

Identification par analyse locale de signatures extraites de l'iris

MATHIEU ADAM, FLORENCE ROSSANT, BEATA MIKOVICOVA, FREDERIC AMIEL

Institut Supérieur d'Electronique de Paris (ISEP), Laboratoire SI2A

21 rue d'Assas, 75006 Paris, France

mathieu.adam@isep.fr, florence.rossant@isep.fr, beata.mikovicova@isep.fr, frederic.amiel@isep.fr

Résumé – L'identification par l'iris repose généralement sur une comparaison globale de signatures extraites des iris. Cette méthode ne prend pas en compte les distorsions introduites par le système d'acquisition ou les imperfections de segmentation. Pour pallier ce problème, nous proposons de combiner des mesures de distances réalisées localement sur des fenêtres glissantes. La règle de fusion (moyenne pondérée) permet de prendre en compte la quantité et la fiabilité des informations contenues dans les sous-régions de l'iris. Nous obtenons, sur une base de données extraite de CASIA, des résultats similaires voire meilleurs que ceux publiés dans la littérature, pour un jeu d'iris contenant deux fois plus d'individus.

Abstract – Iris Identification is usually based on a global comparison of iris signatures. These methods do not take into account distortions due to the acquisition system or segmentation imprecision. That is why we propose to combine distance measures made locally on sliding windows. The fusion rule (a weighting average) takes into account the information quantity carried by the different sub-regions and its reliability. Tests have been conducted on the CASIA database. They show good performances: similar or even better results are obtained, compared to published ones, with a set of iris containing twice more subjects.

1 Introduction

L'identification biométrique par l'iris de l'œil est d'un intérêt majeur car les caractéristiques morphologiques de l'iris sont propres à chaque individu et stables dans le temps. Les systèmes proposés jusqu'à présent procèdent en trois étapes principales [1-7]: segmentation de l'iris, avec éventuellement prise en compte des paupières [4,5], extraction d'une signature qui caractérise la texture de l'iris, mesure de distance pour comparer la signature testée aux signatures de référence stockées dans une base.

Ces systèmes traitent souvent des images de qualité médiocre, à cause des difficultés d'acquisition. Les images peuvent être floues, en partie occultées par les paupières, les cils, des spots ou des reflets lumineux. Ces dernières années, de nombreuses études ont porté sur l'amélioration de la robustesse des systèmes d'identification, par rapport à ces dégradations. Plusieurs approches ont été proposées: augmenter le nombre de sources indépendantes caractérisant l'iris [1,2], exclure systématiquement des coefficients de la signature correspondant à des zones de l'iris généralement occultées [3,6,7] ou identifier précisément et dynamiquement les informations pertinentes pour améliorer la mesure de distance [4,5].

Dans cet article, nous présentons un système d'identification par l'iris qui s'appuie sur nos travaux antérieurs [1,8]. Le système proposé se décompose classiquement en trois étapes principales: segmentation et déroulement de l'iris, génération de la signature, comparaison avec les signatures de référence. Les signatures sont calculées à partir de décompositions en paquets d'ondelettes orthogonales, ce qui permet d'obtenir une méthode d'identification robuste par rapport aux variations de contraste ou de flou, dès lors que la segmentation est précise [1]. De plus, nous avons développé un algorithme de localisation des paupières [8], qui nous permet de restreindre la comparaison des signatures aux seuls coefficients non occultés, similairement à [4]. Dans cet article, nous proposons une nouvelle méthode de comparaison des signatures, fondée sur le calcul et la fusion de distances locales, réalisées sur des fenêtres recalées entre elles. L'idée est de prendre en compte des distorsions locales dans l'image déroulée, dues aux

imprécisions de segmentation, et de donner plus d'importance aux zones de l'iris qui sont susceptibles de fournir les informations les plus fiables.

Dans la suite, nous définissons une mesure de distance globale et discutons de ses limites (section 2). Nous proposons alors une nouvelle méthode de comparaison fondée sur la fusion de distances calculées localement (section 3). Enfin, nous détaillons la partie expérimentale: paramétrage (section 4) et validation de la méthode proposée (section 5).

