

Etude de différentes règles de fusion d'information couleur appliquées à la détection d'un visage en temps réel

Francis Faux, Franck Luthon

▶ **To cite this version:**

Francis Faux, Franck Luthon. Etude de différentes règles de fusion d'information couleur appliquées à la détection d'un visage en temps réel. Colloque LFA'07 Logique Floue et Applications, 2007, Nîmes, France. pp.;. hal-00390420

HAL Id: hal-00390420
https://hal.science/hal-00390420

Submitted on 19 Mar 2014

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.

Etude de différentes règles de fusion d'information couleur appliquées à la détection d'un visage en temps réel

Study of various color information fusion rules applied to real time face detection.

Francis Faux Franck Luthon
Laboratoire LIUPPA (EA 3000), Université de Pau

IUT Informatique, Château Neuf, Place Paul Bert, 64100 Bayonne, faux@iutbayonne.univ-pau.fr
IUT Informatique, Château Neuf, Place Paul Bert, 64100 Bayonne, Franck.Luthon@univ-pau.fr

Résumé :

Cet article réalise une étude de différentes règles de fusion d'information couleur appliquées à la détection de la teinte chair d'un visage dans une séquence vidéo. La teinte du visage est modélisée dans le cadre de la théorie de l'évidence. Au niveau de chaque pixel les fonctions de masses sont élaborées à partir du modèle d'Appriou pour différentes sources couleur. Plusieurs règles de combinaison d'évidence sont illustrées puis commentées. Les tests mettent en évidence les bonnes performances de la règle prudence de Denœux (the cautious rule) en particulier lorsque les sources ne sont pas distinctes.

Mots-clés :

fusion, Dempster-Shafer, détection de visage, teinte chair

Abstract:

This article presents a study of various rules colour information fusion rules applied to real time face detection in a video sequence. skin colour is modeled within the framework of the evidence theory. The method consists in modelling the skin face by a pixel fusion process of mass sets elaborated from the Appriou model. Many fusion rules are tested. Results presents good performance of the Denœux cautious rule particularly when the sources are distinct. Finally, fusion rules for various belief functions combinations are illustrated then commented in this paper.

Keywords:

fusion, Dempster-Shafer, face detection, skin colour, cautious rule

1 Introduction

Le problème de la détection de visage a suscité un grand nombre de travaux qui ont abouti à un développement pléthorique d'algorithmes [1, 2, 3, 4] nécessaires à des applications telles que l'interaction homme machine (IHM), la reconnaissance, l'identification, la visioconférence, la robotique ou la télésurveillance.

Cependant modéliser un visage demeure une tâche extrêmement délicate. Lors de l'acquisition d'image et en l'absence d'occultation, un point physique de la scène (3D) est projeté sur le plan image du capteur CCD (2D). Une partie de l'information est donc inaccessible et une incertitude intrinsèque apparaît. De plus, les variations des conditions d'éclairage, les limites du capteur, le bruit d'acquisition rendent l'information imprécise et ambiguë et induisent des erreurs d'appariement aléatoires (mise en correspondance entre pixel et classe visage).

Les méthodes de détection proposées dans la littérature utilisent souvent la primitive couleur de peau en tant que première estimation de localisation et de segmentation pour réduire la zone de recherche. Ces informations couleur sont incontestablement pertinentes [5, 6] pour l'analyse de visage en vidéo car elles sont spécifiques et permettent d'élaborer des algorithmes rapides invariants aux changements d'orientation et d'échelle.

Dans cet article, l'application concernée est la détection en temps réel d'un visage dans une séquence vidéo. La fusion d'informations couleur est utilisée dans le but d'obtenir des informations plus pertinentes afin d'améliorer la connaissance en termes de précision, de fiabilité, de complétude pour faciliter la prise de décision. Cet article se place dans le cadre de la théorie de l'évidence

car ce formalisme tient compte à la fois de l'incertitude, de l'imprécision, du conflit, de la fiabilité des données alors que les modélisations probabilistes classiques (règle d'inférence bayésienne) présentent une perte de performance lorsque l'apprentissage préalable n'est plus représentatif des mesures réelles.

