

Comparaison de deux méthodes de segmentation couleur appliquées à la traçabilité de produits carnés

M. Gouiffès¹
A. Trémeau³

P. Marty-Mahé¹
P. Loisel¹

C. Fernandez-Maloigne²
D. Brossard¹

¹ Cemagref Rennes

² Laboratoire IRCOM-SIC - CNRS 6615, Université de Poitiers

³ Laboratoire LIGIV EA 3070, Université Jean Monnet

Cemagref

17, Avenue de Cucillé, CS64427 35044 Rennes cedex

Michele.Gouiffes@cemagref.fr

Résumé

Cet article expose notre travail relatif à la traçabilité des produits carnés. Il s'agit en effet de détecter sur des jambons frais l'emplacement de l'identifiant associé à la carcasse, à l'aide de la segmentation couleur. L'objectif final de l'application consiste à effectuer un déplacement de la caméra en face de cet identifiant de manière à en assurer la lecture dans les meilleures conditions. Nous proposons deux méthodes différentes de segmentation couleur permettant toutes les deux la détection de l'identifiant. Elles utilisent une représentation de la couleur sur une seule composante, combinaison linéaire de la teinte et de la saturation. La première technique permet de segmenter l'identifiant à l'aide d'un multiseuillage. La seconde effectuée dans un premier temps une classification spatio-colorimétrique basée sur l'analyse des degrés de connexité, et opère ensuite une segmentation par critère de texture. Pour finir, une comparaison qualitative et quantitative des deux techniques permet de justifier l'utilisation conjointe d'attributs spatio-colorimétriques et texturaux dans le cadre de notre application.

Mots Clef

Vision, traçabilité, segmentation couleur, texture.

Abstract

This article explains our work concerning the traceability of meat products. Indeed, we have to detect on fresh ham, the position of the carcass identifier thanks to color segmentation. The final goal of this application is to move the camera in front of the identifier in order to ensure its correct reading. We propose two different color segmentation methods that both detect the identifier. One color component, which is a linear combination of the hue and saturation, is used. The first technique segments the image thanks to a multi-thresholding approach. The second one carry out first a spatio-colorimetric classification based on

the analysis of connexity degrees, then a segmentation by textural criterion. To finish, a qualitative and quantitative comparison of the two techniques justifies the joint use of spatio-colorimetric and textural attributes to achieve our application.

Keywords

Vision, traceability, color segmentation, texture.

1 Introduction

La sensibilité du consommateur au problème général de la sécurité alimentaire est un élément majeur pour l'industrie agro-alimentaire. Une parfaite garantie de la traçabilité des produits s'avère de plus en plus essentielle au maintien de la confiance du consommateur. Notre travail s'inscrit dans une application de contrôle de la traçabilité de produits carnés, plus précisément de carcasses de porc. 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, par segmentation, afin d'accomplir une tâche de positionnement de la caméra en face de l'identifiant et ainsi en faciliter la lecture. La principale difficulté est de différencier l'identifiant des autres marques présentes sur la couenne. À titre d'exemple, quelques images de faces externes de jambons¹ sont présentées sur la figure 1. Taches de graisse (figures 1-7 et 1-8), hématomes (figure 1-6), griffures (figures 1-3), chair (visible sur le bord des jambons, et particulièrement sur les figures 1-5 et 1-7), occultation de l'identifiant (figures 1-5 et 1-7), inhomogénéité de la couleur de la couenne, 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 vétéri-

¹La face externe correspond à la face d'intérêt, c'est à dire la face sur laquelle est présent l'identifiant recherché.

naire (de forme ovale sur les images de la figure 1), interdisent la seule utilisation d'une méthode de reconnaissance de caractères ou encore l'analyse de critères de forme.

En prenant ces remarques en compte et en considérant que les propriétés colorimétriques de l'encre utilisée pour effectuer le marquage sont connues, la couleur s'avère être un attribut intéressant. Néanmoins, la quantité d'encre apposée étant un paramètre difficile à contrôler, la teinte et la saturation de l'identifiant sont très variables en fonction de la qualité du marquage. Cette remarque sera prise en compte dans l'étape de segmentation.

Cet article se présente de la manière suivante. Tout d'abord, un état de l'art concernant les méthodes de segmentation couleur sera effectué dans la section 2. Ensuite, la section 3 permettra d'exposer les traitements préliminaires à la tâche de segmentation. Nous expliciterons l'espace colorimétrique utilisé, à savoir l'espace perceptuel HSV , et proposerons une représentation des couleurs à l'aide d'une seule composante colorimétrique. Ensuite, la technique de détermination de la face visible du jambon (face externe ou face interne), nécessaire avant tout traitement, est expliquée. La section 4 expliquera la première approche, appelée méthode A, tandis que la méthode B sera abordée dans la section 5. Enfin, l'analyse et la comparaison des résultats obtenus par les deux méthodes fera l'objet de la section 6.

2 État de l'art

La segmentation couleur consiste à partitionner une image en régions de pixels, c'est-à-dire en ensembles de pixels à la fois connexes et proches au sens colorimétrique. Il s'agit d'une étape indispensable à la plupart des algorithmes d'analyse d'images. La littérature recense un nombre incommensurable de techniques de segmentation, qui se différencient par les hypothèses sur lesquelles elles reposent. Il n'existe pas d'algorithmes de segmentation universels, le choix d'une approche étant guidé notamment par le type d'application, les contraintes de mise en œuvre et le type d'image à traiter.

Les méthodes de segmentation par approche structurelle, telles que la croissance de régions [23, 21, 10, 14] ou encore les méthodes de division-fusion [9, 11, 16, 22, 19, 15] effectuent la répartition des pixels directement dans l'image, en fonction de leurs attributs colorimétriques. 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. Néanmoins, la nature séquentielle des approches par croissance de régions, ou encore l'utilisation de structures complexes inhérente aux algorithmes de division-fusion, nécessitent dans la plupart des cas des temps de calcul prohibitifs, ce qui compromet leur utilisation dès lors que des cadences rapides doivent être respectées. Qui plus est, la multitude des seuils à ajuster, dont les valeurs dépendent de la nature de l'image à traiter, compliquent leur implantation.

Les méthodes de classification des pixels, développées par

de nombreux auteurs [20, 12, 8, 2, 1] 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. Une partition de l'espace de représentation de la couleur, par multiseuillage, permet l'extraction des différentes classes. Dans ce cas, la prise en compte de la répartition spatiale des pixels dans l'image est négligée, la segmentation n'étant effective que dans le cas où chaque nuage dans l'espace de représentation de la couleur correspond à une unique région dans l'image. Dans le cas contraire, une étape supplémentaire d'analyse en composantes connexes s'avère nécessaire, incluant dans certains cas l'analyse d'attributs de forme ou encore de texture [3, 4]. La plupart de ces méthodes nécessitent la connaissance *a priori* du nombre de classes. Ces algorithmes offrent néanmoins l'avantage d'une mise en œuvre simple et sont pour la plupart peu coûteux en temps de calcul.

