



HAL
open science

Segmentation d'orthophotoplans et invariants colorimétriques pour la détection de toitures

Youssef El Merabet, Cyril Meurie, Yassine Ruichek, Abderrahmane Sbihi,
Raja Touahni, Olivier Lamotte

► To cite this version:

Youssef El Merabet, Cyril Meurie, Yassine Ruichek, Abderrahmane Sbihi, Raja Touahni, et al.. Segmentation d'orthophotoplans et invariants colorimétriques pour la détection de toitures. Colloque International TELECOM'2011 & 7èmes JFMMA, Apr 2011, Tanger, Maroc. 6p. hal-01263443

HAL Id: hal-01263443

<https://hal.science/hal-01263443>

Submitted on 27 Jan 2016

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

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

SEGMENTATION D'ORTHOPHOTOPLANS ET INVARIANTS COLORIMÉTRIQUES POUR LA DÉTECTION DE TOITURES

Y.El merabet^{1,2}; C.Meurie¹; Y.Ruichek¹; A.Sbihi³; R.Touhani²; O.Lamotte¹

¹ *Laboratoire SeT, Université de Technologie de Belfort-Montbéliard, 13 rue Ernest-Thierry Mieg, 90000 Belfort, France.*

² *Laboratoire LASTID, Département de Physique, Faculté des Sciences, Université Ibn Tofail, B.P:133, 14000 Kénitra, Maroc*

³ *ENSA, Université Abdelmalek Essadi, Route Ziaten, km 10, BP 1818, Tanger Maroc*

{Youssef.El-merabet, cyril.meurie, yassine.ruichek, olivier.lamotte}@utbm.fr, sbihi_abderrahmane@yahoo.fr, rtouahni@hotmail.com

Abstract: In this paper, a segmentation method based on the watershed algorithm using an optimal gradient and colorimetric invariant is presented. This segmentation technique is used in the context of roof detection in orthophotoplans images. To achieve that, eight gray level gradients, six color gradients and 24 colorimetric invariant are tested on a database of 67 roofs. The results shows the quality of the segmentation according to the gradient/colorimetric invariant used. To conclude, the best gradient/colorimétric invariant for roofs detection is given.

Keywords: LPE, gradient couleur, invariants colorimétriques, orthophotoplans.

1. INTRODUCTION

Les travaux présentés dans cet article s'inscrivent dans une approche globale qui consiste à extraire des informations relatives aux toitures de bâtiments à partir de photos aériennes. Ceci permettra de pouvoir reconnaître une toiture par rapport à une base de connaissances et ainsi affiner/déformer des modèles 3D générés automatiquement à partir de données géographiques. Dans cet article, nous nous intéressons uniquement à l'extraction de la toiture et des éléments la constituant. Pour ce faire, nous utilisons une méthode de segmentation d'images couleur appelée Ligne de Partage des Eaux (LPE). La difficulté de son utilisation réside dans la définition d'une image de germes et d'une image de potentiel ou de gradient. Une série de tests est alors effectuée afin de définir le meilleur gradient parmi une sélection de huit gradients niveaux de gris et six gradients couleur. A cela s'ajoute une difficulté supplémentaire qui consiste à rendre les images d'orthophotoplans invariante aux changements de luminosité, ombres, etc., afin de pouvoir extraire le plus précisément possible, les différents éléments constituant la toiture (différents pans, cheminées, etc.). Une autre série de tests est alors réalisée afin de définir le meilleur invariant possible pour notre application parmi les vingt quatre testés et de

montrer l'intérêt de cette étape dans les résultats de segmentation. Les tests présentés dans cet article ont été effectués sur une image d'orthophotoplans fournie par la Communauté de l'Agglomération Belfortaine (CAB 2008) comportant 67 toitures. Les segmentations obtenues ont toutes été évaluées par rapport à une segmentation de référence en utilisant le critère de Vinet [18].