2 Méthode de comparaison de signatures

2.1 Mesure de distance globale

Les signatures sont calculées à partir de la décomposition en paquets d'ondelettes de l'image déroulée, en quantifiant deux paquets (notés P2 et P10) sur 3 niveaux (-1,0,+1) [1]. Nous introduisons dans la mesure de distance les résultats de segmentation des paupières. Notons S_i^R et S_i^T , les signatures de référence et de test extraites des paquets d'ondelettes P_i , et M^R et M^T les masques binaires définissant les coefficients non occultés correspondant à la texture de l'iris [8]. La mesure de distance est définie par :

$$\begin{cases} HD_i = \frac{1}{2N_{iris}} \sum_{j,k} |S_i^T(j,k) - S_i^R(j,k)| M^T(j,k) M^R(j,k) \\ D = 2 \cdot HD_2 \cdot HD_{10} \end{cases} \quad (1)$$

où N_{iris} est le nombre de coefficients égaux à 1 dans les deux masques. Ainsi, nous obtenons une distance D qui mesure globalement la différence entre les deux iris, sur leur partie commune non occultée.

2.2 Limitations de la comparaison globale

Le contour de la pupille est modélisé par un cercle et détecté par maximisation du gradient moyen orthogonal à la courbe [1]. Le même principe est appliqué pour déterminer le bord extérieur de l'iris, modélisé par une ellipse. Cependant, de nombreux paramètres liés au processus d'acquisition des images peuvent influencer les résultats: conditions d'illumination, axe optique, dilatation de la pupille, occlusions partielles par les paupières et les cils. Par conséquent, on constate une certaine variabilité des résultats de segmentation (déplacement des centres des courbes,

variation du rayon ou des axes), qui se traduisent dans l'image déroulée par des translations, des contractions ou des dilatations, voire des distorsions plus complexes des structures rétinienne. Une mesure globale ne peut pas gérer de telles distorsions, qui ne sont pas uniformes sur l'image déroulée. C'est pourquoi nous proposons de combiner des mesures de distance calculées localement sur huit fenêtres glissantes mutuellement indépendantes. De plus, ce découpage permet d'affiner l'analyse en pondérant les mesures locales d'après la confiance que l'on accorde à chaque bloc.

3 Méthode d'analyse locale et fusion

3.1 Principe

L'iris est divisé en huit zones, équivalentes à huit sous-fenêtres rectangulaires dans l'image déroulée (Fig.1).



Figure 1 : les 8 zones dans l'image source (a) correspondant à 8 blocs rectangulaires dans l'image déroulée (b) (128x256)

La figure 2 montre le schéma fonctionnel du système d'identification proposé. La première étape consiste en un recalage angulaire global de l'image testée par rapport à l'image de référence pour compenser la rotation des yeux entre les images de référence et de test [1].

Soit N le décalage horizontal et vertical maximum, en pixels, des sous-fenêtres. L'image déroulée testée est étendue de N pixels dans chaque direction pour autoriser les déplacements horizontaux et verticaux des sous-fenêtres tout en minimisant les effets de bords.

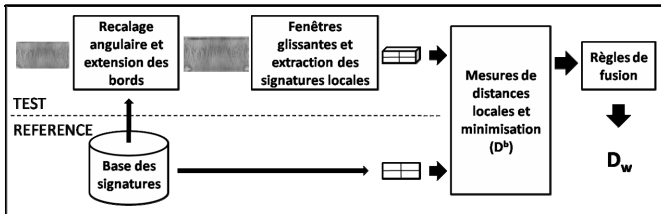


Figure 2 : schéma fonctionnel de la méthode d'identification

La comparaison des textures est ensuite réalisée sur chaque bloc rectangulaire indépendamment des autres. Les blocs de l'image testée se déplacent dans les directions horizontales et verticales autour de leur position centrale. Ceux de l'image de référence sont fixes. Une sous-signature est extraite de chaque bloc pour les $(2N+1)(2N+1)$ translations possibles. Chaque sous-signature est ensuite comparée aux sous-signatures de référence correspondantes, suivant l'équation (1). On obtient donc, pour chaque bloc, $(2N+1)(2N+1)$ mesures de distance, qui devront être fusionnées pour fournir une mesure finale.