Certains auteurs introduisent des propriétés spatiales directement dans l'étape de classification. F. Ferri et E. Vidal [5] utilisent les relations de voisinage des pixels pour affiner leur classification, tandis que M. Fontaine [6] effectue une classification spatio-colorimétrique basée sur l'analyse de la 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, nous proposons dans cet article une première méthode de classification par multiseuillage suivie d'une analyse des composantes connexes. La seconde méthode utilisée s'inspire de la méthode de M. Fontaine [6, 7]. Une seule composante couleur, judicieusement choisie, est exploitée pour l'analyse de la connexité des pixels. Le choix de l'espace de représentation de la couleur est orienté dans le but d'une discrimination optimale entre l'identifiant de la carcasse et la couenne, ainsi que les divers défauts et marques qui y sont présents.

3 Traitements préliminaires

Nous présentons ici les tâches et traitements préliminaires, communs aux deux techniques de segmentation exposées par la suite. Après avoir décrit le système de vision et la tâche de calibrage, nous expliquerons notre choix de l'espace de représentation de la couleur, puis nous nous attacherons à expliquer la méthode mise en œuvre pour connaître automatiquement quelle est la face du jambon scrutée par la caméra : face interne ou face externe.

3.1 Le système de vision couleur et le calibrage

Un système de vision couleur a été conçu et calibré dans le but d'étudier la détection de l'identifiant de la carcasse sur le jambon frais. 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

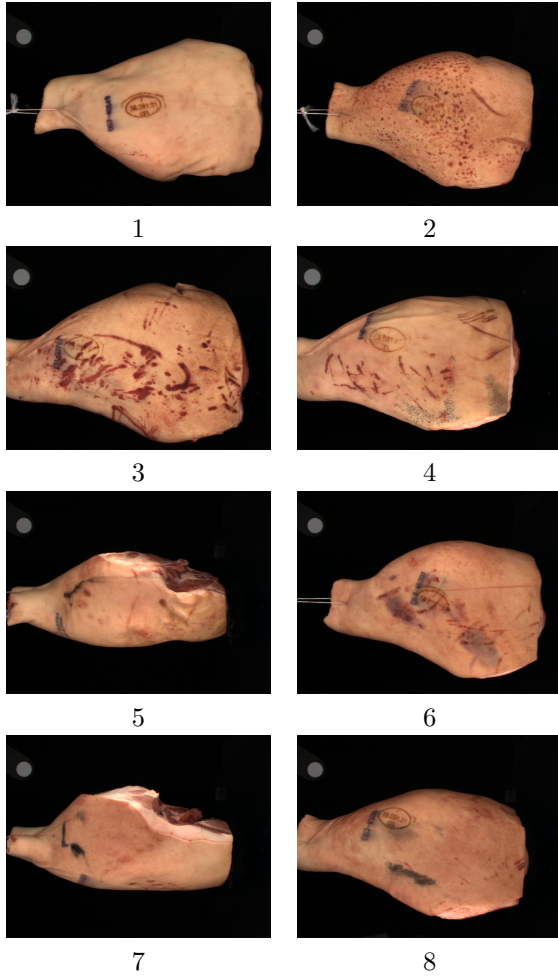


FIG. 1 – Exemples de marques présentes sur les jambons. 1 : jambon sans défaut. 2 : érythème. 3 : griffures. 4 : poils. 5 : identifiant en partie occulté. 6 : hématomes. 7 : tache de graisse, identifiant occulté. 8 : tache de graisse.

du jambon et aux plis de la couenne. Une caméra triCCD Sony DXC 990 P et un logiciel d'acquisition et de quantification d'images fournissent des images RGB codées sur huit bits par bande. De manière à assurer la répétabilité des traitements exposés dans cet article, un calibrage est effectué. Dans un premier temps, l'image à traiter est corrigée par l'image d'un fond gris uniforme, de manière à réduire les défauts d'uniformité de l'éclairage et du système de vision. Dans un second temps une mire grise, présente dans chaque image, permet d'effectuer une balance des gris de manière à réduire les dérives temporelles inhérentes à la caméra et au système.

3.2 Choix de l'espace colorimétrique

La détermination du système colorimétrique le plus adapté à la segmentation est une tâche difficile. À l'aide du logiciel *Colorspace*², qui permet la visualisation des images dans différents espaces de représentation de la couleur,

²de Philippe Colantoni du LIGIV St Etienne, disponible sur le site <http://www.couleur.org/>

nous avons comparé un grand nombre d'espaces colorimétriques usuels, vis à vis de la discrimination du marquage par rapport aux défauts et autres marques présents sur la couenne. Nous nous sommes alors orientés vers l'utilisation d'un système *HSV*, qui permet la meilleure séparation de l'identifiant par rapport aux défauts, à la couenne, et aux autres marquages présents sur la pièce de jambon. Les systèmes humains de perception de la couleur sont issus d'une transformation du système de primaires *RGB*. La luminosité *V* (pour Value en anglais) exprime la composante achromatique de la couleur, tandis que la teinte *H* (pour Hue en anglais) et la saturation *S* représentent la chromaticité. Il existe de multiples façons de calculer les composantes *HSV* [17]. La transformation effectuée sur chaque pixel est décrite ci-dessous :

$$\min = \text{minimum}(R, G, B)$$

$$\max = \text{maximum}(R, G, B)$$

$$V = \max$$

$$\text{si } \max \neq 0 \text{ alors}$$

$$S = \frac{\max - \min}{\max}$$

$$\text{sinon } S = 0$$

$$\text{si } S \neq 0 \text{ alors}$$

$$\text{si } \max = R, H = \frac{1+G-B}{\max-\min}$$

$$\text{si } \max = G, H = \frac{3+B-G}{\max-\min}$$

$$\text{si } \max = B, H = \frac{5+R-G}{\max-\min}$$

Ce système montre plusieurs avantages [18], notamment une bonne séparabilité des composantes chromatiques par rapport aux composantes achromatiques, mais aussi une bonne compatibilité avec la vision humaine. L'avantage principal reste néanmoins la possibilité d'exploiter une seule des composantes chromatiques, en particulier la teinte ou la saturation, qui sont approximativement indépendantes des variations d'éclairage. De manière à réduire la quantité d'information à traiter, nous proposons d'exploiter une seule composante couleur, qui témoigne au mieux de la répartition des classes. La littérature recense quelques travaux de segmentation effectués sur des composantes hybrides. Citons par exemple X. Lin and S. Chen [13], qui utilisent une seule composante, reliant la saturation et l'intensité des pixels pour segmenter des paysages. Nous proposons d'effectuer une analyse factorielle discriminante sur les composantes H' , S' et V' , qui représentent respectivement les composantes H , S et V converties de manière à s'exprimer sur la même dynamique. L'analyse factorielle discriminante permet de déterminer les coefficients α , β et γ de la combinaison linéaire $\theta = \alpha H' + \beta S' + \gamma V'$ autorisant la plus grande discrimination de l'identifiant vis à vis des autres classes présentes dans l'image. Dans le cadre de notre application, $\alpha = \beta = 1$ et $\gamma = 0$.