L'article est organisé comme suit : nous commençons tout d'abord par énoncer les différents invariants colorimétriques testés. Dans une deuxième étape, nous rappelons le principe de la méthode de segmentation utilisée, à savoir la Ligne de Partage des Eaux (LPE), ainsi que la méthode d'évaluation utilisée (Vinet). Avant de conclure, nous présentons les résultats obtenus en fonction de l'invariant colorimétrique et du gradient utilisés sur une base de tests de 67 images de toitures.

2. Les invariants colorimétriques

Les images d'orthophotoplans dont nous disposons présentent une certaine hétérogénéité en terme d'illuminations, ombres, etc., qui rendent la segmentation de l'image et l'extraction des zones d'intérêts délicate. Afin de palier à ces inconvénients, nous rejoignons la stratégie de nombreux auteurs en pré-traitant l'image par

application d'un invariant colorimétrique adapté [2, 3,4, 20,21].

En effet, ces dernières années, l'invariance couleur a suscité beaucoup d'intérêt et continue à intéresser le domaine de la vision par ordinateur. A titre d'exemple, nous pouvons citer l'utilisation d'invariant colorimétrique pour améliorer le suivi de points d'intérêt dans les images couleur[2], pour la mise en correspondance d'images [3], pour l'estimation de mouvement dans des séquences vidéo [4], pour l'extraction d'attributs et la ré-identification de personnes[20].

Nous pensons alors que dans le cadre de notre application, l'extraction des différents objets constituant la toiture sera améliorée par l'utilisation d'un invariant colorimétrique adaptée. En effet, nous nous affranchirons ou limiterons les problèmes liés aux ombres, changement de luminosité sur certaines parties de la toiture. Notre étude a donc consisté à définir le meilleur invariant en fonction de la stratégie de segmentation proposée, et ce parmi 24 invariants issus de la littérature et énoncés ci-dessous : la Normalisation de Greyworld [1], RGB-rang [5], la normalisation Affine [6], les coordonnées réduites[7], la Normalisation d'intensité [8], la Normalisation compréhensive [1], les attributs C1C2C3 [2], les attributs m1m2m3 [3], les attributs l1l2l3 [2], les attributs de couleurs opposés (o1o2) [2], la Saturation S [3], la Teinte H [2], les attributs l4l5l6 [9], les attributs A1A2A3 [2], les attributs C4C5C6 [9], l'espace HSL, MaxRGB [8], les attributs CrCgCb [2], les attributs CCCI [8], les attributs m4m5m6 [2], la Norme L2 [2], Maximum-Intensité [10], Log-Hue [8] et l'espace CrCg [2].

3. Segmentation d'images

La segmentation d'images consiste à partitionner l'image en régions homogènes, c'est-à-dire en un ensemble de points de l'image ayant des propriétés communes. Cette étape est réalisée en amont de traitements de plus haut niveau tels que la détection d'objets ou la reconnaissance de forme. Généralement on peut classer les méthodes de segmentation en deux grandes classes : approches frontières et approches régions. Nous évoquons dans cette partie, les différentes images utilisées en entrée de l'algorithme de croissance de région(LPE).

3.1 La Ligne de Partage des Eaux

Dans cet article, nous nous intéresserons aux approches régions et plus particulièrement à une opération bien connue de la morphologie mathématique qu'est la croissance de région par Ligne de Partage des Eaux (LPE) [16,17]. Dans cet article, nous utilisons l'algorithme proposé par

Vinet et Soille [17] qui est une simulation récursive du processus d'immersion.

La LPE fait donc croître les germes donnés en entrée en utilisant l'ordre de priorité donné par une image de potentiel ou de gradient. Dans le cadre de notre application, nous avons dans un premier temps testé huit gradients niveaux de gris: Sobel, Roberts, Prewitt, Gradient (qui calcule la dérivée première de l'image), Nonmaximasuppression (dont le principe est de ne conserver de l'image d'amplitude du gradient que les valeurs qui sont maximales dans la direction orthogonale au gradient), Shen, Deriche et un gradient morphologique niveaux de gris obtenu par différence entre l'image dilatée et l'image érodée. Dans un deuxième temps, nous avons testé six gradients couleur: gradient de Di-Zenzo [12], gradient morphologique couleur obtenu par différence entre l'image dilatée et l'image érodée, le gradient marginal [14], le gradient de Carron, TSL (Sobel TSL) et Sobel couleur [15]. Pour l'image de germes, nous n'utilisons pas les minima locaux de l'image de gradients comme cela est généralement le cas, car cela produit une sur-segmentation de l'image. L'idée étant de définir le meilleur couple gradient/invariant, nous utilisons la connaissance a priori de l'image et la vérité terrain (segmentation de référence) que nous avons définie en positionnant un germe dans chaque région. Chaque centre de masse de région de la vérité terrain sert de germe pour la LPE.

