmenter la complexité des données fournies par le capteur. Ainsi, toute la subjectivité inhérente au système de production peut être prise en compte dans la partie traitement des données.

La contribution des concepts flous dans le capteur symbolique tient essentiellement dans la définition des fonctions d'appartenance liées aux symboles utilisés, qui peuvent avoir différentes significations suivant l'utilisation qui en est faite [Dubois 3]. Pour finir, le capteur flou peut être considéré comme un capteur permettant de reproduire la sensation perceptuelle d'un Homme. Il mixe donc les différents aspects des capteurs intelligents et symboliques [Benoit 1].

En reprenant les différents organes composant un capteur symbolique et un capteur flou, il existe un grand intérêt à développer, dans le cadre de cette étude, un capteur flou couleur adapté à l'appariement des avivés selon des aspects colorimétriques. En effet, la perception des couleurs par un opérateur fait intervenir des imprécisions et des incertitudes quant à l'interprétabilité de ce qui est vu. En d'autres termes, il peut apparaître un certain nombre de confusions ou de divergences de jugement en

considérant plusieurs opérateurs. Cependant, en prenant en compte les connaissances *a priori* de ces opérateurs, il est possible de copier en partie les traitements qu'ils effectuent. En ce sens, en reprenant la structure d'un capteur symbolique, ces connaissances peuvent être représentées sous la forme d'un jeu de règles linguistiques floues. Les symboles utilisés pour définir les couleurs dans le domaine du bois sont généralement des mots du langage naturel : rouge clair, brun foncé, blanc, ... En appliquant le même principe au capteur développé, il est possible de simplifier l'interprétation des résultats par le biais de règles, mais aussi de réduire le fossé sémantique qui peut exister entre les experts du bois et ceux de la vision en utilisant un vocabulaire compréhensible par tous.

## 3. Capteur flou couleur - Mesure et configuration

Le système de vision développé dans notre étude peut être défini suivant le concept de capteur flou ([figure 4]). Comme exprimé précédemment, ce concept permet de simplifier l'ajustement des paramétrages du système de vision par des non spécialistes. La première partie d'un capteur intelligent est le module de mesure. Dans le cas présenté, il est composé d'une part de la partie physique du capteur et d'autre part de la partie prétraitement mise en place afin de réduire le bruit et les imprécisions des mesures.

### 3.1 Correction des perturbations contextuelles

Le premier aspect à prendre en compte dans l'intégration d'un capteur flou concerne les imprécisions provenant de l'acquisition des images. Le système d'acquisition est constitué essentiellement de caméras couleur linéaires. Ces capteurs fournissent les composantes Rouge, Verte et Bleue dont les signaux

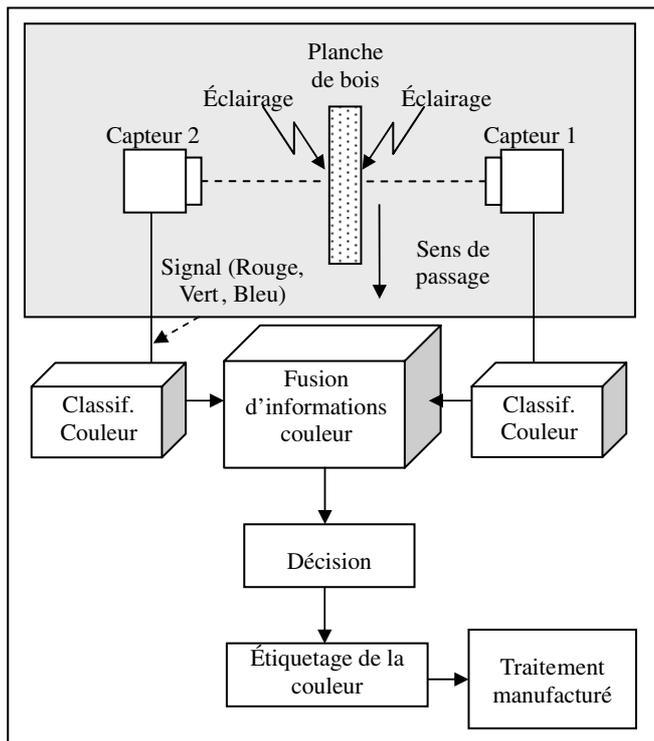


Figure 5. Représentation schématique du système d'acquisition considéré.

sont échantillonnés à une cadence de 1500 lignes par seconde. Chaque ligne est composée de 900 pixels. La [figure 5] illustre le système d'acquisition avec les parties de traitement des données dans le cas de deux caméras couleurs.

Dans le cas industriel présenté, les avivés mesurent en moyenne 3 mètres de long. Avec une résolution longitudinale de 5 mm par pixel, les images des avivés sont donc constituées d'environ 2000 lignes. Travaillant en temps-réel, la correction des imprécisions et des données traitées doit donc être effectuée dans un délai d'environ 1,5 secondes. Ainsi, il est nécessaire de maîtriser au mieux les conditions d'acquisition dans le but de perdre le moins de temps possible en corrections superflues.

Plusieurs facteurs peuvent avoir un impact direct sur les mesures fournies par ces capteurs, parmi lesquelles nous pouvons citer : le vieillissement du système, la température ambiante d'utilisation et la précision du convoyage des avivés qui correspond plus simplement à la distance capteur/bois. À partir des retours concernant l'utilisation d'un prototype industriel, une étude a été faite à propos de la dérive du système physique. En intégrant des modèles de correction concernant les paramètres évoqués, les imprécisions liées aux mesures pourront donc être réduites. N'étant pas le sujet principal de cet article, nous ne donnons uniquement que les conclusions de ces tests réalisés sur le lot de données décrit dans la section 5.1. De plus, pour des raisons de confidentialité, aucune précision ne peut être donnée sur le capteur lui-même car ces données font partie de l'expertise de la société finançant ces recherches.

### 3.1.1 Vieillessement du système d'acquisition

Comme l'œil humain, le système d'acquisition est sujet à un vieillissement constant. Nous avons donc décidé d'évaluer et contrôler les variations que le système peut subir. Deux types d'éclairages ont été testés. Les résultats obtenus nous montrent qu'il existe de nombreuses dissimilarités entre le vieillissement de ces éclairages. En fait, ils voient leur intensité lumineuse décroître sur une courte période, ce qui est en contradiction avec nos besoins de stabilité dans le temps. C'est pourquoi, il a été choisi d'utiliser un éclairage suffisamment stable dans le temps pour que son influence sur la reconnaissance des couleurs soit acceptable. Pour des raisons de confidentialité, cet éclairage ne peut pas être présenté.

### 3.1.2 Variation de température ambiante

Outre le vieillissement, les variations de température ambiante perturbent également la distribution des couleurs. Par exemple, une planche rouge est confondue avec une planche brune lorsque la température ambiante varie d'environ 10°C. Il faut noter qu'il n'est pas envisageable de réguler la température ambiante des systèmes de vision. En effet, les usines dans lesquelles sont installés les scanners représentent de grands halls dans lesquels il est fréquent de travailler dans des plages de température allant de -5°C à 40°C. Une régulation au degré près serait alors trop coûteuse. C'est pourquoi, l'influence de ce paramètre sur la distribution des couleurs a été évaluée. Les résultats exposés sur la [figure 6] concernent les variations de la métrique  $\Delta_E$  (1) qui correspond à une distance Euclidienne entre une référence couleur (mesures d'une mire blanche dans notre cas) et une couleur mesurée.

$$\Delta_E = \sqrt{(L_i - L_{ref})^2 + (a_i - a_{ref})^2 + (b_i - b_{ref})^2} \quad (1)$$

où  $L_i$ ,  $a_i$  et  $b_i$  sont les composantes de la couleur  $i$ .

$L_{ref}$ ,  $a_{ref}$  et  $b_{ref}$  sont les composantes de la référence couleur. Cinq couleurs de bois différentes (Références 1 à 5) ont été choisies pour obtenir un modèle générique de l'impact de la température sur notre problème de classification colorimétrique. Il est à noter que les variations de la métrique sont les mêmes quelle que soit la couleur de bois.

### 3.1.3 Erreur de positionnement

Le transport des avivés se fait par un convoyage mécanique. Le système d'acquisition est donc soumis à des imprécisions et des incertitudes supplémentaires. Les éclairages utilisés illuminent normalement la ligne d'acquisition. Cependant, si les avivés ne sont pas scannés dans leur position de référence, les caméras reçoivent plus ou moins de lumière. Il est donc important d'évaluer l'impact de la distance capteur/bois sur les différents signaux fournis par le capteur.

La [figure 7] résume les résultats obtenus à partir de quatre références de bois. Une fois les tests effectués, nous avons implé-

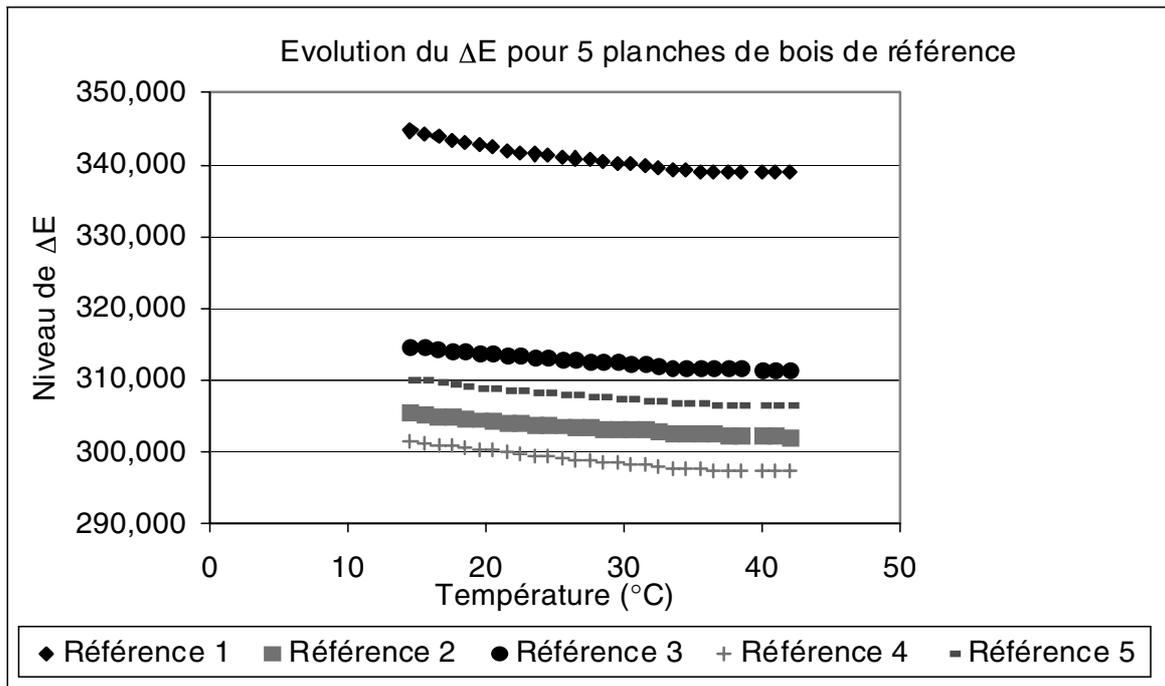


Figure 6. Impact de la température sur la classification des couleurs.

