



HAL
open science

Capteurs flous multicomposantes : application à la reconnaissance des couleurs

Eric Benoit, Laurent Foulloy

► **To cite this version:**

Eric Benoit, Laurent Foulloy. Capteurs flous multicomposantes : application à la reconnaissance des couleurs. 3èmes journées nationales sur les applications des ensembles flous, Nov 1993, Nimes, France. pp.167-175. hal-02070152

HAL Id: hal-02070152

<https://hal.science/hal-02070152>

Submitted on 20 Feb 2020

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

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

Capteurs flous multicomposantes : application à la reconnaissance des couleurs

Eric Benoit, Laurent Foulloy

Laboratoire d'Automatique et de MicroInformatique Industrielle
LAMII / CESALP, Université de Savoie,
41 Avenue de la Plaine, BP 806,
74016 ANNECY CEDEX,
Tel : (33) 50.67.56.11, Fax : (33) 50 57 48 85
Email : benoit@univ-savoie.fr

Résumé : L'objectif de cet article est de présenter des résultats de travaux menés sur les capteurs symboliques et les capteurs flous dans le domaine de la mesure multicomposante. Introduits pour doter les contrôleurs experts ou flous d'organes perceptifs adaptés, les capteurs flous sont actuellement conçus pour traiter des mesures à une seule composante. Afin de d'étendre leur domaine d'application aux mesures multicomposantes, nous proposons une technique originale d'agrégation de mesures basée sur la construction d'ensembles flous sur des espaces multidimensionnels. La perception de la couleur a été choisie pour mettre en oeuvre cette technique et pour tester les procédures de configuration qui lui sont associées.

Abstract : This paper presents several results on symbolic sensors and fuzzy sensors dealing with multicomponent measurements. Fuzzy sensors were developed to cooperate with expert controlers or fuzzy controlers. Actually most of these sensors consider only a single measurement. In order to extend their domain to multicomponent measurements, we propose a new aggregation method. This method is based on fuzzy subsets in multidimensional spaces. Colour perception is chosen to apply this method and to test associated configuration functions.

Mots clés : Capteur flou, Capteur symbolique, Capteur intelligent, Colorimétrie, Multicapteur

Key words : Fuzzy sensor, symbolic sensor, Intelligent sensor, Colour, Multisensor

INTRODUCTION

La plupart des mécanismes agissant sur un milieu physique disposent d'organes perceptifs leur permettant d'appréhender ce milieu et ainsi, de déterminer les actions à entreprendre. La fonction de perception, remplie par les capteurs, consiste à fournir, à l'organe responsable de la décision, une représentation du milieu physique observé. A partir de cette représentation, de la connaissance de l'influence des actionneurs sur ce milieu, et de l'objectif à atteindre, l'organe de décision définit et envoie ses ordres aux actionneurs, lesquels vont influencer le milieu. Cette représentation ne peut avoir une précision absolue, car son élaboration repose sur l'utilisation de modèles plus ou moins précis du monde physique. De plus, ces modèles n'étant jamais complets, la représentation peut être erronée si une composante importante de l'environnement n'est pas prise en compte. Dans ces conditions, nous voyons bien que les performances dépendent directement de celles des capteurs.

Dans le domaine de l'automatisation des procédés, les systèmes de contrôle et de commande utilisent de plus en plus de capteurs, et intègrent des fonctionnalités performantes pour améliorer la représentation fournie par les capteurs. De fait, les contrôleurs s'occupent, non seulement de l'aspect décisionnel, mais aussi de l'aspect perceptif de la fonction de contrôle. Une seconde évolution, marquée par l'apparition des capteurs intelligents, a rapatrié les fonctions propres à la mesure vers les capteurs, redonnant ainsi aux contrôleurs leur fonction première, c'est-à-dire la décision. Actuellement, l'évolution des techniques de l'intelligence artificielle a permis la réalisation de systèmes de contrôle très performants, que l'on peut regrouper sous le terme de contrôleurs symboliques [Foulloy 90]. Dotés de ces nouvelles capacités, ils intègrent à nouveau des fonctionnalités de conception des représentations à partir des mesures. A ce stade, il devient nécessaire de créer de nouveaux types de capteurs susceptibles de se charger des fonctions liées à la mesure, actuellement réalisées par les contrôleurs symboliques. Pour ce faire, ces organes perceptifs codent l'information sous la forme de symboles ou de parties floues de symboles. On parlera alors respectivement de *capteurs symboliques* et de *capteurs symboliques flous*, ou plus simplement de *capteurs flous*.