La méthode de détection proposée débute par une phase d'initialisation simple et rapide où l'utilisateur sélectionne manuellement sur une image une zone de visage. Les histogrammes couleur de cette zone font alors offices de modèles *a priori*. L'approche proposée consiste en la modélisation de la teinte chair du visage en affectant à chaque pixel des fonctions de masses élaborées à partir du modèle d'Appriou [7]. Une étude de différentes règles de fusion d'informations couleur est réalisée puis commentée afin de dégager des idées essentielles.

L'article est organisé comme suit. Le chapitre 2 est consacré à un rappel sur la théorie de l'évidence et à une présentation des différentes règles de fusion dans ce formalisme. Le chapitre 3 présente les sources, le cadre de discernement ainsi que la phase d'apprentissage concernant la détection de teinte chair du visage. Les résultats des différentes règles de fusion sont analysés dans le chapitre 4. Le chapitre 5 fera office de conclusion.

2 Théorie de l'évidence et règles de fusion

La théorie de l'évidence de Dempster-Shafer a été introduite par Dempster [8] et formalisée par Shafer [9] pour la modélisation de connaissances incertaines. L'utilité des fonctions de croyance, comme alternative aux probabilités subjectives, a été démontrée de manière axiomatique par Smets au travers du *Modèle de Croyances Transférables* [10]. Elle représente à la fois l'imprécision et l'incertitude à l'aide de fonctions de masse m, de plausibilité Pl et de croyance Cr. Cette théorie se décompose en trois étapes : la définition des fonctions de masse, la combinaison d'informations et la décision. La connaissance d'un système réel provenant de sources d'informations telles que des capteurs physiques, des sources logiques ou des connaissances *a priori* se concrétise par une distribution de masses d'évidences définie sur l'ensemble Ω de toutes les solutions possibles du problème traité. La quantité $m(A)$ appelée masse de croyance peut être interprétée comme une part de croyance qui est attribuée à la proposition A mais ne peut être partagée aux hypothèses qui la composent.

2.1 Définition des fonctions de masse

L'ensemble des hypothèses pour une source (typiquement une classe dans un problème de classification multisource) est défini sur l'espace $\Omega = \{\omega_1, \omega_2, ..., \omega_k, ...\omega_N\}$, appelé espace de discernement où ω_k désigne une hypothèse en faveur de laquelle une décision peut être prise.

Une masse de probabilité élémentaire, appelée masse de croyance, caractérise la véracité d'une proposition A pour une source S. Une fonction de masse m est définie comme une fonction de 2^Ω dans [0,1]. En général on impose $m(\emptyset) = 0$ et une normalisation de la forme :

$$\sum_{A \subseteq \Omega} m(A) = 1. \qquad (1)$$

A partir de la fonction de masse *m*, on définit les fonctions de crédibilité *Cr* et de Plausibilité *Pl* par :

$$\forall A \in 2^\Omega, Cr(A) = \sum_{B \subseteq A} m(B), \qquad (2)$$

$$\forall A \in 2^\Omega, Pl(A) = \sum_{B \cap A \neq \emptyset} m(B) = 1 - Cr(\overline{A}), \qquad (3)$$

où $\overline{A}$ représente l'évènement contraire à la proposition A. La crédibilité $Cr(A)$ mesure la force avec laquelle on croit à la proposition A. La plausibilité $Pl(A)$, fonction duale de la crédibilité mesure la confiance maximum que l'on peut avoir en A.

La possibilité d'affecter des masses aux hypothèses composées et donc de travailler sur 2^Ω

plutôt que sur Ω constitue un des avantages de cette théorie. Elle permet une modélisation très riche et très souple, en particulier de l'ambiguïté ou de l'hésitation entre classes.

