

# Classification couleur pilotée par la segmentation pour l'évaluation de la cicatrisation

Hazem Wannous<sup>1</sup>, Yves Lucas<sup>2</sup>, Sylvie Treuillet<sup>3</sup>

<sup>1</sup>LVR - ENSI Bourges 88 Bd Lahitolle 18000 Bourges  
tél : 02.48.48.40.93 – hazem.wannous@ensi-bourges.fr

<sup>2</sup>LVR - IUT Mesures Physiques 63 av. de Lattre de Tassigny 18020 Bourges cedex  
tel : 02.48.23.80.58 - yves.lucas@bourges.univ-orleans.fr

<sup>3</sup>LASMEA, Univ. Blaise Pascal Campus des Cézeaux 63177 Aubière  
tél : 04.73.40.77.64 sylvie.treuillet@lasmea.univ-bpclermont.fr

**Résumé** – Nous présentons dans ce travail une méthode automatique de classification de tissus cutanés appliquée pour le suivi thérapeutique d'escarres. L'approche choisie réside dans l'application préalable d'une méthode de segmentation en zones de texture couleur homogènes pour simplifier le processus de classification ultérieur. Quatre méthodes de segmentation non supervisées ont été testées sur notre application et évaluées à l'aide d'une vérité terrain fournie par les médecins. Les régions segmentées sont enfin labellisées par une classification après un apprentissage supervisé d'un SVM. Un taux de classification de 79.4% est obtenu lors d'un apprentissage sur des régions d'intérêt extraites de la vérité terrain, et un taux de recouvrement de plus de 61% est obtenu lorsque la segmentation est faite par l'algorithme JSEG. Ayant développé un modèle 3D de la plaie obtenu en vision non calibrée avec un simple appareil photo numérique, notre objectif est désormais de reporter la segmentation 2D issue de plusieurs vues sur celui-ci pour mesurer les vraies surfaces.

**Abstract** – We present in this work an automatic classification method applied to the assessment of wound healing. Our approach consists in segmenting the wound into homogenously coloured texture regions to simplify the ulterior classification process. We have tested four unsupervised segmentation methods on our application and the segmentation results have been compared to the ground truth provided by clinicians. The segmented regions were labelled after a supervised learning of a SVM. We obtain a classification rate close to 79.4% during the learning step of SVM over regions of interest provided by the clinicians. Using the JSEG algorithm to segment our images provides overlap accuracy higher than 60%. As we developed a 3D model of the wound, obtained with a simple digital camera by uncalibrated vision techniques, the 2D segmentation results outcome from several views will be mapped onto it to measure true areas.

## 1. Introduction

Ces travaux s'inscrivent dans le cadre du projet ESCALE (ESCarre Analyse Lisibilité Evaluation) dédié au développement d'un outil d'aide au suivi thérapeutique d'escarres par imagerie 3D couleur [1] [2] à l'aide d'un simple appareil photo numérique. L'objectif des travaux présentés dans cet article est le développement d'une méthode automatique de classification tissulaire (Bourgeon / Fibrine / Nécrose / Saine), pour quantifier l'évolution des plaies. Les escarres ou ulcères de pression représentent un problème majeur de santé publique, tant sur le plan humain que sur le plan économique. Les soins dispensés pour les escarres sont estimés en Europe à 8 milliards d'euros par an et les spécialistes prévoient que leur nombre augmentera de 25% dans les dix prochaines années. La durée des soins peut atteindre plusieurs mois et les frais d'hospitalisation 60 k€ pour un seul patient. En France, la prévalence des escarres atteint 8.6 % des patients hospitalisés.

L'escarre est formée d'un mélange non-uniforme de tissus noir nécrosé (nécrose), jaune nécrosé et fibrineux (fibrine) et rouge (bourgeon). Un code tricolore noir-jaune-rouge est utilisé par les médecins, et les informations utiles proviennent de l'étendue, de la profondeur et de la distribution tissulaire de ce mélange. Les pratiques pour l'évaluation sont visuelles ou parfois manuelles et invasives (tracé sur film transparent ou moulage), peu fiables et de faible répétabilité pour l'expert. Le traitement d'image numérique de l'escarre apporte une mesure qui est objective, fiable et reproductible, indispensable pour les études cliniques.