3.2 Evaluation de la segmentation

L'évaluation de la qualité d'une segmentation est une tâche délicate. De nombreuses méthodes existent dans la littérature et peuvent être classées en deux catégories : l'évaluation sans et avec vérité terrain (segmentation de référence).

- la première rassemble les méthodes d'évaluation ne nécessitant aucune connaissance sur les résultats de segmentation. Leur principe consiste soit à estimer des critères analytiques, soit à estimer la qualité d'un résultat de segmentation à partir de statistiques calculées.
- la seconde regroupe les méthodes qui évaluent la qualité d'un résultat de segmentation en exploitant des connaissances a priori. Ces connaissances consistent le plus souvent en une image segmentée de référence appelée vérité terrain.

Dans le cadre de notre application, nous avons utilisé la méthode de Vinet [18] qui repose sur la détermination des couples de régions en assurant un recouvrement maximum entre les deux segmentations (automatique et de référence) et la caractérisation de la dissimilarité par la proportion de pixels ne participant pas à ce recouvrement. Rappelons l'algorithme ci-dessous présenté dans [19] :

Posons N , comme le nombre de pixels total de l'objet initial considéré, le principe est alors le suivant :

1/définition de la table de superposition T par :

$$T(i, j) = \text{Card}(X_i \cap Y_j) \quad \forall i = 1::m, \quad \forall j = 1::n$$

2/recherche du couple de régions (X_{i1}, Y_{j1}) de recouvrement maximal tel que :

$$T(i_1, j_1) \geq T(i, j) \quad \forall i, j$$

On note $c1 = T(i_1, j_1)$

3/ itération jusqu'à obtenir $(X_{ik}; Y_{ik})$, avec

$$k = \min(m; n), \quad \text{tel que} \quad :$$

$$T(i_k, j_k) \geq T(i, j) \quad \forall i \# i_1, i_2, \dots, i_{k-1} \\ \forall j \# j_1, j_2, \dots, j_{k-1}$$

4/calcul de la mesure de dissimilarité par :

$$d_{\text{Vinet}} = (N - \sum_{i=1}^k c_i) / N$$

On note que cette mesure donne une valeur comprise entre 0 et 1, plus la valeur retournée est petite plus la segmentation est considérée comme satisfaisante.

4. Résultats expérimentaux

Les segmentations obtenues ont été évaluées sur une image d'orthophotoplans fournie par la Communauté de l'Agglomération Belfortaine (CAB 2008) comportant 67 toitures présentant des toits ayant une très grande hétérogénéité. Pour plus de lisibilité, nous nous sommes contentés de ne présenter sur ces graphiques que les résultats obtenus sur des invariants colorimétriques donnant de bons résultats de segmentation et cinq ou quatre invariants donnant de mauvais résultats, soit 9 invariants parmi les 24 invariants colorimétriques énoncés. Notre objectif est de définir les meilleurs couples composante couleur (d'un invariant colorimétrique) / gradient niveaux de gris et les meilleurs couples invariant colorimétrique / gradient couleur pour la segmentation d'image d'orthophotoplans par l'algorithme de la LPE pour la détection de toitures. Pour ce faire, sur chaque imagerie de toitures de la base de test, nous appliquons un invariant colorimétrique, puis nous extrayons de l'image après application d'invariant, les trois composantes couleur X, Y et Z (c'est-à-dire, pour l'invariant 111213, X=11, Y=12 et Z=13, notés 111213-X, 111213-Y et 111213-Z, sur les graphiques de la figure1). Nous calculons ensuite sur chaque composante extraite, différents gradients niveaux de gris, et nous appliquons ensuite l'algorithme de LPE. Chaque résultat de segmentation est ensuite évalué par rapport à une segmentation de référence en utilisant le critère de Vinet. La figure1 met en évidence les meilleurs couples composante couleur (d'un invariant colorimétrique) / gradient niveaux de gris, ainsi que les meilleurs couples invariant colorimétrique /