2.2 Règles de fusion

La fusion d'informations repose sur l'utilisation d'opérateurs permettant de combiner les fonctions de croyances ou masses pour les différentes hypothèses en compétition. A partir de jeux de masses notés m_j obtenus sur chacune des sources d'information S_j, il est possible de mettre en oeuvre une règle de combinaison permettant de fournir un jeu de masses combinées, synthétisant la connaissance des diverses sources.

Ainsi, en présence de plusieurs capteurs ou de plusieurs informations provenant d'un même capteur, combiner les connaissances de chaque source permet d'extraire une connaissance globale afin de faciliter l'application d'une règle de décision. La théorie de l'évidence utilise deux opérateurs principaux de combinaison de base :la règle de Dempster et la somme disjonctive.

La règle de combinaison de Dempster combine les masses par la somme orthogonale de Dempster. Soit m_j la fonction de masse associée à la source j, pour un sous-ensemble A de Ω on obtient pour deux sources :

$$(m_1 \oplus m_2)(A) = \frac{\sum_{B_1 \cap B_2 = A} m_1(B_1).m_2(B_2)}{1-k} \tag{4}$$

$$\text{avec } k = \sum_{B_1 \cap B_2 = \emptyset} m_1(B_1).m_2(B_2) \tag{5}$$

où $\oplus$ représente l'opérateur de combinaison. Le terme k reflète le conflit entre les différentes sources. Lorsque $k = 1$ les sources sont en conflit total et les informations ne peuvent pas être fusionnées. Lorsque $k = 0$, les sources sont en parfait accord. La version non normalisée de cette règle introduite par Smets dans le Modèle de Croyance Transférable donne :

$$(m_1 \textcircled{\cap} m_2)(A) = \sum_{B_1 \cap\ B_2 = A} m_1(B_1).m_2(B_2) \tag{6}$$

La règle disjonctive, basé sur l'utilisation de l'union des propositions remplace l'intersection dans l'équation 6 par une opération ensembliste :

$$(m_1 m_2)(A) = \sum_{B_1 \cup B_2 = A} m_1(B_1) m_2(B_2) \tag{7}$$

Deux remarques importantes sont à noter :

1. les règles de combinaison conjonctives reposant sur le postulat de fiabilité des sources à fusionner peuvent avoir un comportement indésirable en cas de fort conflit entre les sources d'information(critique qui s'applique essentiellement à la règle de Dempster),
2. ces opérateurs supposent que les sources combinées sont distinctes.

Plusieurs autres règles de combinaison ont dès lors été proposées pour résoudre le problème du conflit. Contrairement à la philosophie précédente de fusion des informations, elles supposent seulement qu'au moins une des sources est fiable mais en ignorant laquelle. Cet argument a été repris dans le cadre des opérateurs présentés par Yager et Dubois et Prade.

Yager [11] propose d'attribuer la masse conflictuelle $m(\emptyset) = 0$ à l'ensemble Ω. On obtient dans le cas de deux sources :

$$m_{12}^{Y}(A) = m_{12}(A), \tag{8}$$
$$m_{12}^{Y}(\Omega) = m_{12}(\Omega) + m_{12}(\emptyset), \tag{9}$$
$$m_{12}^{Y}(\emptyset) = 0. \tag{10}$$

Comparéee à celle de Dempster cette règle ne présente pas de risque de comportement non linéaire causé par la normalisation et exhibe le niveau de conflit.

Dubois et Prade [12] réaffectent la masse du conflit sur l'union des propositions sources de

ce conflit. L'information de conflit est transformée en une information de doute entre les propositions potentiellement vraies.

$$m_{12}^{D}(A) = m_{12}(A) + \sum_{\substack{B\cup C=A \\ B\cap C=\emptyset}} m_1(B)m_2(C) \tag{11}$$

Plus récemment, afin de régler les problèmes de la règle de fusion de Dempster et étendre le domaine d'application des fonctions de croyance, Dezert et Smarandache ont proposé un nouveau formalisme mathématique appelé Dezert-Smarandache Theory (DSmT)[13]. Ce formalisme utilise l'$hyperensemble \quad D^{\Omega}$, défini ci-après :

1. $\emptyset, \omega_1, ..., \omega_N \quad \in D^{\Omega}$,
2. si $A, B \quad \in D^{\Omega}$, alors $A \cap B$ et $A \cup B$ appartiennent à D^{Ω}
3. aucun autre élément appartient à D^{Ω}, excepté ceux obtenus par les règles 1 et 2.

