

Invariants couleur dédiés à la transparence de l'encre. Application à la segmentation de marquages

Color invariants for ink transparency. Application to the segmentation of markings

**Michèle Gouiffès¹, Christophe Collewet¹,
Christine Fernandez-Maloigne², Alain Trémeau³,
Philippe Loisel¹**

¹CEMAGREF, Rennes, unité TERE, équipe PAIC, 17 avenue de Cucillé, CS 64-427, 35044 Rennes cedex, michele.gouiffes@cemagref.fr, christophe.collewet@cemagref.fr, philippe.loisel@cemagref.fr

²Université de Poitiers, laboratoire SIC-CNRS 6615 fernandez@sic.sp2mi.univ-poitiers.fr

³Université Jean Monnet, St Etienne, laboratoire LIGV tremeau@ligiv.org

Manuscrit reçu le 15 juin 2004

Résumé et mots clés

La réflectance de l'encre dépend fortement de son opacité et de la couleur du support sur lequel elle est imprimée. Dans cet article, nous étudions tout particulièrement ce problème, qui est lié à la notion de transparence. Nous proposons des caractéristiques invariantes à la couleur du support, mais également des attributs invariants par rapport à la quantité d'encre imprimée. Des résultats expérimentaux valident les résultats théoriques obtenus. Ces attributs de constance colorimétrique sont exploités ensuite dans le cadre d'un algorithme de segmentation de marquages effectués à l'encre. Finalement, l'approche proposée est appliquée dans le cadre de la traçabilité de la viande porcine, où un identifiant doit être détecté sur des jambons.

Traitement d'images, invariance couleur, transparence, segmentation couleur, encre, traçabilité.

Abstract and key words

The ink reflectance strongly depends on its opacity and on the color of the body on which it is printed. In this paper, we focus on this problem, which is linked to ink transparency. We propose some attributes, which are invariant to the background color and to the quantity of ink printed. Some experimental results prove the theoretical results. Then, these attributes are used to segment inked markings. Finally, the proposed approach is used in an application of traceability control of meat products, where an identifier has to be detected on hams.

Image processing, color invariance, transparency, color segmentation, ink, traceability.

Remerciements

Les auteurs remercient les partenaires de ce projet : le Conseil régional de Poitou-Charentes et l'OFIVAL (Office National Interprofessionnel des Viandes, de l'Élevage et de l'Aviculture).

1. Introduction

La couleur d'un marquage au jet d'encre est un paramètre difficile à contrôler. En effet, elle dépend de la qualité de l'encre, c'est-à-dire de son opacité, mais également de la quantité d'encre utilisée. Une encre au faible pouvoir couvrant ou utilisée en trop faible quantité, peut apparaître translucide, et dans ce cas la couleur du marquage dépend fortement de la couleur du support sur lequel il est effectué. La variabilité de la réflectance de l'encre est problématique lorsqu'il s'agit de caractériser ou de segmenter cette encre, quels que soient son pouvoir couvrant, sa quantité ou la couleur du support sur lequel elle est imprimée.

Nous proposons d'étudier de manière approfondie ce problème de transparence de l'encre imprimée sur un support de couleur. À notre connaissance, ce problème n'a pas été traité dans la littérature. En revanche, celui de la transparence de filtres colorés a fait l'objet de travaux importants. Nous montrons dans cet article que ces deux problèmes sont similaires. La perception de la transparence a concerné de nombreuses études psychosensorielles [Beck, Braddick]. Ce phénomène est visible dans une image lorsque l'objet transparent, un filtre par exemple, recouvre partiellement plusieurs objets de couleurs différentes.

S

La façon la plus simple de modéliser l'effet de transparence est une pure translation, soit de luminance dans le cas des images en niveaux de gris, soit de couleur. Ainsi, la couleur d'un fond \mathbf{a} est translatée d'un vecteur \mathbf{t} dans l'espace colorimétrique, et le résultat de la superposition est une couleur \mathbf{r} telle que $\mathbf{r} = \mathbf{a} + \mathbf{t}$.

Un modèle plus précis, le modèle de convergence de [Metelli], exprime l'effet de transparence comme un changement de luminance additif. Si l'on considère un filtre transparent de luminance b , posé sur un fond de luminance a , alors la luminance r résultant de la superposition du filtre sur le fond est donnée par $r = \gamma b + (1 - \gamma)a$, où γ représente l'opacité du filtre. Ce modèle a été généralisé au cas tridimensionnel de la couleur par [DaPos], puis plus récemment amélioré dans [Faul]. Dans [DZmura97], le lecteur pourra trouver une description des différents modèles de transparence. Dans le cas tridimensionnel de la couleur, la couleur résultante \mathbf{r} de la superposition d'un filtre transparent de couleur \mathbf{b} sur un fond de couleur \mathbf{a} est donné par : $\mathbf{r} = \gamma \mathbf{b} + (1 - \gamma)\mathbf{a}$. Ainsi, dans le cas d'un filtre de couleur uniforme, tous les pixels se situant sous le filtre subissent une translation vers la couleur du filtre. De plus, le phénomène de transparence apparaît avec des translations équilumineuses sur chaque couleur [DZmura97].

De nombreux travaux ayant trait à la transparence concernent le domaine de la synthèse d'images. Citons par exemple la modélisation d'un filtre transparent se déplaçant dans une scène [Matsuoka], ou encore la représentation fidèle d'un filtre

[DZmura00], où les auteurs introduisent en plus la notion de changement de contraste. En revanche, peu de travaux existent en traitement d'images. Le principal axe de recherche concerne la détection automatique de filtres transparents dans une image couleur. Ceci implique que le filtre transparent recouvre partiellement plusieurs régions de l'image [DZmura97, Colantoni]. En effet, il s'agit alors de détecter les *jonctions X* dans l'image, comme le décrit la figure 1. Sur cette image, un filtre transparent recouvre partiellement deux régions de couleurs différentes et uniformes. Il se forme alors une jonction X entre quatre régions de couleurs différentes. L'opacité γ peut alors être calculée à partir de deux régions recouvertes par un même filtre.

Toutefois, dans de nombreuses applications, il est impossible d'obtenir de telles informations. Le problème que nous nous posons ici consiste à détecter l'élément transparent \mathbf{b} , quelle que soit l'opacité et quelle que soit la couleur du fond \mathbf{a} , sans avoir recours aux jonctions X . Il s'agit donc d'un problème de constance colorimétrique. Pour ce faire, nous effectuons une mesure de l'opacité, que nous mettons en relation avec la concentration de l'encre utilisée. D'autre part, nous définissons un attribut invariant par rapport à la concentration de l'encre. Ces différentes caractéristiques sont exploitées dans le cadre d'une segmentation couleur d'un marquage imprimé à l'encre. Enfin, nous validons l'approche proposée dans le contexte d'une application en traçabilité de la viande porcine. En effet, il s'agit de détecter un identifiant imprimé par jet d'encre sur un animal. La variabilité de la quantité d'encre utilisée ainsi que la grande variété de couleurs de couennes rencontrées, constituent des difficultés qui peuvent être largement simplifiées par l'utilisation des attributs proposés.

Cet article se présente de la manière suivante. La section 2 se focalise tout particulièrement sur l'étude des variations colorimétriques de l'encre imprimée sur un support de couleur. Ensuite, la section 3 décrit la méthode de segmentation proposée pour détecter un marquage à l'encre. Enfin, un exemple d'application pour la traçabilité porcine est exposé dans la section 4.



Figure 1. Filtre vert sur un fond bicolore. Deux jonctions X sont entourées.

2. Étude de la couleur de l'encre imprimée sur un support de couleur uniforme

Comme nous l'avons évoqué précédemment, la couleur d'un marquage imprimé sur un support dépend fortement de la concentration de l'encre et de la couleur de l'objet sur lequel elle est apposée (voir les figures 2a et 2b). La figure 2a représente une encre noire apposée sur deux fonds différents de couleurs respectives verte et rose, avec des quantités d'encre relativement variables. Quant à la figure 2b, elle correspond à l'impression de trois encres de couleurs différentes sur un support de même couleur. La figure 2c correspond à la distribution couleur dans l'es-

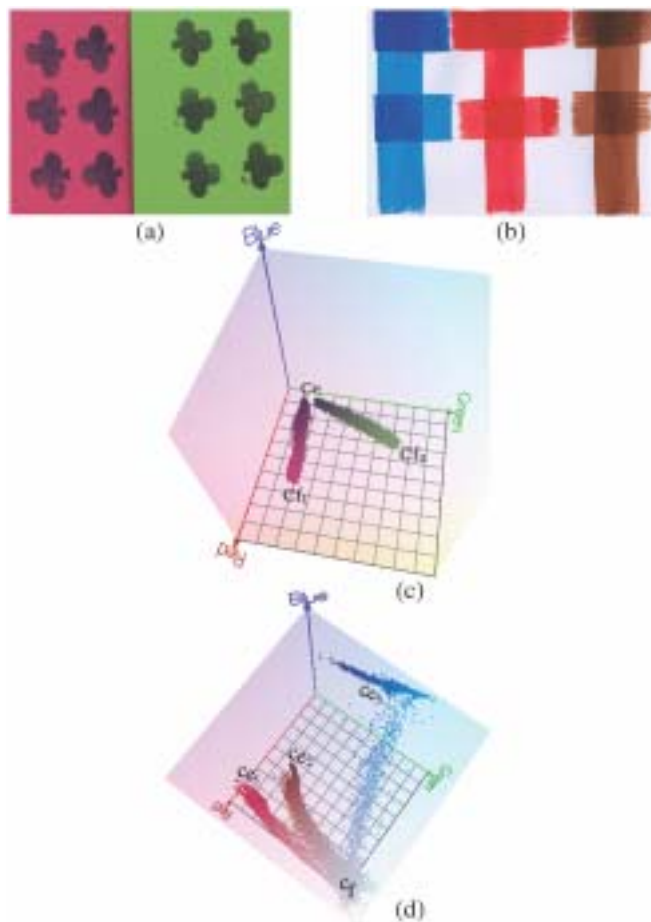


Figure 2. Étude de la distribution des couleurs de l'encre imprimée sur un fond uniforme. a : Une même encre noire est imprimée sur deux fonds différents (de couleurs rose et verte) en quantités variables. b : Trois encres différentes (bleue, rouge et brune) sont imprimées sur un fond blanc. c : Distribution des couleurs de l'image 2a dans l'espace RGB. d : Distribution des couleurs de l'image 2b dans l'espace RGB.

pace RGB des pixels de l'image 2a. De même, la figure 2d montre la distribution couleur dans l'espace RGB des pixels de l'image 2b. Nous allons voir que, dans ces deux cas de figure, il est possible de déterminer un locus des couleurs du marquage à l'encre.