3.3 Détermination de la face visible du jambon

Les pièces de jambon se présentent à la caméra sur leur face externe, face sur laquelle est apposé l'identifiant de la carcasse, mais il arrive que le jambon soit mal positionné et que la face opposée soit visible. Dans ce cas, une recherche de l'identifiant s'avère tout bonnement infructueuse. Puisque la face interne correspond à la face de découpe, son image montre une forte proportion de pixels de chair, de valeurs θ inférieures à celles de la couenne, ce qui introduit entre les deux faces une disparité des attributs statistiques de l'image, et l'analyse de la simple moyenne μ^θ des pixels permet d'effectuer la décision.

Dès lors que μ^θ est inférieure à un seuil fixé S_1 , déterminé par apprentissage sur une base de 300 images, la face interne du jambon est visible. Alors, l'algorithme n'opère pas de recherche d'identifiant.

Dans le cas contraire, la face externe est visible et l'identifiant est recherché. Les méthodes A et B proposées se décomposent en deux étapes successives. Pour chacune d'entre elles, une classification couleur des pixels est suivie d'une détection de la composante connexe associée à l'identifiant. Les deux méthodes se différencient aussi bien par le mode de classification que par la recherche de la composante connexe associée au marquage. En effet, la méthode A opère une classification par seuillage de l'image puis une sélection de la composante basée sur la couleur, tandis que la méthode B utilise une classification spatio-colorimétrique des pixels basée sur l'analyse des degrés de connexité, puis sélectionne le marquage en fonction d'un critère basé sur la texture.

4 Méthode A : classification par multiseuillage et analyse des composantes connexes

La chair du jambon, fréquemment visible dans l'image, est source d'ambiguïté quant à la détection de l'identifiant. Elle présente une forte texture et une couleur hétérogène, à certains endroits très similaire à la couleur de l'identifiant à segmenter. Dans un premier temps, nous segmentons cette région de chair afin de l'éliminer du processus de détection de l'identifiant. Les marques présentes sur la couenne sont alors filtrées spatialement afin d'assurer une parfaite connexité des pixels associés au marquage. Celui-ci est enfin détecté à partir de ses caractéristiques colorimétriques. Détaillons les quatre étapes successives de la méthode, en étayant le discours par l'exemple de la figure 2.

Segmentation de la chair.

L'extraction de la chair est facilitée par le fait qu'elle est située sur la périphérie du jambon, comme l'attestent les images 1-5 et 1-7.

Étant donné que les coordonnées couleur θ des pixels de chair sujets à ambiguïté se distinguent sensiblement de

la couenne, un simple seuillage de l'image par un seuil fixe S_2 , issu de l'apprentissage, permet d'extraire une majeure partie de la chair, comme le montre la figure 2(b). L'image binaire résultant du seuillage est filtrée par érosion par un élément structurant carré de taille 3×3 , de manière à éliminer les pixels de chair restant (voir figure 2(c)). Précisons que les contours ne sont pas affectés par l'érosion, qui est opérée exclusivement à l'intérieur du masque associé au jambon.

La détection de la couenne est ensuite finalisée par sélection de la plus grande composante connexe. Cependant, les marques et défauts initialement présents sont susceptibles d'être éliminés au cours de ce traitement. Il s'agit donc de les récupérer par fermeture des trous. Le masque associé à la couenne est alors extrait (voir figure 2 (d)).

Extraction des marques.

À ce stade du traitement, l'image masquée ne contient plus que la couenne. Un nouveau seuillage par S_2 permet d'extraire l'identifiant (voir figure 2 (e)) ainsi que d'éventuels défauts, tels que les griffures, les hématomes, les taches de graisse, etc.

L'image originale de la figure 2 (a) est masquée par l'image de la figure 2 (e) et la valeur 255 est attribuée aux pixels n'appartenant pas aux marques (voir figure 2 (f)), cela dans l'objectif de faciliter la tâche ultérieure de détection de l'identifiant.

Filtrage spatial.

Afin de garantir la détection de la totalité de l'identifiant, dont la connexité des pixels mais aussi l'homogénéité colorimétrique n'est pas toujours assurée, un filtrage spatial est opéré. Il consiste à partitionner l'image en fenêtres W de taille $N \times N$ sur lesquelles sont calculées les moyennes des pixels. Une taille $N = 16$ de fenêtrage répond à nos spécifications, puisqu'elle permet la formation d'une composante connexe associée au marquage quelle que soit l'image considérée. La figure 2 (g) montre un exemple de filtrage spatial.

Détection de l'identifiant.

La connaissance relative des composantes couleur de l'identifiant par rapport aux différentes marques présentes sur la couenne, permet de discerner de manière robuste, l'emplacement du marquage. En effet, la fenêtre de valeur minimale W_{min} est associée à l'identifiant. Elle sert donc de germe pour la détection de la composante connexe associée au marquage (figure 2 (h)).

5 Méthode B : analyse du triangle de connexité et utilisation d'attributs texturaux

5.1 Classification spatio-colorimétrique

M. Fontaine propose dans sa thèse [6] une méthode de classification couleur basée sur une structure de données 3D

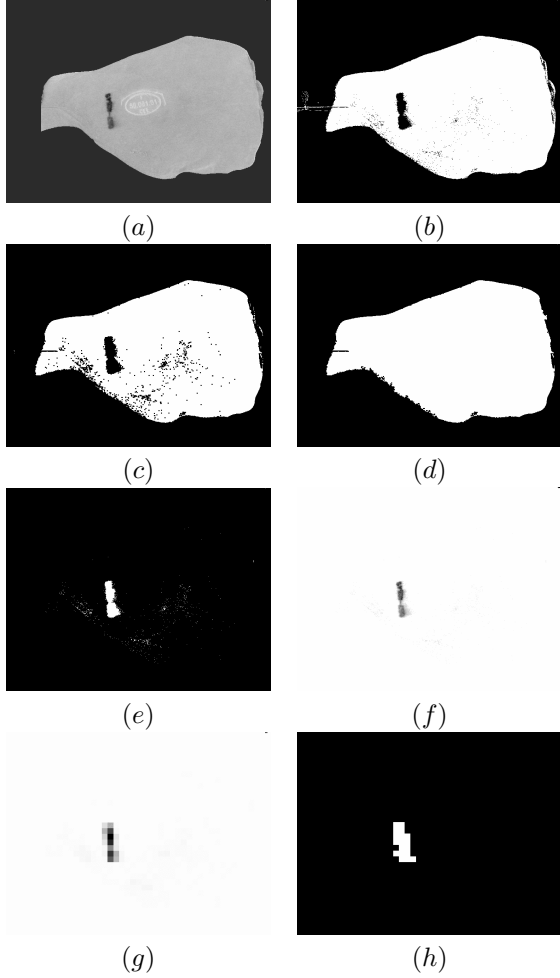


FIG. 2 – Principe de la méthode A, appliquée au jambon de la figure 1-1. (a) : plan image θ . (b) : seuillage par S_2 . (c) : érosion par un élément structurant carré de taille 3×3 . (d) : récupération de la plus grande composante connexe et fermeture de celle-ci. (e) : masque des marques. (f) : plan image θ des marques. (g) : filtrage spatial. (h) : emplacement de l'identifiant.

