

# L'INTÉGRALE FLOUE DANS LA FUSION D'UN SYSTÈME MULTI-CLASSIFIEURS POUR LA RECONNAISSANCE DE VISAGES.

MÉBARKA BELAHCENE & ABDELMALIK OUAMANE

LMSE Université Mohamed Khider Biskra Algérie,

[belahcene@mselab.org](mailto:belahcene@mselab.org)

## RESUME

Notre objectif c'est l'identification des personnes par la modalité visage en se basant sur une fusion multi classifieurs. Donc, la fusion est prise en considération. Nous traitons la question de la fusion et ses différents niveaux. Particulièrement la fusion des scores qui fait objet de notre travail. Les principales méthodes de normalisation des scores  $Z_{norm}$ , QLQ et fonction double sigmoïde associées à la combinaison par la logique floue sont étudiées. Nous proposons l'application des intégrales floues de Sugeno et de Choquet pour la fusion des scores d'un système multi-classifieurs de vérification faciale. Les systèmes de combinaison des scores sont construits par l'extraction des caractéristiques de visage par l'utilisation des ondelettes de Gabor et l'Analyse en Composantes Principales (ACP) plus le modèle discriminant Linéaire Amélioré de Fisher (EFM) comme méthode de réduction d'espace de données.

**MOTS CLÉS:** intégrales floue; multi-classifieurs; les ondelettes de Gabor; le modèle discriminant linéaire amélioré de Fisher (EFM).

## 1 INTRODUCTION

Ajouter une modalité à un système biométrique, c'est ajouter une nouvelle source d'information. C'est pourquoi les systèmes multimodaux permettent d'obtenir de meilleurs résultats que les systèmes mono modaux correspondants. Ajouter des modalités permet également d'augmenter l'universalité du système. Car si l'utilisateur est réfractaire à une caractéristique biométrique donnée, l'information récoltée sur les autres modalités peut compenser la faible qualité de l'acquisition. La fusion biométrique est possible à chacun de ces niveaux : aux deux premiers niveaux, elle consiste souvent en une normalisation des données suivie d'une concaténation [1] ; au niveau de la comparaison, elle se traduit par une combinaison des scores ; enfin, au niveau de la décision, elle consiste en une confrontation des résultats de classification qui aboutit à une décision finale [2]. Nous traitons la question de la fusion et ses différents niveaux. Particulièrement la **fusion des caractéristiques** et des **scores** qui font objet de notre travail. Les principales méthodes de **normalisation des scores** et de fusion par **combinaison** et **classification** sont mises en revue.

Le travail présenté dans cet article se concentre sur la fusion des scores car c'est le type de fusion le plus utilisé. Elle peut être appliquée à tous les types de systèmes (contrairement à la fusion au niveau des données et au niveau des caractéristiques extraites). Dans le cadre de notre travail nous nous intéressons tout d'abord au choix du

système d'authentification de visages par les ondelettes de Gabor comme méthode d'extraction des caractéristiques suivie par les méthodes de réduction d'espace (ACP et EFM). Les meilleurs systèmes de vérification de visages retenus sont utilisés finalement pour étudier les deux intégrales floues de Sugeno et de Choquet associées aux méthodes de normalisation des scores.

La fusion de scores consiste à traiter le sujet comme un problème de combinaison de scores par des méthodes mathématiques de combinaison. On peut par exemple citer les travaux suivants:

Kittler et al. [3] ont développés un cadre théorique pour combiner les informations d'identification obtenues à partir de plusieurs classifieurs en utilisant des méthodes simples de combinaison telles que : la somme, le produit, le maximum, le minimum et la médiane.

Dans nos travaux antérieurs [4] nous avons réalisé l'intégration floue de Sugeno et de Choquet pour la fusion de l'information de profondeur et de couleur d'identification multimodale des visages.

Chia et al [5] utilisent une méthode hybride de calcul du minimum, maximum ou somme pour la combinaison des scores de deux systèmes d'authentification de visages et voix.

Nous avons utilisé les deux intégrales de Sugeno et de Choquet pour la fusion de scores. Mais avant la fusion de

scores une étape de normalisation de score est nécessaire pour transformer individuellement chacun des scores issus des systèmes pour les rendre homogènes.

## 2 AUTHENTIFICATION DE VISAGE

### 2.1 Les ondelettes de Gabor

Les ondelettes de Gabor sont connues comme le moyen d'analyse espace-fréquence qui minimise l'incertitude de Heisenberg. Cette ondelette est en fait une fonction gaussienne à deux dimensions modulée par une harmonique. Les ondelettes de Gabor 2D ont la caractéristique d'être modulable par différents paramètres qui contrôlent leurs orientations, fréquences, phases, tailles et aspects. L'équation générale d'une ondelette de Gabor en 2D est [6, 7] :

$$W(x,y,\theta,\lambda,\varphi,\sigma,\gamma) = e^{-\frac{x'^2+y'^2}{2\sigma^2}} e^{i(\frac{x'}{\lambda}+\varphi)} \quad (1)$$

Où :  $x' = x\cos\theta + y\sin\theta$  et  $y' = -x\sin\theta + y\cos\theta$ .