2.1. Locus des couleurs associées au marquage à l'encre

On remarque sur les deux figures 2c et 2d, que toutes les couleurs \mathbf{c} associées aux marquages sont situées approximativement sur un segment $[\mathbf{c}_e, \mathbf{c}_f]$, \mathbf{c}_f étant la couleur du support et \mathbf{c}_e la couleur de l'encre quand il n'y a aucun effet de transparence, c'est-à-dire pour une quantité (ou concentration) maximale d'encre. Évidemment, ce postulat n'est plus valable lorsque la couleur du fond ou de l'encre sont saturées, du fait de l'acquisition. C'est par exemple le cas de l'encre bleue c_{e_3} sur la figure 2d, dont la distribution des couleurs forme un angle en limite de cube RGB.

Par projection du segment $[\mathbf{c}_e, \mathbf{c}_f]$ sur les sous-espaces dichromatiques (C_i, C_j) , avec C_i et $C_j \in \{RGB\}$, et $C_i \neq C_j$, comme l'illustre le schéma 3, on obtient l'équation de trois droites, reliant deux à deux chacune des coordonnées couleur de l'encre : $c_i = a_{ij}c_j + b_{ij}$, où a_{ij} et b_{ij} , pour $i, j \in \{RGB\}$, avec $i \neq j$, représentent respectivement le coefficient directeur et l'ordonnée à l'origine du segment $[\mathbf{c}_e, \mathbf{c}_f]$ exprimé dans le sous-espace (C_i, C_j) .

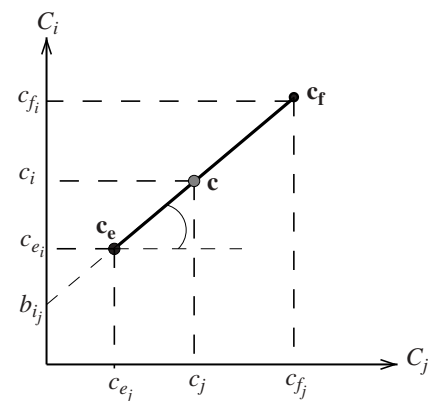


Figure 3. Projection du segment $[\mathbf{c}_e, \mathbf{c}_f]$ sur le plan dichromatique (C_i, C_j) .

Les coefficients directeurs de ces droites s'obtiennent facilement : $a_{ij} = (c_{f_i} - c_{e_i}) / (c_{f_j} - c_{e_j})$. De même, les ordonnées aux origines de ces droites sont exprimées comme suit : $b_{ij} = (c_{e_i}c_{f_j} - c_{e_j}c_{f_i}) / (c_{f_j} - c_{e_j})$. Considérons par exemple les trois plans dichromatiques $\{RB\}$, $\{GR\}$ et $\{BG\}$. L'appartenance d'une couleur $\mathbf{c} = (c_R, c_G, c_B)$ à la région $\{\text{support, encre}\}$ peut être évaluée en calculant sa distance d_{ij} pour $ij \in \{RB\}, \{GR\}$ et $\{BG\}$, par rapport aux droites de locus de l'encre : $d_{ij} = |c_i(x, y) - (a_{ij}c_j(x, y) + b_{ij})|$. Plus cette dis-

tance est faible et plus la couleur est susceptible d'appartenir à l'ensemble $\{support, encre\}$. Ainsi, une couleur appartient à cette région si et seulement si :

$$d_{ij} < \Delta_{ij} \forall j \in \{RB\}, \{GR\} \text{ et } \{BG\} \quad (1)$$

La distance euclidienne peut également être utilisée, de sorte qu'une couleur appartient à l'ensemble $\{support, encre\}$ si et seulement si la distance euclidienne $d_E(c_R, c_G, c_B)$ de la couleur \mathbf{c} par rapport au segment $[\mathbf{c}_e, \mathbf{c}_f]$ ne dépasse pas un seuil δ_{locus} . Notons toutefois que l'utilisation de ces critères n'est valide que si les coefficients a_{ij} et b_{ij} peuvent être obtenus de manière suffisamment précise. Par conséquent, il s'avère également primordial d'obtenir \mathbf{c}_e et \mathbf{c}_f de manière précise. Ce point sera abordé dans la suite, notamment dans le paragraphe 3.2.

Les images 4a, 5a et 6a correspondent à un cas concret de problème de transparence de l'encre sur trois supports de couleurs différentes : respectivement vert, jaune et gris. Sur ces supports sont apposées quatre encres de couleurs différentes : noire bleutée N (zones A, B et C), bleue B (zones D, E et F), rouge R (zones G, H et I) et brune Br (zones J, K et L), utilisées en concentrations variables. Les variations de transparence sont bien visibles. Les images binarisées 4b, 5b et 6b correspondent au locus $\{support, encre\}$ (représenté par les pixels blancs dans l'image) obtenu à l'aide du critère (1). Quelles que soient la couleur du fond et la concentration d'encre, les marquages à l'encre noire sont tous détectés. Certes les ambiguïtés ne sont pas toujours écartées. Nous constatons en effet, que quelques pixels associés à la zone J (encre brune) sont assimilés, selon notre critère, à de l'encre noire (voir l'image 4b).

Plus généralement, ce critère peut s'avérer limitatif dans le cas précis où il s'agit de différencier deux encres de très faible concentration. Dans ce cas, leurs couleurs respectives se rapprochent toutes deux de la couleur du fond, et le critère de distance peut évidemment s'avérer insuffisant.

2.2. Les coefficients de concentration

Nous avons vu que le critère de distance par rapport au locus, décrit précédemment, permet en général de déterminer la classe des couleurs associées au marquage à l'encre. Nous introduisons ici de nouveaux attributs appelés *coefficients de concentration*, qui permettent de quantifier la concentration (ou quantité, opacité) de l'encre apposée sur le support. Les *coefficients de concentration marginaux*, appelés Q_{c_i} pour $c_i \in \{RGB\}$ par rapport à la couleur du support c_{f_i} , sont déterminés par la position relative de la couleur sur le segment $[c_{e_i}, c_{f_i}]$:

$$Q_{c_i} = \frac{c_i - c_{f_i}}{c_{e_i} - c_{f_i}} \text{ pour } c_{e_i} \neq c_{f_i} \quad (2)$$

Leurs valeurs sont ainsi comprises entre 0 et 1. Effectivement, Q_{c_i} est égal à l'unité, et donc maximum, lorsque $c_i = c_{e_i}$, c'est-à-dire lorsque l'encre est au maximum de concentration, sans

effet de transparence. À l'inverse, Q_{c_i} est nul, et donc minimum, lorsque $c_i = c_{f_i}$, c'est-à-dire lorsque l'encre est à son minimum de concentration. Dans le cas où $c_{e_i} = c_{f_i}$, alors Q_{c_i} n'est pas défini. Néanmoins, si $\mathbf{c}_e \neq \mathbf{c}_f$, il existe toujours un autre plan dichromatique (C_i, C_j) du cube RGB , pour lequel un autre Q_{c_i} existe.

Définissons également un *coefficient de concentration global* Q :

$$Q = \frac{\|\mathbf{c} - \mathbf{c}_f\|}{\|\mathbf{c}_e - \mathbf{c}_f\|} \text{ pour } \mathbf{c}_e \neq \mathbf{c}_f \quad (3)$$

où \mathbf{c} , \mathbf{c}_f et \mathbf{c}_e correspondent respectivement aux vecteurs couleur du pixel, du support et de l'encre.

Les coefficients de concentration marginaux Q_{c_i} et le coefficient de concentration global Q dépendent uniquement de la concentration de l'encre apposée sur un fond (c'est-à-dire de la position de la couleur sur le segment $[\mathbf{c}_e, \mathbf{c}_f]$). Ils sont indépendants de la couleur de l'encre et de la couleur du support sur lequel elle est apposée. En effet, si l'on considère la modélisation de la transparence : $\mathbf{c} = \gamma \mathbf{c}_e + (1 - \gamma) \mathbf{c}_f$ [DZmura97], il est aisé de montrer que Q correspond exactement à l'opacité γ . De même, Q_{c_i} n'est autre que l'opacité exprimée sur la composante C_i , d'un objet de couleur c_{e_i} sur un support de couleur c_{f_i} . La modélisation de la transparence au cas d'un filtre peut donc s'appliquer au cas de la transparence de l'encre, c'est-à-dire à la mesure de sa concentration ou de son opacité.

Vérifions ce résultat expérimentalement. Dans un premier temps, considérons les figures 4c, 5c et 6c qui correspondent au coefficient de concentration global Q . Par comparaison de ces images avec les images originales 4a, 5a et 6a, on peut remarquer que les valeurs élevées de Q correspondent effectivement à une forte opacité de l'encre. Pour chacun des trois supports, les marquages à l'encre sont effectués avec des concentrations d'encre comparables (par exemple, la zone A de l'image 4a est obtenue avec la même concentration d'encre que la zone A des images 5a et 6a, etc). Les tableaux 1, 2, 3 comparent, en fonction de la couleur du support, les valeurs des moyennes RGB et la valeur du coefficient de concentration global Q , obtenues respectivement pour les zones C (encre noire), E (encre bleue) et I (encre rouge). Malgré les variations de couleur d'une zone selon le fond utilisé, les valeurs Q obtenues restent comparables d'un support à l'autre. Par conséquent, le coefficient Q correspond à une mesure intéressante de la concentration, car il dépend peu de la couleur du support. Ajoutons que l'image des concentrations Q offre une grande discrimination entre pixels de forte concentration et pixels de faible concentration.