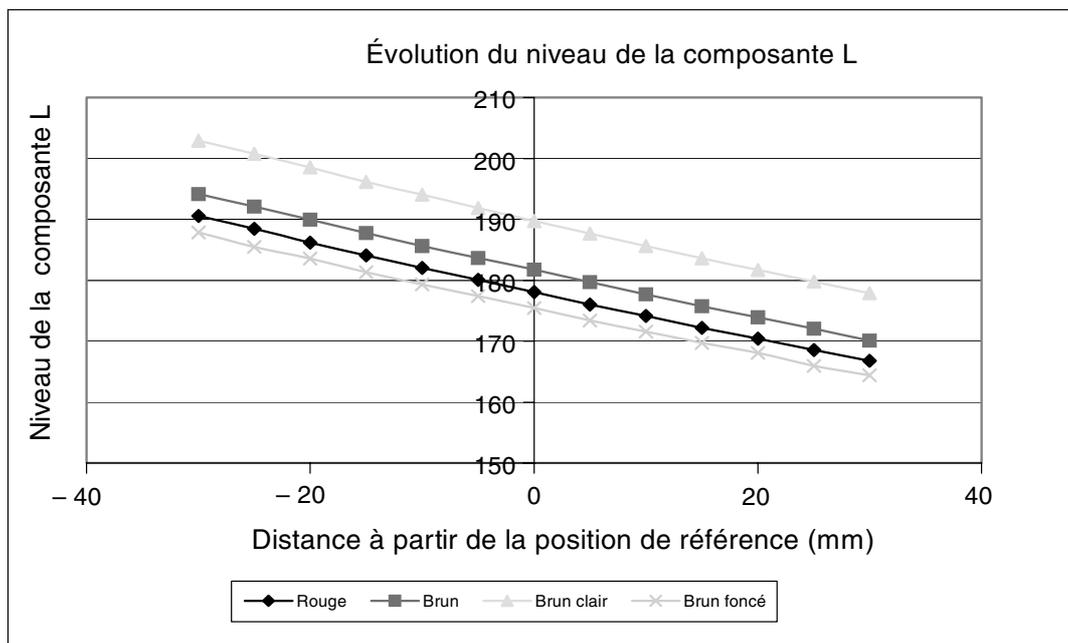


Figure 7. Impact de la distance Bois/Capteur sur la reconnaissance des couleurs.

menté un modèle linéaire de correction (2) dans les capteurs. Ce modèle permet en fait de réduire les imprécisions liées à l'environnement d'utilisation du système de vision. Il est appliqué à chaque composante colorimétrique. Cette correction est calculée en fonction de l'écart de position par rapport à la position de référence des pièces de bois sur les convoyeurs.

$$X_{ref} = X_{mes} - a \cdot e_{ref} \quad (2)$$

où  $X_{mes}$  correspond aux composantes colorimétriques RVB mesurées par le capteur,

$X_{ref}$  correspond aux composantes colorimétriques RVB en position de référence,

$a$  est le coefficient directeur du modèle linéaire,

$e_{ref}$  est l'écart entre la position de référence des avivés et la position de mesure.

Dans le modèle de correction linéaire cité, le coefficient directeur est déterminé par une régression linéaire à partir de l'évaluation des niveaux de chaque composante colorimétrique sur des planches de bois étalons. Ces pièces sont scannées à des distances connues du capteur. Ainsi, il est simple d'évaluer le coefficient  $a$  de l'équation 2.

### 3.1.4 Aberrations chromatiques

Malgré un choix judicieux du système d'éclairage, limitant ainsi les variations des signaux fournis par le capteur, et une correction des signaux pour pallier d'éventuelles erreurs de position, il reste des problèmes qui ne peuvent pas être résolus. Afin d'assigner une couleur stable à un objet malgré les variations spectrales de l'éclairage utilisé, des techniques de corrections chromatiques [Maloney] peuvent être utilisées. Une technique basée sur une approche de correction chromatique à partir de l'estimation d'un modèle de la caméra et d'un algorithme de constance de couleurs [Marszalec] a été retenue. Cette méthode se décompose en deux phases. Tout d'abord, la phase dite « hors ligne » consiste à régler le capteur lui-même. Ensuite, la phase « en ligne » permet d'évaluer une matrice de transformation des signaux du capteur à partir de couleurs de références. Cette technique de correction est basée sur un apprentissage de gammes colorimétriques étalons, qui sera réévaluée à un instant  $t$  afin de définir cette matrice de transformation des signaux du capteur, depuis le moment d'installation du système de vision. L'application de cette correction a permis de diviser par 10 l'erreur quadratique moyenne par rapport aux signaux obtenus lors de l'installation du système de vision [Schmitt 3].

En intégrant les différents modèles de correction au sein des capteurs, une partie des imprécisions liées à l'utilisation des capteurs s'en voit réduite, mais l'expérience montre qu'elles ne sont pas totalement éliminées. L'imprécision restante doit donc être prise en compte. L'utilisation de la logique floue dans le cadre de l'intégration d'un capteur flou [Mauris 1] est un moyen possible pour le faire.

## 3.2 Univers de discours et univers lexical – Configuration fonctionnelle

Plusieurs paramètres sont importants dans un système industriel de vision : flexibilité, vitesse, répétabilité, robustesse, ... Tous ces attributs sont étroitement liés à la définition des entrées et des sorties du système. Dans notre cas, le traitement est réalisé à partir d'images couleur selon les étapes suivantes [Malamas] : l'acquisition d'images, le traitement des images, l'extraction du vecteur caractéristique (paramètres de couleur comme la chrominance et/ou la luminance dans notre cas), la décision (couleur des avivés).

Le problème de classification de couleurs concerne essentiellement la caractérisation des couleurs par zone. Ainsi, le traitement n'est pas un problème d'extraction de forme à proprement

parler, mais plutôt un problème de représentation globale de la couleur suivant l'expertise et les contraintes exprimées par le client. Une approche basée sur une méthode par apprentissage semble donc être mieux appropriée qu'un module de reconnaissance classique. De plus, cela permet d'obtenir de bonnes descriptions du produit selon les besoins de l'utilisateur.

Les mesures des propriétés colorimétriques des avivés se font à partir de l'exploitation d'images couleur. Ces images sont quantifiées sur 24 bits qui représentent les composantes Rouge, Verte et Bleue (RVB), chacune des composantes étant codée sur 8 bits (valeur comprise entre 0 et 255). Afin d'obtenir un système de vision proche de la perception humaine, le choix d'un autre repère colorimétrique est nécessaire. En d'autres termes, la configuration du capteur a été adaptée aux besoins. La CIE ne recommande pas l'utilisation du repère colorimétrique RVB, car ses composantes colorimétriques ne sont pas indépendantes, les informations de chrominance et de luminance ne sont pas séparées. De plus, c'est un repère non linéaire, ce qui interdit l'utilisation d'un critère de distance pour différencier les couleurs. La commission préconise donc l'utilisation d'autres repères colorimétriques : TLS (Teinte-Luminance-Saturation), Yuv, Luv ou Lab.

De nombreuses études ont été réalisées sur la sélection de repères colorimétriques [Philipp] [Leon]. Le choix s'est porté sur le repère colorimétrique Lab car il reproduit très fidèlement les couleurs que peuvent distinguer les hommes. Après avoir conduit de nombreux tests internes basés sur l'estimation des inerties interclasses [équation 4] et intraclasses [équation 3], ce repère Lab a montré une meilleure discrimination des différentes classes de couleur à distinguer. Sur la [figure 8], on voit qu'il minimise l'inertie intraclasse et qu'il maximise l'inertie interclasse.

Inertie intraclasse :

$$I_{\text{intraclasse}} = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^{n_k} (d_{\text{eucl}}(X_{ki}, CG_k))^2 \quad (3)$$

Inertie interclasse :

$$I_{\text{interclasse}} = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^K n_k \cdot (d_{\text{eucl}}(CG_N, CG_k))^2 \quad (4)$$

avec  $N$  le nombre total d'échantillons,

$n_k$  le nombre d'échantillons de la classe  $k$ ,

$K$  le nombre de classes,

$CG_N$  le centre de gravité de l'ensemble des échantillons,

$CG_k$  le centre de gravité de la classe  $k$ ,

$d_{\text{eucl}}(X, Y)$  la distance Euclidienne entre les vecteurs  $X$  et  $Y$ ,

$X_{ki}$  le  $i$ ème échantillon de la classe  $k$ .

Après le choix de l'univers de discours (espace de variations des composantes L, a et b), l'univers lexical doit être défini suivant la liste des couleurs exprimées linguistiquement par l'utilisateur. Dans le cas industriel permettant de valider nos développements, l'utilisateur a défini 6 couleurs : Brun Foncé, Brun, Brun Clair, Rouge Foncé, Rouge et Rouge Clair. La [figure 9] illustre le lien établi entre les deux univers cités [Mauris 3].