Il y a donc 5 paramètres qui contrôlent l'analyse par ondelette. Ce jeu de paramètres permet dès lors une analyse complète de la texture d'une région de l'image. Nous choisissons alors le jeu de variables suivant :

1/  $\theta = \{0, \pi/8, \pi/4, 3\pi/8, \pi/2, 5\pi/8, 3\pi/4, 7\pi/8\}$

$\theta$  : spécifie l'orientation du filtre:

2/  $\lambda = \{4, 4\sqrt{2}, 8, 8\sqrt{2}, 16\}$

$\lambda$  : spécifie la longueur d'onde et donc la fréquence de la sinusoïde :

3/  $\varphi$  spécifie la phase de la sinusoïde. Elle vaut 0 ou  $\pi/2$  selon que l'on veut la partie réelle ou imaginaire.

4/  $\sigma$  spécifie la variance de la gaussienne (sa taille). Elle est proportionnelle à la longueur d'onde de la sinusoïde. Dans notre cas  $\sigma = \lambda$ .

5/  $\gamma$  spécifie l'aspect de la gaussienne. Ici les gaussiennes sont de forme circulaire :  $\gamma=1$ .

La (figure 1) présenté 40 masques d'ondelettes de Gabor différents avec cinq fréquences et huit orientations différentes.

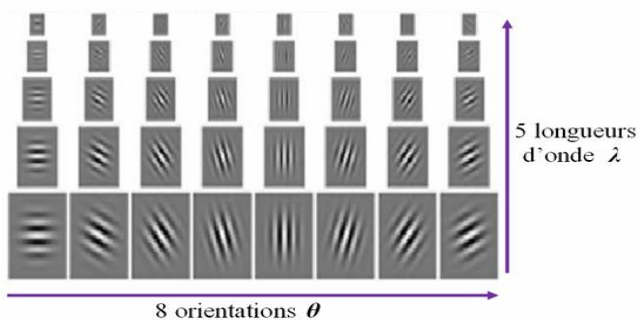


Figure 1: Les 40 masques d'ondelettes de Gabor

### 2.2 Le modèle discriminant Linéaire amélioré de Fisher (Enhanced Fisher linear discriminant Model (EFM))

D'abord l'Analyse en Composantes Principales (ACP) [8] est utilisée pour projeter les images dans un espace de données réduit.

Soit l'ensemble d'apprentissage contenant L classes et chaque classe  $X_i$  contienne  $n_i$  échantillons. Les matrices intra-classe ( $S_w$ ) et inter-classe ( $S_b$ ) sont définies comme :

$$S_w = \sum_{i=1}^L \sum_{\mathbf{x}_k \in X_i} (\mathbf{x}_k - \bar{\mathbf{m}}_i)(\mathbf{x}_k - \bar{\mathbf{m}}_i)^T \quad (2)$$

$$S_b = \sum_{i=1}^L [n_i(\bar{\mathbf{m}}_i - \bar{\mathbf{m}})(\bar{\mathbf{m}}_i - \bar{\mathbf{m}})^T] \quad (3)$$

L'EFM améliore la capacité de généralisation d'Analyse Discriminante Linéaire de Fisher (FLD) en décomposant la procédure FLD en diagonalisation simultanée des deux matrices de dispersion  $S_w$  et  $S_b$ . Blanchissons d'abord  $S_w$  :

$$\Theta^{-1/2} \phi^T S_w \phi \Theta^{-1/2} = I. \quad (4)$$

Où  $\Theta \in R^{m \times m}$  est la matrice des vecteurs propres et la matrice diagonale des valeurs propres de  $S_w$  respectivement. En second lieu l'EFM procède à calculer la matrice de dispersion inter-classe  $K_b$  comme suit :

$$K_b = \Theta^{-1/2} \phi^T S_b \phi \Theta^{-1/2}. \quad (5)$$

Diagonalisons maintenant la nouvelle matrice de dispersion inter-classe  $K_b$ :

$$K_b \Psi = \Psi \Lambda. \quad (6)$$

Où  $\Psi \in R^{m \times m}$  sont la matrice des vecteurs propres et la matrice diagonale des valeurs propres de  $K_b$  respectivement. La matrice de transformation globale de l'EFM est définie comme suit :

$$W = \phi \Theta^{-1/2} \Psi. \quad (7)$$

### 2.3 Comparaisons

Nous utilisons la distance corrélation normalisée (normalized correlation) [8] pour comparer deux vecteurs de caractéristiques réduits A et B. Elle mesure le cosinus de l'angle entre les deux vecteurs caractéristiques A et B qui est définie par :