Dans les cas les plus simples de détection de l'encre sur un fond, l'utilisation du seul coefficient Q peut suffire. Dans la plupart des cas, il est préférable d'exploiter les coefficients marginaux Q_{c_i} , de sorte d'augmenter la quantité d'information discriminante.

Étant donné que l'approche proposée dépend fortement des valeurs c_{e_i} et c_{f_i} , il est important d'évaluer l'influence d'une erreur de mesure des couleurs de l'encre c_{e_i} et du fond c_{f_i} , sur les valeurs Q_{c_i} . Soient $\sigma_{c_{e_i}}^2$ et $\sigma_{c_{f_i}}^2$ les incertitudes de mesure obtenues sur c_{e_i} et c_{f_i} et soit $\sigma_{Q_{c_i}}^2$ l'incertitude résultante sur

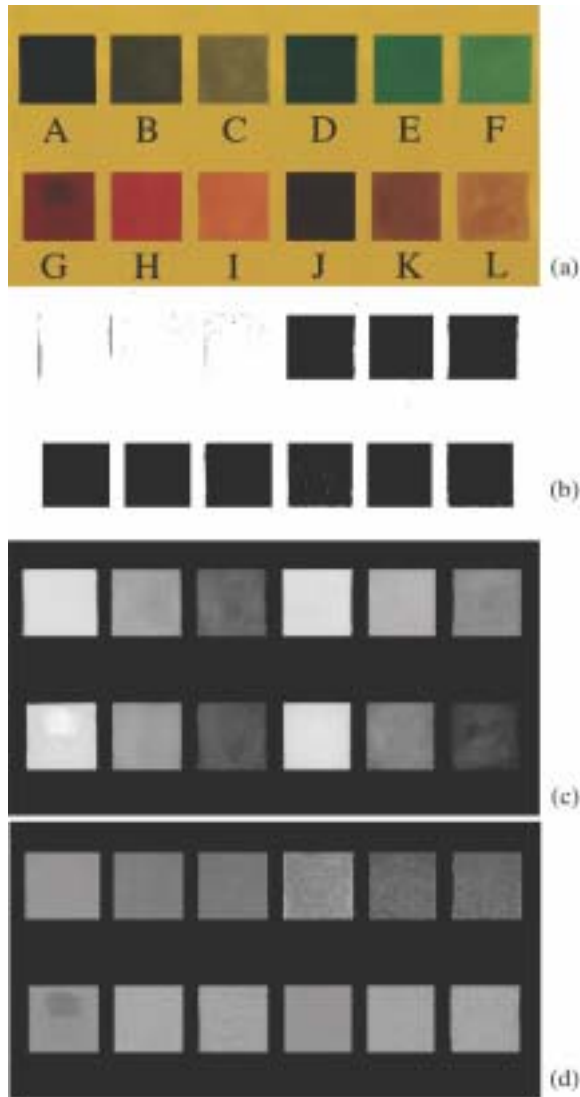
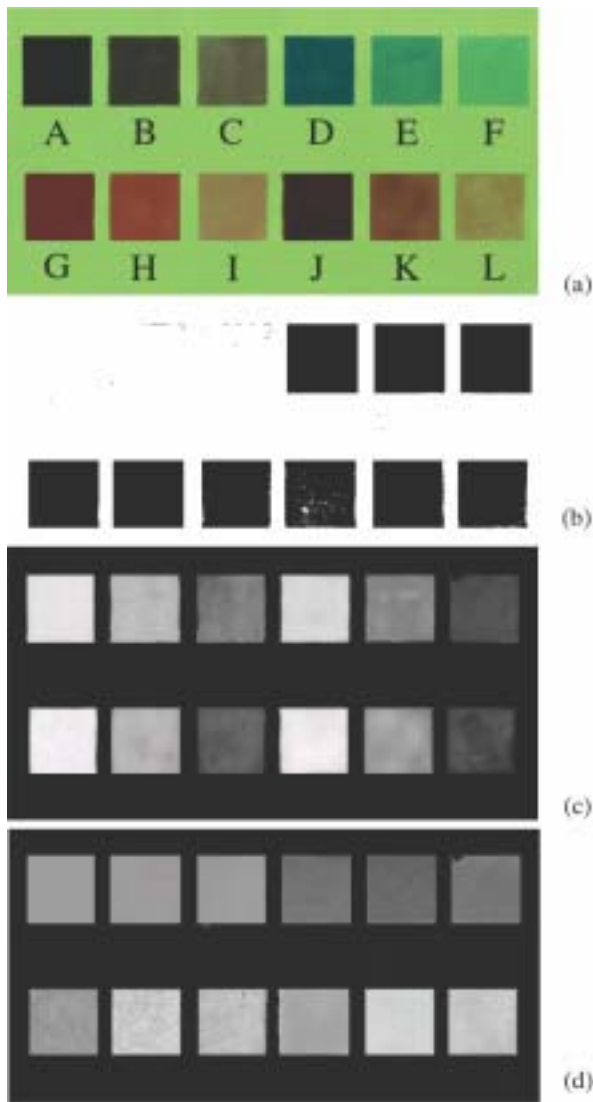


Figure 4. Attributs invariants de l'encre imprimée sur un support vert. a : Image RGB de différentes encres de couleur : noire bleutée N (zones A, B, C), bleue B (zones D, E et F), rouge R (zones G, H et I) et brune Br (zones J, K et L). b : Image binaire représentant la région {support, encre noire} (région en blanc). Elle est obtenue par analyse du critère (1). c : Image du coefficient de concentration global Q . d : Exemple de rapport de coefficients de concentration marginaux λ^{RG} .

Figure 5. Attributs invariants de l'encre imprimée sur un support jaune. a : Image RGB de différentes encres de couleur : noire bleutée N (zones A, B, C), bleue B (zones D, E et F), rouge R (zones G, H et I) et brune R (zones J, K et L). b : Image binaire représentant la région {support, encre noire} (région en blanc), obtenue par analyse du critère (1). c : Image du coefficient de concentration global Q . d : Exemple de rapport de coefficients de concentration marginaux λ^{RG} .

l'estimation de Q_{c_i} . On a :

$$\sigma_{Q_{c_i}}^2 = \left(\frac{\partial Q_{c_i}}{\partial c_{e_i}} \right)^2 \sigma_{c_{e_i}}^2 + \left(\frac{\partial Q_{c_i}}{\partial c_{f_i}} \right)^2 \sigma_{c_{f_i}}^2 \quad (4)$$

et d'après (2) :

$$\frac{\partial Q_{c_i}}{\partial c_{e_i}} = -\frac{Q_{c_i}}{(c_{e_i} - c_{f_i})} \text{ et } \frac{\partial Q_{c_i}}{\partial c_{f_i}} = \frac{Q_{c_i}}{(c_{e_i} - c_{f_i})} - 1$$

Ainsi, plus la couleur de l'encre c_{e_i} est proche de la couleur du fond c_{f_i} et plus les mesures Q_{c_i} sont bruitées. En pratique, il sera préférable d'éliminer au préalable le ou les axes $C_i \in \{RGB\}$ pour lequel (ou lesquels) la distance $c_{e_i} - c_{f_i}$ est trop faible. Introduisons maintenant de nouveaux attributs, les rapports de coefficients de concentration marginaux.

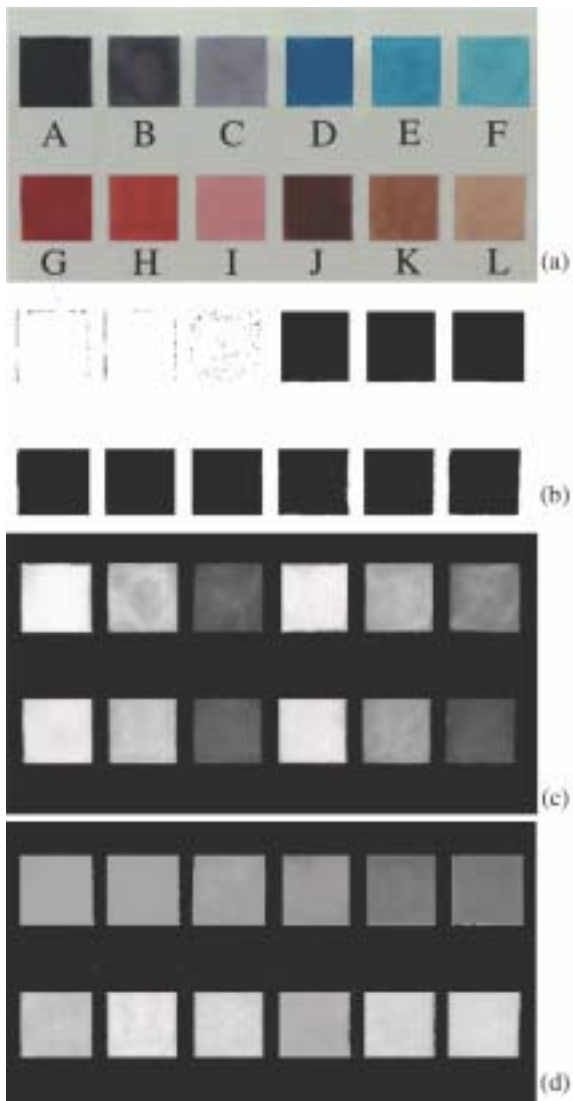


Figure 6. Attributs invariants de l'encre imprimée sur un support gris. a: Image RGB de différentes encres de couleur: noire bleutée N (zones A, B, C), bleue B (zones D, E et F), rouge R (zones G, H et I) et brune Br (zones J, K et L). b: Image binaire représentant la région {support, encre noire} (région en blanc), obtenue par analyse du critère (1). c: Image du coefficient de concentration global Q. d: Exemple de rapport de coefficients de concentration marginaux λ^{RG}.

