

# Matrices de cooccurrences des couleurs floues pour la classification de textures

Audrey LEDOUX, Olivier LOSSON, Ludovic MACAIRE

Laboratoire CRISAL (UMR CNRS 9189)

Université de Lille – Sciences et Technologies, Cité Scientifique – Bâtiment P2, 59655 Villeneuve d’Ascq Cedex, France

audrey.ledoux@univ-lille1.fr, olivier.losson@univ-lille1.fr

ludovic.macaire@univ-lille1.fr

**Résumé** – Les matrices de cooccurrences (MC) sont des descripteurs de textures efficaces et leurs extensions floues (MCF) ont été conçues pour caractériser les images de textures en niveaux de gris. Nous proposons ici d’étendre les MCF aux images couleur et montrons qu’elles permettent une classification de textures particulièrement performante.

**Abstract** – Co-occurrence matrices (CMs) are well-known and efficient texture descriptors and fuzzy CMs (FCMs) have been designed to characterize grey-level texture images. In this paper, we propose to extend FCMs to color images and to apply them for efficient texture classification.

## 1 Introduction

À des fins de classification, les images de textures couleur sont caractérisées par des descripteurs classiquement calculés à partir de chacun des trois plans de composantes couleur  $R$ ,  $G$ ,  $B$ . Les matrices de cooccurrences (MC) chromatiques comptent parmi les descripteurs de textures les plus efficaces car elles intègrent à la fois la distribution des composantes couleur d’une image et les interactions spatiales entre les niveaux des composantes [1, 2, 3]. Une MC est calculée par couple de composantes couleur, de sorte qu’une image couleur est caractérisée par au moins trois et jusqu’à six MC chromatiques. Nous proposons ici de calculer une MC unique pour caractériser les interactions entre pixels voisins dans une image couleur.

En outre, la représentation des textures par les images numériques couleur est sujette aux imprécisions dues à la double discrétisation de l’espace (échantillonnage) et des niveaux des composantes couleur (quantification). C’est pourquoi les frontières entre les régions de l’image ne sont pas définies précisément et les niveaux des pixels ne sont que des mesures imprécises de la réflectance des surfaces observées par la caméra. Cela peut aussi invalider l’hypothèse selon laquelle les images de textures sont principalement représentées par des répétitions spatiales d’un même motif. Les matrices de cooccurrences des niveaux de gris flous (MCNGF) ont justement été conçues pour mieux caractériser les images de texture en niveaux de gris [4, 5]. Il est alors possible de caractériser une image couleur par un tel descripteur flou en calculant les MCNGF sur chacun des trois plans de composante couleur.

Cependant, plusieurs travaux ont montré que les performances de classification des textures avec des descripteurs marginaux sont améliorées avec des descripteurs qui tiennent compte de

l’information vectorielle sous-jacente aux couleurs [6, 7]. Ceci nous a amené à étendre la définition des MCNGF aux images couleur sous la forme de matrices de cooccurrences des couleurs floues (MCCF), ce qui constitue la principale contribution originale de cet article.

Dans la seconde section, nous présentons brièvement les matrices de cooccurrences des niveaux de composantes (MCNC) qui décrivent les images de composantes couleur de manière marginale. Les MCNC sont basées sur la notion d’*ensemble de niveau de composante*, qui est étendue au cadre flou dans la troisième section. Ceci nous amène à définir des MCNC floues qui prennent en compte l’imprécision inhérente aux images de composantes couleur. Puis nous introduisons la notion d’*ensemble flou de couleur*, de façon à représenter une texture couleur par une unique MCCF. La quatrième section démontre les apports expérimentaux de ce descripteur pour la classification de textures couleur.

## 2 MC des niveaux de composante

### 2.1 Ensemble de niveau de composante

Pour définir une image, considérons le treillis fini  $\mathcal{S}$  doté d’une structure de voisinage  $\mathfrak{V} = \{\mathcal{V}_{\mathbf{p}}, \mathbf{p} \in \mathcal{S}\}$ , où  $\mathcal{V}_{\mathbf{p}}$  est un voisinage du pixel  $\mathbf{p}$ . Soit  $\mathbf{I}$  une image couleur RGB définie sur  $\mathcal{S}$ , de sorte que chaque pixel  $\mathbf{p} \in \mathcal{S}$  est caractérisé par sa couleur  $\mathbf{I}(\mathbf{p}) = (I^R(\mathbf{p}), I^G(\mathbf{p}), I^B(\mathbf{p}))^T$ .

