



HAL
open science

Contribution des descripteurs de texture LBP à la classification d'images de dentelles

Wael Bensoltana, Alice Porebski, Nicolas Vandembroucke, Adeel Ahmad,
Denis Hamad

► To cite this version:

Wael Bensoltana, Alice Porebski, Nicolas Vandembroucke, Adeel Ahmad, Denis Hamad. Contribution des descripteurs de texture LBP à la classification d'images de dentelles. 17ème édition du colloque CORESA (Compression et Représentation des Signaux Audiovisuels), Image, Groupement de recherche Informatique géométrique et graphique, réalité virtuelle et visualisation (GdR IG-RV), Nov 2014, Reims, France. hal-03108745

HAL Id: hal-03108745

<https://hal.science/hal-03108745v1>

Submitted on 13 Jan 2021

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.

Contribution des descripteurs de texture LBP à la classification d'images de dentelles

W. Ben Soltana, A. Porebski, N. Vandenbroucke, A. Ahmad et D. Hamad

Laboratoire d'Informatique Signal et Image de la Côte d'Opale
Maison de la Recherche Blaise Pascal 50, rue Ferdinand Buisson
BP 719, 62228 Calais Cedex France

Résumé

L'analyse d'image de dentelles présente un défi dans le domaine du traitement de l'image. Ceci est lié principalement à la nature complexe de la dentelle qui est généralement constituée de plusieurs parties avec des textures différentes : le fond, le motif, etc. Dans cet article, nous étudions séparément le comportement de trois descripteurs : l'histogramme d'image (HistI) et deux variantes des motifs binaires locaux (LBP) extraits des images de dentelles en présence du facteur de rotation. Ces variantes sont présentées par l'histogramme des LBP (LBP-B) et la transformée de Fourier appliquée sur les histogrammes de LBP (LBP-FFT). Par la suite, nous analysons l'apport de la fusion des données au niveau descripteur et au niveau score dans les différentes expérimentations. Le taux de classification évalue le degré de discrimination de chaque descripteur via le classifieur des plus proches voisins (k -ppv). Les résultats expérimentaux montrent qu'en l'absence de transformation, LBP-B, LBP-FFT et HistI fusionnés au niveau score génèrent la meilleure performance. En présence de changement de rotation, LBP-FFT et HistI fusionnés dans le même niveau produisent le meilleur taux de classification.

Abstract

The images of lace textile are particularly difficult to be analyzed in digital form using classical image processing techniques. The major reasons of this difficulty emerge from the complex nature of lace which generally has different textures in its constituents like the background and motives, etc. In this paper, we study separately the behavior of Image Histogram (HistI) and Local Binary Patterns (LBP) on image extracts of lace in presence of rotation. We further evaluate two variants of LBP ; primarily the hitogramme of LBP (LBP-B) and secondly the Applied Fourier Transform on the histogrammes of LBP (LBP-FFT). Consequently, we analyze the contribution of data fusion on feature level and on the score level in the different experimentations. The classification rate evaluates the discrimination degree of each descriptor via the k -ppv classifier. The experimental results indicate that the LBP-B, LBP-FFT and HistI combined at score level generate the best performance in absence of transformations. Whereas, LBP-FFT and HistI combined at the same level generate the best classification rate, in the presence of rotation.

Mots clé : Image de dentelle, analyse de texture, classification, LBP, FFT, invariance, fusion des données, k -ppv.