Tableau 1. Mesures des moyennes R, G, B et Q obtenues sur la zone C (encre noire)

fond	R	G	B	Q
gris	0.4654	0.4657	0.5009	0.4002
jaune	0.4437	0.3891	0.1768	0.4104
vert	0.3668	0.3811	0.2721	0.4746

Tableau 2. Mesures des moyennes R, G, B et Q obtenues sur la zone E (encre bleue)

fond	R	G	B	Q
gris	0.1984	0.5260	0.6302	0.7087
jaune	0.1636	0.3858	0.1872	0.7005
vert	0.2041	0.5624	0.3711	0.6371

Tableau 3. Mesures des moyennes R, G, B et Q obtenues sur la zone I (encre rouge)

fond	R	G	B	Q
gris	0.6888	0.4565	0.4659	0.4006
jaune	0.7488	0.3778	0.1684	0.3457
vert	0.5670	0.4954	0.3068	0.3789

2.3. Les rapports des coefficients de concentration marginaux

Ces quantités, appelées λ^{c_ic_j}, pour c_i, c_j ∈ {RGB}, c_i ≠ c_j, s'expriment de la manière suivante:

$$\lambda^{c_i c_j} = \frac{Q_{c_i}}{Q_{c_j}} \text{ pour } Q_{c_j} \neq 0 \tag{5}$$

Ces coefficients ne sont pas définis lorsque Q_{c_j} = 0, c'est-à-dire lorsque c_i = c_{f_i}, mais également lorsque l'une des composantes Q_{c_i} ou Q_{c_j} n'est pas définie. Ce cas de figure apparaît lorsque c_{e_i} = c_{f_i} ou c_{e_j} = c_{f_j}. Dans ce cas, il est nécessaire de choisir un autre plan dichromatique (C_i, C_j). En effet, il existe toujours un plan, pour lequel les coefficients de concentration Q_{c_i} et Q_{c_j} sont définis, pourvu que la couleur de l'identifiant soit différente de celle du support.

Dans ces conditions, montrons que pour une couleur de support donnée, ces rapports ne dépendent pas de la position de la couleur c sur le segment [c_e, c_f]. En effet, en injectant (2) dans (5), λ^{c_ic_j} s'exprime en fonction des coordonnées couleur (c_i, c_j), de la manière suivante:

$$\lambda^{c_i c_j} = \frac{c_i - c_{f_i}}{c_{e_i} - c_{f_i}} \times \frac{c_{e_j} - c_{f_j}}{c_j - c_{f_j}} \tag{6}$$

Or, en calculant de deux manières différentes la tangente de l'angle α formé par l'intersection de la droite (c_{e_i}, c_{f_i}) et de l'axe (O, C_j) (voir la figure 3), il vient l'égalité suivante:

$$\frac{c_j - c_{f_j}}{c_{e_j} - c_{f_j}} = \frac{c_i - c_{f_i}}{c_{e_i} - c_{f_i}} \tag{7}$$

En injectant (7) dans (6), on montre alors que $\lambda^{c_i c_j}$ est égal à l'unité pour tout couple de coordonnées couleur (c_i, c_j) situé exactement sur le segment $[\mathbf{c}_e, \mathbf{c}_f]$. Ainsi, les rapports des coefficients de concentration marginaux sont invariants à la concentration de l'encre sur un support de couleur donnée.

À titre d'illustration, les figures 4d, 5d et 6d représentent les valeurs du rapport λ^{RG} . Pour une encre donnée, le rapport λ^{RG} est invariant vis-à-vis de la concentration d'encre et de la couleur du support.

Par ailleurs, pour chaque encre $\mathbf{c}_e \in \{N, B, R, Br\}$ nous calculons la variabilité $\mathcal{V}^{\mathbf{c}_e}$ (en pourcentage) des valeurs $\lambda^{c_i c_j}$ pour les trois plans dichromatiques $\{\{RG\}\{BR\}\{GB\}\}$:

$$\mathcal{V}^{\mathbf{c}_e} = \frac{1}{N} \sum_{c_i, c_j \in \{RGB\}, c_i \neq c_j} \sum_{p \in W_{\mathbf{c}_e}} \frac{\lambda^{c_i c_j}(p) - \mu_{\lambda^{c_i c_j}}^{\mathbf{c}_e}}{\mu_{\lambda^{c_i c_j}}^{\mathbf{c}_e}} \quad (8)$$

où $\mu_{\lambda^{c_i c_j}}^{\mathbf{c}_e}$ représente la moyenne des valeurs $\lambda^{c_i c_j}$ calculée pour les trois zones ($N = 3$) d'encre de couleur \mathbf{c}_e , $W_{\mathbf{c}_e}$ est l'ensemble des trois zones de couleur \mathbf{c}_e , et p une de ces zones. Les tableaux 4, 5 et 6 décrivent, d'une part la variabilité $\mathcal{V}^{\mathbf{c}_e}$ des valeurs λ , obtenues pour chacune des couleurs d'encre \mathbf{c}_e , mais également la variabilité associée aux coordonnées RGB .

Dans tous les cas, les rapports $\lambda^{c_i c_j}$ varient moins d'une zone à l'autre, comparé aux simples coordonnées RGB . Il existe des précautions à prendre pour appliquer les attributs que nous venons de décrire, étant donné que les valeurs λ sont bruitées dans le cas où l'écart entre c_{e_i} et c_{f_i} est trop faible sur l'une des composantes i .

Dans cette section, nous avons introduit des attributs permettant d'assurer une constance colorimétrique de l'encre vis-à-vis de sa concentration, mais également vis-à-vis du fond sur lequel elle est imprimée. Nous verrons comment exploiter ces attributs dans le cadre d'une application de segmentation d'un marquage au jet d'encre.

Tableau 4. Comparaison entre la variabilité obtenue sur λ et celle obtenue sur les coordonnées RGB , pour les quatre encres imprimées sur le fond vert (figure 4).

	\mathcal{V}^N	\mathcal{V}^B	\mathcal{V}^{Br}	\mathcal{V}^R
RGB	37.2	24.6	31.7	41.8
λ	0.4	4.8	9.5	8.8

Tableau 4. Comparaison entre la variabilité obtenue sur λ et celle obtenue sur les coordonnées RGB , pour les quatre encres imprimées sur le fond jaune (figure 5).

	\mathcal{V}^N	\mathcal{V}^B	\mathcal{V}^{Br}	\mathcal{V}^R
RGB	38.7	25.0	32.7	38.3
λ	8.7	8.9	7.4	4.2

Tableau 6. Comparaison entre la variabilité obtenue sur λ et celle obtenue sur les coordonnées RGB , pour les quatre encres imprimées sur le fond gris (figure 6).

	\mathcal{V}^N	\mathcal{V}^B	\mathcal{V}^{Br}	\mathcal{V}^R
RGB	42.1	20.8	33.0	31.8
λ	1.8	10.0	4.6	7.7

3. Application à la segmentation d'un marquage à l'encre

3.1. État de l'art en segmentation couleur

La segmentation couleur est une étape critique et essentielle à de nombreux traitements (reconnaissance de forme, indexation d'images, etc ...). Elle consiste à partitionner une image en régions, c'est-à-dire en ensembles de pixels à la fois connexes et proches au sens colorimétrique. Les nombreuses méthodes de segmentation appliquées à des images de niveaux de gris souffrent bien souvent de la présence de changements d'intensité dus aux ombres et aux courbures des surfaces. L'utilisation de l'information couleur permet au contraire de discerner deux entités de même intensité, mais de teintes différentes.

La littérature recense un nombre relativement important de techniques de segmentation couleur, qui se différencient par les hypothèses sur lesquelles elles reposent. Les algorithmes de segmentation couleur, comme les approches en niveaux de gris d'ailleurs, sont communément classées suivant deux approches : l'approche contour et l'approche région. Dans le premier cas, la partition de l'image s'effectue par le biais de l'analyse locale des discontinuités entre les régions, alors que dans le second cas, il s'agit d'extraire des régions colorimétriquement homogènes. Néanmoins, des méthodes mixtes peuvent exploiter les avantages des deux approches.

Les discontinuités locales de l'image, qui correspondent aux frontières entre deux régions adjacentes, s'obtiennent par des outils dérivatifs ou morphologiques. Le gradient et la dérivée seconde peuvent être calculés de manière marginale, par exemple à l'aide des méthodes de [Deriche] ou de [Shen&Castan]. Toutefois, le gradient peut être calculé de manière multicomposante ou vectorielle, c'est-à-dire qu'un seul gradient est obtenu à partir des trois plans images [DiZenzo]. Signalons également le gradient de [Carron] dans l'espace HSV , qui prend en compte les spécificités de cet espace. La segmentation couleur par approche contour permet d'obtenir de

bons résultats dans le cas d'images fortement contrastées, montrant des transitions bien nettes entre les régions, et non des transitions graduelles, ainsi que dans le cas d'images très structurées, aux textures bien différentes.

Parmi les approches basées région, il faut différencier deux classes d'algorithmes : les méthodes structurelles, qui se focalisent sur la partition spatiale de l'image et les méthodes basées sur la classification dans l'espace d'attributs couleur.