Matériellement, les capteurs symboliques ont une structure identique à celle qui décrit les capteurs numériques intelligents [Beaudouin 93]. La principale différence réside dans la gestion des fonctionnalités prises en charge par l'organe de calcul (Fig. 1). Celles-ci sont gérées par un système de décision associé à une base de connaissances. De plus ces capteurs disposent d'un organe de conversion numérique-symbolique qui transforme le format de l'information pour l'adapter au système de décision.

La première partie de cet article décrit le mécanisme de conversion numérique-symbolique utilisé dans les capteurs symboliques, puis son équivalent utilisé dans les capteurs flous.

Dans la seconde partie, nous proposons une technique de construction de convertisseur numérique-symbolique dans le cadre de mesures multicomposantes.

Enfin, dans la dernière partie, cette technique est appliquée à la reconnaissance des couleurs.

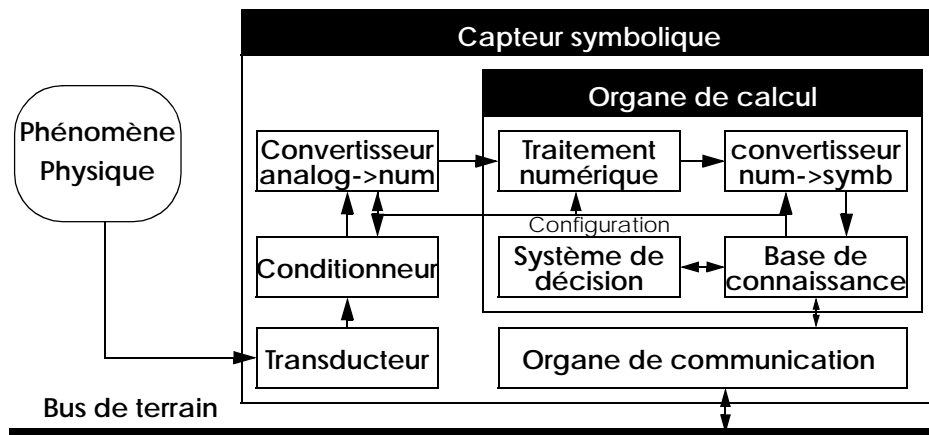


Fig. 1 : Schéma structurel d'un capteur symbolique

LA CONVERSION NUMERIQUE-SYMBOLIQUE

Le principal organe des capteurs symboliques est le convertisseur numérique-symbolique qui établit un lien entre l'ensemble des mesures, aussi appelé l'univers de discours, et l'ensemble des symboles, généralement linguistiques, qui caractérisent ces mesures (l'univers lexical). Ce lien est matérialisé par une relation C entre un univers lexical L contenant tous les symboles susceptibles de caractériser la mesure, et l'univers de discours E . Le triplet $\langle E, L, C \rangle$ appelé *symbolisation* en théorie du mesurage [Finkelstein 75], matérialise la connaissance du capteur en matière de description de la mesure. La seule condition que nous imposons à cette symbolisation est de ne pas contenir de synonymes. Deux symboles sont synonymes lorsque toute mesure en relation avec un des symboles l'est avec l'autre.

Afin d'accéder à la sémantique de chaque symbole, nous définissons une application injective, notée τ_E et appelée *signification* (ou *traduction*) en théorie du mesurage, de l'ensemble lexical L vers l'ensemble $P(E)$ des parties de l'univers de discours [Luzeaux 91]. Elle fait correspondre à tout symbole l'ensemble des mesures en relation avec ce dernier.

$$\tau_E: L \rightarrow P(E) \quad / \quad \forall a \in L, \tau_E(a) = \{ x \in E \mid a C x \} \quad (1)$$

De la même façon, une application ι_L de l'univers de discours vers l'ensemble des parties de l'ensemble lexical peut être définie. Cette application appelée *description* (ou *interprétation*), constitue la première étape vers l'élaboration de l'information symbolique, elle associe à chaque mesure l'ensemble des symboles qui la caractérise.

$$\iota_L: E \rightarrow P(L) \quad / \quad \forall x \in E, \iota_L(x) = \{ a \in L \mid a C x \} \quad (2)$$

Les relations C , τ et ι sont trois représentations d'une même connaissance sur la façon de percevoir la mesure. Toute modification d'une de ces trois relations revient à modifier les deux autres. Lors de leur définition, on travaille de préférence sur la signification. Il suffit alors de définir les ensembles images de chaque symbole. Quant à la description, elle fournit le résultat de la conversion numérique-symbolique.