La majorité des travaux réalisés dans ce domaine concernent la détection de bords de l'escarre et la mesure de surfaces et de volumes pour quantifier l'évolution des zones tissulaires de l'escarre. L'extraction automatique des surfaces d'escarres en utilisant des mesures couleur n'est pas totalement achevée dans [3]. Une méthode semi-automatique pour sélectionner la zone de l'escarre semble

plus adaptée dans [4] où a été proposée une technique adaptative de *spline* pour déterminer approximativement le contour externe et dans [5] les auteurs s'appuient sur des *snakes* après sélection manuelle d'un contour.

Le choix de l'espace couleur est un point préliminaire pour l'analyse de tissus d'escarre. L'espace standard RVB et l'espace perceptuel HSI ont été utilisés et un simple seuillage sur les plans couleur pour séparer les zones tissulaires semble inefficace. L'histogramme couleur est aussi utilisé comme descripteur des tissus [6]-[7]-[8], mais la classification est alors moins robuste pour une grande diversité d'images. De meilleurs résultats sont obtenus en limitant la classification à deux types de tissus (bourgeon et nécrose) [9] ou si on multiplie les classes de tissus en utilisant des classes hybrides (bourgeon-fibrine, bourgeon-nécrose, bourgeon-épithélial, fibrine-épithélial) [10]. Une amélioration des résultats est obtenue en utilisant des paramètres de texture [11]-[12].

Ces travaux traitent en général le problème d'analyse des tissus de l'escarre comme une classification appliquée directement sur les pixels et ne prennent pas en compte la continuité spatiale des tissus dans l'image ni la non uniformité de texture de chacun des tissus. Cette approche est actuellement explorée, par exemple dans le projet DERMA [13] où une segmentation par accroissement des régions est utilisée. Néanmoins, le processus de classification y reste semi-automatique, nécessitant une sélection manuelle des points sur l'escarre.

Nous proposons, dans le cadre de projet ESCALE, une méthode complètement automatique pour l'évaluation d'escarre en utilisant un simple appareil photo numérique, en combinant un modèle 3D de l'escarre et un outil de classification couleur des tissus. Le plan de cet article est le suivant : dans la section 2, nous développons la segmentation couleur non supervisée et la création d'une vérité terrain à partir des labellisations fournies par des experts et enfin l'évaluation de ces labellisations. La section 3 décrit la méthode de sélection de descripteurs pour effectuer l'apprentissage d'un classificateur supervisé, qui fait l'objet de la section 4. Les résultats sont évalués en comparant la classification avec la vérité terrain. Enfin, la conclusion souligne l'intérêt de la classification pilotée par la segmentation et introduit les travaux en cours sur la classification multi-vues à l'aide du modèle 3D développé précédemment dans le projet ESCALE.

## 2. Segmentation en régions

Dans un premier temps, nous avons sélectionné quatre méthodes de segmentation non supervisées, connues pour leur efficacité sur des images couleur texturées. Il s'agit pour nous de déterminer la méthode préparant au mieux l'étape de classification. Il faudra éviter en particulier une sous-segmentation. Les quatre méthodes de segmentation sélectionnées sont les suivantes : une approche basée sur la théorie des graphes [14], une autre basée sur l'algorithme *Mean shift* [15], la segmentation par l'algorithme *Color Structure Code* (CSC) [16] et la segmentation par

l'algorithme JSEG [17]. Nous avons testé ces quatre méthodes sur une base d'images d'escarres labellisées manuellement par les médecins. La figure 1 présente une image d'escarre typique avec les résultats de segmentation par les quatre algorithmes et la labellisation manuelle par un médecin.

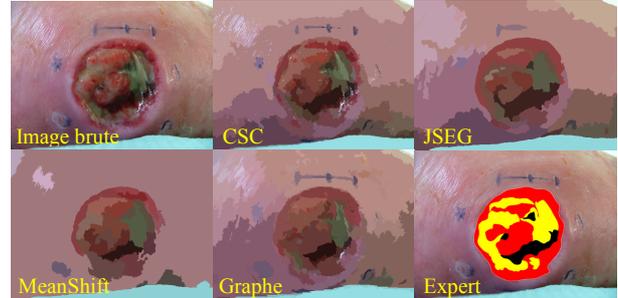


FIG. 1 : Exemples de segmentation et vérité terrain

Ces résultats de segmentation ont été évalués sur notre base d'image par rapport aux labellisations manuelles des experts afin de sélectionner l'approche la mieux adaptée à notre application. Cette évaluation ne pourra se faire qu'après classification des régions segmentées et comparaison avec la labellisation manuelle des médecins. Il faut préalablement élaborer des descripteurs des classes tissulaires, implémenter un classifieur et vérifier la pertinence de ces descripteurs sur des régions étiquetées par les médecins.