$$S(A, B) = \frac{A^T B}{\|A\| \|B\|} \quad (8)$$

## 2.4 Evaluation expérimentale

### 2.4.1 Base de données

Nos expériences ont été exécutées sur des images frontales de visage de la base de données XM2VTS. C'est une base multimodale développée au sein du projet européen ACTS, elle est utilisée pour la vérification d'identité, elle contient 8 images par visage de 295 personnes. La base de données XM2VTS a été réalisée sur une longue période ce qui a permis d'obtenir plusieurs images d'une même personne et donc une grande variabilité d'apparence (changement de coiffure, présence et/ou absence de lunettes, etc.). Par contre, seules les expressions neutres ont été considérées. Pour la tâche de vérification, un protocole standard d'estimation de performances a été développé. Appelé «Lausanne Protocol Splits Randomly», il existe deux configurations différentes, la configuration I et la configuration II. Nous n'utiliserons que la configuration I puisqu'elle est la plus dure. Elle consiste à séparer les individus en deux classes, client et imposteur. Le groupe client contient 200 sujets, alors que le groupe imposteur est divisé en 25 imposteurs pour l'évaluation et 7 imposteurs pour le test. Huit images des quatre sessions sont utilisées [11].

### 2.4.2 Résultats

Chaque image est constituée de plusieurs informations comme : la couleur, l'arrière plan, les cheveux, les cols de chemise, les oreilles etc... Pour cela, la première étape nécessaire est de découper l'image par une fenêtre rectangulaire de taille 132x120 centrée autour des caractéristiques les plus stables liées aux yeux, aux sourcils, au nez et à la bouche (figure 2.b). Une décimation de facteur 2 pour réduire par 4 la taille de l'image découpée (figure 2.c) puis nous utilisons l'espace de couleur HSV (Hue, Saturation, Value) parce que les plus utilisées dans la littérature (figure 2.d) [6]. Nous considérons la composante S " Saturation " selon [12] comme caractéristique de l'image (figure 2.e).

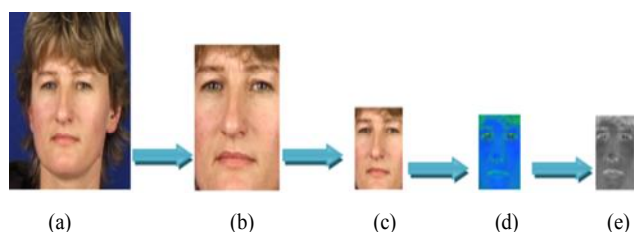


Figure 2: (a):Image originale, (b) Image découpée, (c) Image décimée, (d) Image dans le système HSV, (e) La composante S de HSV.

ACP+EFM est utilisée comme méthode de réduction d'espace de données. Le meilleur résultat est donné par un TEE=2.66 ±0.13% dans l'ensemble d'évaluation et

TR=94.33 ±1.49% dans l'ensemble de test avec un nombre de caractéristiques  $N_p=80$ . TEE: taux d'égale erreur et TR: taux de réussite (TR=100-TFR -TFA). TFR: taux de faux rejet et TFA: taux de fausse acceptation. Notre résultat est obtenu en 95% de l'intervalle de confiance paramétrique voir [6,7].

#### ▪ Les ondelettes de Gabor

La représentation de Gabor d'une image de visage est obtenue par la convolution de l'image  $I$  avec la famille des filtres de Gabor ( $G(r, o)$ ), définie par  $IG(r, o) = I * G(r, o)$  où  $IG(r, o)$ . Ce dernier est le résultat de la convolution de l'image par le filtre de Gabor à une certaine résolution  $r$  et à une orientation  $o$ . Comme on peut le remarquer dans l'équation 1, les filtres de Gabor ont une forme complexe, il est important d'utiliser les informations données par la partie réelle et la partie imaginaire des coefficients de Gabor. Deux choix triviaux s'offrent à nous.

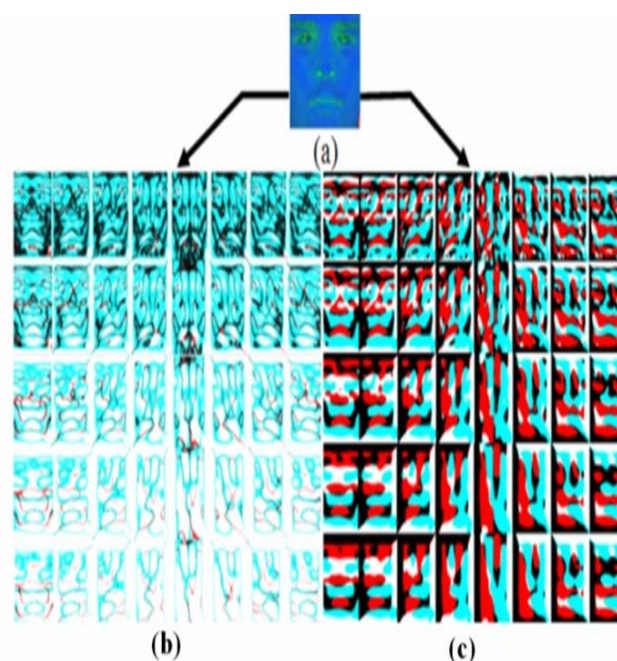


Figure 3: Résultats de la convolution d'une image de visage avec une famille de 40 filtres de Gabor (8 orientations (horizontales) et 5 résolutions (verticales)). (a) Image en espace de couleur HSV, l'ensemble (b) représente les amplitudes et (c) les phases de cette convolution