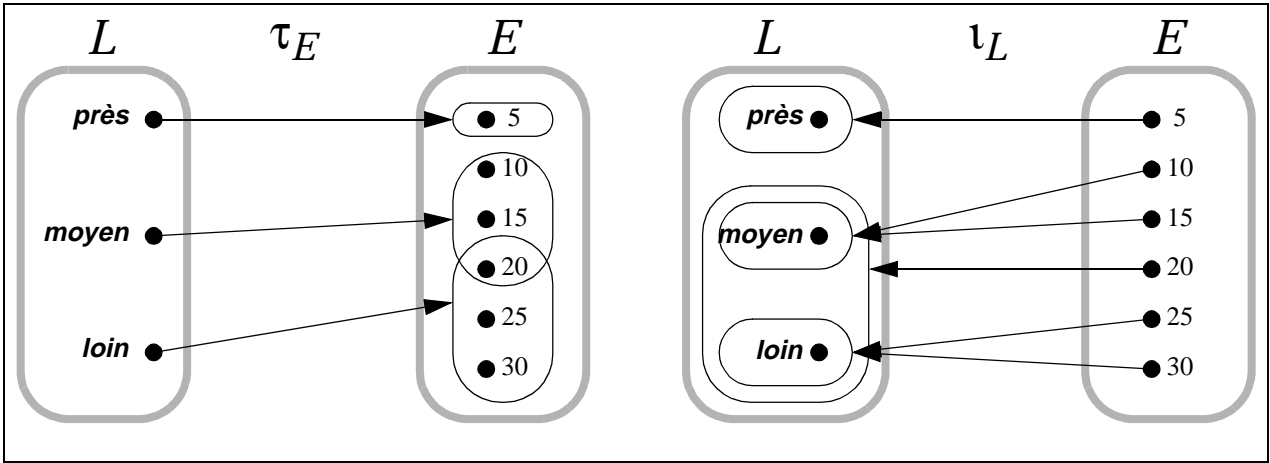


Fig. 2 : représentation d'une signification et de la description associée

L'équivalent de cette conversion dans le cadre de la production d'informations floues se fait en remplaçant respectivement les parties d'ensemble et les relations par des parties floues et des relations floues. Ainsi, le lien \mathcal{C} entre l'univers de discours et l'univers lexical est une relation floue caractérisée par fonction d'appartenance $\mu_{\mathcal{C}}(\mathbf{a}, x)$ avec $\mathbf{a} \in L$ et $x \in E$. La *signification floue* et la *description floue* sont définies simplement par:

$$\tau_E: L \rightarrow F(E) \quad / \quad \forall \mathbf{a} \in L, \forall x \in E, \quad \mu_{\tau_E(\mathbf{a})}(x) = \mu_{\mathcal{C}}(\mathbf{a}, x) \quad (3)$$

$$\iota_L: E \rightarrow F(L) \quad / \quad \forall \mathbf{a} \in L, \forall x \in E, \quad \mu_{\iota_L(x)}(\mathbf{a}) = \mu_{\mathcal{C}}(\mathbf{a}, x) = \mu_{\tau_E(\mathbf{a})}(x) \quad (4)$$

$F(E)$ (resp. $F(L)$) désignant l'ensemble des parties floues de E (resp. L).

Quand un être humain qualifie une mesure, il utilise généralement un symbole et un seul. Par exemple une distance sera qualifiée par un symbole parmi $\{\text{près}, \text{moyen}, \text{loin}\}$. Dans le cadre de notre démarche, on définit une symbolisation $\langle E, S, \mathcal{C} \rangle$ telle que la description de toute mesure sur les parties de S soit un singleton. La signification des éléments de S constitue alors une partition de l'espace de mesure. Dans le cadre de la théorie du mesurage, nous sommes en présence d'une *échelle nominale* [Finkelstein 75]. Dans le cas flou, l'échelle nominale floue est obtenue grâce à une partition floue telle qu'elle est définie par Bezdek [Bezdek 81]. Ce qui impose une condition sur la signification et la description (voir éq. 5). La figure 3 donne un exemple d'échelle nominale floue.

$$\forall (x \in E), \sum_{\mathbf{a} \in S} \mu_{\iota(x)}(\mathbf{a}) = \sum_{\mathbf{a} \in S} \mu_{\tau(\mathbf{a})}(x) = 1 \quad (5)$$