1. Introduction

La recherche d'images par le contenu consiste à retrouver, dans une base de données, des images visuellement similaires à une image requête. Généralement, le contenu des images (forme, texture, couleur...) est caractérisé par une signature (distribution, vecteur d'attributs...). Dans l'étape de recherche, une signature est extraite de l'image requête pour être comparée suivant différentes mesures de similarité à l'ensemble des signatures stockées. Dans ce cas, la classification garantit un gain de temps au niveau du processus de comparaison. Les images de la base, qui ont pro-

duit les plus grands scores de ressemblances, sont affichées et considérées comme les images les plus similaires. Plusieurs applications de recherche d'images par le contenu ont été développées sur les images de textures [OMP*02], de visages [CBF05], etc. Cependant, à notre connaissance, il n'existe pas d'application de recherche d'images de dentelles. Ceci peut être dû à la nature complexe de la dentelle. En effet, une dentelle est généralement constituée de plusieurs parties possédant des textures différentes : le fond, le motif, etc. De plus, la diversité des échantillons de dentelles et les conditions d'acquisition peuvent aussi rendre difficile leurs traitements.

Afin de décrire convenablement l'image de dentelle par des descripteurs invariants et discriminants, nous proposons

d'étudier séparément le comportement de trois types de descripteurs : l'histogramme d'image (*HistI*) et deux variantes des motifs binaires locaux (*LBP*) extraits des images de dentelles en présence du facteur de rotation. Ces variantes sont l'histogramme du *LBP* basique (*LBP - B*) et la transformée de Fourier appliquée sur les histogrammes de *LBP* (*LBP - FFT*). Afin d'exploiter les avantages de chaque descripteur, nous analysons ensuite l'apport de la fusion des données sur deux niveaux dans les différentes expérimentations. Le premier niveau, appelé niveau descripteur, opère avant l'opération de classification. Il consiste à concaténer les descripteurs pour obtenir un seul descripteur caractérisant l'image de dentelle. Le deuxième niveau, nommé niveau score, exploite les scores générés par les différents classificateurs propres à chaque descripteur.

Cette étude a été effectuée dans le cadre du projet Interreg CRYVALIS impulsé par la Cité Internationale de la Dentelle et de la Mode de Calais (CIDM) pour la construction d'une tissuthèque de dentelles mécaniques. L'idée est de promouvoir la place de la filière textile dans des régions historiquement dédiées à ce domaine d'activité. Outre l'aspect culturel, le projet concerne la création d'une base de données d'images d'échantillons de dentelles. Dans ce cadre, nous avons élaboré une bibliothèque numérique avec outil de recherche en mode multicritères : langage contrôlé, langage libre ou par image requête de dentelle.

La suite de cet article est organisé comme suit : la section 2 présente les caractéristiques des dentelles à analyser. La section 3 expose les différents descripteurs de texture que nous avons testés. Les sections 4 et 5 décrivent respectivement la méthode de classification et la fusion d'information. La section 6 présente le protocole expérimental dont les résultats sont analysés dans la section 7. Finalement, la section 8 conclut cet article tout en présentant des perspectives.

2. Les images de dentelle

Les différentes images de dentelles appelées échantillons de dentelles ont été extraites à partir des registres conservés dans la cité internationale de la dentelle et de la mode. Les registres originaux sous forme de papier ont été scannés par un expert documentaliste qui a fourni des images en couleur de résolution 600 ppp. Les dentelles sont très variées suivant plusieurs critères comme le type des motifs (florale, animale,...), la nature des motifs (coton, textile,...), le type des fonds de dentelles et leurs couleurs (cf. figure 1.(a) et figure 1.(b)).

Cette diversité des dentelles possède néanmoins une spécificité commune. En effet, il existe un ensemble limité et bien défini de fonds de dentelles (figure 2). Dans cet article, nous proposons tout d'abord de reconnaître les différents types de dentelles en les classant selon leur fond. Cette application représente un véritable challenge. En effet, outre les conditions d'acquisition qui peuvent être variables, certaines classes de fonds sont très similaires et il est difficile, même pour l'oeil humain, de discriminer certaines classes. La figure 2 montre quatre exemples de fonds de dentelles où cette ressemblance est observable entre les fonds ((a),(b)) et ((c),(d)). La nature élastique des dentelles accentue également la difficulté de les identifier.