Les méthodes de segmentation par approche structurelle effectuent la répartition des pixels directement dans l'image, en fonction des attributs colorimétriques et des attributs de connexité des pixels. Ainsi, le processus de formation des régions considère à la fois les contraintes d'homogénéité colorimétrique intra-régions, la connexité des pixels, mais prend également en compte les différences colorimétriques inter-régions. Parmi les approches structurelles, on distingue communément les approches ascendantes telles que la croissance de régions [Zucker, Trémeau, Moghaddamzadeh] et les méthodes structurales, telles que les méthodes de fusion, division ou division-fusion [Horowitz, Imelinska, Panjwani, Schettini, Ohlander]. Les premières consistent à faire croître une région à partir d'un pixel germe, à l'aide d'un critère d'homogénéité appliqué à son voisinage. Les techniques de segmentation par division-fusion, quant à elles, procèdent à une partition de l'image en régions non homogènes au sens d'un critère colorimétrique, puis fusionnent des régions adjacentes en fonction de critères d'homogénéité, identiques ou non au premier. Elles requièrent généralement l'utilisation de structures de données telles que le tétra-arbre [Horowitz], [Gevers90], la triangulation de Delauney [Gevers94], ou encore le diagramme de Voronoï [Imelinska].

Citons également les travaux de [Marfil], qui proposent une structure de données originale pour effectuer la segmentation. Les algorithmes structuraux souffrent généralement d'un manque de fidélité des frontières par rapport aux contours réels. De plus, la nature séquentielle des approches par croissance de régions ou encore l'utilisation de structures complexes inhérente aux algorithmes de division-fusion, induisent, dans la plupart des cas, des temps de calcul prohibitifs. Néanmoins, ces techniques sont généralement non-supervisées et peuvent s'appliquer à de nombreux types d'images.

Les méthodes de classification des pixels, développées par de nombreux auteurs [Tominaga92, Koonty, Hartigan, Celenk, Vanden03] reposent sur l'hypothèse selon laquelle les couleurs d'une région forment soit un nuage de points dans un espace colorimétrique, soit un mode dans un histogramme couleur.

La plupart des méthodes se basant sur la distribution des pixels dans l'espace couleur, nécessitent la connaissance *a priori* du nombre de classes. C'est le cas de la méthode des *k-means* [Forgy] ou la variante de classification floue, les *fuzzy-c-means* [Bezdek]. Dans [Chen] par exemple, les auteurs proposent un algorithme de *fuzzy-c-means* suivi d'une segmentation dans le domaine spatial de l'image. Il existe des variantes non-supervisées de l'algorithme des *k-means*, telle que la technique d'*isodata* [Takahashi].

Les histogrammes 3D sont parfois exploités dans la littérature [Raffy], mais beaucoup plus rarement que les histogrammes monodimensionnels. Ces derniers, empruntés au traitement des images en niveaux de gris, sont plus simples d'utilisation, par le biais d'approches de type *scale space filtering* [Schettini] par exemple. Étant donné que l'analyse d'histogramme s'effectue indépendamment sur chacune des trois composantes, il est judicieux d'utiliser un espace couleur décorréolé [Ohta] ou de luminance-chrominance, comme dans [Schettini, Celenk]. Certains auteurs analysent l'histogramme de plans issus d'une combinaison linéaire de différentes composantes, comme dans [Lin]. Une analyse récursive d'histogrammes couleur permet généralement d'obtenir de bons résultats [Tominaga86], [Ohlander]. Les algorithmes de classification offrent pour la plupart d'entre eux, l'avantage d'une mise en œuvre simple et de temps de calcul peu prohibitifs. Par contre, ils souffrent généralement du manque de prise en compte de la répartition spatiale des pixels dans l'image. Cela a amené certains auteurs à introduire des propriétés de connexité des pixels directement dans l'étape de classification. Dans [Ferri], les auteurs utilisent les relations de voisinage des pixels pour affiner leur classification, tandis que [Fontaine] effectue une classification spatio-colorimétrique basée sur l'analyse des degrés de connexité des pixels. Cette approche originale permet, en considérant au même titre les attributs spatiaux et colorimétriques des pixels, de construire des classes qui peuvent être non équiprobables.

Ainsi, de nombreux travaux ont été effectués en segmentation couleur. Toutefois, il n'existe pas d'algorithme de segmentation universel, le choix d'une approche étant guidé notamment par le type d'application, les contraintes de mise en œuvre et le type d'images à traiter.

Dans la suite de cet article, nous nous attachons à mettre en œuvre une technique de segmentation adaptée à la détection robuste d'un marquage au jet d'encre sur un fond uniforme, quelles que soient la couleur du fond et la concentration de l'encre imprimée. De plus, la plupart des marquages au jet d'encre peuvent être constitués de différentes régions. C'est le cas par exemple des marquages de caractères alpha-numériques. C'est pourquoi la méthode mise en œuvre prend en compte une définition originale de la région, puisqu'une région est considérée comme un ensemble de pixels spatialement et colorimétriquement proches mais pas forcément tous connexes. Une classification suivie d'une analyse de voisinage permettra de déterminer des pixels candidats. Un score d'appartenance au marquage est calculé pour chaque candidat, à partir de l'analyse de leur voisinage. Enfin, une composante connexe associée à la région à segmenter est extraite à l'aide d'une croissance de région.

3.2. Remarques préliminaires

Les images traitées sont de taille $N_x \times N_y$. Les attributs invariants, décrits dans la section 2, nécessitent la connaissance de

la couleur de l'encre \mathbf{c}_e , mais également de la couleur du support \mathbf{c}_f . Dans notre cas, nous supposons \mathbf{c}_e connue. Elle peut s'obtenir facilement par acquisition d'un « témoin », c'est-à-dire une zone sur laquelle est appliquée suffisamment d'encre pour éviter toute transparence. La couleur du support \mathbf{c}_f est déterminée aisément par analyse d'histogramme. En supposant que le fond est quasiment uniforme et représente la classe dominante dans l'image, il est représenté par le mode le plus important de l'histogramme couleur. Après détection de ce mode, un seuillage permet d'extraire la région associée au fond. \mathbf{c}_f correspond alors à la couleur moyenne de cette région.

Les attributs Q_{c_i} ou Q , et $\lambda^{c_i c_j}$ étant calculés, la première étape du traitement de segmentation du marquage procède à la sélection de pixels candidats, c'est-à-dire aux pixels susceptibles d'appartenir au marquage, dans le but d'obtenir un germe pour l'algorithme de croissance de région.

3.3. Sélection des pixels candidats

Soit $c_i(x, y) \in \{RGB\}$ une coordonnée couleur du pixel (x, y) . Puisque, d'après les résultats exposés dans la section 2.1, la couleur de l'encre imprimée est localisée sur un segment $[\mathbf{c}_e, \mathbf{c}_f]$, un pixel (x, y) appartient au marquage s'il vérifie le critère $\mathcal{C}_0(x, y)$ suivant :

$$\mathcal{C}_0(x, y) = \begin{cases} \{1 \text{ si } \forall (c_i(x, y), c_j(x, y)) \in \{RGB\} : \\ |c_i(x, y) - (a_{ij}c_j(x, y) + b_{ij})| < \Delta_{ij}, \\ \text{sinon } 0 \end{cases} \quad (9)$$

Δ_{ij} étant la distance maximale entre un pixel et la droite associée à $[\mathbf{c}_e, \mathbf{c}_f]$.

Qui plus est, l'encre possède un certain pouvoir couvrant, c'est-à-dire qu'elle laisse plus ou moins transparaître le support sur lequel elle est imprimée. Cette constatation nous permet de restreindre l'espace d'analyse des Q_{c_i} à un intervalle de valeurs. De cette manière, un pixel (x, y) appartient au marquage si sa couleur satisfait un deuxième critère $\mathcal{C}_1(x, y)$, décrit ci-dessous :

$$\mathcal{C}_1(x, y) = \begin{cases} \{1 \text{ si } \forall c_i(x, y) \in \{RGB\}, Q_{c_i}(x, y) > S_1^i, \\ \text{sinon } 0 \end{cases} \quad (10)$$

où les seuils S_1^i , compris entre 0 et 1, et Δ_{ij} sont à fixer de manière supervisée. Nous appellerons (x_s, y_s) un pixel candidat, c'est-à-dire vérifiant \mathcal{C}_0 et \mathcal{C}_1 . La sélection des candidats peut autoriser l'apparition de bruit, puisque les pixels associés à d'autres régions de l'image peuvent posséder des caractéristiques colorimétriques parfois très similaires à celles du marquage. Ainsi, l'analyse du voisinage des pixels candidats permet de calculer des scores d'appartenance au marquage, et ainsi éliminer les mauvais pixels candidats.

3.4. Calcul d'un score d'appartenance par analyse de voisinage

Si un pixel candidat possède plusieurs voisins susceptibles d'appartenir au marquage, alors il a de plus fortes probabilités

pour effectivement faire partie du marquage. À l'inverse, si ce candidat ne possède aucun pixel voisin susceptible d'appartenir au marquage, il est fort probable qu'il corresponde à du bruit et dans ce cas, il doit être éliminé. Ainsi, pour chaque candidat (x_s, y_s) , un score d'appartenance $\mathcal{P}(x_s, y_s)$ est calculé, en fonction des attributs de son voisinage. Plus il possède de voisins proches au sens colorimétrique, plus le score d'appartenance est élevé. Dans cette hypothèse, les pixels voisins possèdent approximativement les mêmes coefficients $\lambda^{c_i c_j}$. Ainsi, pour chaque pixel (x, y) appartenant au voisinage V_s d'un pixel (x_s, y_s) , on analyse un critère d'homogénéité $\mathcal{C}_2(x, y)$, basé sur la distance euclidienne $d_\lambda(x, y)$ entre les valeurs λ du pixel (x_s, y_s) et son voisin (x, y) :

$$\mathcal{C}_2(x, y) = \{1 \text{ si } (x, y) \in V_s, d_\lambda(x, y) < S_2, \text{ sinon } 0\}. \quad (11)$$

Qui plus est, les pixels voisins doivent être suffisamment proches du *locus* $[\mathbf{c}_e, \mathbf{c}_f]$ et détenir un coefficient de concentration important. Ainsi, ils doivent satisfaire les critères \mathcal{C}'_0 et \mathcal{C}'_1 , similaires aux critères \mathcal{C}_0 et \mathcal{C}_1 avec des seuils Δ_{ij} et S_1^i moins stricts. Cela permet de prendre en compte des pixels qui appartiennent à l'identifiant bien que leur concentration d'encre soit trop faible pour qu'ils soient sélectionnés initialement comme candidats.