Une liste de méthodes de redistribution du conflit[12] a été proposée afin de redistribuer le conflit local sur les éléments focaux impliqués dans ce conflit local. La méthode la plus preformante est la règle de combinaison de deux fonctions de croyance PCR5 définie par :

$$m_{PCR5}(\emptyset) = 0 \quad \text{et} \quad \forall A \in D^{\Omega} \setminus \emptyset$$

$$m_{PCR5}(A) = m_{12}(A) + \sum_{\substack{B\in D^{\Omega} \\ A\cap B\equiv\emptyset}} \left[\frac{m_1(A)^2 m_2(B)}{m_1(A)+m_2(B)} + \frac{m_2(A)^2 m_1(B)}{m_2(A)+m_1(B)}\right] \tag{12}$$

$m_{12}(A)$ correspond à la règle conjonctive sur A entre les deux sources donnée par l'eq. 6. Dezert et Smarandache proposèrent aussi une extension pour plus de deux sources d'information [13].

Ainsi beaucoup de travaux ont permis l'élaboration de règles de combinaison plus robustes au conflit que la règles de Dempster.

Le caractère distinct des sources d'information (remarque 2) a été abordé par Denœux [14] afin de proposer de nouvelles règles de combinaison autorisant la combinaison se sources non distinctes.

2.3 la règle conjonctive prudente

Lorsque deux fonctions de masses m_1 et m_2 issues de sources fiables sont fusionnées la masse résultante m_{12} devrait être plus informative que m_1 ainsi que m_2. Si l'on note $R_x(m_1)$,(respectivement $R_x(m_2)$) l'ensemble des fonctions de croyances qui sont plus riches que m_1 (respectivement m_2), m_{12} doit appartenir à la fois à $R_x(m_1)$ et à $R_x(m_2)$ c'est à dire à $R_x(m_1) \cap R_x(m_2)$ pour un x correspondant à une relation d'ordre. En accord avec le principe d'engagement minimal (équivalent du maximum d'entropie dans le cadre de la thèorie des probabilités), on souhaite trouver dans l'ensemble $R_x(m_1) \cap R_x(m_2)$ la fonction de masse la moins riche. Or, l'élément le moins riche de cet ensemble existe et est unique et correspond au minimum des fonctions de pondération w_1 et w_2 (eq.15) associé à m_1 et m_2. Ainsi pour deux fonctions de masses m_1 et m_2 non dogmatiques, c'est à dire lorsque Ω est un ensemble focal, cet ensemble est défini par :

$$\forall A \subset \Omega, w_{1\textcircled{\wedge}2}(A) = w_1(A) \wedge w_2(A) \tag{13}$$

Dès lors, une nouvelle règle de combinaison, la règle conjonctive prudente (cautious rule), notée $m_{1\textcircled{\wedge}2} = m_1 \textcircled{\wedge} m_2$ a été présentée par Denœux [14].

La combinaison prudente de deux fonctions de croyance non dogmatiques m_1 et m_2 peut être calculée suivant :

– calculer les fonctions de communalité q_1 et q_2 à partir de l'équation :

$$q(A) = \sum_{B\supseteq A} m(B) \tag{14}$$

où $\supseteq$ représente l'opérateur minimum,

– calculer les fonctions w_1 et w_2 en utilisant :

$$w(A) = \prod_{B\supseteq A} q(B)^{(-1)^{|B|-|A|+1}} \tag{15}$$

– calculer $(m_1 m_2)$ à partir de :

$$(m_1 \textcircled{\wedge} m_2)(A) = \textcircled{\cap}_{A\subset\Omega} A^{w_1(A)\wedge w_2(A)} \tag{16}$$