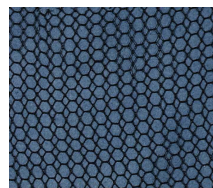


(a) Exemple de dentelle avec un fond blanc et des motifs

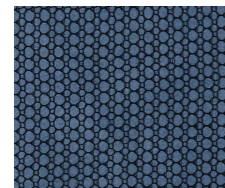


(b) Exemple de dentelle avec un fond noir et des motifs

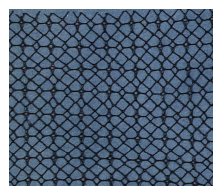
Figure 1: Exemple de dentelles conservées à la cité internationale de la dentelle et de la mode



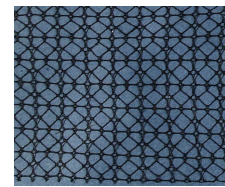
(a)



(b)



(c)



(d)

Figure 2: Exemple de fonds de dentelles

3. Les descripteurs

Dans notre étude, trois descripteurs sont analysés. L'histogramme de l'image en niveau de gris est considéré comme un descripteur de référence. Les deux autres descripteurs sont choisis en se basant sur la spécificité des images de dentelles qui présentent des textures similaires. Ces descripteurs, qui ont prouvé leurs capacités discriminantes pour l'information de texture [OPH02], [OPM02], [AMP09], [GAMP12], sont l'histogramme des motifs binaires locaux et sa transformée de Fourier. Toutes les performances ont été évaluées séparément et aussi à la suite d'une opération de fusion.

3.1. Histogramme de l'image de dentelle

Dans notre travail, les images de dentelles sont des images couleurs. Elles ont été transformées en images en niveaux de gris. L'histogramme ($HistI$) est défini comme une fonction discrète qui associe à chaque valeur niveau de gris le nombre de pixels prenant cette valeur.

3.2. Histogramme des motifs binaires locaux

L'opérateur des motifs binaires locaux (LBP) a été proposé à la fin des années 90 par Ojala [OPH02], [OPM02]. L'idée de cet opérateur de texture est d'assigner à chaque pixel un code dépendant des niveaux de gris de son voisinage. Le niveau de gris du pixel central (i_c) de coordonnées (x_c, y_c) est comparé à celui de ses voisins (i_n) suivant l'équation (1) :

$$LBP(x_c, y_c) = \sum_{m=0}^{p-1} s(i_n - i_c) \times 2^m \quad (1)$$

$$s(i_n - i_c) = \begin{cases} 1 & \text{si } i_n - i_c \geq 0 \\ 0 & \text{si } i_n - i_c < 0 \end{cases}$$

avec p est le nombre de pixels voisins. Dans notre travail, nous considérons un voisinage de 3×3 d'où $p=8$ voisins. Nous obtenons donc, comme pour une image en niveaux de gris, une matrice contenant des valeurs des LBP comprises entre 0 et 255 pour chaque pixel. Un histogramme est calculé en se basant sur ces valeurs pour former le descripteur $LBP - B$.

3.3. Les coefficients de Fourier

Dans certains travaux [AMP09], [GAMP12], la transformée de Fourier rapide (FFT) est appliquée sur les histogrammes de LBP suivant l'équation (2) :

$$H2(k) = \sum_{i=1}^N h(i) \times \exp^{(-j * 2 * \pi * (k-1) * (i-1) / N)}, \quad (2)$$

$$1 \leq k \leq N$$

avec h est l'histogramme des LBP et N représente sa dimension. Par la suite, l'amplitude des coefficients de la transformée de Fourier est retenue suivant l'équation (3) :

$$|H_{FFT}(k)| = \sqrt{H2(k) * \overline{H2(k)}} \quad (3)$$

avec $\overline{H2(k)}$ est le conjugué de $H2(k)$. Les nouvelles valeurs calculées permettent d'obtenir le descripteur $LBP - FFT$.