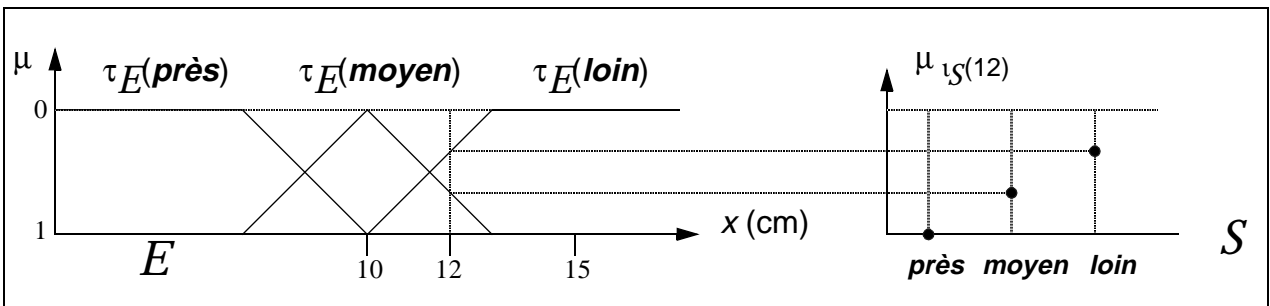


Fig. 3 : Exemple d'une échelle nominale floue et de la description floue d'une mesure

DESCRIPTION DE MESURES MULTICOMPOSANTES

Il existe deux possibilités pour décrire une mesure multicomposante. La première consiste à construire une échelle nominale floue sur un univers de discours défini comme le produit cartésien des univers de discours associés à chaque composante. Dans la seconde, chaque composante est décrite séparément, la description finale étant alors une agrégation des descriptions des différentes composantes. Dans cet article, seule la première est développée, on pourra trouver une description de la seconde dans [Benoit 93a].

Pour réaliser l'échelle nominale floue, considérons que l'information disponible se présente sous la forme d'un ensemble restreint V de mesures dont on connaît la description sur un ensemble lexical \mathcal{S} . En d'autres termes, nous disposons d'une échelle nominale floue $\langle V, \mathcal{S}, \mathcal{C} \rangle$.

Dans un capteur à n composantes, chaque mesure v est constituée de n composantes que nous noterons x_1, x_2, \dots, x_n . L'univers de discours (l'ensemble des mesures) est alors un volume de dimension n . Dans un premier temps, il est découpé en n -simplexes dont les sommets sont les éléments de V . Rappelons que dans un espace de dimension n , un n -simplexe est un polyèdre à $n+1$ sommets linéairements indépendants. Un 2-simplexe est un triangle, et un 3-simplexe est un tétraèdre. Pour réaliser ce découpage, nous utilisons la triangulation de Delaunay [George 89].

Les fonctions d'appartenance des significations des différents symboles sont ensuite définies par parties sur les simplexes grâce à une interpolation linéaire :

Supposons que la restriction de la signification du symbole s sur un simplexe soit de la forme :

$$\mu_{\tau_{E(s)}}(v) = \mu_{\tau_{E(s)}}(x_1, x_2, \dots, x_n) = a_1 x_1 + a_2 x_2 + \dots + a_n x_n + a_{n+1}$$

La fonction étant connue sur les $n+1$ sommets du simplexe, les $n+1$ coefficients a_i peuvent être déterminés sans ambiguïté de la manière suivante :

$$= M^{-1}B \quad M = \begin{bmatrix} x_{1_1} & \dots & x_{1_n} & 1 \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ x_{n+1_1} & \dots & x_{n+1_n} & 1 \end{bmatrix} \quad A = \begin{bmatrix} a_1 \\ \dots \\ a_{n+1} \end{bmatrix} \quad B = \begin{bmatrix} \mu_{\tau_{V(s)}}(v_1) \\ \mu_{\tau_{V(s)}}(v_2) \\ \dots \\ \mu_{\tau_{V(s)}}(v_{n+1}) \end{bmatrix}$$

où v_i est le $i^{\text{ème}}$ sommet du simplexe, et x_{ij} sa $j^{\text{ème}}$ composante. La matrice M est toujours inversible, car par définition, les $n+1$ points d'un simplexe sont linéairement indépendants.

L'opération est réalisée pour chaque simplexe et chaque symbole. La symbolisation obtenue est une échelle nominale floue sur \bar{E} dont la restriction sur l'ensemble V correspond à l'échelle nominale floue définie sur V . Après l'application de cette technique à la description de la couleur sur 3 composantes [Benoit 93a], nous proposons une description sur les 2 composantes de chrominance.