#### ▪ Influence des caractéristiques de la famille des filtres de Gabor sur les performances de la reconnaissance

Nous commencerons par étudier l'influence des caractéristiques des familles des filtres de Gabor sur les performances de la reconnaissance pour en déduire le choix optimal. La représentation de l'image considérée est l'amplitude des réponses des filtres de Gabor de l'image figure 3 (b). Le tableau 1 présente les résultats de reconnaissance en terme TEE dans l'ensemble d'évaluation pour différents niveaux de résolution et d'orientations des filtres.

**TABEAU 1: TEE POUR DIFFERENTS NIVEAUX DE RESOLUTION ET D'ORIENTATIONS DES FILTRES.**

$\lambda$	Orientations des filtres( $\theta$ )							
	0	$\frac{\pi}{8}$	$\frac{\pi}{4}$	$\frac{3\pi}{8}$	$\frac{\pi}{2}$	$\frac{5\pi}{8}$	$\frac{3\pi}{4}$	$\frac{7\pi}{8}$
4	9.28	10.1	8.13	8.02	8.01	8.04	8.63	7.3
$4\sqrt{2}$	8.33	9.01	7.54	9.61	5.35	7.95	7.2	8.5
8	9.31	7.34	8.7	5.7	7.85	<b>5.13</b>	8.02	8.17
$8\sqrt{2}$	9.54	8.64	7.31	9.36	10.19	8.3	7.07	7.54
16	9.17	8.48	8.65	9.18	9.18	8.64	7.84	7.62

Dans ce tableau nous constatons que le meilleur résultat est obtenu avec un TEE= 5.13 % ce qui n'est pas satisfaisant.

▪ **Problème de l'utilisation de la phase de Gabor pour les visages**

Lorsque nous considérons une image du visage, certaines parties du visage n'ont aucune texture informative qui pourrait être analysée par les basses résolutions des filtres de Gabor. Pour ces régions, l'analyse par filtrage de Gabor

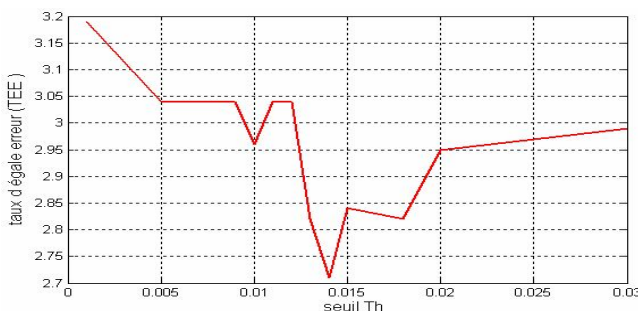
donne  $Real(IG_{\sigma,o}) \cong 0$  et  $Im(IG_{\sigma,o}) \cong 0$ . Même si ces

valeurs sont très près de 0, l'amplitude de la convolution n'est pas affectée par ce problème, alors que la phase devient une forme indéterminée pour ces régions spécifiques. Pour éviter les formes indéterminées, nous sélectionnons les régions informatives par seuillage de l'amplitude à chaque point d'analyse.

$$P(IG_{\sigma,o}(x,y)) = \begin{cases} \arctan\left(\frac{Im(IG_{\sigma,o}(x,y))}{Real(IG_{\sigma,o}(x,y))}\right) & \text{if } |M(IG_{\sigma,o})(x,y)| > TH \\ 0 & \text{if } |M(IG_{\sigma,o})(x,y)| < TH \end{cases} \quad (9)$$

où (x; y) sont les coordonnées du point analysé et Th est le seuil de sélection de la phase.

La figure 3 montre l'évolution des taux d'égale erreur TEE en fonction du seuil Th Par un filtre de Gabor avec résolution  $\sigma = \lambda=4$  et Orientations  $\theta = \pi/2$ .



**Figure 4: TEE dans l'ensemble d'évaluation en fonction du seuil Th.**

La courbe de la figure 4 montre que la variation de TEE en utilisant la phase de Gabor est bien liée aux seuils du filtrage. Notre choix est porté sur le seuil du filtrage  $Th = 0.014$  qui présente le meilleur TEE.