3.2 Distances locales et minimisation

Soit $S_{i,(m,n)}^{T,b}(j,k)$ les coefficients de la signature issue du paquet P_i , pour la sous-fenêtre b ($b \in [1,8]$) de l'iris de test T et pour la translation $\{m,n\}$. Notons aussi $S_i^{R,b}(j,k)$ son équivalent pour l'iris de référence R . La distance $D_{\{m,n\}}^b$ entre ces deux sous-signatures est calculée d'après l'équation (1), pour chaque translation $\{m,n\}$. Le meilleur recalage des sous-blocs correspond à la translation $\{m,n\}$ pour laquelle la distance est minimale :

$$D^b = \min_{m,n} D_{\{m,n\}}^b, b \in [1,8] \quad (2)$$

Aussi, huit distances sont obtenues, chacune correspondant à l'analyse d'une sous-fenêtre. L'étape suivante consiste à fusionner ces distances locales afin d'obtenir une mesure finale représentant la dissimilarité des iris.

3.3 Fusion des distances locales

L'idée générale est de donner plus d'importance aux distances correspondant aux zones les plus informatives et les plus fiables. C'est pourquoi, nous avons choisi une somme pondérée comme règle de fusion.

Nous avons défini deux pondérations. Le premier poids, noté w_d^b , représente la proportion de coefficients relatifs à la texture d'iris non occultée. Il est calculé dynamiquement.

La seconde pondération a pour but de limiter l'influence des zones peu fiables ou peu discriminantes. En théorie, on s'attend à ce que les huit distances D^b prennent des valeurs similaires : élevées (proches de 0.4) lorsque l'on compare des iris de sujets différents, et faibles (proches de 0.1) lorsque l'on compare des iris d'un même sujet. Dans le premier cas, une distance peut être plus faible que les autres lorsque la zone considérée n'est pas assez discriminante (comparaison d'iris faiblement texturées par exemple) ou faussement recalée. Dans le second cas, une mesure de distance peut être plus élevée que les autres lorsque les distorsions ne sont pas correctement compensées (seules les translations sont considérées) ou lorsque des défauts (cils, spots lumineux, etc...) perturbent la mesure. C'est pourquoi nous proposons de donner moins d'importance aux mesures locales qui sont statistiquement différentes des autres. Soient m la moyenne et σ l'écart type des huit distances locales D^b obtenues entre les iris de test et de référence. Le second poids, noté w_s^b , est donné par l'équation suivante :

$$w_s^b = \begin{cases} p & \text{si } D^b < m - \sigma \\ p & \text{si } D^b > m + \sigma \\ 1 & \text{ailleurs} \end{cases} \quad (3)$$

où p est une constante inférieure à 1, à définir. Le poids final de la zone b est défini par :

$$w^b = \frac{w_d^b * w_s^b}{\sum_{k=1}^8 w_d^k * w_s^k} \quad (4)$$

Finalement, la distance globale entre l'iris testé et l'iris de référence est donné par :

$$D_w = \sum_{b=1}^8 w^b * D^b \quad (5)$$

Dans notre système, deux images sont stockées dans la base de référence pour chaque individu. L'iris testé est comparé aux deux signatures (eq. 5) et le minimum est retenu.

4 Apprentissage des paramètres

Ce nouvel algorithme d'identification requiert deux paramètres : le décalage maximal N des sous-fenêtres et le paramètre p du poids w_s^b . Tous deux sont déterminés par apprentissage.

4.1 Base de données et apprentissage

La base d'expérimentation est issue de la base de données CASIA [9]. Elle contient 888 images provenant de 222 sujets

différents. Pour chaque sujet, deux images sont incluses dans la base de référence, deux images dans la base de test.

L'apprentissage est réalisé en optimisant les performances du système d'identification. Pour cela, plusieurs taux d'erreur sont calculés : le taux de fausses acceptations (FAR) mesure le taux d'imposteurs acceptés par le système, le taux de faux rejets (FRR) mesure le taux d'authentiques rejetés par le système, le taux d'égal erreur (EER) est le taux pour lequel FAR=FRR. De plus, nous étudions le taux d'erreur en mode haute sécurité : le FRR lorsque le FAR est nul.