multi-échelle, appelée *Pyramide des Degrés de Connexités Couleur* permettant la considération simultanée des attributs de connexité et des attributs colorimétriques des pixels. En effet, cette technique repose sur l'hypothèse selon laquelle chaque segment de l'image est constitué de pixels qui appartiennent à un intervalle couleur de forte connexité.

Soient les coordonnées colorimétriques c_i , pour $i = R, G, B$. L'auteur calcule les *degrés de connexité* (ce terme est explicité plus loin) relatifs à des ensembles de couleur bichromatiques $[c_R, c_R + l; c_G, c_G + l]$, $[c_R, c_R + l; c_B, c_B + l]$ et $[c_B, c_B + l; c_G, c_G + l]$, avec l la taille de l'intervalle de couleur de telle sorte que $0 < l < L$. Ainsi chaque cellule de la pyramide, de coordonnées (c_i, c_j, l) contient le degré de connexité de l'intervalle de couleur $[c_i, c_i + l; c_j, c_j + l]$, pour $i \neq j$. De cette manière, la base de la pyramide contient les degrés de connexité de chaque

couleur susceptible d'être présente dans l'image, tandis que le sommet contient le degré de connexité associé à l'intervalle de toutes les couleurs de l'image. Cette classification spatio-colorimétrique, non-supervisée, ne requiert aucune connaissance du nombre de classes présentes dans l'image.

Puisque le nombre de classes de défauts et marques présentes sur la couenne varie d'un jambon à l'autre, ce type de méthode est tout à fait adapté à notre application.

Toutefois, le coût en temps de calcul exorbitant que représente la construction des trois pyramides nous pousse à considérer une version simplifiée de cette structure de données. M. Fontaine propose une version unidimensionnelle pour la segmentation d'images en niveau de gris [7]. Nous nous inspirons de cette structure pour analyser les degrés de connexité du seul plan couleur θ , explicitée dans la section 3.2. Nous appellerons *triangle de connexité* ou *TdC* cette structure de données.

Les traitements sont restreints aux cellules associées aux intervalles de taille impaire. De cette manière, la cellule de *TdC* de coordonnées (θ_a, l) contient le degré de connexité de l'intervalle de couleurs $[\theta_a - l, \theta_a + l]$, avec $0 \leq l \leq L$. Ainsi, la ligne d'indice l du *TdC* contient les degrés de connexité d'intervalles de taille $T_l = 2 \times l + 1$.

Étant donné le nombre maximum de couleurs NbC , de composante θ , potentiellement présentes dans l'image (dans notre cas 256), et la taille d'intervalle maximale $T_L = 2 \times L + 1$, la taille du triangle de connexité est donnée par $L \times NbC$.

On comprendra facilement qu'il s'avère inutile d'analyser une telle taille d'intervalle de pixels, puisque cela revient à supposer qu'il n'existe qu'une classe de pixels dans l'image. De la même manière, l'analyse d'un intervalle de trop grande taille comparativement aux intervalles des classes présentes dans l'image, est dépourvu de sens.

Nous proposons donc de limiter le calcul du *TdC* aux cellules associées à des tailles T_l d'intervalles inférieures à un seuil S_l , dont l'ajustement dépend exclusivement du contenu d'image à analyser. Dans le cadre de notre application, S_l est fixé à 40, sachant que la composante θ est codée sur 256 valeurs.

Avant d'explicitier le formalisme de cette structure, revenons sur quelques définitions, en particulier sur la définition de la probabilité de premier ordre d'un ensemble de pixel et la probabilité de cooccurrence couleur. Nous aborderons ensuite la définition du degré de connexité utilisé.

5.2 Probabilité de premier ordre d'un ensemble de couleurs

La probabilité de premier ordre $P_1([\theta_a - l, \theta_a + l])$ d'un ensemble de couleurs $[\theta_a - l, \theta_a + l]$ correspond à la somme des probabilités qu'un pixel de couleur θ_i appartienne à l'intervalle de couleurs $[\theta_a - l, \theta_a + l]$. Soit $P_1(\theta_i)$ la probabilité qu'un pixel soit de couleur θ_i . La probabilité de premier ordre de l'ensemble de couleurs $[\theta_a - l, \theta_a + l]$ est

alors donnée par :

$$P_1([\theta_a - l, \theta_a + l]) = \sum_{\theta_i \in [\theta_a - l, \theta_a + l]} P_1(\theta_i) \quad (1)$$

5.3 Probabilité du second ordre d'un ensemble de couleurs

La probabilité de cooccurrence couleur $P_{cc}(\theta_a, \theta_b)$ d'un couple de couleurs (θ_a, θ_b) représente la probabilité pour qu'un pixel appartenant au voisinage $V(\theta_a)$ d'un pixel de couleur θ_a au sens du 8-voisinage, soit de couleur θ_b :

$$P_{cc}(\theta_a, \theta_b) = \frac{1}{8} \sum_{\theta_b \in V(\theta_a)} P_{oc}(\theta_a, \theta_b) \quad (2)$$

où $P_{oc}(\theta_a, \theta_b)$ représente la probabilité pour que θ_a et θ_b soient les couleurs de deux pixels voisins. La probabilité du second ordre $P_2([\theta_a - l, \theta_a + l])$ d'un intervalle de couleurs $[\theta_a - l, \theta_a + l]$ est alors donné par la somme des probabilités de cooccurrence couleur de tout couple de couleurs (θ_a, θ_b) appartenant à l'intervalle de couleurs $[\theta_a - l, \theta_a + l]$:

$$P_2([\theta_a - l, \theta_a + l]) = \sum_{\theta_i \in [\theta_a - l, \theta_a + l]} \sum_{\theta_j \in [\theta_a - l, \theta_a + l]} P_{cc}(\theta_i, \theta_j) \quad (3)$$