Dans cette deuxième phase, nous choisissons les filtres de Gabor optimaux (tableau 2) pour la réalisation de notre système multi-algorithmes.

**TABEAU 2: TEE POUR DIFFERENTS NIVEAUX DE RESOLUTION ET D'ORIENTATIONS DES FILTRES.**

$\lambda$	Orientations des filtres ( $\theta$ )							
	0	$\frac{\pi}{8}$	$\frac{\pi}{4}$	$\frac{3\pi}{8}$	$\frac{\pi}{2}$	$\frac{5\pi}{8}$	$\frac{3\pi}{4}$	$\frac{7\pi}{8}$
4	4.79	5.14	4.12	4.96	<b>2.69</b>	<b>3.3</b>	<b>3.79</b>	4.64
$4\sqrt{2}$	4.8	5.29	6	5.28	4.15	4.88	4.87	5.3
8	6.03	6.53	7.16	6.79	6.04	6.85	6.29	7.04
$8\sqrt{2}$	6.64	7.47	7.29	8.21	8.52	8.14	7.66	7.8
16	6.5	7.01	8.16	8.45	9.01	8.61	7.99	7.84

Nous remarquons que la première résolution et les orientations :  $\theta = \pi/2, 5\pi/8, 3\pi/4$ , donnent le meilleur TEE. Les résultats obtenus par les phases de Gabor sont satisfaisants et encourageants. Nous utiliserons donc dans ce qui suit pour la conception de notre système multi-classifieurs ces trois phases des filtres de Gabor.

Les meilleurs systèmes d'authentification de visages sont présentés dans le tableau 3.

**TABEAU 3: RESULTATS DU SYSTEME D'AUTHENTIFICATION DE VISAGES POUR LES QUATRE MEILLEURS SYSTEMES RETENUS DANS L'ENSEMBLE D'ÉVALUATION ET TEST (INTERVALLE DE CONFIANCE PARAMETRIQUE A 95%).**

SRV	Ensemble évaluation	Ensemble de test		
	TEE %	TFR%	TFA %	TR %
Système1	2.66 ± 0.72	2 ± 1.37	3.66 ± 0.11	94.33 ± 1.48
Système2	<b>2.69 ± 0.72</b>	<b>0.5 ± 0.69</b>	<b>4.07 ± 0.12</b>	<b>95.43 ± 0.81</b>
Système3	3.3 ± 0.8	2 ± 1.37	4.41 ± 0.12	93.59 ± 1.49
Système4	3.79 ± 0.85	0.5 ± 0.69	4.47 0.12	95.03 ± 0.82

Le **système 1** utilise l'étape de la figure 2 puis **ACP + EFM** comme étape de réduction d'espace et une comparaison par la métrique **corrélation**.

Le **système 2** utilise la **phase filtrée** de la convolution de l'image **figure 2 (e)** par le filtre de Gabor de la première résolution ( $\sigma = \lambda= 4$ ) et l'orientation ( $\theta=\frac{\pi}{2}$ ) puis **ACP + EFM** comme étape de réduction d'espace et enfin la **corrélation** pour la comparaison.

Le système 3 est identique au système 2 avec  $(\sigma = \lambda = 4)$  et l'orientation  $(\theta = \frac{3\pi}{4})$ .

Le système 4 est aussi identique aux systèmes 2 et 3 avec  $(\sigma = \lambda = 4)$  et l'orientation  $(\theta = \frac{3\pi}{4})$ .

### 3 LA FUSION DE SCORES

Un système de fusion de scores est constitué de deux modules, un module de fusion et un module de décision (figure 5). Le problème devient donc un problème de classification à 2 classes (OUI ou NON, Client ou Imposteur) à partir d'un vecteur de nombre réels dont la dimension est égale au nombre des sous-systèmes .

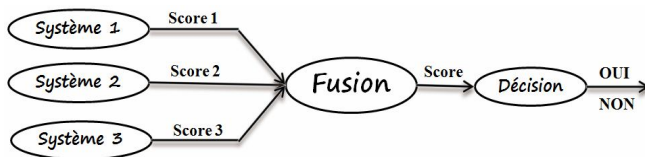


Figure 5: Schéma de la fusion de scores.

Il existe deux approches pour combiner les scores obtenus par différents systèmes. La première approche est de traiter le sujet comme un problème de combinaison, tandis que l'autre approche est de voir cela comme un problème de classification [10]. Il est important de noter que Jain et al [13] ont montré que les approches par combinaison sont plus performantes que la plupart des méthodes de classification.