La base d'apprentissage est extraite de la base d'expérimentation. Elle contient la première moitié des sujets (Fig. 3), soit 111 sujets et 444 images. L'apprentissage consiste à sélectionner les paramètres N et p qui minimisent les taux d'erreurs définis ci-dessus. La méthode d'identification est ensuite appliquée à la base de validation contenant la seconde moitié des sujets, soit aussi 111 sujets et 444 images. Notons que les bases d'apprentissage et de validation sont complètement indépendantes (Fig. 3).

BASE DE TEST									
1:1	1:2	1:3	1:4	...	111:4	112:3	...	222:3	222:4
2:1	2:2	1:3	1:4	...	111:4	112:3	...	222:3	222:4
...
111:1	111:2	1:3	1:4	...	111:4	112:3	...	222:3	222:4
112:1	112:2	1:3	1:4	...	111:4	112:3	...	222:3	222:4
...
221:1	222:2	1:3	1:4	...	111:4	112:3	...	222:3	222:4
222:1	222:2	1:3	1:4	...	111:4	112:3	...	222:3	222:4

Base d'apprentissage
Base de validation

Figure 3 : base d'apprentissage et de validation. Chaque image est référencée par deux nombres: *Identité:N°image*

4.2 Paramètre de décalage maximum N

Les performances du système ont été évaluées pour plusieurs valeurs de N , en fusionnant les distances locales D^b avec $p=1$ (Eq. (3)(4)(5)). Le tableau 1 montre les résultats :

Tab. 1 : apprentissage et validation du paramètre N

	Base d'apprentissage		Base de validation	
	EER	FRR(FAR=0%)	EER	FRR(FAR=0%)
$N=0$	2.25%	8.11%	2.70%	6.76%
$N=1$	1.35%	6.76%	2.25%	4.95%
$N=2$	1.35%	4.50%	1.80%	4.05%
$N=3$	1.80%	3.15%	1.80%	3.60%
$N=4$	1.35%	4.05%	1.80%	3.15%

Les meilleures performances sont obtenues pour $N=3$ et $N=4$. Le FRR(FAR=0%) est légèrement meilleur sur la base de validation pour $N=4$, mais la complexité des calculs est accrue (81 décalages au lieu de 49). Ces résultats confirment la nécessité de décaler les sous-fenêtres pour mieux traiter les distorsions locales. Enfin, il est intéressant de remarquer que les valeurs optimales sont cohérentes avec les décalages observés lorsqu'on compare directement les images déroulées provenant d'un même iris.

4.3 Paramètre de pondération p

Le deuxième paramètre à déterminer est la valeur p utilisée dans la définition du poids w_s^b (équation (3)). Les performances du système sont évaluées sur la base d'apprentissage avec $N=3$ et $N=4$, en appliquant la règle de fusion proposée (équations (3)(4)(5)).

La figure 4 montre l'EER et le FRR(FAR=0%) obtenus sur la base d'apprentissage. Ces taux sont minimisés pour $N=3$ et $p=0.8$ et $N=4$ et $p=0.7$, avec des résultats un peu meilleurs

dans le premier cas. Les performances sur la base de validation, confirment les valeurs apprises : EER=1.35% et FRR(FAR=0%)=3.15% dans les deux cas. Le paramétrage retenu est donc $N=3$ et $p=0.8$.

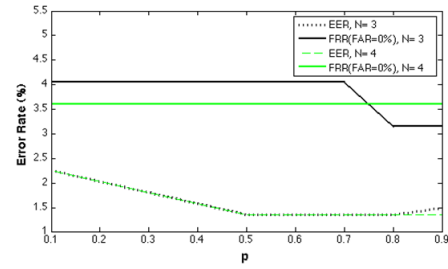


Figure 4 : apprentissage du paramètre p

5 Tests et résultats

La méthode proposée a été évaluée sur l'ensemble de la base d'expérimentation extraite de CASIA [9], contenant les 888 images provenant de 222 sujets.

5.1 Validation de la mesure de distance globale

Les premiers tests effectués ont pour but de valider la mesure de distance globale (équation (1)). Les performances sont évaluées pour trois cas : dans les deux premiers, les occlusions ne sont pas prises en compte (tous les coefficients des masques M sont égaux à 1) et la distance est calculée à partir de la signature $S2$ seule. Dans le second cas, on combine les signatures $S2$ et $S10$. Dans le troisième cas, les occlusions sont considérées comme défini dans l'équation (1).