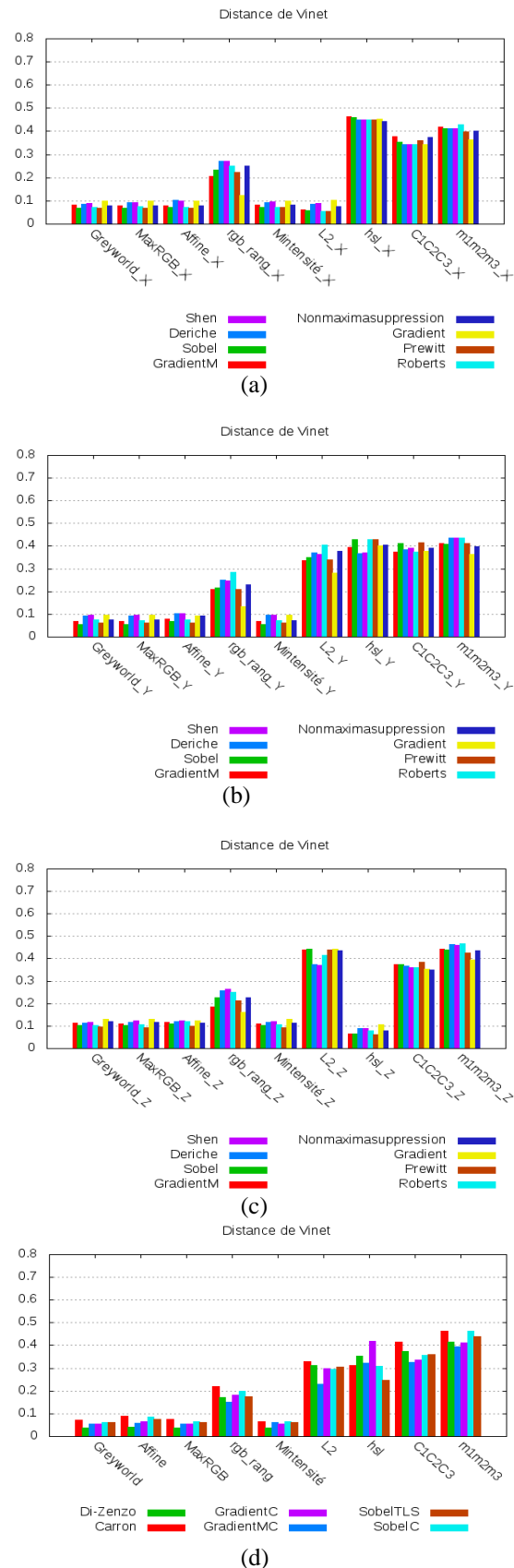


Fig. 1. Graphes représentant les valeurs moyennes du critère de Vinet sur les 67 imageries de toitures. (a), (b) et (c) représentent respectivement chaque composante couleur de l'invariant colorimétrique avec différentes méthodes de calcul du gradient niveaux de gris. (d) représente les différents invariants colorimétriques avec différents gradients couleur.