APPLICATION A LA RECONNAISSANCE DES COULEURS

L'information de couleur est contenue dans la distribution spectrale en énergie d'un flux d'ondes électromagnétiques. Pour la percevoir, l'homme possède trois types de transducteurs photochimiques appelés cônes rouges, cônes verts et cônes bleus, respectivement sensibles aux longueurs d'onde longues, moyennes et courtes du spectre visible. De même les systèmes de perception de la couleur sont conçus sur le même principe, ils possèdent trois types de transducteurs photométriques de sensibilités spectrales $R(\lambda)$, $V(\lambda)$ et $B(\lambda)$. Ils fournissent alors un vecteur mesure (r, v, b) dont les trois composantes sont définies ci-dessous (s étant la densité spectrale en énergie du flux mesuré).

$$\begin{aligned}
 r &= \int_{\lambda_1}^{\lambda_2} s(\lambda) R(\lambda) d\lambda \\
 v &= \int_{\lambda_1}^{\lambda_2} s(\lambda) V(\lambda) d\lambda \\
 b &= \int_{\lambda_1}^{\lambda_2} s(\lambda) B(\lambda) d\lambda
 \end{aligned}
 \left(\begin{array}{l} \text{avec} \\ \lambda_1 = 400nm \\ \lambda_2 = 700nm \end{array} \right)$$

En normalisant à 1 les réponses des transducteurs, l'univers de discours associé est un cube de volume unitaire appelé cube RVB (Fig. 4). Lors d'une description des couleurs en langage naturel, les informations liées à la luminosité et à la teinte dominante sont généralement exprimées séparément. Par exemple, on dira "bleu clair" ou "rouge sombre". Afin de faciliter le travail du capteur, nous effectuons une transformation $Y'C'_1C'_2$ inspirée de la transformation YC_1C_2 [Luong 91]. De cette façon, la chrominance (composantes C'_1 et C'_2) peut être décrite indépendamment de la luminance (composante Y').

$$\begin{bmatrix} C'_1 \\ C'_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & -\frac{1}{2} & -\frac{1}{2} \\ 0 & -\frac{\sqrt{3}}{2} & \frac{\sqrt{3}}{2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \frac{r}{Y'} \\ \frac{v}{Y'} \\ \frac{b}{Y'} \end{bmatrix} \quad Y' = \max(r, v, b)$$

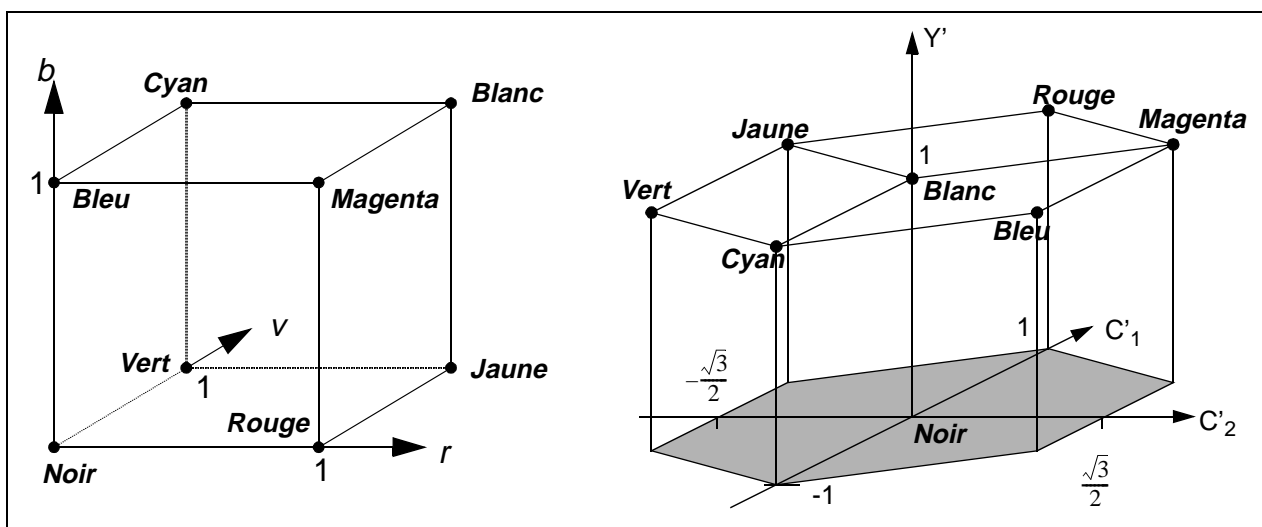


Fig. 4 : Cube RVB et son image par la transformation $Y'C'_1C'_2$

Il est maintenant possible de mettre en oeuvre la technique de description multi-composante sur le plan de chrominance $C'_1C'_2$. L'univers de discours étant un hexagone, il est naturel d'utiliser ses sommets et son centre pour définir la connaissance initiale, d'autant plus que la description de ces mesures est parfaitement connue (Fig. 5a). Sur la même figure, on peut voir le résultat de la triangulation. La figure 5b représente la fonction d'appartenance de la signification du symbole **Rouge**.