4. Classification d'images de dentelles

Après l'étape d'extraction des caractéristiques, nous procédons à la classification des images en se basant sur les différents descripteurs. Dans ce travail, la méthode des k plus proches voisins ($k-ppv$) [AHP04], [GAMP12] a été considérée vu son efficacité et sa flexibilité au niveau des protocoles d'expérimentation. Dans ce contexte, nous disposons d'une base de données d'apprentissage constituée de N couples images de classe connue. Pour estimer la classe d'une image I à classer, la méthode des ($k-ppv$) consiste à prendre en compte les k images d'apprentissage les plus proches de

cette image selon une distance à définir. Dans notre problème de classification, nous retiendrons la classe qui possède la distance minimale avec l'image I . La distance $L1$ (eq. 4) a été retenue [AHP04], [AMP09], [GAMP12] pour calculer la distance entre deux vecteurs de descripteurs x et y .

$$d(x, y) = \sum_{j=1}^B |(x_j - y_j)| \quad (4)$$

avec $x = (x_1, \dots, x_B)$ et $y = (y_1, \dots, y_B)$ où B est la taille des vecteurs correspondants.

5. La fusion d'information

L'opération de la fusion d'information est une solution adoptée pour pallier les limitations imposées individuellement par les descripteurs et leurs classificateurs correspondants. En général, une opération de fusion permet d'avoir une décision finale plus précise en choisissant convenablement la méthode de fusion [SHA*10]. Elle s'applique avant ou après l'opération de classification. Nous distinguons deux grandes catégories [JNR05] : la fusion au niveau des descripteurs et la fusion au niveau de scores [JDM00], [SHA*11].

Dans la première catégorie, il s'agit de concaténer les vecteurs de descripteurs pour les préparer à l'opération de classification. Pour cela, une étape de normalisation s'avère primordiale afin que les données des descripteurs soient définies dans le même intervalle. Dans notre travail, la normalisation par la norme 1 (eq. 5) a été considérée.

$$x' = \frac{x}{\|x\|_1} \quad (5)$$

où x est un vecteur de caractéristique et x' est le vecteur normalisé.

Dans la catégorie de fusion au niveau score, chaque classifieur propre à un descripteur opère indépendamment, ensuite les réponses sous forme de décisions ou de distances sont fusionnées. Ici, chaque classifieur reçoit en entrée un vecteur de caractéristique x et génère un ensemble de distances $e_j(x)$ (eq.6) propres aux différents prototypes ou classes de la base d'apprentissage.

$$e_j(x) = [d_j^1, d_j^i, \dots, d_j^C] \quad (6)$$

où d_j^i est la distance attribuée par le classifieur j à la classe i , et, C est le nombre de classe dans la base d'apprentissage. Toutefois, pour une opération de fusion, ces mesures ne sont pas toujours dans le même intervalle, une normalisation s'avère donc nécessaire [SHA*10] [HLS94]. Dans notre travail, la normalisation max-min (eq.7) a été appliquée sur les éléments du vecteur e_j pour produire un nouveau vecteur de distances $e_{2j} = [d_{2j}^1, d_{2j}^i, \dots, d_{2j}^C]$ avec des éléments d_{2j}^i où :

$$d_{2j}^i = \frac{d_j^i - e_{j,min}}{e_{j,max} - e_{j,min}} \quad (7)$$

avec $e_{j,max}$ et $e_{j,min}$ représentent respectivement la valeur maximale et la valeur minimale du vecteur e_j .