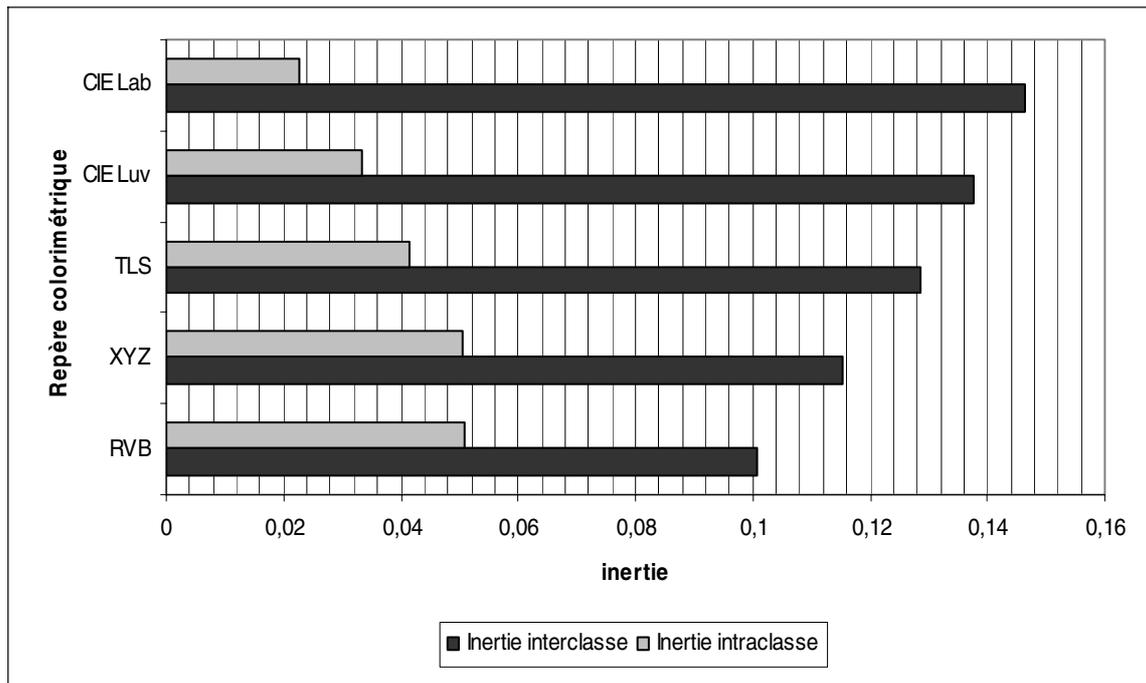


Figure 8. Variation des inerties inter et intraclasse pour cinq repères colorimétriques.

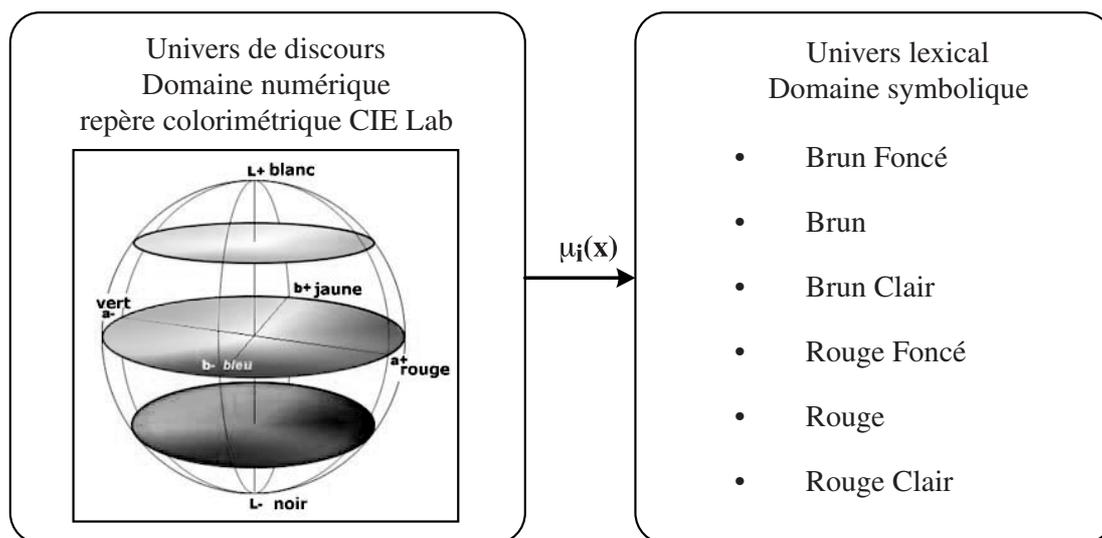


Figure 9. Lien entre l'univers de discours et l'univers lexical.  $\mu_i(x)$  correspond au degré d'appartenance d'une couleur définie numériquement à une couleur définie linguistiquement.

L'intégration de ces deux univers de représentation permet ensuite de travailler avec des classifications basées sur des mécanismes de règles linguistiques.

### 3.3 Modélisation de la mesure – Définition du vecteur caractéristique

Après le choix de l'espace colorimétrique, un vecteur caractéristique simple a été défini afin de répondre aux contraintes industrielles (aspect temps-réel des traitements). Les données classiquement utilisées pour caractériser une couleur sur du bois sont

extraites à partir d'histogrammes [Hanbury] [Lu]. Cependant, dans ces études, l'espace colorimétrique n'a pas été choisi suivant sa discrimination des couleurs à identifier. Les résultats obtenus ne sont donc pas exploitables directement en milieu industriel. Dans le cas d'étude proposé, la moyenne de chaque composante colorimétrique semble être un bon descripteur (5).

$$V_{carac} = \begin{pmatrix} m_L \\ m_a \\ m_b \end{pmatrix} \quad (5)$$

Le choix de ce vecteur caractéristique a été validé par une étude comparative [Schmitt 3]. Cette étude a montré que l'utilisation

d'autres paramètres, notamment relatifs à la texture du bois n'était pas discriminante. En effet, l'analyse se faisant sur les rives des avivés (très petites largeurs), l'effet de la texture est imperceptible. De plus, la simplicité de calcul du vecteur caractéristique choisi [équation 5] répond également aux contraintes temps-réel du système.

### 3.4 Spécification des Régions d'Intérêt

L'objectif du capteur n'est pas d'identifier la couleur de chaque pixel des images, mais de fournir une information globale sur la couleur perçue pour l'avivé entier. Dans le contexte industriel présenté, le système de vision s'intègre à une ligne de tronçonnage. Les opérations effectuées par le système de production sont multiples et dépendent du client : purge totale des singularités et classification colorimétrique des parties dites « saines » (bois sans singularité). Au niveau du processus d'identification de la couleur, il apparaît donc plus judicieux de travailler à partir de Régions d'Intérêt (ROI's) basées sur la finalité du procédé industriel. La taille des ROI's ne doit pas être trop faible pour que l'identification ne soit pas perturbée par la texture (ou grain) du produit « bois ». À l'inverse, elle ne doit pas être trop grande pour ne pas être trop dépendante d'un éventuel changement de couleur sur un même avivé (figure 10). Pour définir la taille des ROI's, le cahier des charges du client en terme de longueur minimale des produits tronçonnés a été pris en compte. Sur la [figure 10], les ROI's définies sur les images mesures 150 pixels dans la longueur des avivés, ce qui correspond à environ 225 mm de bois. Cette taille minimale a également été validée par la finalité. Les résultats de classification donnés dans le [tableau 1] sont obtenus par l'étape de décision, qui est décrite dans la suite de l'article (paragraphe 4). Ils ont été calculés en considérant le nombre d'avivés affectés à la bonne classe sur le nombre total d'avivés utilisés. Le détail du lot de données est fourni paragraphe 5.1.

On constate [Tableau 1], que pour des tailles de ROI inférieure à 150 pixels, les taux de bonne classification diminuent. Cela peut s'expliquer, puisque, sur des petites zones, la perception de la couleur est plus sensible à la présence d'un effet texturé (grain du bois). Plus le fenêtrage est grand, plus cette informa-

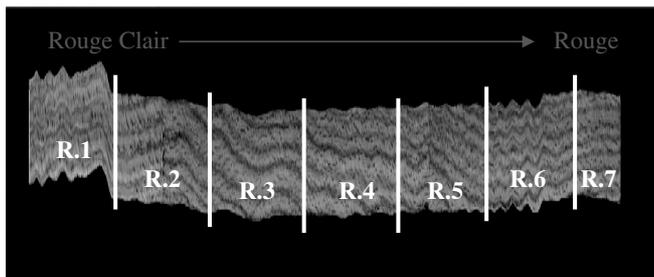


Figure 10. Représentation des ROI's sur une image d'avivé présentant un changement de couleur progressif.

Tableau 1. Taux de bonne classification en fonction de la taille des ROI's.

Taille des ROI (en pixel)	50	100	150	200	300
Taux	79.93 %	82.18 %	85.90 %	85.90 %	85.90 %

tion est lissée par la quantité d'informations présentes. Il est à noter que les taux sont stables si la taille des ROI's est supérieure ou égale à 150 pixels.

## 4. Classificateur par Raisonnement Flou (F.R.C.) – Décision

Le choix du vecteur caractéristique étant effectué, la partie décision du capteur nécessite une méthode de classification adaptée au problème. Les contraintes liées au contexte sont nombreuses. Outre les contraintes de temps, imposant des méthodes compatibles avec la constante de temps du système, il faut une méthode de classification prenant en compte les incertitudes dues au système d'acquisition que n'élimine pas complètement la partie adaptative du capteur. De même, la subjectivité des définitions des classes de sortie, qui ne sont pas forcément disjointes [figure 10], doit être prise en compte. Pour exemple, il n'existe pas de frontières strictes entre un bois « rouge » et un bois « rouge clair » et le client peut vouloir affecter à un avivé donné deux classes d'appartenance. Une autre difficulté contextuelle concerne le nombre d'échantillons dont on peut disposer pour établir le modèle de reconnaissance. En effet, il est souvent difficile d'obtenir de grands lots de données dans un environnement industriel.

La théorie des ensembles flous pour sa flexibilité [Zadeh 3], et plus particulièrement la logique floue est une technique bien adaptée à ce contexte [Zadeh 1] [Zadeh 2].

Le classificateur retenu (FRC: Fuzzy Reasoning Classifier) est basé sur un mécanisme de règles linguistiques floues qui est adapté au contexte applicatif [Dubois 2] [Alcala]. En effet, il possède une bonne capacité de généralisation et peut rendre compte d'une potentialité d'appartenance aux différentes classes de sortie [Schmitt 2 et 3].

L'algorithme implémenté pour la classification floue est une méthode par apprentissage supervisé. Il se décompose en trois parties :

- fuzzification des entrées (paramètres du vecteur caractéristique),
- génération des règles floues,
- ajustement des règles.