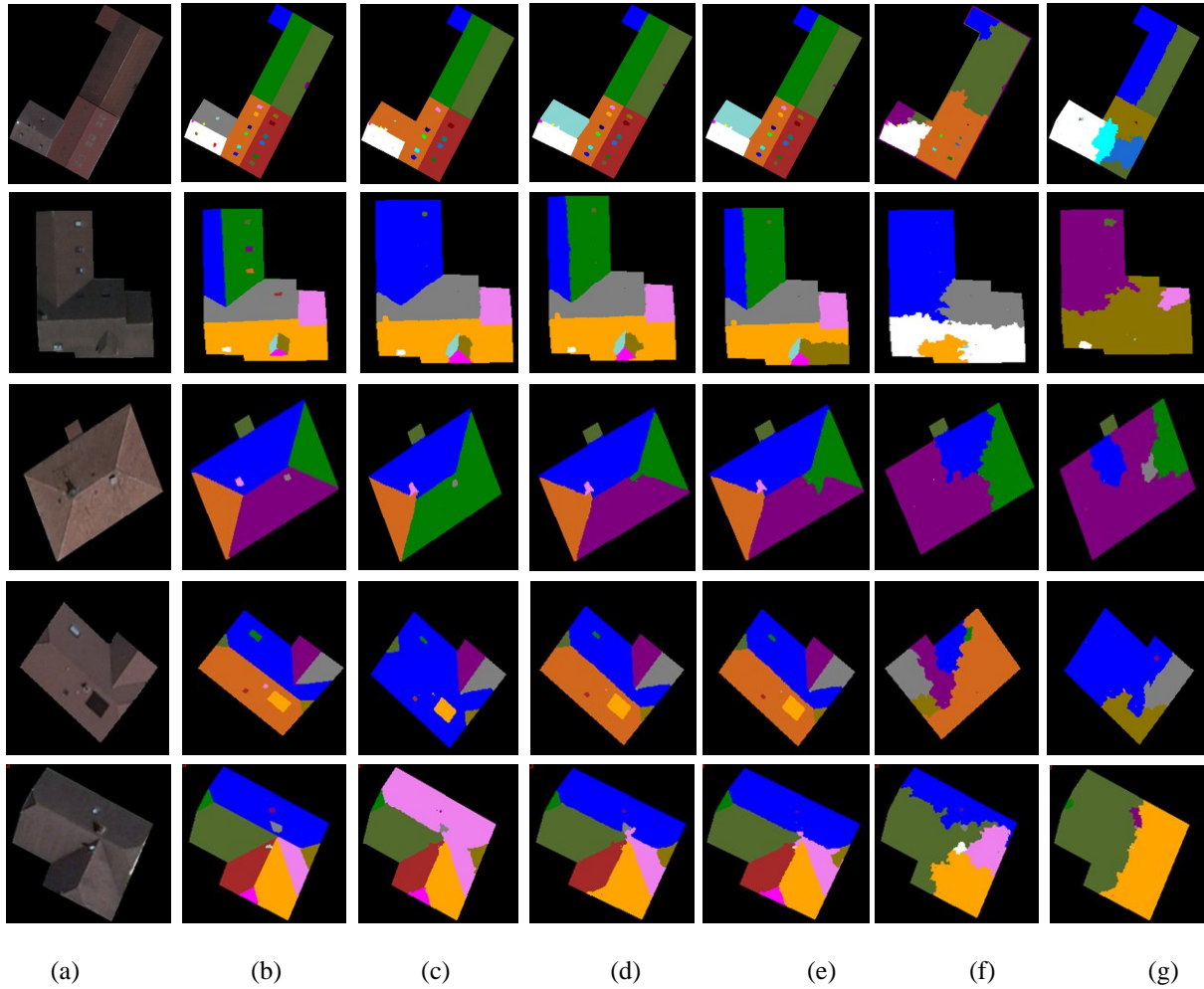


Fig. 2. Exemples de segmentations d'images de toitures basées sur une LPE avec Di-Zenzo comme gradient utilisé. (a) l'image de la base à segmenter, (b) la vérité terrain correspondante, les images (c), (d), (e), (f) et (g) correspondent respectivement aux images obtenues sans invariant colorimétrique (c), avec l'invariant Maximum-intensité(d), Max-RGB(e), I1I2I3(f) et m1m2m3(g).

gradient couleur. Pour le choix de ce dernier, nous utilisons la même stratégie que celle utilisée en niveaux de gris sauf que nous calculons le gradient couleur directement sur l'image couleur et non sur chaque composante (après application de l'invariant colorimétrique).