2.4 Processus de décision

Une fois les sources d'informations fusionnées, il est nécessaire de sélectionner l'hypothèse la plus probable. Alors que la théorie bayésienne fournit des propositions sur des hypothèses singletons et utilise la règle du maximum de probabilité comme critère de décision, avec la théorie de l'évidence on obtient des propositions sur les singletons ainsi que sur l'union d'hypothèses. Il faut répartir ces différentes masses sur les hypothèses singletons afin prendre une décision selon le principe de maximisation de l'utilité espérée. Les critères de décision les plus utilisés sont le maximum de plausibilité (eq. 3) et le maximum de probabilité pignistique. La probabilité pignistique notée $BetP$, proposée par Smets [15] et généralisée par Dezert & al. [16], transforme la masse d'évidence en distribution de probabilité à l'aide la transformation pignistique et est définie pour tout $\omega \in \Omega$ par :

$$BetP(A) = \sum_{B \subseteq \Omega, B \neq \emptyset} \frac{|A \cap B|}{|B|} \frac{m(B)}{1 - m(\emptyset)} \quad (17)$$

et $\forall B \subseteq \Omega, Bel(A) \leq BetP(A) \leq Pl(A)$

même si $m(\emptyset) = 0$ (hypothèse de monde clos)

3 Sources couleur et espace de discernement

Afin de détecter la teinte chair du visage, la modélisation utilise une procédure de fusion combinant 2 ou 3 sources couleur notées S_j, $(j = 1, 2, 3)$.

Ces informations couleur de peau sont analysées dans les espaces RGB, YCrCb, HSU couramment rencontrés ainsi que dans l'espace logarithmique LUX(modèle LIP de Jourlin et al.)[17].

Le champ de discernement Ω est défini par 2 hypothèses : $\Omega = \{\omega_1, \omega_2\}$. ω_1 représente l'hypothèse visage et ω_2, complément de ω_1, symbolise le fond.

3.1 Détection de teinte chair

La modélisation de la teinte chair du visage, présentée en détails dans [18] est résumée ci-après. Lors de la phase d'initialisation l'utilisateur sélectionne manuellement sur une image une zone caractéristiques du visage (Fig. 1). Les

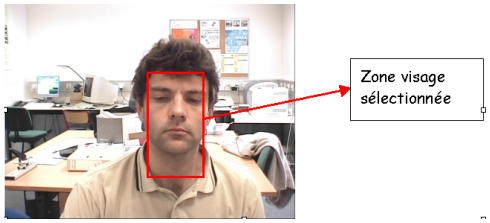
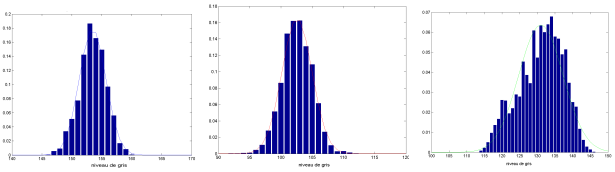


Figure 1 – Sélection de la zone visage

histogrammes calculés pour chaque source S_j sur cette zone permettent de déterminer les densités de probabilité conditionnelles $p(M_j/\omega_1)$ qui font office de modèle d'apprentissage ou modèle *a priori*. (Fig. 2).



a) b) c)

Figure 2 – Densités de probabilité : a) $p(M_1/\omega_1)$; b) $p(M_2/\omega_1)$; c) $p(M_3/\omega_1)$.