Les pixels courants pour lesquels aucun voisin ne répond au critère sont éliminés et leur score d'appartenance est annulé. Chaque fois qu'un voisin $(x, y) \in V_s$ répond à tous les critères d'appartenance à l'identifiant, son score d'appartenance et celui du pixel central augmentent. L'algorithme est énoncé ci-après :

Pour chaque pixel $(x, y) \in V_s$:

Si $(\mathcal{C}'_0(x, y), \mathcal{C}'_1(x, y), \mathcal{C}_2(x, y)) = (1, 1, 1)$ alors :

$$\begin{cases} \mathcal{P}(x_s, y_s) &= \mathcal{P}(x_s, y_s) + 2 \\ \mathcal{P}(x, y) &= \mathcal{P}(x, y) + 1 \end{cases} \quad (12)$$

Sinon RIEN.

Si pour **tous** les pixels $(x, y) \in V_s$:

$(\mathcal{C}'_0(x, y), \mathcal{C}'_1(x, y), \mathcal{C}_2(x, y)) = (0, 0, 0)$ alors :

$$\begin{cases} \mathcal{P}(x_s, y_s) &= 0 \\ \mathcal{P}(x, y) &= 0 \forall (x, y) \in V_s \end{cases} \quad (13)$$

Sinon RIEN.

Le résultat de ce traitement est une image en niveaux de gris $\mathcal{P}(x, y)$, de taille $N_x \times N_y$ et dont les valeurs correspondent aux scores d'appartenance calculés. Dans le cas où il n'y a qu'un marquage à repérer, il est intéressant de diviser les valeurs des pixels de l'image $\mathcal{P}(x, y)$ par leur distance euclidienne par rapport au centre d'inertie de l'image $\mathcal{P}(x, y)$. Cela fait croître le score d'appartenance des pixels appartenant au plus important groupe de pixels de fort degré d'appartenance. De la même manière, cela fait décroître les scores d'appartenance des pixels isolés.

À ce niveau des traitements, les pixels qui possèdent un score d'appartenance élevé, ne sont pas forcément connexes. La prochaine section explique comment remédier à ce problème et obtenir une unique composante connexe englobant la totalité du marquage.

3.5. Sélection d'une composante connexe associée au marquage

L'image \mathcal{P} est partitionnée en fenêtres W_{uv} (voir figure 7), de taille $M_x \times M_y$, avec $u = 1..U$, $v = 1..V$, où $U = \frac{N_x}{M_x}$ et $V = \frac{N_y}{M_y}$. Chaque pixel de W_{uv} est remplacé par la moyenne des pixels \mathcal{P} sur cette fenêtre. Soit \mathcal{P}_f cette nouvelle image. Le choix de la taille de la fenêtre dépend de l'image. Elle doit être suffisamment grande de manière à assurer la formation d'une composante connexe de fenêtres de valeurs non nulles permettant de couvrir la série de caractères.

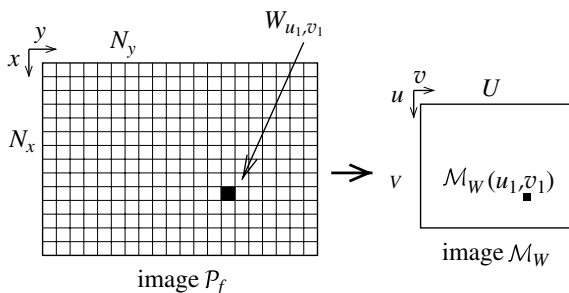


Figure 7. Passage de l'image \mathcal{P}_f à l'image des moyennes \mathcal{M}_W .

De manière à accélérer les traitements qui suivent, une image \mathcal{M}_W de taille $U \times V$ est formée à partir des valeurs des moyennes \mathcal{P}_f calculées sur les fenêtres W_{uv} et dont la valeur au pixel (u, v) correspond à la moyenne arithmétique de $\mathcal{P}(x, y)$ sur W_{uv} :

$$\mathcal{M}_W(u, v) = \sum_{(x, y) \in W_{uv}} \mathcal{P}(x, y) / (M_x \cdot M_y) \quad (14)$$

L'image $\mathcal{M}_W(u, v)$ nous permet d'extraire un germe du marquage, de manière à effectuer une croissance de région. En effet, le pixel de $\mathcal{M}_W(u, v)$ possédant la valeur maximale, $\mathcal{M}_{W_{max}}$, détient la plus forte probabilité d'appartenir au marquage. Il est donc sélectionné comme un germe associé à la composante connexe du marquage.

Premièrement, les 8 voisins de $\mathcal{M}_{W_{max}}$ sont analysés. S'ils répondent à un critère d'homogénéité \mathcal{C}_3 : $\mathcal{C}_3 = \{1 \text{ si } \mathcal{M}_W(u, v) \neq 0, \text{ sinon } 0\}$, ils sont agrégés à la région et leurs 8 voisins sont analysés à leur tour, et ainsi de suite. Le critère d'homogénéité est très simple puisqu'il s'agit d'un critère binaire de connectivité spatiale. Cependant, il peut être intéressant de prendre en compte le cas de figure où le marquage recherché est absent, à cause d'un défaut d'impression par exemple. Ainsi, si

la valeur maximum \mathcal{M}_{max} est inférieure à un seuil, on considère qu'il y a absence de marquage. La région formée par croissance de région dans l'image $\mathcal{M}_W(u, v)$ est retransmise dans l'image initiale, de taille $N_x \times N_y$ et forme une composante connexe englobant la totalité du marquage.

La méthode qui vient d'être décrite permet la détection de l'emplacement d'un marquage, par exemple une série de caractères alpha-numériques. Elle repose sur les attributs établis dans la section 2. Selon l'application visée et le type d'image, elle peut être optimisée en réduisant le nombre d'attributs utilisés, pour n'en garder que les plus pertinents. Par exemple, le coefficient de concentration global peut être exploité. On peut également sélectionner le plan dichromatique pour lequel l'écart entre la couleur du fond et la couleur de l'encre est maximal.

La composante connexe extraite peut être utilisée comme un masque du marquage, sur lequel sont effectués des traitements de segmentation supplémentaires. Elle peut également servir de zone d'intérêt pour une tâche de vision active, de suivi, etc. Dans la section suivante, nous démontrons à partir d'exemples de résultats expérimentaux, la pertinence de l'approche proposée (sections 2 et 3) dans le cadre d'une application de traçabilité de la filière porcine.

4. Application à la segmentation d'un identifiant sur un jambon

L'application consiste en un contrôle automatique de la traçabilité des produits porcins. L'identifiant de la carcasse, formé de caractères numériques de couleur noire bleutée, est imprimé sur l'animal. Il s'agit de détecter la position de ce marquage sur la pièce de porc, puis d'accomplir une tâche de positionnement de la caméra en face de l'identifiant de manière à en assurer la lecture par un algorithme de reconnaissance de caractères. La première difficulté est de différencier l'identifiant des autres marques présentes sur la couenne. À titre d'exemple, quelques images de jambons sont présentées sur les figures 8a, 9a, 9c, 9e et 9g. Taches de graisse (figure 9e et 9g), hématomes (image 9c), griffures (images 8a), chair (visible sur le bord des jambons, particulièrement sur la figure 9e), occultation partielle de l'identifiant (figure 9e), hétérogénéité de la couleur de la couenne, présence d'un second identifiant raté (figure 9e), bavures du marquage, sont autant d'éléments susceptibles de compliquer la tâche de segmentation. Les bavures de l'encre, les déformations dues à la fois à la courbure du jambon et au mode d'impression, mais aussi la présence d'autres marquages tels que le tampon vétérinaire (de forme ovale sur les images de la figure 9), ne permettent pas d'utiliser directement une méthode de reconnaissance

ce de caractères ou encore l'analyse de critères de forme. En prenant ces remarques en compte et si nous admettons que les propriétés colorimétriques de l'encre utilisée sont connues, la couleur s'avère être un attribut très intéressant à exploiter. De plus, l'algorithme de segmentation exposé dans la section 3, qui utilise des attributs de constance colorimétrique de l'encre, paraît être une solution appropriée à cette problématique.

Un système de vision couleur a été conçu de manière à faciliter la détection de cet identifiant. Un éclairage diffus et uniforme a permis l'obtention d'images de haute qualité, en évitant la réflexion spéculaire et les ombres dues à la fois à la courbure du jambon et aux plis de la couenne. Une caméra triCCD Sony DXC 990 P et un logiciel d'acquisition d'images fournissent des images RGB codées sur huit bits par bande.

Nous disposons ainsi d'une base d'images de plus de 300 images de jambons, montrant tous des défauts. La caméra est toujours positionnée à une même distance du jambon. La couleur de l'encre utilisée est $R = 0,078$, $G = 0,039$, $B = 0,03$. La détection de l'identifiant nécessite de fixer les valeurs S_1^i , Δ_{ij} , S_2 , qu'il faut régler de manière supervisée, par apprentissage sur la base de 300 images de jambons. Toutefois, on peut avoir une idée *a priori* quant aux valeurs à leur donner. En effet, les valeurs S_1^i , ne dépendent que de l'opacité de l'encre. Sa valeur est généralement supérieure à 0,5. Δ_{ij} dépend de la disparité des couleurs autour de la droite $[\mathbf{c}_e, \mathbf{c}_f]$, nous avons considéré une valeur de 0,05. Étant donné le faible écart des couleurs par rapport à $[\mathbf{c}_e, \mathbf{c}_f]$, il est fort probable que cette valeur soit satisfaisante quelle que soit l'image utilisée. Une fois fixés, ces différents seuils ne sont plus modifiés, quelle que soit l'image de jambon traitée.