5.4 Le degré de connexité couleur

Le degré de connexité couleur est défini dans [6] comme le rapport de la probabilité de second ordre d'un ensemble de pixels par sa probabilité du premier ordre. Ainsi, le degré de connexité de l'intervalle de couleurs $[\theta_a - l, \theta_a + l]$, calculé dans la cellule $TdC(\theta_a, l)$ est donné par :

$$TdC(\theta_a, l) = \frac{P_2([\theta_a - l, \theta_a + l])}{P_1([\theta_a - l, \theta_a + l])} \quad (4)$$

ce qui, à partir des équations (1) et (3) donne :

$$TdC(\theta_a, l) = \frac{\sum_{\theta_i \in [\theta_a - l, \theta_a + l]} \sum_{\theta_j \in [\theta_a - l, \theta_a + l]} P_{cc}(\theta_i, \theta_j)}{\sum_{\theta_i \in [\theta_a - l, \theta_a + l]} P_1(\theta_i)} \quad (5)$$

5.5 Filtrage du TdC et recherche des maxima locaux des degrés de connexité

Le lecteur pourra se référer à la figure 3 (a), qui montre le triangle de connexité TdC calculé sur l'image 1-1, le niveau de gris étant proportionnel au degré de connexité des pixels.

Les cellules de faible connexité correspondent à des intervalles de couleurs ne formant pas de région dans l'image, tandis qu'une cellule de fort degré de connexité est susceptible de correspondre aux intervalles de couleurs associés à des classes significatives dans l'image.

En conséquence, le TdC est seuillé (voir figure 3 (b)) de manière à éliminer les cellules de degré de connexité non significatif, c'est-à-dire qui ne correspondent à aucune classe dans l'image.

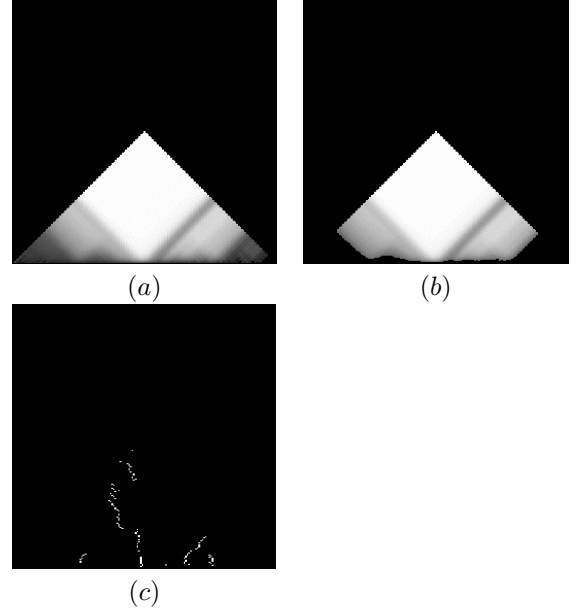


FIG. 3 – (a) : Triangle de connexité (TdC) du jambon. Exemple de la figure 1-1. (b) : TdC seuillé. (c) : TdC filtré : signatures des classes.

Ensuite, les classes sont extraites par recherche des maxima locaux des degrés de connexité. Fontaine [6] prouve par un exemple que les maxima locaux de la ligne l du TdC doivent être recherchés sur une fenêtre de taille $2 \times l + 1$, afin que deux maxima locaux voisins correspondent effectivement à deux ensembles de pixels distincts.

Le filtrage du TdC permet ainsi de détecter les cellules de degré de connexité qui coïncident avec un intervalle de couleurs associé à une classe dans l'image. Chaque ensemble de cellules de maxima locaux connexes est appelé *signature* de la classe. La figure 3 (c) représente les signatures des classes détectées après filtrage à partir de l'image de la figure 1-1.

Une analyse multi-échelle de chaque signature permet ensuite la détection de l'intervalle de couleurs associé à chaque classe. À cet effet, la cellule de degré de connexité maximal, de coordonnées (θ_a, l) , est détectée pour chaque signature. L'intervalle de couleurs $[\theta_a - l, \theta_a + l]$ correspond alors aux pixels constitutifs de la classe.

L'image est partitionnée en tenant compte des intervalles de couleurs précédemment sélectionnés. La détermination de la classe de l'identifiant est ensuite facilitée par la connaissance des caractéristiques colorimétriques de l'encre utilisée, la classe élue étant celle dont la moyenne des pixels θ est la plus similaire à la composante couleur θ théorique. La figure 4 montre un exemple des classes détectées à partir de l'image 1-1. Quatre classes ont pu être extraites, chacune associée plus ou moins à une région de l'image : couenne, tampon vétérinaire, bavures, marquage.

5.6 Reconnaissance du marquage

Filtrage de la classe. Comme précisé dans le paragraphe 4, la connexité des pixels associés à l'identifiant n'est pas

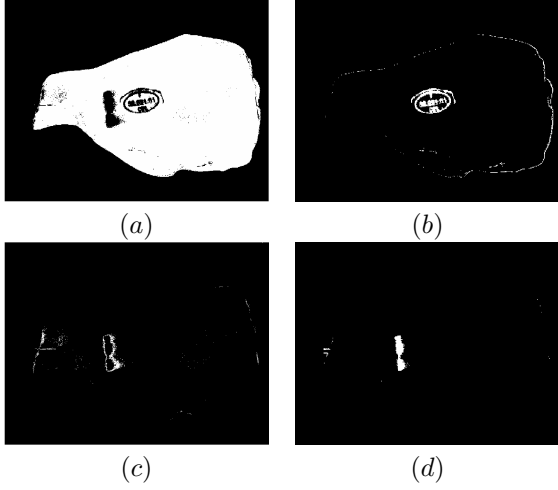


FIG. 4 – Classes détectées par la méthode A : (a) : Couenne . (b) : Tampon vétérinaire. (c) : Bavure. (d) : Marquage.

toujours assurée, ce qui nous amène à procéder à un filtrage spatial de l'identifiant à l'aide d'outils de morphologie mathématique.

Ainsi une dilatation par un élément structurant carré de taille 15×15 permet l'obtention d'éléments connexes significatifs, comme l'atteste la figure 5 (a). Appelons $\mathcal{M}_d$ l'image des masques dilatée.

Extraction de l'identifiant par analyse de texture.

Nous proposons d'introduire dans cette étape, des informations de texture, calculées sur la composante achromatique V . L'utilisation du plan image V permet en effet d'obtenir le meilleur contraste de l'identifiant vis-à-vis de la couenne, et est donc appropriée à l'analyse de texture.

L'identifiant à détecter, de couleur très proche de celle de la chair, des hématomes ou encore des taches de graisse, possède par contre une texture propre, du fait de la présence des caractères numériques.