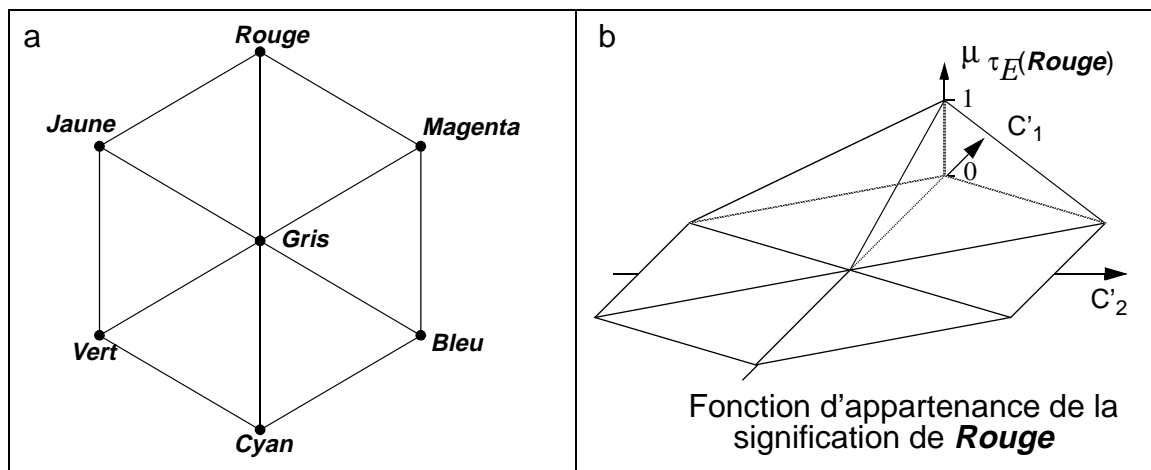


Fig. 5 : Connaissance initiale du capteur

Cette technique de description de la couleur a été implantée sur un capteur d'analyse de surface, et sur un logiciel de traitement d'images (que l'on peut assimiler à un capteur logiciel). Ce dernier effectue la description floue d'une image couleur pixel par pixel, puis produit une image résultat comportant autant de composantes qu'il y a de symboles. Une image couleur représentée en niveaux de gris, pour des problèmes de reproduction, est donnée à la figure 6. La composante de l'image résultat associée au symbole **Rouge** est représentée de la façon suivante: les pixels dont la description contient totalement le symbole **Rouge** (i.e. $\mu_{1S(v)}(\text{Rouge})=1$) sont représentés en noir, ceux dont la description ne le contient pas du tout sont représentés en blanc, les degrés d'appartenance intermédiaires sont matérialisés par des niveaux de gris plus ou moins sombres.

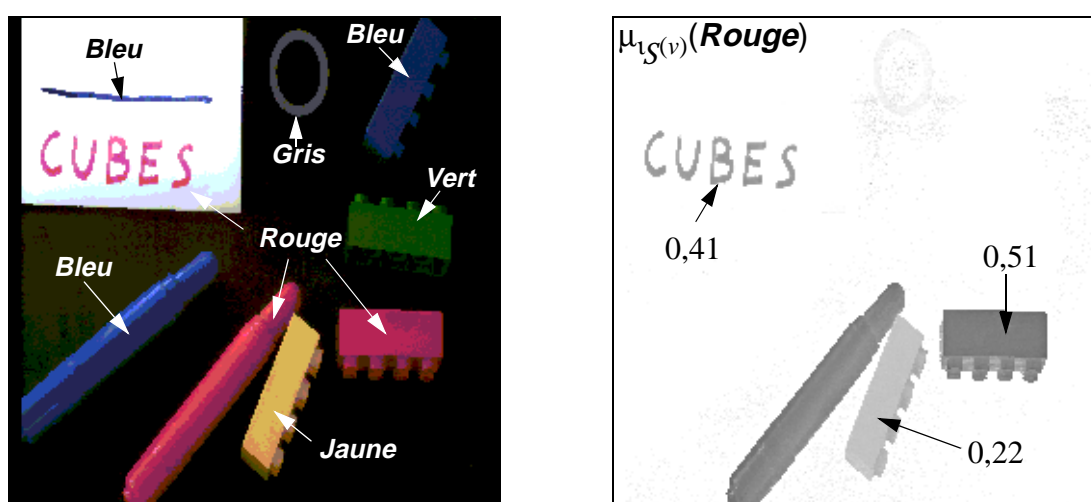


Fig. 6 : Image initiale et image des pixels "**Rouge**" avant apprentissage

Lors de sa mise en fonction, le capteur ne possède qu'une connaissance réduite. Ainsi, la perception du capteur peut être inadaptée à l'application ou au contexte de mesure. Par exemple, sur l'image précédente, la différence d'appartenance de **Rouge** aux descriptions des cubes rouge et jaune est faible. L'acquisition de connaissances