Afin de disposer de vérités terrain fiables pour les différentes classes tissulaires, notre base d'images d'escarres a été segmentée manuellement sur PC par 4 médecins suivant le modèle noir / jaune / rouge (nécrose / fibrine / bourgeon). Deux tracés ont été réalisés par chaque médecin à un mois d'écart produisant huit vérités terrain. Nous avons ensuite calculé les taux de répétabilité inter médecins et intra médecin pour chaque type de tissu par mesure de l'erreur de recouvrement pour chaque tissu. Un simple score de recouvrement  $C$  a été utilisé pour calculer l'accord entre deux labellisations pour chaque type de tissu  $i$  ( $i=1..3$ ):

$$C(T_{1i}^j, T_{2i}^j) = \frac{\text{card} [T_{1i}^j \cap T_{2i}^j]}{\text{card} [T_{1i}^j \cup T_{2i}^j]}$$

où  $\text{card} [ ]$  est le nombre de pixels; et  $T_{2i}^j$  sont deux labellisations de l'image  $j$  ( $j=1, \dots, N$ ). Un score de recouvrement normalisé moyen ( $0 < C < 1$ ) pour chaque classes de tissu est ensuite calculé sur  $N$  images de référence par :

$$C(T_{1i}, T_{2i}) = \left( \sum_{j=1}^N C(T_{1i}^j, T_{2i}^j) * \bar{S}_i^j \right) / \bar{S}_i$$

où  $\bar{S}_i^j$  est le nombre de pixels de la classe de tissu  $i$  sur l'image  $j$  moyenné sur les deux labellisations divisé par la surface totale  $\bar{S}_i = \sum_{j=1}^N \bar{S}_i^j$ ; Ce facteur de pondération prend en compte la surface relative de chaque type de tissu. Les labellisations de médecins présentant une faible

repétabilité sont écartées, comme le montrent le Tab 1 et 2.

TAB. 1 : Score de recouvrement (en %) intra médecin à un mois d'écart

Tissu	Experts			
	1	2	3	4
Bourgeon	73.9	65.0	55.9	66.7
Fibrine	77.4	73.8	55.3	71.4
Nécrose	81.4	91.4	59.5	81.9

TAB. 2 : Score de recouvrement (en %) entre experts et vérité terrain

Tissu	Experts			
	1	2	3	4
Bourgeon	73.2	72.7	39.3	71.0
Fibrine	58.9	76.0	42.8	70.8
Nécrose	79.3	77.1	82.6	85.6

Les résultats obtenus montrent la complexité d'interprétation des tissus d'escarres même pour des experts. Cette complexité est surtout liée à la biologie tissulaire de l'escarre. Elle s'explique aussi en partie par les conditions d'éclairage et de prise de vues des images et le réglage des écrans graphiques des experts pendant les tracés.

Afin de construire des vérités terrain, les labellisations manuelles des experts ont été fusionnées pour chaque tissu. Nous avons retenu les pixels représentant un taux de confiance supérieur ou égal à 75%. Les labellisations obtenues sont donc considérées fiables et les descripteurs extraits des régions correspondantes sont pertinents. Un exemple est donné en figure 2.

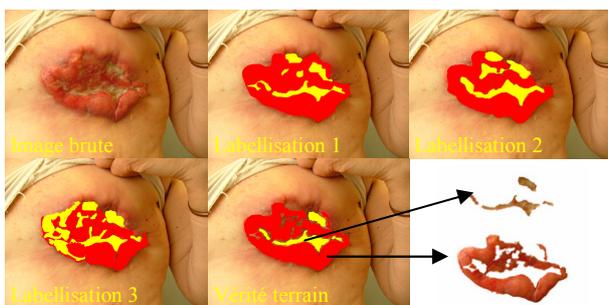


FIG. 2 : Fusion de tracés médecins

Les zones tissulaires ainsi extraites ont servi comme régions d'intérêt pour calculer les descripteurs dans la base d'apprentissage du classifieur.