Pour chaque composante couleur  $k \in \{R, G, B\}$ , nous appelons *ensemble de niveau de composante*  $S_g^k \subseteq \mathcal{S}$  l’ensemble des pixels possédant le niveau donné  $g \in \{0, \dots, q-1\}$  dans l’image de composante couleur  $I^k$ , soit  $S_g^k \triangleq \{\mathbf{p} \in \mathcal{S}, I^k(\mathbf{p}) =$

$g$ }. En conséquence,  $\{S_g^k\}$  est une partition de  $\mathcal{S}$  pour  $k \in \{R, G, B\}$ , c'est-à-dire que  $\bigcup_{g=0}^{q-1} S_g^k = \mathcal{S}$  et  $S_g^k \cap S_{g'}^k = \emptyset$  pour tout couple de niveaux  $(g, g')$  tels que  $g \neq g'$ .

## 2.2 MC des niveaux de composante (MCNC)

Les MCNC analysent chaque image de composante couleur séparément. Elles sont liées aux MC chromatiques qui caractérisent chaque couple d'images de composante couleur [2]. Soit  $m^k[\mathbf{I}]$  la MCNC qui capture les interactions spatiales entre les niveaux des pixels de l'image de composante couleur  $I^k$  selon la structure de voisinage  $\mathfrak{V}$ . L'élément  $m^k[\mathbf{I}](g, g')$  de cette matrice, où  $(g, g') \in \{0, \dots, q-1\}^2$ , contient le nombre de fois qu'un pixel de niveau  $g'$  se trouve dans le voisinage  $\mathcal{V}_p$  d'un pixel  $\mathbf{p}$  de niveau  $g$  :

$$m^k[\mathbf{I}](g, g') = \sum_{\mathbf{p} \in \mathcal{S}} \sum_{\mathbf{q} \in \mathcal{V}_p} \begin{cases} 1 & \text{si } \mathbf{p} \in S_g^k \text{ et } \mathbf{q} \in S_{g'}^k, \\ 0 & \text{sinon.} \end{cases} \quad (1)$$

## 3 MC des couleurs floues

### 3.1 Ensemble flou de niveau de composante

Étant donnée une image de composante couleur  $I^k$  définie sur  $\mathcal{S}$ , l'ensemble flou de niveau de composante  $S_g^k \subseteq \mathcal{S}$  est défini par le degré d'appartenance  $\mu_{S_g^k}(\mathbf{p})$  de chaque pixel  $\mathbf{p} \in \mathcal{S}$  à  $S_g^k$ . Pour définir  $\mu_{S_g^k}$ , nous considérons les valeurs de composante comme des niveaux flous à l'instar de Jawahar et Ray [8]. Un niveau flou  $\tilde{g}$  est caractérisé par sa fonction d'appartenance  $\mu_{\tilde{g}}^k(x) : \{0, \dots, q-1\} \rightarrow [0, 1]$  qui peut être définie de plusieurs façons [9, 10]. Nous utilisons ici les fonctions d'appartenance gaussienne et triangulaire, respectivement définies par  $\mu_{\tilde{g}}^k(x) = \exp(-|x - g|^2 / 2\alpha^2)$  et  $\mu_{\tilde{g}}^k(x) = \max(1 - |x - g| / \beta, 0)$ . Ces fonctions sont symétriques par rapport à l'équivalent net  $g$  du niveau flou  $\tilde{g}$  et font intervenir les constantes réelles positives  $\alpha$  et  $\beta$  pour contrôler la portée du niveau flou. Le degré d'appartenance de chaque pixel  $\mathbf{p}$  à l'ensemble flou  $S_g^k$  est le degré d'appartenance  $\mu_{\tilde{g}}^k(I^k(\mathbf{p}))$  du niveau de composante couleur  $I^k(\mathbf{p})$  au niveau flou  $\tilde{g}$  :

$$\mu_{S_g^k}(\mathbf{p}) = \mu_{\tilde{g}}^k(I^k(\mathbf{p})). \quad (2)$$

### 3.2 MC des niveaux de composante flous (MCNCF)

Afin de caractériser  $I^k$ , nous en calculons la MCNCF qui se déduit de l'équation (1) par :

$$\tilde{m}^k[\mathbf{I}](g, g') = \sum_{\mathbf{p} \in \mathcal{S}} \sum_{\mathbf{q} \in \mathcal{V}_p} \min \left\{ \mu_{S_g^k}(\mathbf{p}), \mu_{S_{g'}^k}(\mathbf{q}) \right\}, \quad (3)$$

où l'opérateur logique *et* dans (1) a été transcrit par l'opérateur flou *min*. Chaque couple de pixels voisins  $(\mathbf{p}, \mathbf{q})$  contribue à  $\tilde{m}^k[\mathbf{I}](g, g')$  en ajoutant le minimum entre  $\mu_{S_g^k}(\mathbf{p})$  et  $\mu_{S_{g'}^k}(\mathbf{q})$ .