Ensuite, les règles obtenues sont utilisées en généralisation et la classe de sortie est déterminée par la règle de réponse maxima-

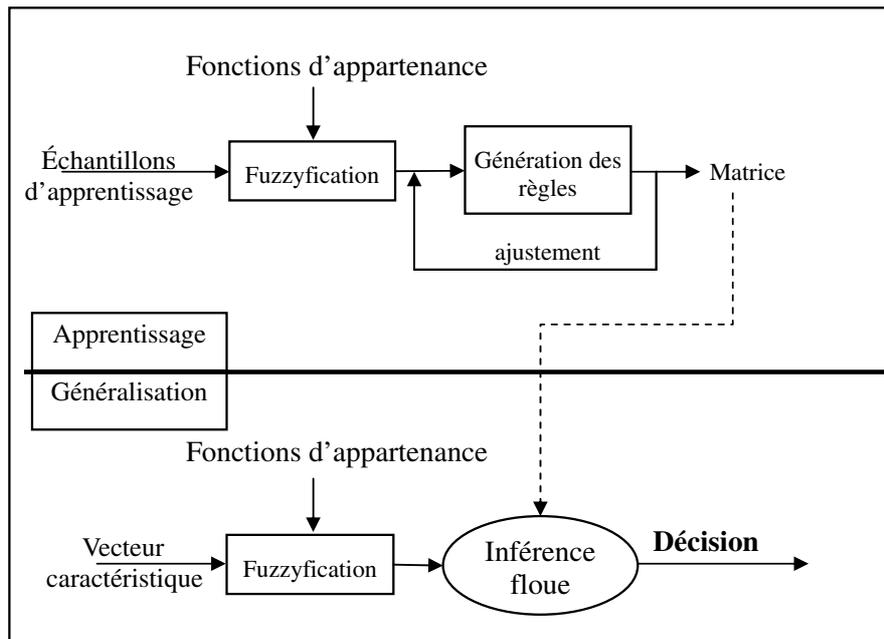


Figure 11. Module de reconnaissance des couleurs.

le. La [figure 11] représente les différentes étapes de la méthode de reconnaissance floue. À l'issue de la phase de généralisation, chaque échantillon « inconnu » est classé avec sa possibilité d'appartenance associée à une classe définie symboliquement.

Il faut noter qu'il n'y a pas d'étape de défuzzification, car le problème exposé est différent des applications de contrôle flou qui ont des sorties numériques. Le système utilisé dans cette application de reconnaissance couleur est un système où les sorties sont nominales (nom des classes de défauts). Ce système est de type multi-entrée, multi-sortie (MIMO). Chaque sortie peut être vue comme un singleton flou dont le degré d'appartenance traduit la possibilité qu'à l'échantillon d'appartenir à la classe considérée. Ce formalisme de sortie symbolique contribue à réduire l'écart qui existe entre le vocabulaire utilisé dans le domaine des industries du bois et le domaine du traitement d'images. Le choix du concept de capteur flou va également dans le sens de l'amélioration de l'interprétabilité, puisque le système retenu n'est pas une « boîte noire », le jeu de règles étant exprimable sous une forme linguistique.

#### 4.1 Fuzzification des paramètres d'entrée

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

- $V$  est une variable (Luminosité, Teinte, 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, ...).

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 « Forte », « Moyenne » ou « Faible ». Cette variable est caractérisée par un vecteur composé de trois degrés d'appartenance :  $[\mu_{\text{Faible}}(x), \mu_{\text{Moyenne}}(x), \mu_{\text{Forte}}(x)]^T$ . La [figure 12] donne un exemple de décomposition. Cette étape de fuzzification détermine le nombre de termes de la variable  $X$  à fournir aux prémisses des règles floues. Les différents termes sont choisis en fonction du vocabulaire de l'expert du domaine concerné. Généralement, le nombre de termes est obtenu de manière empirique, mais l'industriel qui n'est pas un expert en reconnaissance de formes utilise principalement un partitionnement équiréparti, avec bien souvent plus de termes que nécessaire. Or, plus le nombre de termes augmente, plus le nombre de règles augmente et ainsi la complexité du système de reconnaissance [Schmitt 2].

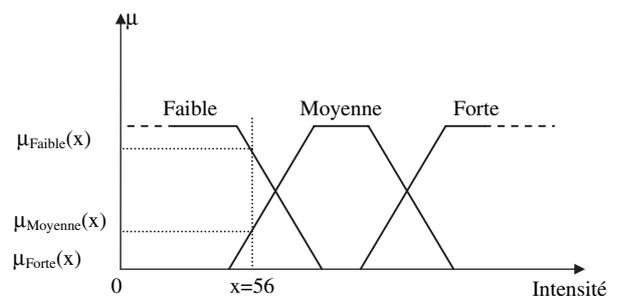


Figure 12. Fuzzification du niveau de luminosité en trois termes avec des courbes trapézoïdales.

Tableau 2. Taux de reconnaissance sur le lot de généralisation en fonction du nombre de termes de fuzzyfication des entrées, par rapport à un tri d'expert.

Nombre de termes de fuzzyfication	Courbes trapézoïdales	Courbes triangulaires	Courbes gaussiennes	Courbes trapézoïdales et triangulaires
2	49.8 %	48.2 %	46.4 %	49.8 %
3	74.3 %	69.8 %	55.1 %	77.0 %
<b>5</b>	78.6 %	75.5 %	69.9 %	83.7 %
7	<b>81.8 %</b>	<b>80.0 %</b>	<b>73.4 %</b>	<b>85.9 %</b>
9	79.6 %	74.3 %	71.6 %	82.1 %
11	76.1 %	72.9 %	71.0 %	79.6 %

Un autre paramètre à fixer est la forme de ces fonctions d'appartenance. Il en existe plusieurs (trapézoïdale, triangulaire, gaussienne, ...). Ce paramètre a également été fixé par rapport à la finalité de l'application, c'est-à-dire de façon à obtenir le meilleur taux de reconnaissance possible. Le [tableau 2] résume les taux de reconnaissance obtenus pour les différents formes de courbes de fuzzyfication.

Il est à noter qu'un lien existe entre les taux de reconnaissance et le nombre de termes de fuzzyfication. Pour un faible nombre de termes, le taux de reconnaissance croît avec l'augmentation du nombre de termes. Puis, un taux maximum est obtenu avec un nombre de termes égal à 7. En augmentant encore ce nombre, le taux de reconnaissance diminue car le découpage de l'univers de discours de chaque paramètre d'entrée du classificateur devient trop précis. En fait, il y a moins d'erreurs intrinsèques, mais plus d'indécision. Une deuxième analyse montre que le meilleur taux de reconnaissance est obtenu avec des courbes de fuzzyfication triangulaires-trapézoïdales.

## 4.2 Génération des règles linguistiques

La deuxième étape vise à générer le jeu de règles «SI...ALORS...». Elles ont la forme suivante :

«SI la Composante  $a$  est (Faible) ET SI l'Intensité est (Faible)  
ALORS la couleur est (Brun Foncé)»

Chaque règle décrit la perception que le système a de la couleur. Ces règles peuvent être séparées en deux grandes catégories : les règles conjonctives et les règles implicatives. Ces deux catégories regroupent respectivement d'une part les règles à possibilité et les règles anti-graduelles, et d'autre part, les règles à certitude et les règles graduées [Dubois 4]. Les règles conjonctives sont issues du domaine de l'analyse de données, correspondant à un mécanisme de raisonnement conduit par les données. En revanche, les règles implicatives sont principalement utilisées dans les sciences cognitives quand le raisonnement s'appuie sur la connaissance [Dubois 2].

Pour cette application, un mécanisme de raisonnement conjonctif a logiquement été choisi. Chaque règle est activée en paral-

lèle, le résultat fourni est ensuite combiné par un opérateur de disjonction. Ce mécanisme d'inférence conduit à une interprétation et à une sémantique différente des mécanismes utilisant l'implication [Dubois 4]. En particulier, il garantit la cohérence de la base de règles [Dubois 5]. Si, on ne dispose d'aucune information, c'est-à-dire si aucune règle ne couvre l'espace d'entrée pour un échantillon donné, celui-ci est affecté à une classe «couleur inconnue», ce qui se traduit par un degré de possibilité nul en sortie pour toutes les classes de couleur. Les deux principaux modèles qui utilisent ce type de règles sont les modèles de Mamdani et Larsen [Mendel]. Le modèle de Sugeno [Sugeno] n'est pas adapté à cette application qui ne nécessite pas de sortie numérique.

Le classificateur choisi est basé sur l'algorithme d'Ishibushi qui propose une étape de génération automatique des règles [Ishibushi 2]. Il existe de nombreuses méthodes pour obtenir automatiquement les règles floues à partir d'un lot de données telles que les algorithmes génétiques [Alcala] [Cordon] [Berthold] ou les arbres de décision [Marsala] [Michie], mais l'algorithme d'Ishibushi est relativement simple et donne de très bons résultats [Schmitt 3]. De plus, son mécanisme d'inférence suit le modèle de Larsen, qui est plus adapté que celui de Mamdani dans le cas où on doit manipuler plusieurs prémisses [Berthold]. En effet, il autorise un découpage de l'espace d'entrée non linéaire. La version itérative de l'algorithme d'Ishibushi utilisée permet d'ajuster le découpage de l'espace d'entrée en fonction du lot de données et de la règle de réponse maximum.

Les experts du domaine doivent préparer un lot de données d'apprentissage des classes de couleur afin de permettre la génération des règles à l'aide de l'algorithme détaillé maintenant [Ishibushi 1, 2 et 3] [Nozaki] dont la forme complète est donnée en annexe.

Si on considère deux variables linguistiques en entrée ( $V_1$ ,  $V_2$ ) et une en sortie ( $Z_3$ ), la forme générale de la règle floue associée est [Bouchon] :

$$\text{Si } V_1 \text{ est } A_i \text{ et } V_2 \text{ est } A_j \text{ Alors } Z \text{ est } C_k \quad (6)$$

$V_1, V_2$  : variables d'entrée définies sur  $X_1$  et  $X_2$  (intensité et teinte par exemple) ;

$Z_3$ : variable de sortie définie sur  $Y$  (Nom de couleur);  
 $A_i$  et  $A_j \in T_v$  (mots du vocabulaire: « faible » et « forte » par exemple);  
 $C_k$ : classe de la  $k^{\text{ème}}$  couleur.  
 Cette règle définit une implication où l'antécédent (prémisse) est:

$$V_1 \text{ est } A_i \text{ et } V_2 \text{ est } A_j \tag{7}$$

et la conséquence est:

$$Z \text{ est } C_k \tag{8}$$

Dans l'équation 7, l'opérateur ET correspond au produit Cartésien entre  $V_1$  et  $V_2$ . Cette opération est faite avec une T-Norme, le produit en l'occurrence:

$$T(x_1, x_2) = \mu_{A(x_1)} * \mu_{B(x_2)} \tag{9}$$

Ensuite, l'implication  $I$  est faite au travers du mécanisme de Modus Ponens Généralisé, fondé sur l'utilisation d'une loi de composition de type Maximum/Produit. Cette inférence suit le modèle de Larsen [Mendel], qui utilise un opérateur de pseudo implication représenté par le produit:

$$I(V_1, V_2, Z) = T(T(x_1, x_2), y) \tag{10}$$

$$\beta_{C_k} = [\mu_{A(x_1)} * \mu_{B(x_2)}] * \mu_{Z(y)} \tag{11}$$

Enfin, chaque règle délivre une conclusion partielle  $\beta$  qui est agrégée aux autres au travers d'un opérateur flou de disjonction. L'opérateur de disjonction choisi est le maximum en respect avec la proposition de Zadeh:

$$\beta_{C_x} = \max \{ \beta_{C_1}, \beta_{C_2}, \dots, \beta_{C_M} \} \tag{12}$$

où  $\beta_{C_x}$  correspond au degré d'appartenance maximum donné par la règle définie sur  $A_i \times A_j$ .