### 3. Sélection de descripteurs

Il est prouvé que les cliniciens définissent les tissus de l'escarre en se basant principalement sur leur couleur, mais aussi sur leur texture. Ceci implique que l'extraction de descripteurs des régions doit se faire dans un espace de couleur psychovisuel. Nous avons utilisé un ensemble de descripteurs (couleur + texture) extraits des 3 canaux de l'espace CIELa\*b\* ainsi que les mesures de l'intensité et

de chroma  $h$  et  $c$ . Plus précisément, les descripteurs extraits sont des moyennes, écart-types, kurtosis et skewness dans ces espaces. Au total, un vecteur de 20 paramètres est calculé pour chacune des 174 régions d'intérêt (61 Bourgeon, 49 Fibrine, 11 Nécrose et 53 Sain). Ensuite, une sélection des descripteurs les plus pertinents doit être effectuée pour garantir le meilleur taux de classification.

Une analyse de discrimination et de sélection des paramètres a été appliquée sur l'ensemble des 20 descripteurs à l'aide de deux méthodes : (SFS) Sequential Forward Selection et (SBS) Sequential Backward Selection. Cette analyse a permis de sélectionner la combinaison des paramètres les plus pertinents. Les descripteurs choisis sont : la moyenne de chacune des composantes  $L$ ,  $a$ ,  $b$ ,  $c$ , et  $h$ , l'écart type et le kurtosis de  $a$ , le kurtosis de  $h$  et le skewness de  $L$ . Au final, nous obtenons en entrée du classifieur un vecteur de 10 paramètres pour chaque région segmentée.

### 4. Classification supervisée

Les descripteurs tissulaires précédents sont placés en entrée d'une machine à vecteurs de support (SVM), choisie pour sa capacité de régularisation qui limite le risque de sur-apprentissage [18]. Ce risque pourrait être important lorsque la dimension des vecteurs de caractéristiques est grande face au nombre de données. Leur application initiale concernait la classification binaire mais ils sont maintenant utilisés dans le cas multi classes. Nous utilisons le package SVM<sup>Light</sup> 6.01 de Joachims [19] en considérant le problème de classification multi-classes comme une accumulation des problèmes à deux classes. Nous avons utilisé l'approche *one against all* avec un noyau de perceptron (KDP) qui sépare au mieux les différentes classes des tissus de nos images. La base des données d'échantillons des tissus a été divisée : 40% pour l'apprentissage et 60% pour le test. Pour que l'apprentissage soit plus fiable, nous avons décidé de ne garder que les régions labellisées de la même façon par au moins 6 experts parmi 8 (75% de confiance).

Cette étape a permis de labelliser les 4 résultats de segmentation obtenus et de les évaluer par référence à la vérité terrain. La segmentation par JSEG garantit le meilleur taux de recouvrement moyen égal à 61.2%.

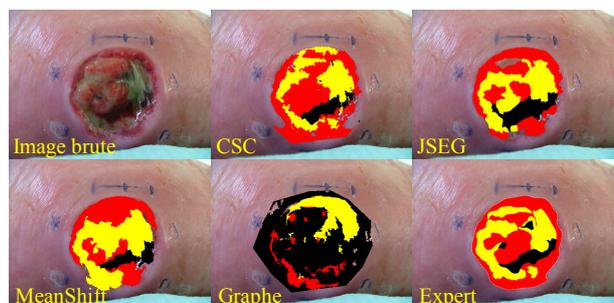


FIG. 3 : Un exemple de classification pour 4 algorithmes de segmentation

L'évaluation de ces résultats par type de tissu moyennée sur l'ensemble des images de notre base peut être exprimée par leur taux de recouvrement :

Tab. 3 : Scores de recouvrement (en %) entre classification et vérité terrain

Tissu	Algorithme			
	MeanShift	JSEG	CSC	Graphe
Bourgeon	56.6	75.6	60.6	26.1
Fibrine	70.6	63.7	69.0	58.8
Nécrose	48.4	44.3	23.8	33.8

## 5. Conclusion

Dans cet article, nous avons présenté une méthode automatique de classification pour un outil d'évaluation d'escarres basé sur un simple appareil photo numérique. Une base de données des tissus a été créée à partir des tracés experts et un classifieur a été conçu avec des descripteurs de couleur et de texture. Le taux de recouvrement moyen d'une classification automatique, comparé à la vérité terrain, reste proche du taux de recouvrement inter médecins. L'insertion d'une mire dans le champ de vue doit maintenant permettre de recalibrer les images tests d'un point de vue colorimétrique et dimensionnel pour améliorer la robustesse de traitement. De plus, pour enrichir la taille de la base de données et améliorer l'apprentissage il s'agit désormais de demander aux experts de labelliser directement les régions segmentées automatiquement, vu le temps considérable exigé pour une labellisation manuelle.