Dans un premier temps, l'image des dérivées secondes est calculée par filtrage optimal. Les filtres de Shen et Castan sont exploités à cet effet. Ils sont obtenus par minimisation d'un critère prenant en compte la détection mais aussi la localisation des contours. Si l'on appelle $\vec{t}$ la direction de la dérivation, le filtre de dérivation dans la direction $\vec{t}$ est donné par :

$$h_{\vec{t}}(x) = \begin{cases} k \exp(-\alpha |x|) & \text{si } x \geq 0, \\ -k \exp(-\alpha |x|) & \text{sinon} \end{cases}$$

k servant à la normalisation du filtre de sorte que $k = 1 - \exp(-\alpha)$. α détermine la largeur du filtre. Ainsi plus α est petit et plus les valeurs de gradient sont précises, mais par la même occasion, plus elles sont bruitées.

Nous considérons une valeur de α intermédiaire, $\alpha = 0,5$. Deux convolutions successives de l'image par le filtre de Shen et Castan permettent d'obtenir l'image des dérivées secondes, $\nabla^2 V(x, y)$.

Puisque l'orientation de l'identifiant dans l'image est inconnue, aucune direction $\vec{t}$ n'est privilégiée quand au

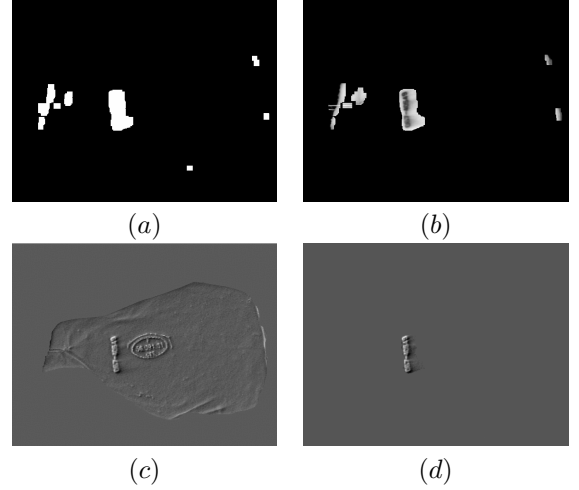


FIG. 5 – (a) : Classe de l'identifiant filtrée par dilatation mathématique à l'aide d'un élément structurant carré de taille 15×15 . (b) : Image des valeurs V associées à la classe de l'identifiant. (c) : Image des dérivées secondes associées à la classe. (d) : Résultat de la détection de l'identifiant par la méthode B.

calcul des dérivées, qui sont recherchées pour $\vec{t} = 0, 45, 90$ et 135 degrés.

La somme des valeurs absolues des dérivées secondes, calculée sur chaque composante connexe de l'image des masques $\mathcal{M}_d$ sert de critère $\mathcal{C}$ de détection de l'identifiant.

$$\mathcal{C} = \frac{\sum_{(x,y) \in \mathcal{M}_d} |\nabla^2 V(x, y)|}{N}$$

où N désigne la taille de la composante connexe sur laquelle est calculé le critère.

6 Résultats

Les deux méthodes satisfont la contrainte de cadence de production de l'abattoir. L'analyse des résultats effectuée dans cette partie privilégie en priorité la répétabilité de la méthode et la précision de la détection.

Les figures 6 à 9 donnent des exemples de résultats obtenus par les différentes méthodes de détection de l'identifiant. Les tableaux 1 et 2 servent, quant à eux, à appréhender les points forts et les faiblesses de chacune des méthodes en fonction du type de défauts présents sur la couenne. Près de 200 images de faces externes de jambon ont été classées suivant les types de défauts présents. Par souci de lisibilité, nous distinguons les différents défauts de la manière suivante :

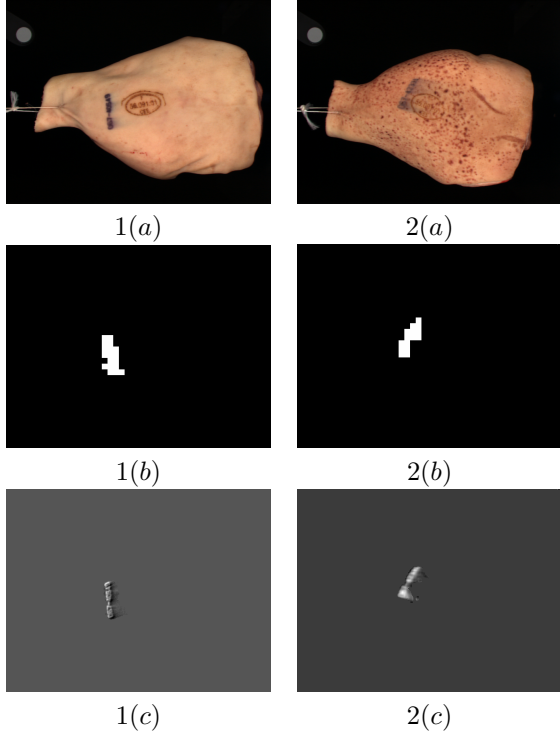


FIG. 6 – Résultats obtenus pour les images 1-1 et 1-2 : (a) : images originales. (b) : méthode A. (c) : méthode B.

- $\mathcal{D}_1$: absence de défauts
- $\mathcal{D}_2$: griffures et brûlures
- $\mathcal{D}_3$: superposition du tampon vétérinaire et de l'identifiant
- $\mathcal{D}_4$: hématomes
- $\mathcal{D}_5$: erythèmes
- $\mathcal{D}_6$: poils
- $\mathcal{D}_7$: taches de graisse
- $\mathcal{D}_8$: présence d'un second identifiant raté
- $\mathcal{D}_9$: occultation de plus de la moitié de l'identifiant

La deuxième colonne du tableau correspond au nombre d'images présentant un défaut $\mathcal{D}_i$. La troisième colonne précise le nombre d'occurrences d'erreurs de détection, que ce soit des fausses détections ou des non-détections, tandis que le taux d'erreurs est inscrit dans la quatrième colonne. Enfin, la dernière colonne compte le nombre d'imprécisions de détection. Une imprécision est décelée dès que la détection de l'emplacement de l'identifiant s'accompagne de celle d'une seconde marque. C'est le cas des figures 7-3(b) et 8-6(b).