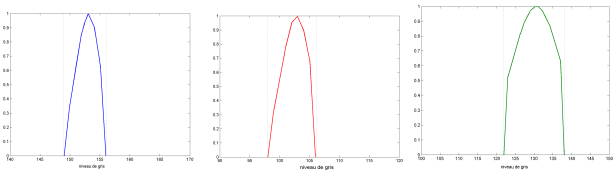
3.2 Fonctions de masses au niveau pixel

Ces densités de probabilité sont approximées par des fonctions gaussiennes $N_j(\mu_j, \sigma_j)$ (Fig. 2) où μ_j et σ_j sont respectivement la moyenne et l'écart type. Dès lors la fonction notée $skin_j$ est définie telle que :

$$skin_j = \begin{cases} \frac{N_j(\mu_j,\sigma_j)}{\max(N_j(\mu_j,\sigma_j))} \\ \text{si } (\mu_j + \beta_j - \alpha_j\sigma_j) \leq M_j \leq (\mu_j + \beta_j \\ +\alpha_j\sigma_j) \\ 0 \text{ sinon.} \end{cases} \quad (18)$$

α_j et β_j sont des coefficients d'ajustement.([18]) Le modèle $skin_j$ caractérisant la relation entre l'observation

M_j et l'hypothèse ω_1 fait office de table de mise en correspondance (look up table (LUT)). Par exemple pour les composantes couleur $[200; 50; 100]$ du pixel en le site s(x,y), on associe à ce dernier $[skin_1(200); skin_2(50); skin_3(100)]$. Dès



a) b) c)

Figure 3 – Functions $skin_j$: a) $skin_1$; b) $skin_2$; c) $skin_3$

lors la modélisation de jeu de masse d'Appriou [15], établie de manière axiomatique sur l'ensemble de discernement Ω, associe au pixel en le site s(x,y) les fonctions de masses définies par :

$$\begin{aligned} m_j(\omega_1) &= \frac{d_j R_j . skin_j M_j(s)}{1 + R_j . skin_j M_j(s)} \\ m_j(\omega_2) &= \frac{d_j}{1 + R_j . skin_j M_j(s)} \\ m_j(\Omega) &= 1 - d_j \end{aligned}$$

Le coefficient de pondération R tel que $R \in [0, max(skin_j)^{-1}]$ traduisant la prise en compte des données $skin_j$ est un facteur de normalisation. Le coefficient (d_j) représente un indice de fiabilité sur chaque source d'information.

Ainsi à chaque pixel de composante couleur $(M_1(s)\,;\, M_2(s)\,;\, M_3(s))$ sont associées 3 masses. Pour des raisons de lisibilité seule les combinaisons de sources les plus significatives sont présentées ci-après.

4 Fusion au niveau du pixel

Les 3 fonctions de masses $m_j(\omega_1)$, $m_j(\omega_2)$, $m_j(\Omega)$ sont présentées (Fig. 4)respectivement pour les sources, $S_1 = L$ correspondant à l'information de luminance, $S_2 = U$ proche de la couleur rouge, $S_3 = X$ proche de la couleur bleue dans l'espace couleur LUX [17].

Le coefficient de fiabilité d_j est choisi constant égal à 0.8 afin de fixer une incertitude entre classes identique pour tous les pixels. Le coefficient R_j est fixé à sa valeur maximale.



$m(\omega_1)$ $m(\omega_2)$ $m(\Omega)$

Figure 4 – Fonctions de masse source $S_1 = L$ haut, $S_2 = U$ milieu, $S_3 = X$ bas.

4.1 Fusion des sources L et U

La luminance L et la source U ne sont pas distinctes puisque L intègre la composante rouge dans son expression [17]. Il s'agit dans ce paragraphe d'analyser le comportement des opérateurs de combinaison dans ce contexte. Pour chaque opérateur de fusion, les masses combinées présentées ci-dessous (Fig. 5) exhibent respectivement le conflit $m(\emptyset)$, la masse associée à la classe visage $m(\omega_1)$, la masse asociée à la classe fond $m(\omega_1)$ ainsi que l'indécision à travers $m(\Omega)$. $m(\emptyset)$ calculée à partir de la règle de fusion de Smets illustre le niveau du conflit entre les sources. La probabilité pignistique en chaque pixel de la classe visage est représentée (Fig. 6, haut). Une opération de seuillage (seuil choisi ici à la va-