Puis, un coefficient de confiance CF est calculé à partir du degré de vérité de la règle précédente:

$$CF_{ij} = (\beta_{C_x} - \beta) / \sum_{T=1}^M \beta_{C_T} \tag{13}$$

$$\text{où } \beta = \sum_{\substack{T=1 \\ CT \neq CX}}^M \beta_{C_T} / (M - 1) \text{ et } \beta_{C_T} = \sum_{x \in CT} \mu_i(x_1) \times \mu_j(x_2)$$

### 4.3 Ajustement des règles

L'étape d'ajustement représente la partie itérative de l'algorithme. L'étape d'apprentissage supervisé doit être réalisée avec le plus grand soin en sélectionnant des échantillons représentatifs de chaque couleur.

Le mécanisme suivant permet d'ajuster la décomposition de l'espace des variables d'entrée en relation avec les résultats désirés [Nozaki]:

- L'algorithme génère le premier modèle à partir du lot d'apprentissage.

- Si le taux de reconnaissance est inférieur à un seuil  $\varepsilon$ , défini heuristiquement par l'utilisateur, la partie itérative est activée pour ajuster ce taux.

Les règles floues sont alors générées à nouveau en utilisant à la fois les données d'apprentissage et la nouvelle réponse de chaque règle. Le coefficient de confiance  $CF_{ij}^{JJ}$  est alors ajusté de la façon suivante.

Quand  $x$  est correctement classé par la règle  $R_{ij}$ , le coefficient  $CF$  associé à la règle est augmenté:

$$CF_{ij} = CF_{ij} + \eta_1(1 - CF_{ij}) \tag{14}$$

À l'inverse, si  $x$  est mal classé par la règle  $R_{ij}$ , le coefficient de confiance  $CF$  est diminué:

$$CF_{ij} = CF_{ij} - (\eta_2 \times CF_{ij}) \tag{15}$$

Les valeurs des paramètres de réglage ont été choisies empiriquement de façon à obtenir les meilleurs taux de reconnaissance possibles:

$$\eta_1 = 0.4, \eta_2 = 0.004, \text{ nombre d'itérations} = 500, e = 92 \%$$

L'algorithme original propose une étape supplémentaire de raffinement des résultats. Cette étape vise à augmenter les degrés d'appartenance aux classes de sortie en modifiant les pentes des fonctions d'appartenance. Cette étape n'est pas utilisée ici, car la gradualité des réponses doit être conservée, cette incertitude contribue au potentiel de généralisation de la méthode.

La capacité de généralisation du F.R.C. a été montrée dans [Schmitt 2] au travers de nombreuses comparaisons avec d'autres classificateurs. Les principales méthodes utilisées pour identifier la couleur d'avivés sont basées sur les Réseaux de Neurones [Hanbury] [Lu] [Pham]. Dans la section suivante, les résultats de la méthode proposée sont également comparés à des classificateurs classiquement utilisés en reconnaissance de formes: classificateur bayésien,  $k$  plus proches voisins (kppv), support vecteur machine (SVM) [Hao] et arbre de décision [Michie].

## 5. Applications – Résultats comparatifs

Pour appréhender les performances et l'efficacité de la méthode proposée, des résultats comparatifs sont présentés dans cette partie. Dans un premier temps, le Capteur Flou est appliqué sur des bases de données académiques de l'Université of California – Irvine (UCI) [Blake] et comparé à des méthodes classiques utilisées en reconnaissance de formes. Dans un deuxième



temps, l'intérêt d'avoir une information floue en sortie du capteur est montrée au travers d'une application multi-capteurs qui nécessite la fusion des résultats pour la prise de décision finale. Les résultats montrent l'amélioration de la production dans le cas industriel présenté.

### 5.1 Classification mono-capteur

L'ensemble des tests a été réalisé à partir d'avivés de *chêne rouge*. Cette essence de bois se discrimine en 6 couleurs «client»: Brun Foncé, Brun, Brun Clair, Rouge Foncé, Rouge et Rouge Clair. Les tests de validation sont effectués à partir d'un lot de données réelles composé de 900 échantillons. Chaque couleur est représentée par 150 échantillons. Un échantillon correspond à une longueur d'avivé de la taille des zones d'intérêt (environ 225mm: voir section 3.4). Afin d'estimer la difficulté de classification, une représentation des échantillons dans le plan (L-a) du repère CIE-Lab est donnée [figure 13]. On peut se rendre compte que ces classes se chevauchent dans ce plan, mais également dans les autres plans (L-b) ou (a-b). Pour valider l'efficacité du classificateur F.R.C. proposé, des essais comparatifs ont été menés, tout d'abord sur des bases de données de l'UCI, afin de situer l'efficacité du classificateur proposé. Le [tableau 3] résume les taux de reconnaissance obtenus sur les bases Iris, Glass et Wine de l'UCI pour les méthodes suivantes: classificateur bayésien, méthode des *k* plus proches

voisins (*k*-PPV), réseaux de neurones (RdN), support vecteur machine (SVM), arbres de décisions (DT) et le classificateur par règles floues (FRC) proposé.

Les résultats contenus dans le [tableau 3] positionnent la méthode FRC parmi les plus performantes testées, mais la simplicité de ces bases de l'UCI ne permettant pas de valider totalement notre proposition, il est important d'effectuer des tests sur les données réelles, issues du contexte industriel.

Le [tableau 4] montre les résultats obtenus sur le lot de données d'origine. On y constate que les taux des méthodes qui nécessitent des lots de données relativement importants sont pénalisés dans ce cas. On constate en revanche la bonne tenue et donc la bonne capacité de généralisation du F.R.C. à partir de lots d'échantillons réduits. En effet, on note une amélioration du taux d'environ 10% en utilisant le FRC par rapport aux SVM. Afin de pouvoir appliquer certains classificateurs de référence (RdN, SVM), plus exigeants en terme de quantité d'échantillons pour le cas applicatif concerné, des données artificielles ont été générées aléatoirement en bruitant les données réelles à partir d'un bruit blanc gaussien. La [figure 14] illustre l'évolution des taux de reconnaissance en généralisation en fonction de la taille du lot de données d'apprentissage sur le lot de données bruitées. Les arbres de décision n'ont pas été inclus dans cette étude car les taux ne changent pratiquement pas par rapport au lot d'origine.

En augmentant le nombre d'échantillons d'apprentissage, les taux de reconnaissance convergent vers une asymptote horizontale:

- 71,1% pour le classificateur bayésien (maximum *a posteriori*);
- 76% pour les *k* plus proches voisins (*k* = 5);
- 83,4% pour les réseaux de neurones (5 neurones d'entrées, 3 couches cachées de 20 neurones, 6 neurones de sorties, 1500 itérations);
- 84,4% pour le FRC;
- 85,5% pour les SVM.

On constate donc que le FRC se situe parmi les méthodes les plus efficaces. En outre, une grande différence existe quant à la vitesse de convergence vers ces maxima. Typiquement, les réseaux de neurones et les SVM utilisent beaucoup d'échantillons en apprentissage pour être efficaces en généralisation. Pour des performances équivalentes, ces algorithmes ont besoin de 100 fois plus (RdN) et 25 fois plus (SVM) de points pour que le taux de reconnaissance soit comparable à celui obtenu avec la méthode proposée. Cet aspect est donc très important, car il

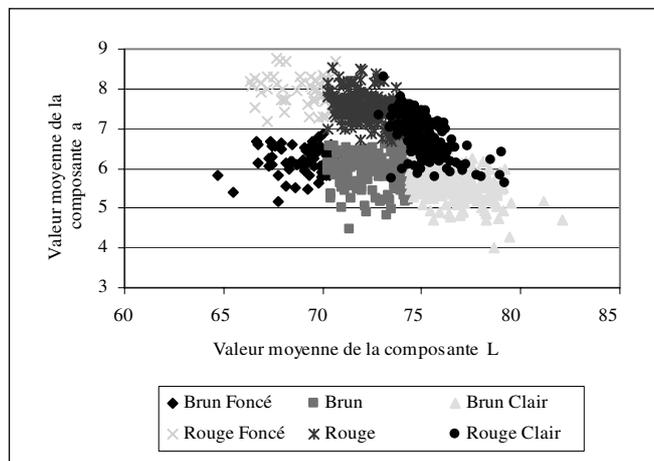


Figure 13. Distribution des couleurs «client» dans le plan La du repère colorimétrique CIE-Lab.

Tableau 3. Taux de reconnaissance sur 3 bases de données de l'UCI.

Base de données UCI	Classificateur Bayésien	K-PPV	RdN	DT	SVM	FRC
IRIS	96.29%	98.12%	99.11%	92.02%	98.12%	96.29%
GLASS	42.63%	58.39%	60.05%	60.05%	53.76%	58.39%
WINE	95.31%	95.31%	95.31%	97.36%	95.31%	97.36%

Tableau 4. Taux de reconnaissance sur le lot de données réelles.