Dans l'approche par combinaison, les scores individuels sont combinés de manière à former un unique score qui est ensuite utilisé pour prendre la décision finale. Afin de s'assurer que la combinaison de scores provenant de différents systèmes soit cohérente, les scores doivent d'abord être transformés dans un domaine commun : on parle alors de normalisation de score

#### 3.1 Normalisation de scores

##### 3.1.1 Normalisation par la méthode Z-Score

La technique de normalisation de score la plus employée est certainement la Z-Score qui utilise la moyenne ( $\mu$ ) arithmétique et l'écart-type ( $\sigma$ ) des données [14].

$$s'_{ik} = \frac{s_{ik} - \mu}{\sigma} \tag{10}$$

##### 3.1.2 Normalisation par une fonction quadratique-linéaire-quadratique (QLQ)

Snelick et al. [15] utilisent une fonction quadratique-linéaire-quadratique (QLQ) pour normaliser des scores au

préalable transformés dans l'intervalle  $[0, 1]$  ( $S_{MM}$ ) grâce à une normalisation MinMax. Cette normalisation QLQ prend comme paramètres le centre  $c$  et la largeur  $w$  de la zone de recouvrement des distributions des scores imposteurs et client.

La zone de recouvrement reste inchangée tandis que les autres régions sont transformées à l'aide de deux fonctions quadratiques par segment. Le score normalisé est donné par [14] :

$$s_{QLQ} = \begin{cases} \frac{1}{c - \frac{\omega}{2}} s_{MM}^2, & \text{si } s_{MM} \leq \left(c - \frac{\omega}{2}\right) \\ s_{MM}, & \text{si } \left(c - \frac{\omega}{2}\right) < s_{MM} \leq \left(c + \frac{\omega}{2}\right) \\ \left(c + \frac{\omega}{2}\right) + \sqrt{\left(1 - c - \frac{\omega}{2}\right) \left(s_{MM} - c - \frac{\omega}{2}\right)}, & \text{sinon} \end{cases} \tag{11}$$

#### 3.2 Normalisation par une fonction double sigmoïde

Cappelli et al [16] ont utilisé une fonction double sigmoïde pour la normalisation de score dans un système biométrique multimodal qui combine différents systèmes d'empreinte digitale. Le score normalisé est donné par:

$$s'_{ik} = \begin{cases} \frac{1}{1 + \exp\left(-2\left(\frac{s_{ik} - t}{r_1}\right)\right)} & \text{si } s_k < t, \\ \frac{1}{1 + \exp\left(-2\left(\frac{s_{ik} - t}{r_2}\right)\right)} & \text{sinon} \end{cases} \tag{12}$$

Où  $t$  est le point de fonctionnement de référence et  $r_1$  et  $r_2$  sont respectivement les bords gauche et droit de la région dans laquelle la fonction est linéaire, c'est-à-dire que la fonction double sigmoïde montre des caractéristiques linéaires dans l'intervalle  $(t - r_1, t - r_2)$  [13].

#### 3.3 Fusion de scores par logique floue

La théorie de la logique floue a été introduite par Zadeh en 1965 [17] comme une extension de la logique binaire d'une part et une amélioration de la logique multivaluée d'autre part. L'importance de la logique floue réside dans le fait qu'elle s'approche du raisonnement humain par l'intégration et le traitement du caractère approximatif, vague, imprécis ou flou de la connaissance humaine. Les termes linguistiques tels que « environ », « moyenne », « approximativement » sont de nature à donner un caractère flou aux phrases énoncées.

##### 3.3.1 Mesure floue

Un jeu de fonction  $g : P(Y) \rightarrow [0, 1]$  est appelée une mesure

floue si les conditions suivantes sont remplies :

- conditions aux limites:  $g(\phi) = 0, g(Y) = 1$
- monotonie :  $g(A) \leq g(B)$ , si  $A \subset B$  et  $A, B \in P(Y)$
- continuité :  $\lim_{i \rightarrow \infty} g(A_i) = g(\lim_{i \rightarrow \infty} A_i)$ , si  $\{A_i\}_{i=1}^{\infty}$  est une suite croissante d'ensembles mesurables.

A partir de cette définition, Sugeno a introduit un soi-disant  $g_\lambda$  mesure floue qui est livré avec une propriété supplémentaire :

$$g(AB) = g(A) + g(B) + \lambda g(A)g(B) \quad (13)$$

Pour tous les  $A, B \subset Y$  et  $A \cap B = \phi$ , et pour certains  $\lambda > -1$ .

Évidemment quand  $\lambda=0$ , le  $g_\lambda$  mesure floue devient une mesure de probabilité standard. En général, la valeur de  $\lambda$  peut être déterminée en raison de l'état limite de la  $g_\lambda$  mesure floue. Cette condition pour  $g(Y) = 1$ , Par conséquent, la valeur de  $\lambda$  est déterminée par la résolution de ce qui suit:

$$g_\lambda(Y) = \frac{1}{\lambda} (\prod_{i=1}^n (1 + \lambda g_i) - 1), \lambda \neq 0 \quad (14)$$

où  $\lambda \in (-1, +\infty)$ ,  $\lambda \neq 0$ , et  $g^i$  est la valeur de la fonction de

densité floue. La solution peut être facilement obtenu; nous nous sommes intéressés à la racine supérieure à -1 [18].