complémentaires est donc réalisée lors d'une phase "d'apprentissage" auprès d'un système appelé professeur, qui peut être un humain ou un autre capteur. La technique que nous utilisons consiste à demander au professeur de qualifier un nombre limité de points avec les symboles déjà existants, ou éventuellement avec des nouveaux symboles. Les descriptions des autres points sont ensuite définies en fonctions des premiers.

Sur l'image de la figure 6, quatre points d'apprentissages ont été saisis sur les quatre cubes, et respectivement associés aux symboles **Jaune**, **Rouge**, **Vert** et **Bleu**. Sur la figure 7a, on peut voir la position des points d'apprentissage dans le plan de chrominance, ainsi que la nouvelle triangulation engendrée. La figure 7b représente la fonction d'appartenance de la nouvelle signification de **Rouge** engendrée par l'apprentissage des nouveaux points.

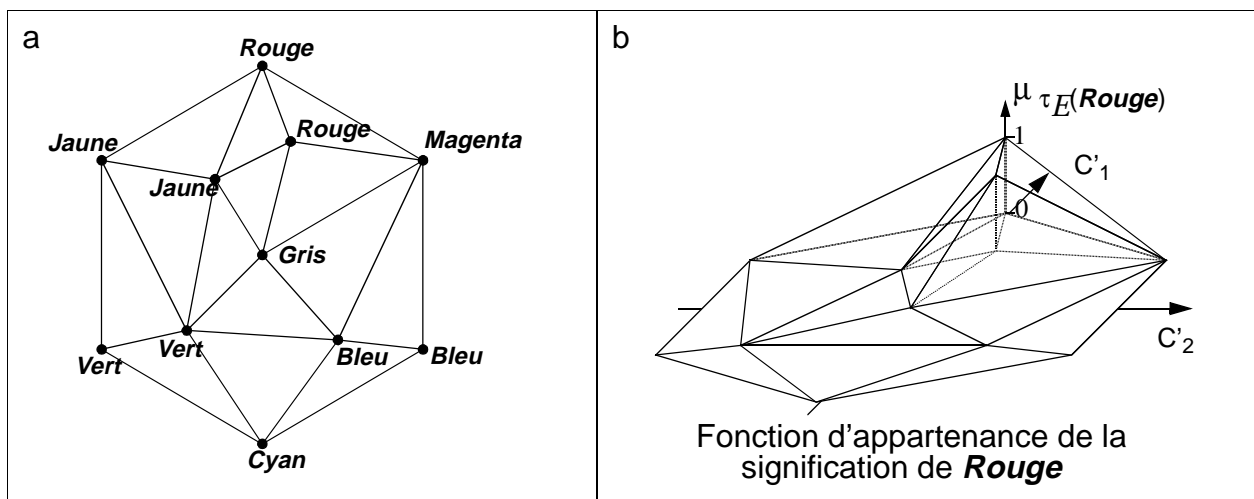


Fig. 7 : Connaissance du capteur après apprentissage

Les images de la figure 8, représentent les degrés d'appartenances des symboles **Rouge** et **Bleu** à la description de l'image. On remarque que la perception du capteur différencie maintenant très distinctement les objets rouges (resp. bleus) de ceux qui ne le sont pas. Ce résultat est dû à l'adaptation (via "l'apprentissage") de la perception du capteur aux conditions de prise de vue de l'image. Comparativement à l'étude basée sur la description directe des trois composantes RVB [Benoit 93b], l'utilisation de la transformation $Y'C'_1C'_2$ améliore les résultats fournis par le capteur. L'introduction de cette transformation correspond à un apport de connaissance sur la façon de percevoir les couleurs. La connaissance initiale du capteur est donc plus proche la réalité.