Classificateur Bayésien	K plus proches voisins ( $k = 5$ )	Réseaux de neurones <sup>1</sup>	Arbre de décisions	SVM <sup>2</sup>	FRC
71.13 %	71.86 %	72.78 %	73.57 %	75.24 %	85.91 %

1. configuration des RdN: 5 neurones d'entrées, 3 couches cachées de 20 neurones, 6 neurones de sortie, 1500 itérations

2. configuration des SVM: noyau RBF Gaussien d'écart-type 0.1, coefficient de régularisation égal à 50, pas de 5, tolérance de  $10^{-5}$

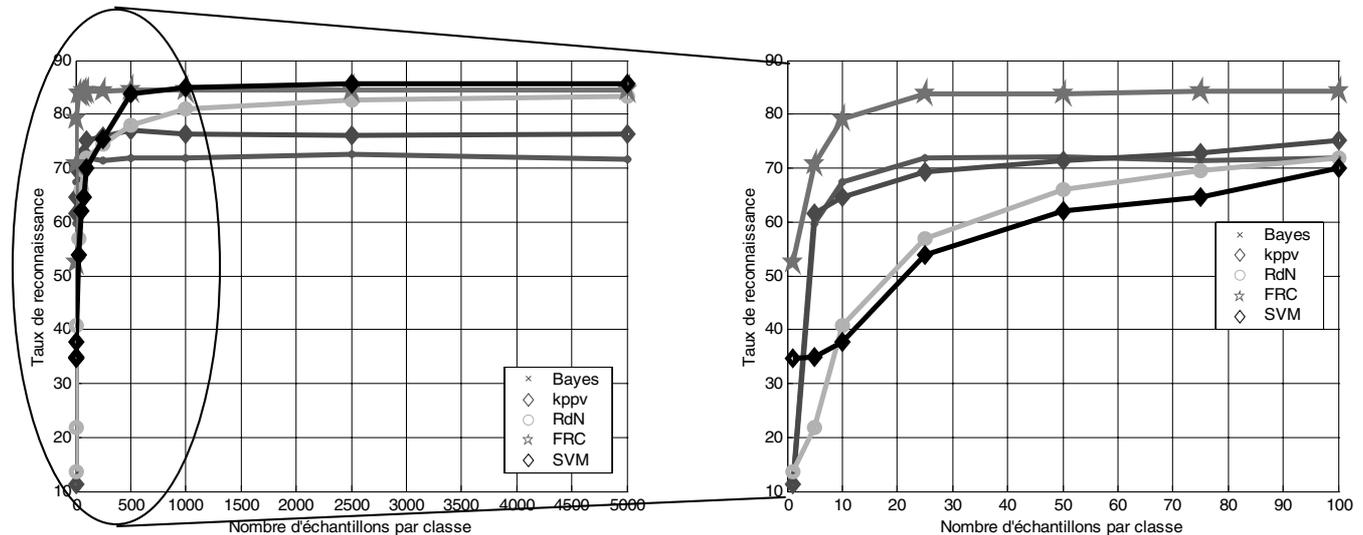


Figure 14. Évolution des taux de reconnaissance en fonction du nombre d'échantillons d'apprentissage.

n'est pas aisé d'obtenir de grands lots de données dans un environnement industriel. De plus, dans le contexte applicatif décrit, il est possible que certaines classes de sortie ne soient représentées que par dix ou vingt échantillons (voire moins). Les méthodes nécessitant des lots conséquents sont donc à éviter.

## 5.2 Classification multi-capteurs

Ce cas d'application correspond à une utilisation conjointe de deux capteurs pour déterminer la couleur d'un avivé à partir d'une mesure de deux de ses faces. Le problème majeur dans ce cas concerne l'interprétation des résultats fournis par chaque capteur afin de délivrer une seule information «couleur» au final. Les deux capteurs sont étalonnés de façon indépendante et les différences de contexte (matériel, éclairage, produit, etc) sont prises en compte par l'utilisation du concept de Capteur Flou. En revanche, pour réaliser la fusion des résultats issus d'un capteur, qui s'exprime sous une forme symbolique, plusieurs types d'opérations sont envisageables. Deux d'entre elles sont décrites dans cette partie: une agrégation symbolique et une agrégation floue des données fournies par chaque capteur. Pour définir la couleur grâce aux informations symboliques données par le système [Mauris 2] [Fagin] [Dubois 1], l'industriel a opté pour une fusion symbolique dont il a défini les règles dans le [tableau 5]. Un opérateur logique *ET* est utilisé afin de fusionner les données. Cependant, si la classe de couleur fournie par un capteur est considérée comme certaine, la fusion des

données est alors très restrictive. En effet, une classe de couleur est affectée au produit final uniquement si les deux faces sont reconnues comme étant de la même couleur par les deux capteurs flous (*SI* la face 1 est **Rouge** *ET* *SI* la face 2 est **Rouge** *ALORS* la couleur est **Rouge**). Tout le reste de la production est alors considéré comme une classe de rejet. Dans ce cas les sorties floues issues du système de classification ne sont pas valorisées.

En revanche, pour pouvoir exploiter pleinement les sorties floues aux travers de leur degré d'appartenance, il semble préférable d'utiliser un opérateur de fusion adapté [Dubois 1]. L'opérateur retenu est un opérateur de fusion floue, proposé par [Perez Oramas]. Il a l'avantage d'avoir montré son intérêt dans les applications de vision et sur des cas applicatifs similaires [Schmitt 3]. C'est un opérateur de fusion de type centralisé, qui se comporte comme un opérateur prudent lorsque les valeurs à fusionner sont inférieures à 0,5 et comme un opérateur indulgent lorsque celles-ci sont supérieures à 0,5. L'opérateur  $F$  est défini à partir de 2 variables  $x$  et  $y$ :

$$F(x, y) = \min \left[ 1, \frac{\min(x, y)}{1 - \min(x, y)} \right] \quad (16)$$

avec  $F(x, y)$  l'opérateur de fusion floue et  $x, y$  les variables linguistiques.

À partir des calculs de l'expression (16) pour tous les degrés d'appartenance de chaque classe de couleur, la décision de la fusion prend en compte les possibles incertitudes des résultats

Tableau 5. Table de fusion de données symboliques.

	Brun Foncé	Brun Médium	Brun Clair	Rouge Foncé	Rouge Médium	Rouge Clair
Brun Foncé	Brun Foncé	Rejet	Rejet	Rejet	Rejet	Rejet
Brun Médium	Rejet	Brun Médium	Rejet	Rejet	Rejet	Rejet
Brun Clair	Rejet	Rejet	Brun Clair	Rejet	Rejet	Rejet
Rouge Foncé	Rejet	Rejet	Rejet	Rouge Foncé	Rejet	Rejet
Rouge Médium	Rejet	Rejet	Rejet	Rejet	Rouge Médium	Rejet
Rouge Clair	Rejet	Rejet	Rejet	Rejet	Rejet	Rouge Clair

Tableau 6. Décisions prises par chaque capteur et fusion des informations floues.

Rive gauche		Rive droite		Couleur de l'avivé après fusion des décisions mono face	
Classes de sortie	Degrés de possibilité	Classes de sortie	Degrés de possibilité	Classes de sortie	Résultats obtenus pour l'opérateur F
Brun Foncé	0.0000	Brun Foncé	0.0000	Brun Foncé	0.0000
Brun	0.0000	Brun	0.0000	Brun	0.0000
Brun Clair	0.0004	Brun Clair	0.0288	Brun Clair	0.0004
Rouge Foncé	0.0000	Rouge Foncé	0.0000	Rouge Foncé	0.0000
Rouge	0.0027	Rouge	0.0002	Rouge	0.0002
Rouge Clair	0.0334	Rouge Clair	0.0104	Rouge Clair	0.0105
Inconnu	0.0000	Inconnu	0.0000	Inconnu	0.0000

de chaque capteur. De ce fait, si un des calculs de cet opérateur vérifie la relation suivante, le résultat de la fusion est obtenu à partir des couleurs, qui permettent de vérifier les relations (17).

$$\begin{cases} \text{si } x \leq y & \text{alors } x \leq F(x, y) \leq y \\ \text{si } y \leq x & \text{alors } y \leq F(x, y) \leq x \end{cases} \quad (17)$$

Dans le cas où le degré d'appartenance des 2 variables linguistiques est supérieur à 0,5, la relation (18) est vérifiée.

$$F(x, y) \geq \max(x, y) \quad (18)$$

Ainsi, en utilisant le potentiel de la classification floue, on retarde la prise de décision et on peut prendre en compte l'incertitude des résultats.

À titre d'exemple illustratif, considérons deux décisions issues de deux capteurs (rive gauche et rive droite) prises sur un même avivé. Le système de reconnaissance fournit pour chacune d'entre elles le coefficient d'appartenance à chaque classe de sortie apprise. La qualification de la couleur d'une rive d'un avivé correspond alors à la classe de sortie proposant le degré d'appartenance maximum. L'idée est de ne pas décider tout de suite, mais de prendre en compte la totalité de l'information floue délivrée par chaque capteur flou pour chacune des deux

rives. On dispose alors de deux vecteurs d'informations constitués chacun de 6 degrés de possibilité (tableau 6).

L'échantillon présenté par cet exemple est étiqueté «Rouge Clair» par l'opérateur humain. Or, en utilisant uniquement les réponses maximales obtenues sur chaque rive et en appliquant les règles symboliques définies dans le [tableau 5], l'avivé en question est rejeté. Cette décision est donc en désaccord avec l'expertise «bois». Au contraire, en appliquant l'opérateur de fusion F, la valeur maximale est obtenue pour la classe Rouge Clair qui confirme l'étiquetage manuel.

En appliquant cet opérateur de fusion de données, le résultat obtenu permet de réduire le pourcentage de produits affectés à la classe de rejet. Sur le lot de données considéré, le pourcentage de rejet passe de 20.89% avec une agrégation symbolique à 16.32% avec l'opérateur de fusion F proposé.

En outre, les utilisateurs du système peuvent accepter des produits ayant des couleurs différentes mais proches sur les deux rives. Par exemple, une face «Rouge» peut être fusionnée avec une face «Rouge Clair». En considérant toutes les transitions couleur en terme de luminance (Faible, Moyenne, Forte), le taux de reconnaissance peut être ainsi amélioré d'environ 5% pour les deux méthodes de fusion présentées dans cette partie, ce qui donne en final un taux de rejet de l'ordre de 10% dans le cas de la fusion floue.

## 6. Conclusions et perspectives

La perception des couleurs est une notion très subjective dans les processus industriels qui servent de cadre à l'étude présentée. Dans le domaine du bois, il est à noter qu'elle n'est pas universelle car fortement liée aux échantillons de bois utilisés pour générer les modèles couleur. Mais, à partir des différents problèmes observés sur le prototype industriel (imprécisions des mesures du capteur, conditions d'acquisition, incertitude lors de la définition des classes), il a été décidé de développer un capteur sous le concept de capteur flou. La mesure est réalisée par des caméras couleur, dans lesquelles des modèles de correction sont mis en place pour diminuer au maximum les effets des perturbations contextuelles. Cette partie permet d'obtenir des données utiles, mais il est tout de même nécessaire de choisir, dans la partie configuration du capteur, le contexte d'utilisation de ces informations. Le vecteur caractéristique est ainsi établi selon les besoins de l'application. Ensuite, les formes extraites (composantes colorimétriques) sont injectées dans le module de classification. Un modèle numérique est généré au préalable à partir d'une base de règles conjonctives floues, qui sont activées en parallèle et fusionnées disjonctivement. L'algorithme de classification supervisé utilisé répond aux contraintes imposées par le système de vision, particulièrement en terme de temps de traitement. En effet, tous les traitements sont réalisés durant la phase d'acquisition des données. Les contraintes de temps du système de production sont donc respectées.