Par la suite, pour chaque prototype dans la base d'apprentissage, nous calculons une distance S_i selon une règle précise. En tenant compte de la simplicité et de l'efficacité

[KHDM98] [SHA*11] de la règle de somme simple, nous l'adoptons pour le calcul de S_i suivant l'équation (8) :

$$S_i = \sum_{j=1}^K d_{2i}^j \quad (8)$$

où K est le nombre de classifieurs. Une règle de décision (eq. 9) pour chaque image requête I consiste alors à choisir la classe C_i pour laquelle la distance S_i est la plus petite avec :

$$i = \operatorname{argmin}_{i=1,\dots,M}(S_i) \quad (9)$$

6. Protocole expérimental

Le protocole expérimental permet de présenter la décomposition de la base d'images pour les différentes expérimentations. Initialement, la base d'images est constituée de 492 images de dentelles obtenues à partir des 41 fonds de dentelles. Chaque fond de dentelles a généré 12 imagerie de fonds de dentelles de taille fixe (150*150 pixels).

Cette base a été décomposée en deux sous-bases : base d'apprentissage et base de test (décomposition 1). La base de test a ensuite été enrichie par de nouvelles images de test correspondant aux images de test de départ auxquelles nous avons appliqué des rotations de 90°, 180° et 270° (décomposition 2). Toutes les images de la base se présentent avec la même échelle. Le tableau 1 affiche les décompositions citées. La décomposition 1 a permis de tester les images sans transformation. La décomposition 2 permet d'évaluer l'impact du changement de rotation sur la performance des descripteurs.

Table 1: Les différentes décompositions de la base d'images

Numéro de la décomposition	Taille de la base d'apprentissage	Taille de la base de test
1	246 (6*41)	246 (6*41)
2	246 (6*41)	984 (4*6*41)

Le taux de classification est adopté comme critère d'évaluation de nos descripteurs et de nos schémas de fusion. Il représente le nombre d'images test correctement classées sur le nombre total d'images test. Pour chaque décomposition, nous avons appliqué une validation croisée comptant 20 expériences. Dans chaque expérience, nous avons sélectionné aléatoirement pour chaque image de fond de dentelle 6 images d'apprentissage et 6 images de test. Nous adoptons par la suite le taux de classification moyen pour exprimer la performance de chaque descripteur. Nous notons la fusion au niveau descripteur et au niveau score respectivement par Fusion I et Fusion II.

7. Résultats expérimentaux

Les résultats expérimentaux ont permis d'observer le comportement des trois descripteurs par rapport aux transformations appliquées.

7.1. Résultats obtenus sans transformation

Les images de la décomposition 1 ont permis de tester tous les descripteurs ainsi que les différents schémas de fusion. Dans les deux niveaux de fusion, nous avons évalué toutes les combinaisons possibles de fusion des trois descripteurs (*HistI*, *LBP-B*, *LBP-FFT*). Le tableau 2 présente les différents taux de classification. Les trois premières lignes affichent les taux de classification individuels des trois descripteurs. Nous détectons une légère chute de performance pour le descripteur *LBP-FFT* contrairement aux autres descripteurs dans la Fusion I à cause de l'opération de normalisation appliquée. Nous observons que *LBP-B* a généré un résultat très encourageant avec un taux de classification de l'ordre de 97.05% suivi par la performance de *LBP-FFT* avec 86.98% dans Fusion I et 87.56% dans Fusion II. Il est clair que les motifs binaires locaux ont permis d'obtenir un gain de l'ordre de 24% par rapport au descripteur histogramme de l'image. Ceci montre que l'information de la texture est plus discriminante que l'information contenue en analysant uniquement les niveaux de gris des pixels sans leur interaction spatiale.

Dans la fusion au niveau descripteur, aucun schéma de fusion n'a permis d'améliorer la performance atteinte par le *LBP-B*. Ceci est dû aux faibles performances obtenues par *HistI* et *LBP-FFT* comparées à la performance du *LBP-B*. Par contre, la concaténation des deux descripteurs *HistI* et *LBP-FFT* a permis d'améliorer le taux de classification de 13% par rapport à la performance individuelle du descripteur *HistI* et 1% par rapport à la performance individuelle du descripteur *LBP-FFT*. Cette amélioration met l'accent sur la complémentarité entre ces deux descripteurs.