Tab. 2 : performances obtenues avec la mesure de distance globale (segmentation manuelle)

	Séparation entre les distributions d'authentiques et d'imposteurs	EER	FRR(FAR=0%)
S2	-0.027	0.06%	1.80%
S2-S10	-0.009	0.02%	0.45%
S2-S10 +Occlusion	+0.014	0.00%	0.00%

Les résultats (Tab. 2) confirment que la combinaison des signatures extraites des paquets d'ondelettes 2 et 10 diminue les taux d'erreurs. Exclure les coefficients occultés améliore encore les performances. Ces performances, obtenues avec des images manuellement segmentées, serviront de référence dans ce qui suit.

5.2 Evaluation de la méthode d'analyse locale

Dans le second test, nous introduisons la segmentation automatique de l'iris et des paupières [8]. Trois cas sont considérés. Premièrement, la distance est mesurée à partir de $S2$ et $S10$ sans rejection des coefficients occultés (équation (1), avec tous les coefficients des masques égaux à 1). Deuxièmement, les occlusions sont prises en compte suivant l'équation (1). Enfin, nous introduisons l'analyse locale et la fusion des mesures locales (équations (3)(4)(5)). Dans ce cas, nous utilisons les paramètres déterminés en apprentissage : $N=3$, $p=0.8$. Le tableau 3 et la figure 5 présentent les performances obtenues pour ces trois tests.

Prendre en compte les occlusions améliore considérablement les performances (Tab. 3), confirmant la nécessité d'un algorithme de segmentation automatique des paupières. Ces résultats valident rétrospectivement nos algorithmes de segmentation de l'iris et des paupières. Cependant, les performances sont quelques peu dégradées par

rapport au cas idéal (segmentation manuelle) : l'EER est égal à 0.9% au lieu de 0% et le FRR(FAR=0%)=5.41% au lieu de 0%. Cette perte prouve la nécessité d'une segmentation très précise. Les meilleures performances sont obtenues avec la fusion des distances locales, qui permet donc bien de compenser des défauts de segmentation. Comparé aux résultats obtenus avec la mesure de distance globale, l'EER reste égal à 0.9% et le FRR(FAR=0%) diminue de 5.41% à 2.7%, conduisant à une plus grande fiabilité en haute sécurité.

Tab. 3 : performances obtenues avec une mesure globale ou la fusion de mesures locales (segmentation automatique)

	EER	FRR(FAR=0%)
Mesure globale S2-S10	1.35%	7.66%
Mesure globale S2-S10+Occlusion	0.90%	5.41%
Analyse locale S2-S10	0.90%	2.70%

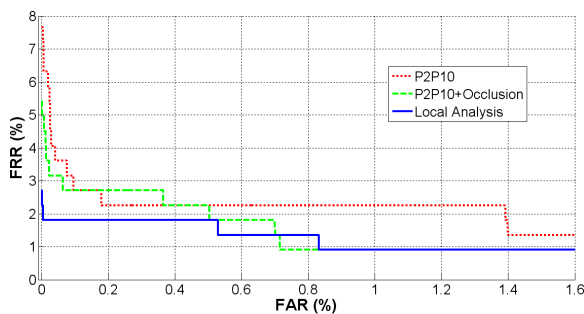


Figure. 5 : courbes ROC (segmentation automatique)

5.3 Evaluation des règles de fusion

Nous évaluons cette fois la contribution des deux pondérations. Le tableau 4 présente les performances obtenues avec quatre règles de fusion : une moyenne (M), la pondération w_s seule, la pondération w_d seule, et la combinaison des deux pondérations w_s et w_d .

Tab. 4 : performances des règles de fusion

		EER	FRR(FAR=0%)
Règles de fusion	M	2.25%	6.31%
	w_s	1.80%	5.86%
	w_d	0.90%	3.15%
	w_s & w_d	0.90%	2.70%

Comparées à la moyenne (M), les sommes pondérées w_s et w_d permettent chacune d'améliorer les performances, démontrant la pertinence de ces paramètres de fusion. Le gain obtenu en pondérant les blocs occultés est particulièrement significatif. La combinaison des deux pondérations conduit aux meilleures performances, notamment en haute sécurité.