### 3.3 Ensemble flou de couleur

Étant donnée une image couleur  $\mathbf{I}$  définie sur  $\mathcal{S}$  et une couleur  $\mathbf{c} \in \{0, \dots, q-1\}^3$ , l'ensemble flou de couleur  $S_c \subseteq \mathcal{S}$  est défini par sa fonction d'appartenance  $\mu_{S_c}$ , c'est-à-dire par le degré d'appartenance  $\mu_{S_c}(\mathbf{p})$  de chaque pixel  $\mathbf{p} \in \mathcal{S}$  à  $S_c$ .

Pour définir  $\mu_{S_c}$ , considérons les couleurs comme des couleurs floues. Une couleur floue  $\tilde{c}$  est caractérisée par sa fonction d'appartenance  $\mu_{\tilde{c}}(\mathbf{x}) : \{0, \dots, q-1\}^3 \rightarrow [0, 1]$ . Nous définissons les couleurs floues dont les fonctions d'appartenance gaussienne et triangulaire symétriques en chaque couleur  $\mathbf{x}$  sont définies à l'aide de la distance euclidienne entre couleurs par  $\mu_{\tilde{c}}(\mathbf{x}) = \exp(-\|\mathbf{x} - \mathbf{c}\|^2 / 2\alpha^2)$  et  $\mu_{\tilde{c}}(\mathbf{x}) = \max(1 - \|\mathbf{x} - \mathbf{c}\| / \beta, 0)$ , où  $\mathbf{c}$  est l'équivalent net de la couleur floue  $\tilde{c}$ . Le degré d'appartenance de chaque pixel  $\mathbf{p}$  à l'ensemble flou de couleur  $S_c$  est le degré d'appartenance  $\mu_{\tilde{c}}(\mathbf{I}(\mathbf{p}))$  de la couleur  $\mathbf{I}(\mathbf{p})$  à la couleur floue  $\tilde{c}$  :

$$\mu_{S_c}(\mathbf{p}) = \mu_{\tilde{c}}(\mathbf{I}(\mathbf{p})). \quad (4)$$

### 3.4 MC des couleurs floues (MCCF)

Afin de prendre en compte les interactions entre les couleurs de pixels voisins, nous proposons d'associer chaque élément d'une MC à un couple de couleurs  $(\mathbf{c}, \mathbf{c}')$ . Ainsi est définie ce que nous appelons la MCCF d'une image couleur  $\mathbf{I}$  :

$$\tilde{M}[\mathbf{I}](\mathbf{c}, \mathbf{c}') = \sum_{\mathbf{p} \in \mathcal{S}} \sum_{\mathbf{q} \in \mathcal{V}_p} \min \left\{ \mu_{S_c}(\mathbf{p}), \mu_{S_{c'}}(\mathbf{q}) \right\}. \quad (5)$$

Chaque couple de pixels voisins  $(\mathbf{p}, \mathbf{q})$  contribue à  $\tilde{M}[\mathbf{I}](\mathbf{c}, \mathbf{c}')$  en ajoutant le minimum entre  $\mu_{S_c}(\mathbf{p})$  et  $\mu_{S_{c'}}(\mathbf{q})$ .

## 4 Classification de textures

### 4.1 Paramètres des MCCF

Parmi les  $q^3$  couleurs possibles, seules quelques-unes sont retenues ; elles correspondent aux équivalents nets des couleurs floues que nous souhaitons considérer. Plus précisément, nous retenons les  $p^R \times p^G \times p^B$  couleurs dont les niveaux sont également répartis entre 0 et  $q-1$  pour chaque composante. Nous calculons les MCCF avec très peu d'éléments puis évaluons leurs performances de classification, de façon à tester dans quelle mesure leur coût mémoire peut être réduit tout en préservant leur qualité de discrimination des textures. En pratique, le nombre de couleurs floues est fixé à  $p^R \times p^G \times p^B = 2 \times 2 \times 2$  ou  $2 \times 4 \times 2$ , de sorte que les MCCF contiennent  $8 \times 8$  ou  $16 \times 16$  éléments. Il est à remarquer que la composante  $G$  est privilégiée ( $p^G = 4$ ) par rapport à  $R$  et  $B$  ( $p^R = p^B = 2$ ) car la rétine humaine est plus sensible aux longueurs d'onde proches du vert en vision photopique ; d'autres combinaisons ont également été testées ( $p^R \times p^G \times p^B = 4 \times 2 \times 2$  ou  $2 \times 2 \times 4$ ) et ont fourni des résultats de classification très proches.