	Fusion I	Fusion II
HistI	0.7348	0.7348
LBP-B	0.9705	0.9705
LBP-FFT	0.8689	0.8756
LBP-B + HistI	0.9163	0.9657
LBP-B + LBP-FFT	0.9669	0.9648
HistI + LBP-FFT	0.8774	0.9246
LBP-B + HistI + LBP-FFT	0.9443	0.9732

Table 2: Taux de classification moyen dans les deux niveaux de fusion avec la décomposition 1

Dans la fusion au niveau de scores, toutes les performances (Fusion II) sont présentées dans le tableau 2. D'une part, nous remarquons que le seul schéma de fusion qui combine les trois descripteurs a permis d'améliorer légèrement la performance du descripteur *LBP-B*. Dans ce cas, nous notons une amélioration de l'ordre de 0.27% en taux de classification. Cette faible augmentation peut être liée en partie à la règle de somme simple (eq. 8) qui n'est pas pondérée. Par conséquence, elle accorde la même confiance et importance à tous les descripteurs qui ont des performances distinctes.

7.2. Résultats obtenus avec transformation de rotation

Les images de la décomposition 2 ont permis d'évaluer tous les descripteurs individuellement ainsi que les schémas de fusion par rapport à l'invariance en rotation. Le tableau

3 expose les différents résultats. L’histogramme d’image et $LBP - FFT$ étant des descripteurs invariants à la rotation, les résultats de classification obtenus sont similaires à ceux obtenus avec les images de la décomposition 1. Une comparaison avec les travaux de l’état de l’art est difficile puisque les bases d’images utilisées sont différentes. Cependant nos résultats confortent ceux obtenus par [AMP09] et [GAMP12] concernant la comparaison des attributs invariants en rotation par rapport aux attributs basiques. D’après ce tableau, nous remarquons l’impact négatif de cette transformation sur la performance du descripteur $LBP - B$. Une chute de 49% du taux de classification est observée par rapport au scénario 1. Pour diminuer cette influence négative, nous procédons à la fusion des descripteurs. Dans la fusion I, la concaténation de tous les descripteurs a permis d’atteindre 85.01% de taux de classification. Il est clair que le fait d’intégrer $LBP - B$ dans la stratégie de fusion ne permet pas d’améliorer la performance globale par rapport au meilleur taux de classification généré (86.89%) par $LBP - FFT$. Dans cas, la non sélection de ce descripteur dans le schéma de fusion ($HistI + LBP - FFT$) assure d’atteindre une meilleure performance globale de l’ordre de 87.74% de taux de classification.

	Fusion I	Fusion II
HistI	0.7348	0.7348
LBP-B	0.4731	0.4731
LBP-FFT	0.8689	0.8756
LBP-B + HistI	0.7172	0.5943
LBP-B + LBP-FFT	0.5745	0.5758
HistI + LBP-FFT	0.8774	0.9246
LBP-B + HistI + LBP-FFT	0.8501	0.7991

Table 3: Taux de classification moyen dans les deux niveaux de fusion avec la décomposition 2

Dans la fusion II, le même comportement est observée pour le descripteur $LBP - B$. En effet, le seul schéma de fusion capable de donner la meilleure performance (92.46%) résulte de la fusion des scores générés par les classifieurs propres à $LBP - FFT$ et $HistI$. Ce résultat approuve l’avantage de la fusion au niveau de score par rapport à la fusion au niveau descripteur vu dans les deux scénarios d’expérimentation.

8. Conclusion

Dans cet article, nous avons analysé le comportement de trois descripteurs que sont l’histogramme d’image en niveau de gris et les motifs binaires locaux ($LBP - B$ et $LBP - FFT$) extraits des images de dentelles en présence du facteur de rotation. Le but de cette étude est d’obtenir un descripteur discriminant pour la classification des images de dentelles. Par la suite, nous avons analysé l’apport de la fusion au niveau descripteur et au niveau score dans les différentes expérimentations. Les résultats montrent qu’en l’absence de transformation, $LBP - B$, $LBP - FFT$ et $HistI$ fusionnés au niveau score génèrent la meilleure performance de l’ordre de 97.32% d’images bien classées. Dans le cas de présence de changement de rotation, la combinaison des deux descripteurs $LBP - FFT$ et $HistI$ dans le même

niveau de fusion donne le meilleur taux de classification avec 92.46% d’images bien classées.