6.1 Résultats de la méthode A

Analyse qualitative. La méthode A permet de détecter l'emplacement de l'identifiant en présence d'erythèmes (figure 6-2(b)), de griffures (figures 7-3(b), 7-4(b) et 8-6(b)), de poils (figure 8-6(b)), de taches de graisse (figure 9-8(b)). Néanmoins, deux anomalies sont à signaler. Premièrement, la précision de détection du positionnement de l'identifiant est dans certains cas critiquable (voir images 7-3(b) et 8-6(b)). La détection de l'identifiant s'accompagne de celle

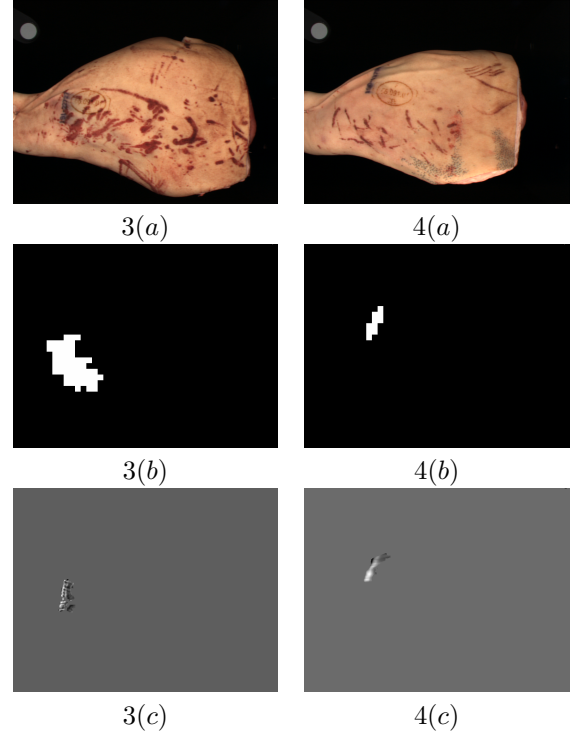


FIG. 7 – Résultats obtenus pour les images 1-3 et 1-4 : (a) : images originales. (b) : méthode A. (c) : méthode B.

des griffures dès que celles-ci sont situées dans le voisinage direct de l'identifiant. Ce défaut est imputable au filtrage spatial expliqué dans la section 4.

Ensuite, il arrive que le jambon soit mal positionné devant la caméra (voir les figures 8-5(b) et 9-7(b)). Dans ce cas, l'identifiant est généralement occulté, et sa détection rendue plus difficile. Le résultat de la figure 8-5(b) prouve que la détection de l'identifiant occulté a échoué. Il en est de même pour le résultat de la figure 9-7(b), où l'occultation de l'identifiant entraîne la détection d'un marquage défectueux.

Analyse quantitative. D'après le tableau 1, la méthode A permet d'obtenir des résultats satisfaisants pour la plupart des types de défaut.

Par contre, l'occultation de l'identifiant rend sa détection tout à fait impossible. Quelques erreurs de détection sont également observées dans les cas où il y a présence de dé-

TAB. 1 – Résultats obtenus par la méthode A

Type de défauts	Nombre d'images	Erreurs de détection	Taux de détection (%)	Imprécision
$\mathcal{D}_1$	40	0	100	0
$\mathcal{D}_2$	132	6	95,4	2
$\mathcal{D}_3$	10	0	100	3
$\mathcal{D}_4$	23	2	91,3	3
$\mathcal{D}_5$	16	1	100	1
$\mathcal{D}_6$	4	0	100	0
$\mathcal{D}_7$	19	0	100	1
$\mathcal{D}_8$	7	1	85,7	1
$\mathcal{D}_9$	2	2	0	0

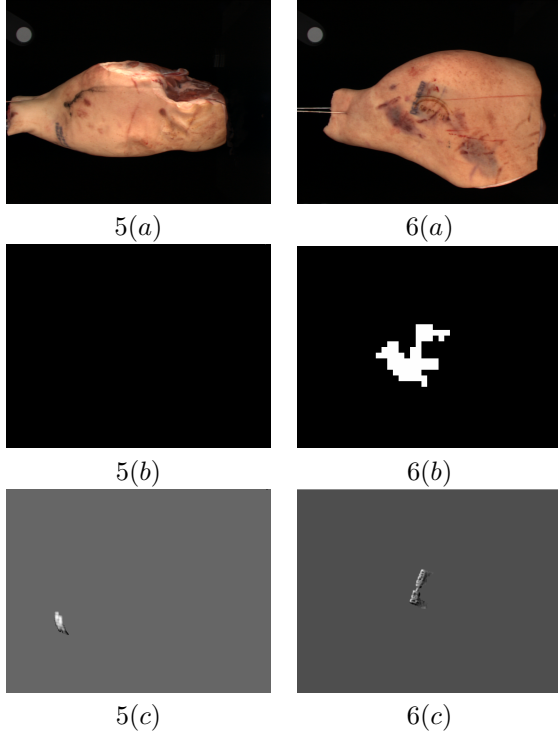


FIG. 8 – Résultats obtenus pour les images 1-5 et 1-6 : (a) : images originales. (b) : méthode A. (c) : méthode B.

fautes de type griffures et brûlures, hématomes, ou encore présence d'un second identifiant raté.

6.2 Résultats de la méthode B

Analyse qualitative. D'après les résultats des figures 6 à 9, le marquage au jet d'encre est détecté quels que soient les défauts et marques présents sur la couenne : érythèmes, griffures, poils, hématomes, taches de graisse.

Par contre, il arrive que l'identifiant soit en partie occulté, comme le montrent les images 1-5 et 1-7.

Une trop forte occultation peut compromettre sa détection en faveur d'un marquage raturé, comme l'atteste le résultat de la figure 9-7(c).

Analyse quantitative. D'après le tableau 2 le taux de réussite de la méthode B est excellent en ce qui concerne la majorité des types de défauts. Seules 3 erreurs de détection sont notables. L'occultation de l'identifiant, la pré-

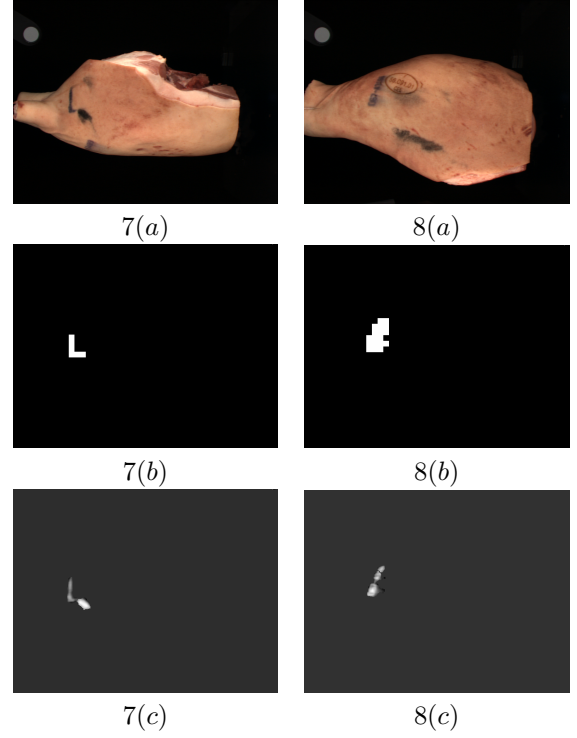


FIG. 9 – Résultats obtenus pour les images 1-7 et 1-8 : (a) : images originales. (b) : méthode A. (c) : méthode B.

sence d'hématomes ou de taches de graisse peuvent en effet nuire à la détection de l'identifiant.