### 2) Intégrale floue

L'intégrale floue de la fonction  $h$  calculée sur  $Y$  par rapport à une mesure floue  $g$  est défini sous la forme :

$$\int_Y h(y) \circ g(\cdot) = \sup_{\alpha \in [0,1]} [\min[\alpha, g(\{y | h(y) \geq \alpha\})]] \quad (15)$$

### 3.3.2 Intégrale floue de Sugeno

Lorsque les valeurs des  $h(\cdot)$  sont classées dans l'ordre décroissant,  $h(y_1) \geq h(y_2) \geq \dots \geq h(y_n)$ . L'intégrale floue de Sugeno est calculée comme suit :

$$\int_Y h(y) \circ g(\cdot) = \max_{i=1:n} [\min(h(y_i), g(A_i))] \quad (16)$$

Où  $A_i = \{y_1, y_2, \dots, y_i\}$  désigne un sous-ensemble d'éléments de l'univers du discours. Les valeurs de  $g(A_i)$  prises en

charge par la mesure floue sur les sous-ensembles correspondant d'éléments peuvent être déterminées de manière récursive sous la forme :

$$g(A_1) = g(y_1) = g^1 \quad (17)$$

$$g(A_i) = g^i + g(A_{i-1}) + \lambda g^i g(A_{i-1}) \quad (18)$$

Le calcul de la fonction de densité floue  $g_i$  sur la base des données sont assurées par la manière suivante :

$$g^i = \beta p_i, \quad i=1$$

$$g^i = (1 - \beta) p_i, \quad i=2,3,4 \quad (19)$$

Où  $p_i$  est le taux de classification dans l'intervalle  $[0, 1]$

pour chaque système  $B \in [0,1]$  est un facteur qui met en

place un certain équilibre entre les résultats de la classification [18].

### 3.3.3 Intégrale floue de Choquet

Il a été démontré dans [19] que l'intégrale floue n'est pas une extension correcte de l'intégrante Lebesgue habituelle. En d'autres termes, lorsque la mesure est additive l'expression ci-dessus ne retourne pas l'intégrale au sens de Lebesgue. Afin de remédier à cet inconvénient, Murofushi et Sugeno [19] ont proposé un soi-disant intégrale floue de Choquet calculée de la manière suivante:

$$\int_Y h(y) dg(\cdot) = \sum_{i=1}^n [h(y_i) - h(y_{i+1})] g(A_i) h(y_{i+1}) = 0 \quad (20)$$

### 3.4 Evaluation expérimentale

Dans cette partie, nous fusionnons les quatre meilleurs systèmes biométriques présenté au tableau 3. Dans la figure 6, les transformations des scores du premier système sont montrées pour les trois normalisations.

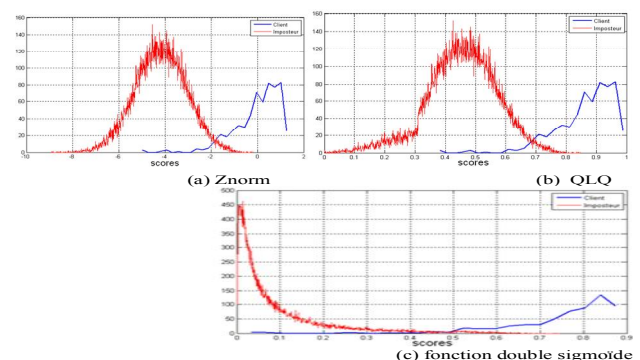


Figure 6: Normalisation de scores.

La méthode de normalisation  $Z_{norm}$ , ne modifient pas la forme des distributions mais leur différence se situe dans la façon dont chaque distribution sera répartie dans l'intervalle et donc dans la façon dont deux systèmes à combiner se juxtaposeront dans l'intervalle défini (avec  $Z_{norm}$  la moyenne de distribution des client de chaque système sera en 0). Mais les méthodes de normalisation par fonction quadratique-linéaire-quadratique (QLQ) et fonction double sigmoïde modifient la forme des distributions. Ces méthodes de normalisation sont ensuite associées aux méthodes de fusion de scores. Les performances de ces différentes associations de méthodes sont présentées dans le tableau 4.