Dans le cadre de l'utilisation de gradient niveaux de gris, les figures 1(a), 1(b) et 1(c), montrent que les résultats de segmentation dépendent grandement de la composante couleur sélectionnée. En effet, pour les trois composantes X, Y et Z des invariants Greyworld, la Normalisation affine, Rgb-rang, Maximum-Intensité et MaxRGB, les valeurs de Vinet sont faibles par rapports aux composantes couleur des autres invariants colorimétriques et ce, quelle que soit la méthode de calcul du gradient niveaux de gris utilisée. Ceci montre clairement que dans le cadre de notre application, ces invariants sont les plus significatifs, et donnent les meilleurs résultats de segmentation par LPE.

Notons également que la composante X de la normalisation L2 (L2-X) et la composante Z de

l'espace hsl (hsl-Z) donnent de bons résultats de segmentation. En effet, la composante X de la norme L2 s'avère la meilleure composante couleur pour la plupart des méthodes de calcul du gradient niveaux de gris. On peut définir un ordre de préférence sur les couples gradient niveaux de gris/composante de l'invariant colorimétrique: Prewitt/L2-X, Roberts/L2-X, GM/L2-X, Deriche/M-intensité-Y etc. Le couple Prewitt/L2-X est le meilleur couple gradient niveaux de gris/invariant colorimétrique. Dans le cadre de l'utilisation de gradient couleur, la figure 1d montre également que l'utilisation des invariants colorimétriques Greyworld, la Normalisation affine, Rgb-rang, Maximum-Intensité et MaxRGB donnent de bons résultats de segmentation, et ce quelle que soit la méthode de calcul du gradient couleur utilisée. L'invariant Maximum-intensité donne en général de bons résultats de segmentation. On peut définir un ordre de préférence sur les couples gradient couleur/invariant colorimétrique: Di-Zenzo/M-intensité, Di-Zenzo/MaxRGB, Di-

Zenzo/Greyworld, Di-Zenzo/NAffine, Gradient Morphologique Couleur/MaxRGB, GradientC/M-intensité. On peut noter que le couple Di-Zenzo/M-intensité est considéré comme le meilleur couple gradient couleur/ invariant colorimétrique dans le cadre de notre application de détection de toitures en utilisant une segmentation par LPE.

La figure 2 illustre un exemple de résultats de segmentations par LPE sur des images de toitures sans et avec invariants colorimétriques. Le gradient utilisé ici est le gradient donnant de meilleur résultat, à savoir le gradient de Di-Zenzo. Nous pouvons noter que les segmentations utilisant un couple gradient/invariant approprié donnent de meilleurs résultats que celles n'utilisant pas d'invariant colorimétrique. En effet, les illustrations concernant les invariants colorimétriques Maximum-intensité (fig 2d) et Max-RGB (fig 2e) rejoignent les conclusions de la figure 1, dans le sens où ce sont les invariants donnant les meilleurs résultats. En effet, nous avons détecté la plupart des pans et cheminées constituant la toiture et avec une qualité des arrêtes meilleure, qu'avec les autres invariants. Les segmentations obtenues sans ou avec les invariants colorimétriques 111213, m1m2m3, s'avèrent médiocres (représentées par une valeur élevée du critère de Vinet). Nous appuyons cette dernière remarque par l'illustration des images segmentées (c), (f) et (g), où nous pouvons remarquer une perte partielle ou totale de l'information de toitures avec une qualité d'arrêtes moins bonne.

5. Conclusion

Une méthode de segmentation d'images basée sur l'algorithme de Ligne de Partage des Eaux utilisant un invariant colorimétrique et un gradient adapté est présentée. Cette méthode est proposée dans le cadre de la segmentation d'images d'orthophotoplans pour la détection automatique de toitures. Les tests effectués sur une base de 67 toitures mettent en évidence que l'utilisation du gradient de Di-Zenzo couplé à l'invariant Maximum-intensité donne les meilleurs résultats de segmentation dans le cadre de l'utilisation d'un gradient couleur. Le couple gradient couleur/ composante L2-X donne quand à lui les meilleurs résultats dans le cadre de l'utilisation d'un gradient niveaux de gris. Les perspectives de ces travaux concernent l'étude des gradients sur une couche texture de l'image.