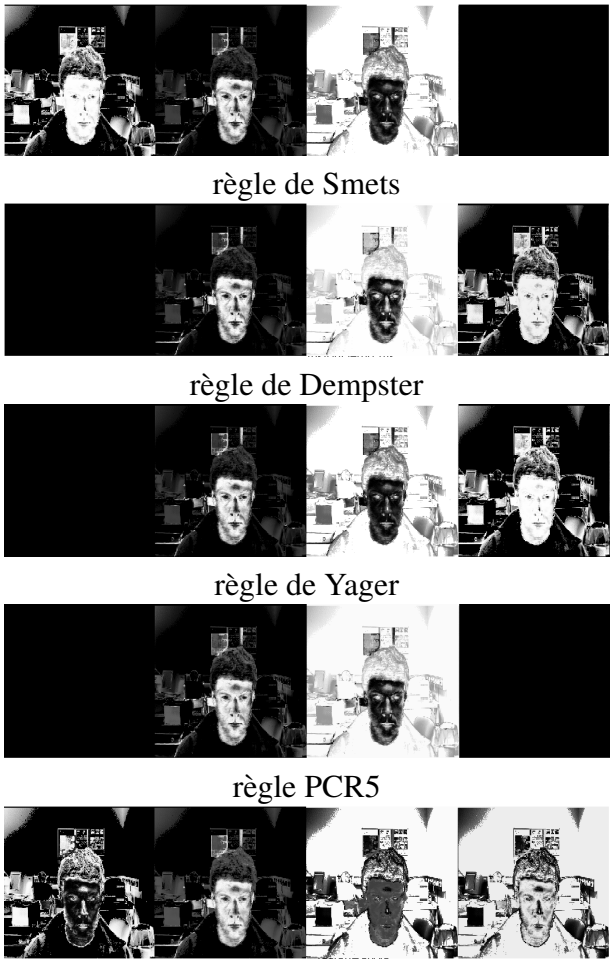


Figure 5 – résultats de fusion des sources $S_1 = L; S_2 = U$

leur 0.4) entrainant une binarisation des images (Fig. 6, bas) permet d'extraire la classe visage. Les taux d'erreur de détection sont dès lors présenté dans le tableau 1 pour la zone caractérisant le visage.



Figure 6 – haut) :Probabilité pignistique pour les différentes règles de fusion des sources L et U ; bas) :résultats après seuillage.

Smets	Dempster	Yager	PCR5	cautious
62%	62%	70.8%	66%	89.8%

Tableau 1 :Taux d'erreur de classification pour la zone visage

Dans ce contexte la restriction liée aux conditions d'utilisation des règles de fusion n'est pas respectée puisque les sources ne sont pas distinctes. La règle conjonctive prudente trouve ici toute sa justification est améliore sensiblement le taux de détection correctes.

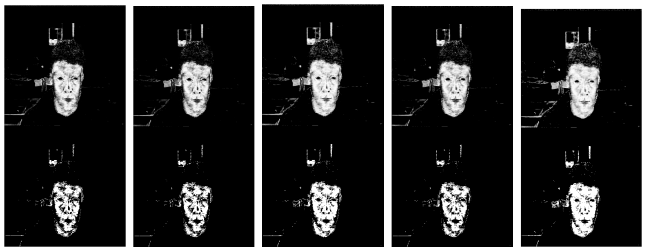
4.2 Fusion des sources U et X

Les résultats des probabilités pignistiques (Fig. 7) et les taux d'erreurs (Tableau 2) sont présentés ci-dessous.

Smets	Dempster	Yager	PCR5	cautious
74.9%	74.9%	88.7%	78.8%	98.8%

Tableau 2 :Taux d'erreur de classification pour la zone visage

Dans ce contexte les résultats des opérations de fusion sont améliorés par rapport au paragraphe précédent. Ceci est logique puisque que



Smet *Dempster* *Yager* *PCR* *cautious*

Figure 7 – haut) :Probabilité pignistique pour les différentes règles de fusion des sources U et X ; bas) :résultats après seuillage.

les sources sont moins corrélées. Cependant la règle prudente s'avère ici plus performante.