Le voisinage  $\mathcal{V}_p$  est composé des 8 pixels  $\mathbf{q}$  situés selon les orientations principales du plan image à distance spatiale  $d$  du pixel  $\mathbf{p}$ .

Les valeurs des paramètres  $\alpha$  et  $\beta$  sont choisies de telle façon que  $\mu_{\tilde{c}}(\mathbf{x}) = 0,5$  aux limites de chaque domaine centré en  $\mathbf{c}$  et de largeur  $(\frac{q}{p^R}, \frac{q}{p^G}, \frac{q}{p^B})^T$ .

## 4.2 Résultats expérimentaux

La classification supervisée de textures consiste à retrouver, parmi un ensemble d'images groupées en classes de textures, celles qui représentent la même texture qu'une image test (à classer) donnée. Ce processus d'assignation nécessite d'évaluer la similarité entre l'image test et chacune des images prototypes (de classe connue), par exemple en calculant l'intersection entre leurs descripteurs respectifs élément par élément [11] donnée par :

$$Sim(\mathbf{I}_1, \mathbf{I}_2) = \sum_{\mathbf{c}} \sum_{\mathbf{c}'} \min \left\{ \tilde{M}[\mathbf{I}_1](\mathbf{c}, \mathbf{c}'), \tilde{M}[\mathbf{I}_2](\mathbf{c}, \mathbf{c}') \right\} \quad (6)$$

dans le cas des MCCF. Les images prototypes sont alors ordonnées par similarité décroissante à l'image test, ce qui fournit la classe de texture à laquelle appartient l'image test. Nous retenons simplement la classe de l'image prototype la plus similaire suivant le critère du plus proche voisin (1NN), ainsi qu'il est habituellement pratiqué pour évaluer la performance de classification de nouveaux descripteurs de textures [11].

Nous avons réalisé des tests de classification sur plusieurs jeux de textures Outex [12]. Nous avons également construit plusieurs nouveaux jeux de tests à partir des images RGB originales ; ceux-ci sont disponibles en ligne [13]. Chaque jeu de textures contient 68 classes constituées chacune de 40 images couleur (ou 160 images pour TC-30) de taille  $128 \times 128$  pixels dont les composantes couleur sont représentées sur  $q = 256$  niveaux. Afin de tester le comportement de nos descripteurs dans différents cas de dégradations des textures observées, nous suivons le principe de validation croisée dite « hold-out » préconisée par les auteurs d'Outex et consistant à diviser chaque jeu de textures en un sous-ensemble prototype et un sous-ensemble de test. Le sous-ensemble prototype est identique pour tous les jeux de textures. Il contient  $68 \times 20 = 1360$  images, acquises sous un éclairage à lampe incandescente de température de couleur 2856 K et à la résolution de 100 ppp. Les images du sous-ensemble de test représentent les mêmes textures que les prototypes mais acquises dans différentes conditions :

- TC-30 contient 10 880 images test ayant subi une rotation selon 8 valeurs d'angle différentes ;
- TC-31 contient 1 360 images test acquises à une résolution de 120 ppp ;
- TC-32 contient 1 360 images test dégradées par un bruit gaussien additif d'écart-type  $\sigma = 5$  ;
- TC-33 contient 1 360 images test floutées par un filtre gaussien d'écart-type  $\rho = 0,5$ .

Nous utilisons également le jeu de textures couleur Outex-TC-00013 (TC-13) original pour lequel les sous-ensembles prototype et de test sont tous deux formés de la moitié des images.