Le concept de capteur intelligent flou possède plusieurs avantages qui ont été éprouvés par de nombreuses applications développées autour de ce concept [Lee] [Benoit 1]. Premièrement, la logique utilisée permet de prendre en compte la subjectivité des classes de sortie définies par l'utilisateur. Deuxièmement, en dépit des modèles de correction implémentés dans le capteur, il faut faire attention aux conditions d'acquisitions. Sans un système stable dans le temps, les modèles couleur peuvent dériver tous les jours un peu plus. Il est donc important de développer un système flexible, fiable et efficace. Pour réaliser cela, un convertisseur numérique/symbolique est utilisé afin d'améliorer la compréhension à l'intérieur du système. En effet, les données fournies par les capteurs sont représentées en termes linguistiques et sont ainsi plus interprétables par les utilisateurs dans la phase de calibration ou d'utilisation du système.

Les taux de reconnaissance qui sont obtenus, sont encourageants pour la suite des recherches. En comparaison avec d'autres méthodes de classification, le F.R.C. basé sur un Système d'Inférences Floues (SIF) est meilleur. Ces résultats peuvent encore être améliorés lorsque le FRC est utilisé sous la forme d'une arborescence de SIF [Schmitt 1]. Néanmoins, ce mécanisme n'est utilisable qu'avec un vecteur caractéristique composé d'au moins une dizaine de paramètres. Le FRC offre également l'avantage de permettre l'interprétation des règles

générées pour valider les modèles de couleur par rapport au desiderata « clients ». On peut également définir des classes de couleurs en énonçant directement les règles floues sans utiliser d'échantillons en apprentissage, ce qui peut s'avérer un atout pour pré-configurer le système dans le cas où le site de production est éloigné. Enfin, en intégrant la notion de capteur flou, la prise de décision est facilitée en autorisant l'utilisation d'opérateurs de fusion floue. Ainsi, la quantité de produits rejetés peut être réduite en comparaison à l'utilisation d'agrégations symboliques.

Trois évolutions différentes sont actuellement en cours. La première évolution concerne l'extension de l'approche à d'autres notions que la couleur. Elle a été appliquée avec succès à l'identification des défauts du bois (nœuds, poche de résine, fente, etc) [Bombardier], mais l'apparence des planches de bois n'est pas seulement due au seul critère de couleur ou de défauts. La texture et l'orientation du fil sont également à prendre en compte. Cette autre notion est tout aussi subjective que la couleur pour la perception humaine. C'est pourquoi il semble intéressant de développer un capteur flou d'apparence permettant de rapprocher les deux notions de couleur et de texture. La deuxième perspective de recherche concerne la sélection de paramètres pertinents. En effet, dans le cas applicatif décrit dans cet article, le vecteur caractéristique est simple, mais pour d'autres cas, il peut s'avérer plus difficile à construire. Dans cet objectif, il a été proposé de coupler le FRC à une méthode itérative de sélection de paramètres fondée sur les intégrales de Choquet [Schmitt 4]. La troisième voie de recherche concerne plus précisément la relation entre la base de connaissances du capteur flou et le modèle numérique/symbolique. Il serait intéressant de mettre à jour les règles de découpage de l'univers de discours en fonction de l'univers lexical qui peut évoluer en fonction de la connaissance acquise sur le système. En ce sens un lien peut être envisagé entre plusieurs capteurs intelligents afin de mettre en correspondance les différentes bases de connaissance.

## Annexe

Principe de l'algorithme de génération automatique de règles [Ishibuchi 1] [Ishibuchi 2] [Nozaki].

*Étape 1* : Fuzzyfication des entrées

Considérons  $m$  formes  $x_p = (x_{1p}, x_{2p})$ ,  $p = 1, 2, \dots, m$  définies comme paramètres dans un espace de deux classes  $C_1$  et  $C_2$   $[0, 1] \times [0, 1]$ .

Nous supposons que chaque axe de l'espace d'une forme est divisé en  $K$  sous ensembles flous  $\{A_1^k, A_2^k, \dots, A_K^k\}$ . Pour chaque  $A_i^k$ , nous utilisons une fonction d'appartenance trapézoïdale définie de la manière suivante :

$$\mu_i^K(x) = \max \{ \min \{ 2 - 2 |x - a_i^K| / b^K, 1 \}, 0 \},$$

$$\text{avec } i = 1, 2, \dots, K$$

où  $a_i^K = (i - 1) / (K - 1)$ ,  $i = 1, 2, \dots, K$   
 $b^K = 1 / (K - 1)$ .

Étape 2 : Génération des règles floues

Une règle floue  $R_{ij}^{I,J}$  pour une classification dans un espace à deux dimensions peut être écrite de la manière suivante :

Règle  $R_{ij}^{I,J}$  : Si  $x_{1p}$  est  $A_i^I$  et  $x_{2p}$  est  $A_j^J$  alors  $(x_{1p}, x_{2p})$  appartient à la classe  $C_{ij}^{I,J}$  avec  $CF = CF_{ij}^{I,J}$ ,

$i = 1, 2, \dots, I$ ;  $I = 1, 2, \dots, I_{max}$ ;  $j = 1, 2, \dots, J$ ;

$$J = 1, 2, \dots, J_{max},$$

où  $C_{ij}^{I,J}$  est une des  $M$  classes et  $CF_{ij}^{I,J}$  la certitude de la règle floue  $R_{ij}^{I,J}$ .

(1) Nous calculons ensuite  $\beta_{CT}$  pour  $T = 1, 2, \dots, M$

$$\beta_{CT} = \sum_{x_p \in CT} \mu_i^I(x_{1p}) \times \mu_j^J(x_{2p})$$

(2) Nous cherchons la classe  $X(CX)$

$$\beta_{CX} = \max \{ \beta_{C1}, \beta_{C2}, \dots, \beta_{CM} \}$$

(3)  $CF_{ij}^{I,J}$  est déterminé dans cette étape

$$CF_{ij}^{I,J} = (\beta_{CX} - \beta) / \sum_{T=1}^M \beta_{CT}$$

où

$$\beta = \sum_{\substack{T=1 \\ CT \neq CX}}^M \beta_{CT} / (M - 1)$$

Étape 3 : Ajustement des règles

Lorsqu'une forme  $x_p = (x_{1p}, x_{2p})$  est correctement classée par la règle  $R_{ij}^{I,J}$ , nous ajustons le degré de certitude de la règle  $R_{ij}^{I,J}$  par :

$$CF_{ij}^{I,J} = CF_{ij}^{I,J} + \eta_1(1 - CF_{ij}^{I,J})$$

où  $\eta_1$  est la constante d'entraînement. Au contraire, lorsque  $x_p$  n'est pas correctement classé par  $R_{ij}^{I,J}$ , nous ajustons le degré de certitude de la règle  $R_{ij}^{I,J}$  par :

$$CF_{ij}^{I,J} = CF_{ij}^{I,J} - (\eta_2 \times CF_{ij}^{I,J})$$

## Références

- [Albus] J.S. ALBUS, « Outline for a theory of intelligence », *IEEE trans. On SMC*, Vol. 21, 1991, p. 473-509.
- [Alcala] R. ALCALA, J. ALCALA-FDEZ, F. HERRERA, J. OTERO, « Genetic learning of accurate and compact fuzzy rule based systems based on the 2-tuples linguistic representation », *Int. Journal Of Approximate reasoning*, Vol. 44, 2007, p. 45-64.
- [Benoit 1] E. BENOIT, L. FOULLOY, « High functionalities for intelligent sensors, application to fuzzy colour sensor », *Measurement*, Vol. 30, 2001, p. 161-170.
- [Benoit 2] E. BENOIT, L. FOULLOY, « Symbolic sensors: one solution to the numerical-symbolic interface », *Proc. Of the IMACS DSS&QR workshop*, Toulouse, France, 1991, p. 321-326.
- [Berthold] M.R. BERTHOLD, « Mixed fuzzy rule formation », *Int. Journal. Of Fuzzy Sets and Systems*, Vol. 32, 2003, p. 67-84.
- [Blake] C. BLAKE, E. KEOGH, C.J. MERZ, « UCI Repository of machine learning databases », University of California, Irvine.
- [Bombardier] V. BOMBARDIER, C. MAZAUD, P. LHOSTE, R. VOGRIG, « Contribution of Fuzzy Reasoning Method to knowledge Integration in a wood defect Recognition System », *Computers in Industry Journal*, vol 58, p. 355-366, 2007.
- [Bouchon-Meunier] B. BOUCHON-MEUNIER, *La logique floue et ses applications*, Ed. Addison-Wesley, 1995.
- [Burd] N.C. BURD, A.P. DOREY, « Intelligent transducers », *Journal of Microcomputer Applications*, Vol. 7, 1984, p. 87-97.
- [Ciame-Afcet] CIAME-AFCET, « Livre blanc : Les capteurs intelligents – pensée de l'utilisateur », 1987, 169 pages.
- [CIE] International Commission on Illumination, *Colorimetry*, 2<sup>nd</sup> Edition, Publication CIE No 15.2, 1986.
- [Cordon] O. CORDON, M.J. DEL JESUS, F. HERRERA, « A proposal on reasoning methods in fuzzy rule-based classification systems », *Int. Journal Of Approximate reasoning*, Vol. 20, 1999, p. 21-45.
- [Dubois 1] D. DUBOIS, H. PRADE, « On the use of aggregation operations in information fusion processes », *Fuzzy Sets and Systems*, Vol. 142, 2004, p. 143-161.
- [Dubois 2] D. DUBOIS, H. PRADE, « What are Fuzzy rules and how to use them », *Fuzzy Sets and Systems*, Vol. 84, 1996, p. 169-185.
- [Dubois 3] D. DUBOIS, et H. PRADE, « The three semantics of fuzzy sets », *Fuzzy Sets and Systems*, Vol. 90, p. 141-150, 1997.
- [Dubois 4] D. DUBOIS and H. PRADE, « Fuzzy rules in knowledge-based systems – Modelling gradedness, uncertainty and preference », *An introduction to fuzzy logic application in intelligent systems*, p. 45-68, Kluwer, Dordrecht, 1992.
- [Dubois 5] D. DUBOIS, H. PRADE and L. UGHETTO, « Checking the coherence and redundancy of fuzzy knowledge bases », *IEEE Trans. Fuzzy Systems*, vol. 5, p. 398-417, 1997.
- [Fagin] R. FAGIN, « Combining Fuzzy Information from Multiple Systems », *Jour. of Computer and System Sciences*, Vol. 57, 1999, p. 83-99.
- [Hanbury] A. HANBURY, « Morphologie mathématique sur le cercle unité avec applications aux teintes et aux textures orientées », Thèse de l'École Nationale Supérieure des Mines, Paris, 2002.
- [Hao] P.Y. HAO, J.H. CHIANG, Y.K. TU, « Hierarchically SVM classification based on support vector clustering method and its application to document categorization », *Expert Systems with Applications*, Vol. 33, 2007, p. 627-635.
- [Hudelot] C. HUDELLOT, J. ATIF, et I. BLOCH, « Ontologie de relations spatiales floues pour l'interprétation d'images. », *Rencontres Francophones sur la Logique Floue et ses Applications – LFA 2006*, Toulouse, France, pp.363-370, 2006.
- [Ishibuchi 1] H. ISHIBUCHI, K. NOZAKI, H. TANAKA, « Construction of fuzzy classification systems with rectangular fuzzy rules using genetic algorithms », *Fuzzy Sets and Systems*, Vol. 65, 1994, p. 237-253.