6.3 Comparaison des méthodes

Nous privilégions donc la répétabilité et la précision des résultats pour effectuer la comparaison. Au vu des résultats obtenus, la méthode B s'avère la plus performante en terme de répétabilité, puisqu'elle montre 4 fois moins d'erreurs de détection que la méthode A. De plus, elle s'avère parfaitement robuste en présence du type de défaut le plus fréquent, $\mathcal{D}_2$, alors que la méthode A obtient dans ce cas de figure, un taux d'erreurs important. La méthode B permet également une meilleure précision de détection, avec 8 imprécisions, contre 11 en ce qui concerne la méthode A. L'occultation de l'identifiant reste problématique. Néanmoins, cette anomalie pourra être levée ultérieurement en acquérant une seconde image du jambon, après un déplacement de la caméra.

TAB. 2 – Résultats obtenus par la méthode B

Type de défauts	Nombre d'images	Erreurs de détection	Taux de détection (%)	Imprécision
$\mathcal{D}_1$	40	0	100	0
$\mathcal{D}_2$	132	0	100	6
$\mathcal{D}_3$	10	0	100	0
$\mathcal{D}_4$	23	1	95,7	2
$\mathcal{D}_5$	16	0	100	0
$\mathcal{D}_6$	4	0	100	0
$\mathcal{D}_7$	19	1	94,7	0
$\mathcal{D}_8$	7	0	100	0
$\mathcal{D}_9$	2	1	50	0

7 Conclusion

Deux méthodes de segmentation couleur appliquées à la traçabilité des produits carnés ont été présentées dans cet article. L'espace de représentation de la couleur est constitué d'une seule composante, combinaison linéaire de la saturation S et de la teinte H . Ce choix de cette composante a été orienté dans le but d'une meilleure discrimination de l'identifiant vis-à-vis des marques et défauts présents sur la carcasse de porc. La première technique de segmentation associe une classification couleur par multiseuillage à une

analyse des composantes connexes. La seconde méthode, plus générique, permet dans un premier temps de classer les pixels couleur en exploitant une structure de données multi-échelle appelée *triangle de connexité*. Par ce biais, le processus de classification intègre des informations spatiales des pixels. Enfin, l'analyse d'un critère textural finalise la détection de l'emplacement de l'identifiant.

Les résultats obtenus prouvent la pertinence de l'attribut colorimétrique pour la tâche de détection de l'identifiant. En outre, la comparaison des deux méthodes a permis de mettre en exergue le fait que l'utilisation conjointe des attributs de couleur et de texture est une voie prometteuse pour une parfaite détection de l'identifiant. Néanmoins, même si les résultats apportés par la méthode B sont satisfaisants, la recherche d'un attribut textural plus robuste sera l'objet de futurs travaux.

Remerciements

Nous tenons à remercier nos partenaires dans ce projet : le conseil régional de Poitou-Charentes et l'OFIVAL (Office National Interprofessionnel des Viandes, de l'Élevage et de l'Aviculture).

Références

- [1] M. Celenk. A color clustering technique for image segmentation. *Computer Vision Graphics Image Process*, 52 :145–170, 1990.
- [2] C.H. Chen, J.D. Lee, and J.R. Wang and C.W. Mao. Color image segmentation for bladder cancer diagnosis. *Mathematical and Computer Modelling*, 2(27) :103–120, January 1996.
- [3] Y.N. Deng and B.S. Manjunath. Unsupervised segmentation of color-texture regions in images and video. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 23(8) :800–810, August 2001.
- [4] M.P. Dubuisson-Jolly and A. Gupta. Color and texture fusion : application to aerial image segmentation and gis updating. *Image and Vision Computing*, 18(10) :823–832, July 2000.
- [5] F. Ferri and E. Vidal. Colour image segmentation and labeling through multiedit condensing. *Pattern Recognition Letters*, 13(8) :561–568, 1992.
- [6] M. Fontaine. *Segmentation non supervisée d'images couleur par analyse de la connexité des pixels*. PhD thesis, Université de Lille I, Décembre 2001.
- [7] M. Fontaine, L. Macaire, and J-G. Postaire. Unsupervised segmentation based on connectivity analysis. In *ICPR'2000 : 15th Int. Conf. on Pattern Recognition*, volume 1, pages 600–603, Bracelona, Spain, september 2000.
- [8] J.A. Hartigan. *Clustering algorithms*. John Wiley and Sons, 1975.
- [9] S.L. Horowitz and T. Pavlidis. Picture segmentation by a directed split-and-merge procedure. In *Proceedings of the 2nd International Joint Conference on Pattern Recognition*, pages 424–433, 1974.
- [10] N. Ikonomakis, K.N. Plataniotis, and A.N. Venetsanopoulos. Color image segmentation for multimedia applications. *Journal of Intelligent and Robotics Systems*, 28(1-2) :5–20, June 2000.
- [11] C. Imelinska, M.S. Downes, and W. Yuan. Semi-automated color segmentation of anatomical tissue. *Computerized Medical Imaging and Graphics*, 3(24) :173–180, May-June 2000.
- [12] W. Koonty, P.M. Narendra, and F. Fukunaya. A graph theoretic approach to non-parametric cluster analysis. *IEEE Transactions on Computer*, 25(9) :961–973, 1976.
- [13] X. Lin and S. Chen. Color image segmentation using modified HSI system for road following. *Proc. IEEE Conference on Robotics and Automation*, pages 1998–2003, April 1991.
- [14] A. Moghaddamzadeh and N. Bourbakis. A fuzzy region growing approach for segmentation of color images. *Pattern Recognition*, 6(30) :867–881, June 1997.
- [15] R. Ohlander, K. Price, and D.R. Reddy. Picture segmentation using a recursive region splitting method. *Computer Graphics and Image Processing*, 8 :313–333, 1978.
- [16] D.K. Panjwani and 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.
- [17] D.F. Rogers. *Procedural Elements for Computer Graphics*. Mc Graw Hill, 1985.
- [18] S.J. Sangwine and R.E.N. Horne. *The colour processing handbook*. Chapman and Hall, 1998.
- [19] R. Schettini. A segmentation algorithm for color images. *Pattern Recognition Letters*, 14 :499–506, 1993.
- [20] S. Tominaga. Color classification of natural color images. *Color Research and Application*, 17(4) :230–239, 1992.
- [21] A. Tremeau and N. Borel. A region growing and merging algorithm to color segmentation. *Pattern Recognition*, 30(10) :1799–1800, october 1997.
- [22] D.C. Tseng and C.H. Chang. Color segmentation using perceptual attributes. *Proc. 11th. Conf. on Pattern Recognition 1992*, pages 628–630, 30 August–3 September 1992.
- [23] S. Zucker. Region growing : childhood and adolescence. *Computer Graphics and Image Processing*, 5 :382–399, 1976.