5.4 Comparaison avec les systèmes présentés

Les performances obtenues sur toute la base d'expérimentation ont été comparées avec celles publiées dans la littérature [2][5] (Tab. 5). Les résultats présentés par Daugman et Proença [2] ont été obtenus sur une base de 800 images et 80 sujets, extraite de la base CASIA, et ceux de Chen [5] sur une base de 756 images et 108 sujets.

Nous obtenons des résultats similaires voire meilleurs sur une base d'images extraite également de CASIA, comprenant un nombre similaire d'images (888), mais deux ou trois fois plus de sujets (222). Ces résultats démontrent donc une très grande robustesse de notre méthode par rapport à l'augmentation du nombre de sujets.

Tab. 5 : comparaison des systèmes d'identification

	EER	FRR(FAR=0%)
Daugman [2]	1.44%	3.41%
Proença [2]	1.01%	2.39%
Chen [5]	0.79%	non évalué
Méthode proposée	0.90%	2.70%

6 Conclusion

Cet article présente une nouvelle méthode d'identification fondée sur l'analyse locale de la texture de l'iris. Cette méthode permet de compenser les distorsions locales dues aux imprécisions d'acquisition et de segmentation des images. Pour cela, des sous-fenêtres locales glissantes sont utilisées pour comparer localement des signatures extraites de l'iris. Les distances locales résultantes sont ensuite fusionnées pour générer une distance globale. La règle de fusion, basée sur une somme pondérée, prend en compte la proportion de coefficients non occultés et la distribution statistique des distances locales.

Les performances ont été évaluées sur une base d'images extraite de la base CASIA. Nous confirmons tout d'abord l'intérêt de combiner les signatures extraites de deux paquets d'ondelettes. Nous avons aussi montré la nécessité de réaliser une segmentation précise, incluant la détection des paupières, et démontré la fiabilité de nos algorithmes. Finalement, nous avons évalué la nouvelle méthode de comparaison, fondée sur la fusion de distances locales. Nous obtenons des performances similaires à celles publiées jusqu'à présent, sur une base d'iris contenant deux fois plus de sujets.

7 Références

- [1] F. Rossant, M. Torres Eslava, T. Ea, F. Amiel and A. Amara, "Iris identification and robustness evaluation of a wavelet packets based algorithm" *International Conference in Image Processing*, IEEE vol.3, Genova, 2005, pp. 257-260.
- [2] H. Proença and L.A. Alexandre, "Toward noncooperative iris recognition: A classification approach using multiple signatures" *Pattern Analysis and Machine Intelligence*, IEEE vol.29, 2007, no. 4.
- [3] C. Tisse, L. Martin, L. Torres and M. Robert, "Person identification technique using human iris recognition" *International Conference on Vision Interface*, IEEE vol.29, Canada, 2002, no. 4.
- [4] J. Daugman, "New methods in iris recognition" *Trans. Systems, Man, and Cybernetics*, IEEE vol.37, 2007, no. 5.
- [5] Y. Chen, S.C. Dass and A.K. Jain, "Localized iris image quality using 2-D wavelets" *International Conference In Biometrics*, IEEE vol.29, Hong Kong, 2006, no. 4.
- [6] Z. Ma, M. Qi, H. Kang, S. Wang and J. Kong, "Iris Verification using wavelet moments and neural network" *Life System Modeling and Simulation*, vol.4689, Shanghai, 2007, pp. 218-226.
- [7] J. Lee, P.S. Huang, C. Chang and T. Tu, "A novel approach for iris recognition using local edge patterns" *Advances in Visual Computing*, vol.4842, USA, 2007, pp. 479-488.
- [8] M. Adam, F. Rossant, F. Amiel, B. Mikovikova and T.Ea, "Reliable Eyelid Localization for Iris Recognition" *Advances Concepts for Intelligent Vision Systems*, vol.5259, France, 2008, pp. 1062-1070.
- [9] CASIA Iris Image Database, Inst. Of Automation, Chinese Academy of Sciences, 2004.