Comme perspectives, nous envisagerons d’étendre les expériences avec le LBP multi-résolution en modifiant les paramètres de rayon (R) et de voisinage (P) et en utilisant d’autres types de LBP comme LBP uniforme et LBP invariant à la rotation. Nous intégrerons aussi les changements d’échelle comme une nouvelle transformation. En plus, nous étudierons l’apport d’autres méthodes de fusion par rapport aux différentes transformations.

9. Remerciements

Ce travail est effectué au sein du projet Interreg IV A, 2 Mers CRYVALIS.

Références

[AHP04] AHONEN T., HADID A., PIETIKÄINEN M. : Face recognition with local binary pattern. *Computer Vision, ECCV* (2004), 469–481.

[AMP09] AHONEN T., MATAS J., PIETIKÄINEN M. : Rotation invariant image description with local binary pattern histogram fourier features. *Image Analysis* (2009), 61–70.

[CBF05] CHANG K. I., BOWYER K. W., FLYNN P. J. : An evaluation of multimodal 2d+3d face biometrics. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* Vol. 27, Num. 4 (2005), 619–624.

[GAMP12] GUOYING Z., AHONEN T., MATAS J., PIETIKÄINEN M. : Rotation-invariant image and video description with local binary pattern features. *IEEE Transactions on Image Processing.* Vol. 21, Num. 4 (2012), 1465–1477.

[HLS94] HUANG Y. S., LIU K., SUEN C. Y. : The combination of multiple classifiers by neural network approach. *Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence.* Vol. 9, Num. 3 (1994), 579–597.

[JDM00] JAIN A. K., DUIN R. P. W., MAO J. : Statistical pattern recognition : A review. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence.* Vol. 22, Num. 1 (2000), 4–37.

[JNR05] JAIN A., NANDAKUMAR K., ROSS A. : Score normalization in multimodal biometric systems. *Pattern Recognition.* Vol. 38, Num. 12 (2005), 2270–2285.

[KHDM98] KITTLER J., HATEF M., DUIN R. P. W., MATAS J. : On combining classifiers. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence.* Vol. 20, Num. 3 (1998), 226–239.

[OMP*02] OJALA T., MÄENPÄÄ T., PIETIKÄINEN M., VIERTOLA J., KYLLÖNEN J., HUOVINEN S. : Outex new framework for empirical evaluation of texture analysis algorithms. *In Proceedings of the 16th International Conference on Pattern Recognition.* Vol. 1 (2002), 701–706.

[OPH02] OJALA T., PIETIKÄINEN M., HARWOOD D. :

A comparative study of texture measures with classification based on feature distributions. *Pattern Recognition*. Vol. 29, Num. 1 (2002), 51–59.

[OPM02] OJALA T., PIETIKÄINEN M., MÄENPÄÄ T. : Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns. *Pattern Recognition*. Vol. 24, Num. 7 (2002), 971–987.

[SHA*10] SOLTANA W. B., HUANG D., ARDABILIAN M., CHEN L., AMAR C. B. : Comparison of 2d/3d features and their adaptive score level fusion for 3d face recognition. *3D Data Processing, Visualization and Transmission (3DPVT), Paris* (May 2010), 17–20.

[SHA*11] SOLTANA W. B., HUANG D., ARDABILIAN M., CHEN L., AMAR C. B. : A mixture of gated experts optimized using simulated annealing for 3d face recognition. *International Conference on Image Processing (ICIP), Brussels* (Septembre 2011), 11–14.