- [Ishibuchi 2] H. ISHIBUCHI, K. NOZAKI, H. TANAKA, «Distributed representation of fuzzy rules and its application to pattern classification», *Fuzzy Sets and Systems*, Vol. 52, 1992, p. 21-32
- [Ishibuchi 3] H. ISHIBUCHI AND T. NAKASHIMA, «Performance evaluation of fuzzy classifier systems for multi-dimensional pattern classification problems», *IEEE Trans. Systems, Man and Cybernetics – Part B: Cybernetics*, vol.29, p. 601–618, 1999.
- [Kline] D.E. KLINE, R.W. CONNERS, P.A. ARAMAN, «Technology to Sort Lumber by Color and Grain for Furniture Parts», *Conference: Quality Lumber Drying in the Pacific Northwest*, p. 67-73, 1999.
- [Lee] P.S. LEE, A.L. DEXTER, «A fuzzy sensor for measuring the mixed air temperature in airhandling units», *Measurement*, Vol. 37, 2005, p. 83-93.
- [Leon] K. LEON, D. MERY, F. PEDRESCHI, J. LEON, «Color measurement in  $L^*a^*b^*$  units from RGB digital images», *Food research international*, Vol. 39, 2006, p. 1084-1091.
- [Lu] Q. LU, «A Real-Time System for Color Sorting Edge-Glued Panel Parts», Thesis of the Faculty of the Virginia Polytechnic Institute and State University, Blacksburg, Virginia, December 1997.
- [Maloney] L.T. MALONEY, B.A. WANDELL, «Color constancy: a method for recovering surface spectral reflectance», *Journal of the Optical Society of America A*, Vol. 3, No. 1, 1986, p. 29-33.
- [Malamas] E.N. MALAMAS, E.G.M. PETRAKIS, M. ZERVAKIS, L. PETIT, J-D. LEGAT, «A survey of industrial vision systems, applications and tools», *Image and Vision Computing*, Vol. 21, 2003, p. 171-188.
- [Marsala] C. MARSALA, «Fuzzy decision trees to help flexible querying», *Kybernetika*, vol. 36, 2000, p. 689-705,
- [Marszalec] E. MARSZALEC, M. PIETIKAINEN, «Some aspects of RGB vision and its applications to industry. », *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, Vol. 10, 1996, p. 55-72.
- [Mauris 1] G. MAURIS, V. LASSERRE, L. FOULLOY, «A fuzzy approach for the expression of uncertainty in measurement», *Measurement*, Vol. 29, 2001, p. 165-177.
- [Mauris 2] G. MAURIS, E. BENOIT, L. FOULLOY, «Fuzzy Linguistic Methods for the Aggregation of Complementary Sensor Information», *Aggregation and Fusion of Imperfect Information*, 1998, p. 215-230.
- [Mauris 3] G. MAURIS, E. BENOIT, L. FOULLOY, «The aggregation of complementary information via fuzzy sensors», *Measurement*, Vol. 17, 1996, p. 235-249.
- [Mendel] J.M. MENDEL, «Fuzzy logic systems for engineering: A tutorial», *Proceedings of the IEEE*, vol. 83, no. 3, p. 345–377, 1995.
- [Michie] D. MICHIE, D.J. SPIEGELHALTER, C.C. TAYLOR, «Machine Learning Neural and Statistical Classification», Ellis Horwood, 1994.
- [Nakoula] Y. NAKOULA, S. GALICHET, et L. FOULLOY, « Learning of a fuzzy symbolic rule base », *Proc. Of 3<sup>rd</sup> European Congress on Intelligent Techniques and Soft Computing*, Aachen, Allemagne, 1995.
- [Nozaki] K. NOZAKI, H. ISHIBUCHI, H. TANAKA, «A Simple but powerful heuristic method for generating fuzzy rules from numerical data», *Fuzzy Sets and Systems*, Vol. 86, 1997, p. 251-270.
- [Perez Oramas] O. PEREZ ORAMAS, «Contribution à une méthodologie d'intégration de connaissances pour le Traitement d'images. Application à la détection de contours par règles linguistiques », Thèse de l'Université Henri Poincaré, CRAN, CNRS UMR 7039, Nancy, 2000.
- [Pham] D.T. PHAM, S. SAGIROGLU, «Training multilayered perceptrons for pattern recognition: a comparative study of four training algorithms», *International Journal of Machine Tools & Manufacture*, Vol. 41, 2001, p. 419-430.
- [Philipp] I. PHILIPP, T. RATH, «Improving plant discrimination in image processing by use of different colour space transformations », *Computers and electronics in agriculture*, Vol. 35, 2002, p. 1-15.
- [Sangwine] S.J. SANGWINE, R.E.N. HORNE, *The colour image Handbook*, Ed. Chapman and Hall, 1998.
- [Smeulders] A.W.M. SMEULDERS, M. WORRING, S. SANTINI, A. GUPTA, and R. JAIN, «Contentbased image retrieval at the end of the early years», *IEEE Trans. PAMI*, vol. 22, p. 1349-1380, 2000.
- [Schmitt 1] E. SCHMITT, C. MAZAUD, V. BOMBARDIER, P. LHOSTE, «A Fuzzy Reasoning Classification Method for Pattern Recognition», Proc of the 15<sup>th</sup> International Conference on Fuzzy Systems (FUZZIEEE'06), Vancouver, Canada, 2006, p. 5998-6005.
- [Schmitt 2] E. SCHMITT, V. BOMBARDIER, P. CHARPENTIER, «Self-Fuzzification Method according to Typicality Correlation for Classification on tiny Data Sets», Proc. 16<sup>th</sup> Int. Conf. on Fuzzy Systems, FUZZIEEE'07, Londres, Angleterre, 2007, p. 1072-1077.
- [Schmitt 3] 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
- [Schmitt 4] E. SCHMITT, V. BOMBARDIER, L. WENDLING, «Improving Fuzzy Rule Classifier by Extracting Suitable Features from Capacities with Respect to the Choquet Integral», *IEEE trans. On System, man and cybernetics- part B*, Vol 38, N° 5, October 2008.
- [Srikanteswara] S. SRIKANTESWATRA, Q. LU, W. KING, T. DRAYER, R. CONNERS, E. KLINE, P. ARAMAN, «Real-time implementation of a color sorting system», SPIE, Vol. 3205, 1997.
- [Sugeno] M. SUGENO, «An introductory survey of fuzzy control», *Information Sciences*, vol. 36, p. 59-83, 1985.
- [Zadeh 1] L.A. ZADEH, «The concept of linguistic variable and its application to approximate reasoning», *Information sciences*, Vol. 8, 1975, p.199-249.
- [Zadeh 2] L.A. ZADEH, «Outline of a new approach to the analysis of complex systems and decision processes», *IEEE trans. On Systems, Man and Cybernetics*, Vol. SMC3, 1973, p. 28-44.
- [Zadeh 3] L.A. ZADEH, «Fuzzy sets», *Information and control*, Vol. 8, 1965, p. 338-353.



Vincent **Bombardier**

Vincent Bombardier est né à Nancy (France) en 1964. Il a obtenu son doctorat en science de l'ingénieur de l'université Henry Poincaré, Nancy, France en 1991. Il est Maître de Conférences à ESIAL-UHP NANCY1 et est chercheur dans l'équipe SYMPA du CRAN. Depuis 1992, ses travaux de recherche combinent le traitement d'images (segmentation, couleur, texture, reconnaissance de formes, ...) et la théorie des ensembles flous (logique floue, systèmes à base de règles, ...). Actuellement, sa recherche concerne principalement l'intégration de connaissance dans des problèmes de Reconnaissance de Formes en agrégeant l'information qualitative (expert) et quantitative (capteur) pour l'amélioration des systèmes de vision industriels.



Patrick **Charpentier**

Patrick Charpentier est professeur en Gestion Industrielle à l'École Nationale Supérieure des Sciences et Technologies du Bois (ENSTIB), école interne à l'Université Henri Poincaré, Nancy I. Ses travaux de recherche s'effectuent au CRAN (Centre de Recherche en Automatique de Nancy). Ses travaux de recherche s'intéressent à la modélisation des systèmes manufacturiers de production, et plus précisément à la logistique, à la simulation et à l'optimisation de leur fonctionnement. Il s'intéresse également aux capteurs bois ayant pour objectifs la qualification des produits et/ou leur identification biométrique.



Emmanuel **Schmitt**

Emmanuel Schmitt est né en France en 1980. Il reçoit son diplôme d'ingénieur en télécommunications de l'institut des Sciences de l'Ingénieur de Toulon et du Var (ISITV) en 2003. En 2007, il est diplômé d'un doctorat en Automatique, Traitement du Signal et Génie de l'Informatique de l'Université Henri Poincaré de Nancy. Ces recherches actuelles concernent le développement de capteurs flous couleurs pour la reconnaissance de formes. Ce type de capteurs permet, dans beaucoup de cas, de rendre plus simple les paramétrages, l'intégration et l'utilisation des systèmes automatiques de vision.