6 Remerciements

Les auteurs souhaitent remercier le programme Volubilis pour le soutien financier apporté dans le cadre de ces travaux, ainsi que la Communauté d'Agglomération Belfortaine pour la mise à disposition des images sur lesquelles les tests ont été effectués.

7 References

- [1] G. Schaefer, How useful are colour invariants for image retrieval, Computational Imaging and Vision, Kluwer Academic Publishers, Vol. xx (Proc. Int. Conference on Computer Vision and Graphics), Warsaw, Poland, 2004.
- [2] M. Gouiffès. Apports de la Couleur et des Modèles de Réflexion pour l'Extraction et le Suivi de Primitives. Thèse de doctorat, Université de Poitiers, Décembre 2005.
- [3] A. Smeulders T. Gevers. color-based object recognition. Pattern Recognition, vol. 32:p. 453-464, 1999.
- [4] A. M Golland, P. et Bruckstein. Motion from color. Computer Vision and Image Understanding, page 68(3):346-362, 1997.
- [5] S. Hordley G. Schaefer et G. Y. Tian G. Finlayson. Illuminant and device invariant colour using histogram equalization. Pattern Recognition, 28:179-190, 2005.
- [6] A. Fusiello E. Trucco T. Tommasini and V. Roberto. Improving feature tracking with robust statistics. Pattern Analysis & Applications, 2(4):312-320, 1999.
- [7] H. Stockman Theo. Gevers. Robust histogram construction from color invariants for object recognition. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence vol.26:P.113-118, 2004.
- [8] S. D. Hordley G. D. Finlayson G. Schaefer G. Y. Tian. Illuminant and device invariant colour using histogram equalization. Elsevier Science, 20 August 2002.
- [9] Venugopal Rajagopala Ari Grossb Longin Jan Lateckia. Image retrieval and reversible illumination normalization. Internet Imaging, 2005.
- [10] J. Ahmad Dargham, Lip detection by the use of neural networks. Artif Life Robotics, 12:301-306, 2008.
- [11] J.P et S.Philipp Cocquerez. Analyse d'images : filtrage et segmentation. Ed. Masson, Paris, 1995.
- [12] R. Di Zenzo. A note on the gradient of a multiimage. Computer Vision, Graphics and Image Processing: Graphical Models and Image Processing, pages 33:116-125, 1986.
- [13] S. Muller et S. Bothorel C. Vachier. Analyse morphologique des clichés mammo-graphique en vue de la détection des opacités du sein. Dans Proceedings of ADEBIO, 1997.
- [14] O. Lezoray Abderrahim Elmoataz Hubert Cardot, Marinette Revenu. Segmentation d'images couleur : applications en microscopie cellulaire. Traitement du Signal, pages 17 :33-45, 2007.
- [15] Th.Carron. Segmentation d'images couleur dans la base Teinte Luminance Saturation : approche numérique et symbolique. Thèse de doctorat, Thèse de l'Université de Savoie soutenue, décembre 1995.
- [16] Beucher, S., Meyer, F., 1993. The morphological approach to segmentation: the watershed transformation. In: Dougherty, E. (Ed.), Mathematical Morphology in Image Processing. Marcel Dekker, New York.
- [17] Vincent, L., Soille, P., 1991. Watersheds in digital space: An efficient algorithm based on immersion simulations. IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell. 13 (6), 583-598.
- [18] L. Vinet. Segmentation et mise en correspondance de régions de paires d'images stéréoscopiques. PhD thesis, Université de Paris IX Dauphine, Juillet 1991.
- [19] J. Da Rugna H. Konik. Étude comparative de méthodes de segmentation dans une approche

orientée indexation. RFIA 2004, Toulouse : France (2004).

- [20] Dung-Nghi Trupng Cong, L.Khoudour, C.Achard. Approche spectrale et descripteur "couleur-position statistique" pour la ré-identification de personnes à travers un réseau de caméras. GRETSI 2009.
- [21] GEVERS, T. et SMEULDERS, A. (1997a). Object recognition based on photometric color invariants. In Scandinavian Conference on Image Analysis, Lappeenranta, Finland.