La suite des travaux portera sur la classification tissulaire multi-vues en s'appuyant sur le modèle 3D pour améliorer le processus de classification lui-même, et aussi pour calculer les surfaces vraies, puisque les surfaces des tissus sont les projections 2D d'une seule vue. Le but final est de fournir un outil complet d'évaluation pour le suivi thérapeutique d'escarres et les études cliniques du processus de cicatrisation.

## Bibliographie

- [1] Y. Lucas, S. Treuillet, B. Albouy, H. Wannous, J. C. Pichaud, "3D and color wound assessment using a simple digital camera", *9th Meeting of the European Pressure Ulcer Advisory Panel*, Berlin, sep. 2006
- [2] Benjamin Albouy, Emilie Koenig, Sylvie Treuillet, Yves Lucas: Accurate 3D Structure Measurements from Two Uncalibrated Views. *ACIVS 2006*, p 1111-1121
- [3] B.F. Jones and P. Plassman, "An instrument to measure the dimensions of skin wounds," *IEEE Trans. on Biomed. Eng.*, vol. 42, no. 5, pp. 464-470, May 1995.
- [4] H. Oduncu, A. Hoppe, M. Clark, R.J. Williams and K.G. Harding, "Analysis of skin wound images using digital color image processing: a preliminary communication," *Lower Extremity Wounds*, vol. 3, no. 3, pp. 151-156, 2004.
- [5] P. Plassman and D.J. Jones, "Improved active contour models with application to measurement of leg ulcers," *Journal of Electronic Imaging*, vol.12, no. 2, pp. 317-326, April 2003.
- [6] P. Plassman and B.F. Jones, "MAVIS: a non-invasive instrument to measure area and volume of wounds," *Medical Engineering Physics*, vol. 20, no. 5, pp. 332-338, 1998.
- [7] J.R. Mekkes and W. Westerhof, "Image processing in the study of wound healing," *Clin. Dermatology*, vol. 13, no. 4, pp. 401-407, 1995.
- [8] W.P. Berriss and S.J. Sangwine, "Color histogram clustering technique for tissue analysis of healing skin wound," in *proceedings of 6th Int. Conf. on Image Processing and its Applications*, Part 2, July 14-15, Dublin, Ireland, pp. 693-99, 1988.
- [9] A. Perez, A. Gonzaga, J. Alves, "Segmentation and analysis of leg ulcers color images," *Medical Imaging and Augmented Reality*, June 10-12, Hong Kong, pp. 262-266, 2001.
- [10] H. Zheng, L. Bradley, D. Patterson, M. Galushka, "New protocol for leg ulcer tissue classification from color images". *IEEE EMBS*, San Francisco, vol.2, pp. 1389-1392, 2004.
- [11] M. Kolesnik and A. Fexa, "Segmentation of Wounds in the Combined Color-Texture Feature Space," *Medical Imaging*, vol. 5370, pp. 549-556, 2004.
- [12] M. Galushka, H. Zheng, D. Patterson and L. Bradley, "Case-based tissue classification for monitoring leg ulcer healing," *CBMS*, pp. 353-358, 2005.
- [13] M. Callieri, P. Cignoni, M. Coluccia, G. Gaggio, P. Pingi, M. Romanelli and R. Scopigno, "Derma: monitoring the evolution of skin lesions with a 3D system," *8th Int. Workshop on Vision, Modeling and Visualization*, November 19-21, Munich, pp. 167-174, 2003.
- [14] Felzenszwalb F.P. & Daniel P. "Efficient Graph-Based Image Segmentation". *Int. Journal of Computer Vision* 59-2 Sept. 2004, 167-181
- [15] Comaniciu D. & Meer P. "Robust analysis of feature space: Color image segmentation". In *Proceedings IEEE Conf. on CVPR*, Puerto Rico (1997) 750-755
- [16] Priebe L & Rehrmann V.: "Fast and robust segmentation of natural color scenes". In *Proc. of Asian Conf. on Computer Vision*, Hongkong (1998) 598-606
- [17] Deng Y. & Manjunath B.S.: Unsupervised segmentation of color textures regions in images and video". *IEEE Trans. on PAMI* 23-8 (2001) 140-147
- [18] Vladimir N. Vapnik, *The Nature of Statistical Learning Theory*. Springer, New York 1995
- [19] I. Tsochantaridis, T. Hofmann, T. Joachims, and Y. Altun. Support Vector Learning for Interdependent and Structured Output Spaces, *ICML*, 2004