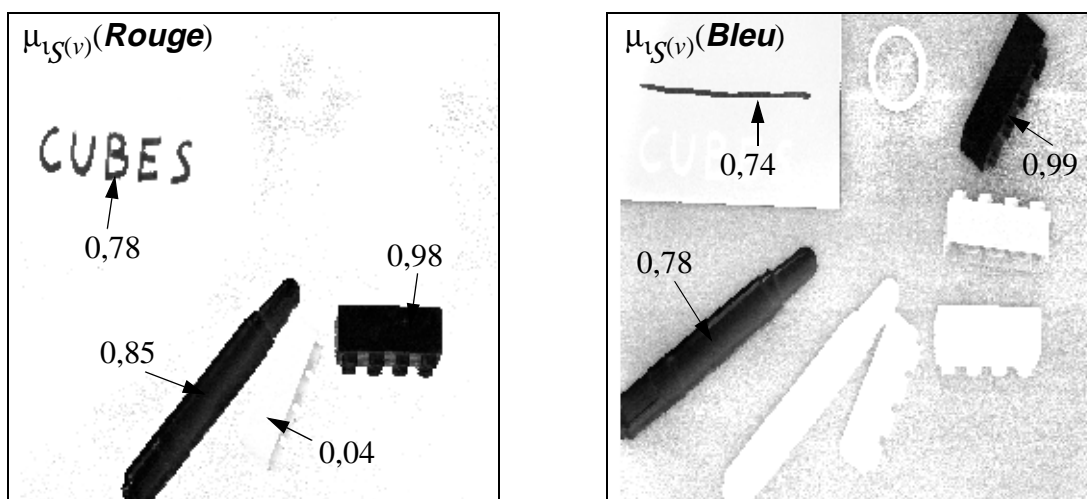


Fig. 8 : Image des pixels "**Rouge**" et image des pixels "**Bleu**" après apprentissage

CONCLUSION

A priori, les capteurs flous multicomposantes sont susceptibles d'être utilisés dans de nombreux domaines nécessitant l'agrégation de plusieurs mesures. Dans la pratique, ils s'appliquent plus particulièrement aux problèmes de perception bien maîtrisés par l'homme, ou plus spécifiquement par un expert, mais dont on ne connaît pas les mécanismes. En effet, grâce à la phase de configuration, le capteur reproduit la perception du professeur. Hormis la sensation de couleur, de tels capteurs pourraient être utilisés pour décrire des odeurs, ou des notions comme le confort ou le danger.

Rappelons que les capteurs flous sont destinés à être intégrés dans une chaîne de contrôle comportant un système expert flou. Dans ce cadre, un des avantages des capteurs flous multicomposantes est d'être facilement configurable par le système. De plus, ils possèdent des potentialités d'auto-adaptation, notamment lors de modifications du contexte de mesure. Par exemple, en plaçant des objets de couleur connue dans le champ de vision du colorimètre, celui peut déceler des modifications d'éclairage, puis adapter sa description de la mesure en prenant ces couleurs comme points d'apprentissage.

REFERENCES

- [Beaudouin 93]** Beaudouin F., Favenec J.M., "Les capteurs intelligents, les concepts et les enjeux", Revue Générale de l'Electricité, N° 3/93, pp 1-8.
- [Benoit 93a]** Benoit E., "Capteurs symboliques et capteurs flous : un nouveau pas vers l'intelligence", Thèse de doctorat de l'Université Joseph Fourier, janvier 1993, 164 pages.
- [Benoit 93b]** Benoit E., Foulloy L., "Un exemple de capteur symbolique en reconnaissance des couleurs", Revue Générale de l'Electricité, N° 3/93, pp 22-27.
- [Bezdek 81]** Bezdek J., "Pattern recognition with fuzzy objective functions", Plenum, 1981, New-York.
- [Finkelstein 75]** Finkelstein L. "Representation by symbol systems as an extension of the concept of measurement", Kybernetes, Vol. 4, pp. 215-223, 1975.
- [Foulloy 90]** Foulloy L., "Du contrôle symbolique des processus : Démarche, Outils, Exemples", Thèse d'état, Université de Paris-sud, Centre d'Orsay, septembre 1990.
- [George 89]** George P.L., Hermeline F., "Maillage de Delaunay d'un polyèdre convexe en dimension d. Extension à un polyèdre quelconque". Rapport de recherche INRIA, N° 969, 43 pages, Février 1989.
- [Luong 91]** Luong Q-T., "La couleur en vision par ordinateur : une revue" Traitement du Signal , Vol 8, N°. 1, pp 3-34, 1991.
- [Luzeaux 91]** Luzeaux D., "Formalizing symbolic reasoning", Proc. of the IMACS DSS&QR workshop, march 1991, Toulouse, France.