Nous comparons les résultats expérimentaux obtenus avec

notre approche par MC des couleurs floues (descripteur MCCF) à ceux obtenus avec :

- l'approche par MC des niveaux de gris flous, c'est-à-dire le descripteur MCNGF  $\tilde{m}^L$  calculé sur les images de luminance  $I^L = 0,299 \times I^R + 0,587 \times I^G + 0,114 \times I^B$  ;
- l'approche floue marginale, c'est-à-dire les descripteurs MCNCF  $\tilde{m}^k$  que nous sommions dans  $\tilde{m} = \sum_{k=R,G,B} \tilde{m}^k$  afin de décrire une image couleur par une seule matrice de même taille que la MCCF.

Les résultats obtenus par ces différentes approches de MC floues sont aussi comparés avec leur équivalents nets, notés sans tilde.

Tous les descripteurs ont la même taille ( $8 \times 8$  si  $p^G = 2$  ou  $16 \times 16$  si  $p^G = 4$ ) ; celle-ci correspond au nombre de niveaux flous ou de niveaux de composante flous dont les équivalents nets sont uniformément répartis entre 0 et  $q - 1$ .

Les taux de bonne classification obtenus par les différentes approches sont présentés dans la table 1 pour deux valeurs de la distance spatiale  $d$ , les cinq jeux de textures, et les deux tailles de descripteurs. Pour chacun des 20 cas testés, la valeur surlignée correspond au meilleur taux de bonne classification. Notre descripteur MCCF  $\tilde{M}$  surpasse à la fois la MCNGF  $\tilde{m}^L$  et la MCNCF  $\tilde{m}$  dans 16 cas, soit 80% des cas. Ce résultat est rigoureusement inchangé si la fonction d'appartenance (gaussienne ou triangulaire) est fixée avant d'effectuer la comparaison.

L'amélioration des résultats apportée par une approche floue par rapport à une approche nette est particulièrement saillante avec notre descripteur, tandis que la fuzzification dégrade les résultats des autres descripteurs dans certains cas. On peut aussi remarquer que la MCCF fournit les meilleurs taux de bonne classification dans tous les cas lorsque la taille des descripteurs est  $8 \times 8$ .

## 4.3 Conclusion

Nous avons proposé de caractériser des images de textures couleur grâce à la matrice de cooccurrence de couleurs floues, qui prend en compte l'information vectorielle des couleurs. Des expériences de classification ont montré que ce descripteur améliore le taux de bonne classification tout en étant peu gourmand en mémoire. Toutefois, les couleurs floues doivent être réparties dans l'espace couleur pour assurer un degré d'appartenance élevé de toute couleur de l'image à l'une d'entre elles.

De plus, les résultats expérimentaux ont montré que lorsque l'on analyse l'information couleur, une texture est mieux caractérisée que lorsque l'on considère marginalement les niveaux des composantes couleur. Nos travaux s'orientent donc désormais vers de nouveaux descripteurs de textures basés sur des motifs locaux binaires tirant parti de l'information couleur.

Enfin, il existe de nombreux espaces couleur dérivés de l'espace RGB. Il serait donc intéressant de tester l'influence de l'espace couleur sur les performances de classification. Une autre perspective possible de ce travail serait d'utiliser un voisinage flou dans le calcul des ensembles couleur flous pour segmenter des images de textures.

TABLE 1 – Taux de bonne classification (%) sur les jeux de textures Outex.

(a)  $d = 2$

Fonction d'appartenance	MC	TC-13		TC-30		TC-31		TC-32		TC-33	
		$8 \times 8$	$16 \times 16$								
Nette	$m^L$	58,97	76,62	61,96	79,33	59,78	78,82	46,99	54,85	67,57	89,93
	$m$	80,88	89,41	81,07	90,73	81,32	89,04	58,16	64,49	82,13	92,87
	$M$	35,15	55,44	35,00	58,43	34,63	56,76	43,90	54,04	45,00	63,16
Gaussienne	$\tilde{m}^L$	68,82	73,38	70,97	75,79	69,63	74,78	62,87	64,12	92,13	93,75
	$\tilde{m}$	82,21	87,35	82,27	87,11	83,75	86,62	80,88	81,62	94,04	94,04
	$\tilde{M}$	87,35	88,09	86,76	87,33	90,51	91,40	91,03	94,71	99,93	100,00
Triangulaire	$\tilde{m}^L$	70,88	78,53	71,40	79,84	69,93	78,01	64,41	61,18	90,81	95,22
	$\tilde{m}$	85,29	88,82	85,94	90,19	84,78	88,60	78,16	78,53	92,65	94,85
	$\tilde{M}$	91,03	86,76	87,92	86,16	91,47	89,19	93,16	91,84	99,63	98,82