Sur la figure 8, on peut suivre les différentes étapes du traitement de segmentation concernant l'image présentée sur la figure 8a. Les figures 8b, 8c et 8d montrent à titre d'exemple, respectivement la distance euclidienne par rapport à la droite $[\mathbf{c}_e, \mathbf{c}_f]$, le coefficient de concentration marginal Q_R , et le coefficient λ^{RG} . Remarquons notamment que les pixels du marquage sont proches colorimétriquement de la droite $[\mathbf{c}_e, \mathbf{c}_f]$ (faible intensité dans l'image 8b) et qu'ils détiennent un fort coefficient de concentration (forte intensité dans l'image 8c). Les pixels candidats sont représentés par des pixels blancs sur l'image 8e. L'image des probabilités d'appartenance \mathcal{P} , obtenue à l'étape décrite dans le paragraphe 3.4, est représentée sur la figure 8f. L'image filtrée \mathcal{M}_W , (voir la section 3.5), est montrée sur la figure 8g. Étant donnée la hauteur moyenne de nos caractères dans l'image (environ 15 à 20 pixels), une fenêtre W_{uv} , de taille 24×24 pixels est suffisante dans tous les cas. Pour finir, l'image 8h représente l'emplacement du marquage. La zone détectée permet d'englober la totalité des caractères associés à l'identifiant.

La figure 9 montre quelques résultats de détection de l'identifiant sur des jambons possédant des défauts. Remarquons que les teintes des couennes et la couleur du marquage sont effectivement très différentes d'une image à l'autre.

Les résultats obtenus attestent de l'efficacité de la méthode de détection de l'identifiant, quels que soient les défauts présents

sur la couenne, et quelles que soient la couleur de couenne et la quantité d'encre utilisée. Sur la base d'images considérée, un taux de réussite de 95,1 % a été obtenu. Il correspond au pourcentage de cas pour lesquels l'emplacement de l'identifiant est bien détecté. La détection de l'identifiant sur des jambons sans défauts est toujours assurée, tandis que les mauvaises détections peuvent apparaître dans des cas très particuliers. Par exemple, il apparaît parfois sur le jambon des taches d'encres correspondant à des identifiants ratés, comme sur la figure 9e. Dans certains cas, c'est la tache qui peut être sélectionnée et non l'identifiant. De plus, puisqu'en abattoir le taux de jambons présentant des défauts est d'environ 5 %, le taux de réussite global de notre méthode pourrait atteindre les 99,75 %.

Dans le cadre de cette application, la méthode de segmentation est finalement très satisfaisante. La composante connexe associée à l'identifiant pourra servir de zone d'intérêt pour effectuer un déplacement de la caméra par asservissement visuel en face

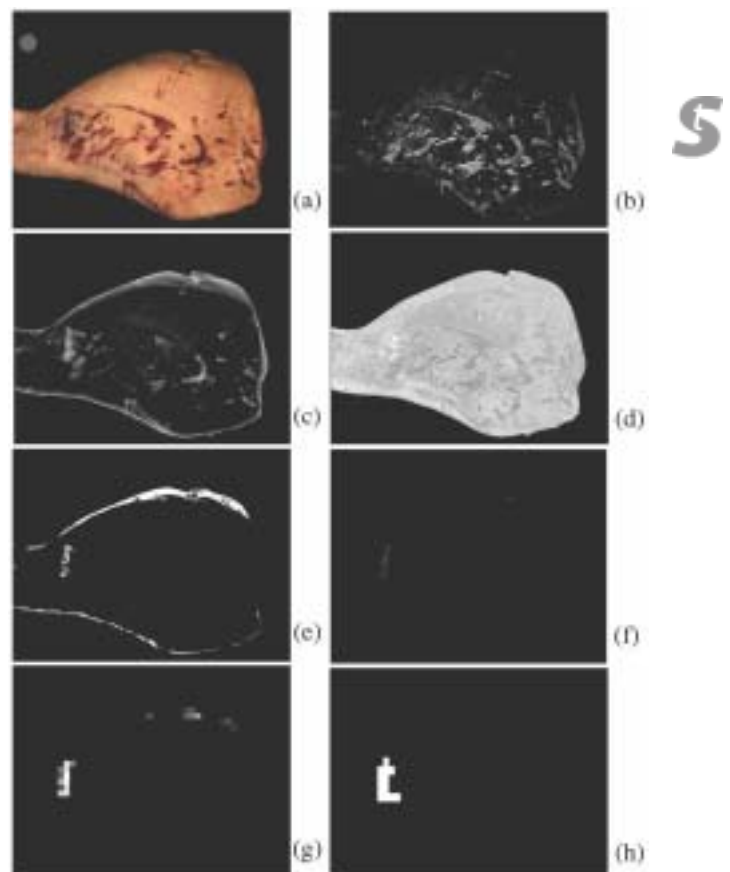


Figure 8. Exemple de détection de l'identifiant. a : Image initiale. b : Distance euclidienne par rapport au locus $[\mathbf{c}_e, \mathbf{c}_f]$. c : Coefficient de concentration Q_R . d : λ^{RG} . e : Pixels candidats. f : Scores d'appartenance \mathcal{P} après analyse de voisinage. g : Image des moyennes \mathcal{M}_W , après filtrage spatial. h : Résultat de la détection.

de l'identifiant. Après ce déplacement, une seconde étape de segmentation sera nécessaire pour extraire les caractères, de façon à ce qu'ils soient reconnus par un algorithme de reconnaissance de caractères.

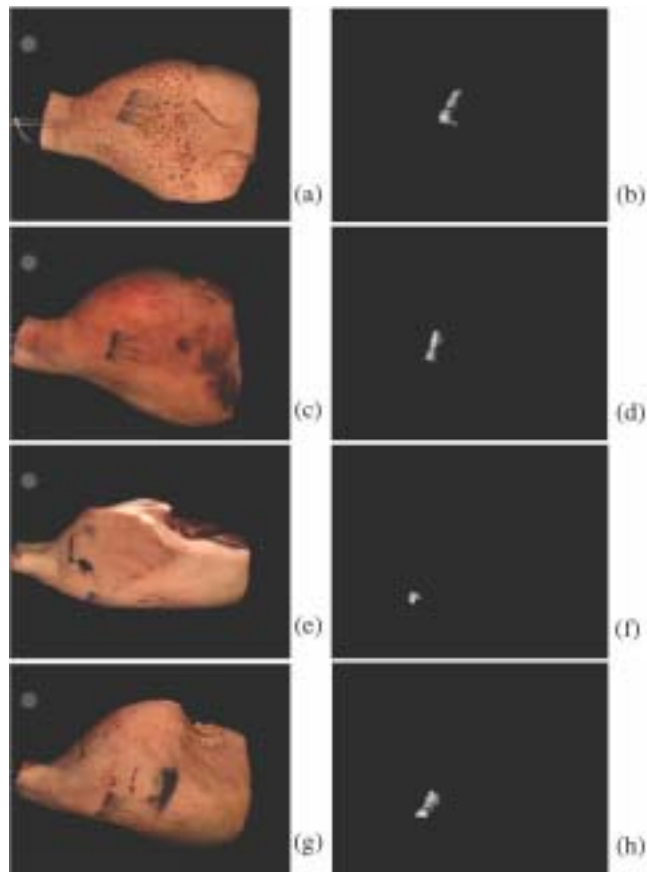


Figure 9. Exemples de résultats de détection de l'identifiant. a et b : érythèmes. c et d : brûlures et griffures. e et f : tache de graisse et présence d'identifiant raté. g et h : tache de graisse.

5. Conclusion

Nous avons analysé la réflectance de l'encre lorsqu'elle est appliquée sur un support coloré, en prenant en compte son opacité vis-à-vis du support sur lequel elle est imprimée et en prenant en compte la couleur de ce support. Ceci a permis d'extraire plusieurs attributs intéressants, tels que les *coefficients de concentration marginaux* ou le *coefficient de concentration global* qui, selon le modèle de convergence de la transparence, correspondent à une mesure de l'opacité. Ces attributs sont invariants à la couleur du fond sur lequel est imprimée l'encre. Ont également été définis les rapports λ des coefficients de concentration marginaux, qui sont invariants à la quantité d'encre apposée sur le support, aux couleurs de l'encre et du support. Nous avons prouvé la pertinence de ces caractéristiques dans le cadre de notre application. Ils ont été utilisés dans une applica-

tion de segmentation. La méthode proposée est basée sur une définition originale de la région, puisque celle-ci est considérée comme un ensemble de pixels spatialement et colorimétriquement proches mais pas forcément tous connexes.

Cet algorithme est peu dépendant de la couleur de l'encre à segmenter. Il suffit d'effectuer un calibrage au préalable pour la caractériser. De la même manière, ce simple calibrage permet d'assurer la répétabilité de l'algorithme quelle que soit la couleur de l'illuminant, quelle que soit la sensibilité spectrale des capteurs. Par conséquent, il peut aisément être étendu à diverses applications.

Dans cet article, nous avons montré l'efficacité de la méthode dans le cadre d'une application en traçabilité de produits carnés, où il s'agit de détecter un identifiant imprimé par jet d'encre sur des jambons. La quantité d'encre utilisée pour effectuer le marquage, ainsi que la couleur de la couenne, sont des paramètres difficiles à contrôler, puisqu'ils varient énormément d'une pièce de viande à l'autre. Des travaux préliminaires [Gouiffès] avaient permis la détection de l'identifiant dans la plupart des cas. La méthode proposée ici est à la fois plus efficace (notamment lorsque l'identifiant est en partie occulté) et plus simple au niveau algorithmique, grâce à l'utilisation des attributs invariants. D'autre part, elle est adaptable à d'autres couleurs d'encre, à d'autres types de supports.