5 Conclusion

La difficulté de modélisation de la teinte chair du visage en temps réel dans une séquence vidéo réside essentiellemnt dans la détermination des fonctions de masse. Celles-ci dépendent du choix des sources couleur et du nombre de sources utilisées. Ces choix sont trés dépendants du contexte applicatif et présentent une part de subjectivité inévitable.

Cependant, une fois les fonctions de masses établies, le choix d'un opérateur de fusion et le niveau de dépendance des sources influence notablement la qualité de la segmentation. Cet article démontre la pertinence de l'utilisation de la règle conjonctive prudente dans ce contexte. Cette étude pourrait être étendue à d'autres catégories d'images (images médicales par exemple) et à d'autres opérateurs (règle disjonctive hardie ...).

Références

[1] E. Hjelmås and B.K. Low, Face detection : A survey, *Computer Vision and Image Understanding*, Vol. 83, No. 3, pp. 236-274, Sept. 2001.

[2] Ming-Hsuan Yang, David Kriegman and Narendra Ahuja, Detecting faces in images : A survey, *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 24, No. 1, pp. 34-58, 2002.

[3] Prem Kuchi, Prasad Gabbur, P. Subbanna Bhat and Sumam David S., Human Face Detection and Tracking using Skin Color Modeling and Connected Component Operators, *IETE Journal of Research*, Vol. 38, No. 3&4, pp. 289-293, May-Aug 2002.

[4] P. Viola and M. Jones, Fast and Robust Classification Asymmetric AdaBoost and a Detector Cascade, *Advances in Neural Information Processing System* 14, MIT Press, Cambridge, MA, 2002.

[5] Michael J. Swain and Dana H. Ballard, Color indexing, *International Journal of Computer Vision*, Vol.7, No.1, p.11-32, Nov. 1991.

[6] Vezhnevets V., Sazonov V., Andreeva A., A Survey on Pixel-Based Skin Color Detection Techniques, *Proc. Graphicon-2003*, Moscow, Russia,pp. 85-92, September 2003.

[7] A. Appriou, DTIM Multisensor signal processing in the framework of the theory of evidence, *NATO/RTO Lecture Series 216 on Application of Mathematical Signal Processing Techniques to Mission Systems,* Châtillon, Nov 1999.

[8] Dempster, A. P., A generalisation of Bayesian inference, *Journal of the Royal Statistical Society*, pp. 205-247, 1968.

[9] Shafer, G. *A Mathematical Theory of Evidence.* Princeton University Press,1976.

[10] Ph. Smets, The combination of evidence in the Transferable Belief Model, IEEE *Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 12(5) : 447-458,1990.

[11] R.R.Yager, On the Dempster-Shafer framework and new combinaison rules, Information sciences, 4 :93-138,1987.

[12] D.Dubois, H.Prade, Representation and combinaison of uncertainty with belief functions and possibility measures, Computer Intelligence,4,p244-264,1988.

[13] F.Smarandache and J.Dezert, Information Fusion Based on New Proportional Conflict redistribution, *Proceedings of Fusion 2005, Int. Conf. on Information Fusion*, Philadelphia,PA,USA,July 25-29,2005.

[14] T.Denoeux, *The cautious rule of combination for belief functions and some extensions, Proceedings of FUSION'2006*, Florence, Italy, July 2006.

[15] Ph. Smets and R. Kennes, The Transferable Belief Model, *Artificial Intelligence*, vol. 66, no.2, pp.191-234,1994.

[16] J.Dezert, F.Smarandache and M. Daniel, The Generalized Pignistic Transformation, *Seventh International Conference on Information Fusion*, Stockolm, Sweden, 2004.

[17] M. Liévin, F. Luthon, Nonlinear color space and spatiotemporal MRF for hierarchical segmentation of faces in video. *IEEE Trans. on Image Processing*, Vol. 13, No. 1, pp. 63-71,Jan. 2004.

[18] F. Faux, F. Luthon, Robust face tracking using colour Dempster-Shafer fusion and particle filter. *Proceedings of FUSION'2006*, Florence, Italy, July 2006