(b)  $d = 4$

Fonction d'appartenance	MC	TC-13		TC-30		TC-31		TC-32		TC-33	
		$8 \times 8$	$16 \times 16$								
Nette	$m^L$	56,62	75,15	56,99	77,10	56,62	74,71	53,01	61,03	68,60	91,69
	$m$	80,59	89,41	80,74	90,45	80,22	89,12	68,46	71,40	83,53	94,93
	$M$	33,53	52,35	33,68	54,61	33,31	55,51	44,49	58,82	45,29	64,04
Gaussienne	$\tilde{m}^L$	67,35	71,62	69,09	74,19	67,65	71,10	64,49	64,71	92,50	95,00
	$\tilde{m}$	81,91	86,47	82,10	87,05	82,57	87,06	81,91	82,57	94,04	95,44
	$\tilde{M}$	87,35	86,91	86,42	87,07	89,19	90,88	91,40	94,93	100,00	100,00
Triangulaire	$\tilde{m}^L$	70,15	76,62	69,90	78,58	67,50	76,18	65,00	61,32	92,57	95,88
	$\tilde{m}$	85,74	89,41	85,70	90,09	85,59	88,97	79,04	79,78	93,90	96,40
	$\tilde{M}$	90,74	86,91	87,59	85,99	91,32	89,34	93,01	91,32	99,93	99,12

## Références

- [1] V. Arvis, C. Debain, M. Berducat et A. Benassi. "Generalization of the cooccurrence matrix for colour images : application to colour texture classification". *Image Analysis and Stereology*, vol. 23, pp. 63–72, 2004.
- [2] C. Palm. "Color texture classification by integrative co-occurrence matrices". *Pattern Recognition*, vol. 37, n°5, pp. 965–976, 2004.
- [3] A. Porebski, N. Vandenbroucke et L. Macaire. "Iterative feature selection for color texture classification". Dans *Procs. of the IEEE International Conference on Image Processing (ICIP'07)*, San Antonio, Texas, USA, sept. 2007, vol. 3, pp. 509–512.
- [4] D. Sen et S. K. Pal. "Image segmentation using global and local fuzzy statistics". Dans *Procs. of IEEE India Council International Conference (INDICON 2006)*, New Delhi, India, sept. 2006, pp. 1–6.
- [5] Y. Munklang, S. Auephanwiriyakul et N. Theera-Umpon. "A novel fuzzy co-occurrence matrix for texture feature extraction". Dans *Procs. of the 13th International Conference on Computational Science and Its Applications (ICCSA'2013)*, Ho Chi Minh Ville, Vietnam, juin 2013, Lecture Notes in Computer Science, pp. 246–257, Springer-Verlag Berlin Heidelberg.
- [6] C. Palm. "Color texture classification by integrative co-occurrence matrices". *Pattern Recognition*, vol. 37, n°5, pp. 965–976, 2004.
- [7] O. Losson et L. Macaire. "Colour texture classification from colour filter array images using various colour spaces". *IET Image Processing*, vol. 6, n°8, pp. 1192–1204, nov. 2012.
- [8] C. V. Jawahar et A. K. Ray. "Incorporation of gray-level imprecision in representation and processing of digital images". *Pattern Recognition Letters*, vol. 17, n°5, pp. 541–546, 1996.
- [9] D. Dubois et H. Prade. *Fuzzy sets and systems : theory and applications*, vol. 144 de *Mathematics in science and engineering*. Academic Press, New York, 1980.
- [10] I. Bloch. "Les ensembles flous en traitement d'images". Dans *Actes du congrès francophone de vision ORASIS 2001*, Cahors, France, juin 2001, pp. 465–479.
- [11] O. Losson, A. Porebski, N. Vandenbroucke et L. Macaire. "Color texture analysis using CFA chromatic co-occurrence matrices". *Computer Vision and Image Understanding*, vol. 117, n°7, pp. 747–763, juil. 2013.
- [12] T. Ojala, T. Mäenpää, M. Pietikäinen, J. Viertola, J. Kyllönen et S. Huovinen. "Outex – New framework for empirical evaluation of texture analysis algorithms". Dans *Proceedings of the 16th International Conference on Pattern Recognition (ICPR'02)*, Québec, Canada, août 2002, vol. 1, pp. 701–706, IEEE Computer Society. <http://www.outex.oulu.fi/temp>.
- [13] "Outex extended texture database". <http://lagis-vi.univ-lille1.fr/datasets/outex.php>.