Selon l'application, il n'est pas nécessaire d'exploiter tous les attributs décrits, les plus pertinents pouvant être sélectionnés au préalable.

Références

- [Bezdek] J.C. BEZDEK, R. EHRlich, and W. FULL. "FCM: The fuzzy c-mean clustering algorithm." *Computers, and Geosciences*, 10:191-203, 1984.
- [Beck] J. BECK, K. PRAZDNY, and R. IVRY. "The perception of transparency with achromatic colors." *Perception and psychophysics*, 35(10):407-422, 1984.
- [Braddick] O.J. BRADDICK, K.A. WISHART, and W. CURRAN. "Directional performance in motion transparency." *Vision Research*, 42(10):1237-1248, 2002.
- [Carron] T. CARRON. *Segmentation d'images couleur dans la base Teinte-Luminance-Saturation : approche numérique et symbolique*. PhD thesis, LAMII, - Université de Savoie, Annecy, France, decembre 1995.
- [Celenk] M. CELENK. "A color clustering technique for image segmentation". *Computer Vision Graphics Image Process*, 52:145-170, 1990.
- [Chen] T.Q. CHEN, Y. LU. "Color image segmentation - an innovative approach". *Pattern Recognition*, 35(2):395-405, February 2002.
- [Colantoni] P. COLANTONI. "Contribution des structures de données à la segmentation d'images couleur. élaboration d'un outil d'infographie textile." *Thèse de doctorat de Université Jean Monnet, St Etienne*, Novembre 1998
- [DaPos] O. DA POS. "Trasparenze". Padua, Icone, 1989.
- [Deriche] R. DERICHE. "Using canny's criteria to derive a recursively implemented optimal edge detector". *Internal Journal of Computer Vision*, 1(2):167-187, 1987.

- [DZmura97] M. D'ZMURA, P. COLANTONI, K. KNOBLAUCH, B. LAGET. "Color transparency". *Perception*, 26:471-492, 1997.
- [DZmura00] M. D'ZMURA, O. RINNER, K.R. GEGENFURTNER. "The colors seen behind transparent filters". *Perception*, 29:911-926, 2000.
- [Faul] F. FAUL and V. EKROLL. "Psychophysical model of chromatic perceptual transparency based on subtractive color mixture." *Journal of the optical Society of America A*, 19:1084-1095, 2002.
- [Ferri] F. FERRI, E. VIDAL. "Colour image segmentation and labeling through multiedit condensing". *Pattern Recognition Letters*, 13(8):561-568, 1992.
- [Fontaine] M. FONTAINE. *Segmentation non supervisée d'images couleur par analyse de la connexité des pixels*. PhD thesis, Université de Lille I, Décembre 2001.
- [Forgy] E. FORGY. "Cluster analysis of multivariate data : efficacy versus interpretability of classification". *Biometrics*, 21:768-780, 1965.
- [Gevers90] T. GEVERS, F.C.A. GROEN. "Segmentation of color images". In *Proceedings of 7th Scandinavian Conference on Image Analysis*, 1991.
- [Gevers94] T. GEVERS, V.K. KAJCOVSKI. "Image segmentation by directed region subdivision". In *International Conférence on Pattern Recognition*, pages A : 342-346, 1994.
- [Gouiffès] M. GOUIFFÈS, P. MARTY-MAHÉ, C. FERNANDEZ, A. TRÉMEAU, P.LOISEL, D. BROSSARD. "Comparaison de deux méthodes de segmentation appliquées à l'agro-alimentaire". In *14^e congrès AFRIF-RFIA. Reconnaissance de Formes et Intelligence Artificielle*, Toulouse, France, Janvier 2004.
- [Hartigan] J.A. HARTIGAN. *Clustering algorithms*. John Wiley and Sons, 1975.
- [Horowitz] S.L. HOROWITZ, T. PAVLIDIS. "Picture segmentation by a directed split-and-merge procedure". In *Proceedings of the 2nd International Joint Conférence on Pattern Recognition*, pages 424-433, 1974.
- [Imelinska] C. IMELINSKA, M.S. DOWNES, W. YUAN. "Semi-automated color segmentation of anatomical tissue". *Computerized Medical Imaging and Graphics*, 3(24):173-180, May-June 2000.
- [Koonty] W. KOONTY, P.M. NARENDRA, F. FUKUNAYA. "A graph theoretic approach to non-parametric cluster analysis". *IEEE Trans. on Computer*, 25(9):961-973, 1976.
- [Lin] X. LIN, S. CHEN. "Color image segmentation using modified HSI system for road following". *Proc. IEEE Conf on Robotics and Automation*, pages 1998-2003, April 1991.
- [Marfil] R. MARFIL, J.A. RODRÍGUEZ, A. BANDERA, and F. SANDOVAL. "Bounded irregular pyramid : a new structure for image segmentation." *Pattern Recognition*, 37:623-626, 2004.
- [Matsuoka] H. MATSUOKA, T. TAKEUCHI, H. KITAZAWA, and A. ONOZAWA. "Representation of pseudo inter-reflection and transparency by considering characteristic of human vision." *Computer graphics forum*, 21(3):503-, 2002.
- [Metelli] F. METELLI. "An algebraic development of the theory of perceptual transparency." *Ergonomics*, 13:59-66, 1970.
- [Moghaddamzadeh] A. MOGHADDAMZADEH, N. BOURBAKIS. "A fuzzy region growing approach for segmentation of color images". *Pattern Recognition*, 6(30):867-881, June 1997.
- [Ohlander] R. OHLANDER, K. PRICE, D.R. REDDY. "Picture segmentation using a recursive region splitting method". *Computer Graphics and Image Processing*, 8:313-333, 1978.
- [Otha] Y.I. OTHA, T. KANADE, T. SAKAI. "Color information for region segmentation". *Computer Graphics and Image Processing*, 13:222-241, 1980.
- [Panjwani] D.K. PANJWANI, G. HEALEY. "Markov random field models for unsupervised segmentation of textured color images". *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 17(10):939-954, 1995.
- [Raffy] G. RAFFY. *Vision numérique couleur appliquée à l'évaluation de la qualité de carcasses de dinde*. PhD thesis, Université Blaise Pascal, Clermont Ferrand, France, mars 1999. Cemagref de Rennes.
- [Schettini] R. SCHETTINI. "A segmentation algorithm for color images". *Pattern Recognition Letters*, 14:499-506, 1993.
- [Shen&Castan] J. SHEN, S. CASTAN. "An optimal linear operator for edge detection". In *Conference on Vision and Pattern Recognition*, USA, Juin 1986.
- [Takahashi] K. TAKAHASHI, H. NAKATANI, K. ABE. "Color image segmentation using isodata clustering method". *Asian Conference on Computer Vision 95*, 1:523-527, 1995.
- [Tominaga86] S. TOMINAGA. "Color image segmentation using three perceptual attributes". *IEEE Computer Vision and Pattern Recognition*, pages 628-630, 22-26 June 1986.
- [Tominaga92] S. TOMINAGA. "Color classification of natural color images". *Color Research and Application*, 17(4):230-239, 1992.
- [Trémeau] A. TRÉMEAU, N. BOREL. "A region growing and merging algorithm to color segmentation". *Pattern Recognition*, 30(10):1799-1800, October 1997.
- [Vandenbroucke] N. VANDENBROUCKE, L. MACAIRE, and J-G. POSTAIRE. "Color image segmentation by pixel classification in an adapted hybrid color space. application to soccer image analysis." *Computer Vision and Image Understanding*, 90:190-216, 2004.
- [DiZenno] S. DI ZENZO. "A note on the gradient of multi-image". *Computer Vision Graphics Image Process*, 33:116-125, 1986.
- [Zucker] S. ZUCKER. "Region growing : childhood and adolescence". *Computer Graphics and Image Processing*, 5:382-399, 1976.



Michèle **Gouiffès**

Michèle Gouiffès a obtenu le diplôme d'ingénieur de l'Institut National des Sciences Appliquées de Rennes en 2002, en Génie Électronique et Informatique Industrielle, et son DEA à l'Université de Rennes I en 2002. Elle effectue actuellement sa thèse au sein du Cemagref de Rennes, et est étudiante de l'Université de Poitiers. Ses travaux concernent la segmentation couleur, les invariants couleur, le suivi de points d'intérêt robuste aux changements d'illumination.



Christophe **Collewet**

Christophe Collewet est diplômé en automatisme, de l'École Nationale Supérieure d'Ingénieurs de Caen en 1986 et a reçu le titre de Docteur de l'Université de Rennes I dans la spécialité « Traitement du signal et télécommunications » en 1999. Depuis 1988, il travaille au Cemagref, en tant que chargé de recherche. Ses travaux concernent la robotique, le traitement d'images et le contrôle basé vision.



Christine **Fernandez-Maloigne**

Christine Fernandez-Maloigne a obtenu son Habilitation à Diriger des Recherches en 1995. Elle est actuellement professeur de l'Université de Poitiers et directrice de recherche au laboratoire SIC. Ses travaux de recherche concernent principalement le traitement des images couleur. Elle s'intéresse entre autre à la segmentation, à l'indexation, la compression d'images.



Alain **Trémeau**

Alain Trémeau est professeur à l'Université Jean Monnet de Saint-Etienne et responsable du Laboratoire d'Informatique Graphique et d'Ingénierie de la Vision (LIGIV). Il s'intéresse actuellement à la science de la couleur concernant la vision et la perception humaine. Il travaille également sur la mesure de la couleur en ce qui concerne l'apparence de la couleur et les mesures de rendu.



Philippe **Loisel**

Philippe Loisel est ingénieur d'étude au Cemagref de Rennes depuis 1988. Il s'intéresse principalement à la segmentation d'images couleur dans le cadre d'application agro-alimentaires.