**TABEAU 4: Performances des méthodes de normalisation associées aux méthodes de fusion par logique floue**

Méthodes de normalisation	Taux de performance	Règles de Fusion	
		Intégrale floue de Sugeno	Intégrale floue de Choquet
$Z_{norm}$	TEE	$2.08 \pm 0.64$	$2.16 \pm 0.65$
	TFR	$0.5 \pm 0.69$	$0.5 \pm 0.69$
	TFA	$3.22 \pm 0.11$	$3.19 \pm 0.1$
	TR	$96.28 \pm 0.8$	$96.31 \pm 0.79$
Fonction Quadratique-Linéaire-Quadratique	TEE	$1.22 \pm 0.49$	$1.89 \pm 0.61$
	TFR	$0.5 \pm 0.69$	$0.5 \pm 0.69$
	TFA	$1.45 \pm 0.07$	$2.42 \pm 0.09$
	TR	$98.05 \pm 0.76$	$97.08 \pm 0.78$
Fonction Double Sigmoïde	TEE	<b><math>1.14 \pm 0.47</math></b>	$2.4 \pm 0.68$
	TFR	<b><math>0.5 \pm 0.69</math></b>	$0.5 \pm 0.69$
	TFA	<b><math>1.14 \pm 0.06</math></b>	$3.82 \pm 0.11$
	TR	<b><math>98.36 \pm 0.75</math></b>	$95.68 \pm 0.81$

Nous pouvons dire que la méthode de normalisation de scores qui modifie la forme des distributions (la fonction double sigmoïde) nous donne le meilleur résultat pour la fusion par l'intégrale floue de Sugeno avec un **TEE=1.14±0.47%** et **TR=98.36 ± 0.75%**.

#### 4 CONCLUSION

Dans cet article, nous avons expliqué les raisons de la limitation de l'utilisation de la phase des filtres de Gabor et nous avons fourni une solution simple pour pallier cette limitation par une seuillage de la phase. Nous avons également montré que les phases filtrées de la convolution des images de visages par les filtres de Gabor ont données les meilleurs résultats par rapport aux amplitudes. Nous avons montré comment l'utilisation d'un système multimodale à base d'un système multi-classifieurs permet d'améliorer notablement les performances d'un système de

vérification d'identité unimodale de visage. Le meilleur résultat obtenu avec un **TEE=1.14±0.47%** et **TR=98.36 ± 0.75%** par la méthode de normalisation de scores par la fonction double sigmoïde associée à la méthode de fusion par logique floue à base de l'intégrale de Sugeno. Dans les travaux futurs nous proposons de chercher d'autres systèmes de vérification de visage unimodaux par l'amélioration des phases d'extraction des caractéristiques de visage et les algorithmes de réduction d'espace et nous proposons d'étudier d'autres méthodes de fusion comme les méthodes de fusion à base de classifieurs (SVM, les réseaux de neurones artificiels ...)

#### REFERENCES

- [1] Haindl, M. Kittler, J. Roli, F., "Multiple Classifier Systems", Springer, pp. 93-12,2007.
- [2] Z. Yu, M. Young Nam, S.Sedai, P. Kyu Rhee, "Evolutionary Fusion of a Multi-Classifier System for Efficient Face Recognition", Springer, pp. 33-40,2009.
- [3] Kittler, J. Hatef, M. Duin, R.P.Matas, "On combining classifiers", IEEE, pp.226-239, 1998.
- [4] A. Ouamane, M. Belahcene et al, "Identification of Faces by Multimodal Information Fusion of Depth and Color," Sensors & Transducers Journal (ISSN 1726-5479), vol. 140 (5), pp. 74-87, May 2012.
- [5] C. Chia, N. Sherkat, and L. Nolle, "Confidence Partition and Hybrid Fusion in Multimodal Biometric Verification", Springer, pp. 212-219, 2009.
- [6] A. Mellakh, "Reconnaissance des visages en conditions dégradées", Ph.D. thesis, University of Evry-Val d'Essonne, 07 Avril 2009.
- [7] M.Belahcène,A.Ouamane et al, "Comparaison des methodes de reduction d'espace et l'application des SVMs pour la classification dans l'authentification de visages", Journal Courrier du Savoir n°13 (11/12) pp : Université Mohamed Khider Biskra.
- [8] Claudio A. Perez, Leonardo A. Cament, Luis E. Castillo, "Methodological improvement on local Gabor face recognition based on feature selection and enhanced Borda count ", elsevier, pp. 951-963, 2011.
- [9] R. Snelick and M. Indovina, "Large-Scale Evaluation of Multimodal Biometric Authentication- Using State-of-the-Art Systems", IEEE, pp. 450-455,2005.
- [10] A.Ouamane, M. Belahcène et al, "The Classification of Scores from Multi-classifiers for Face Verification", Soft Sensors and Artificial Neural Networks, Sensors & Transducers Journal (ISSN 1726- 5479), vol-(145), No. 10, pp. 106-118, October 2012.
- [11] A. K. Jain and A. Ross, "Multibiometric systems", Communications of the ACM, special issue on multimodal interfaces, pp. 34-40,2004.
- [12] M.Belahcène, A.Ouamane et al, " Authentification de visages par les transformations de Hough et Gabor associées à EFM et SVM pour la classification,"Colloque d'Informatique, Automatique et Electronique (CIAE), Université Mundiapolis, Casablanca, Maroc, mars 2011

- [13] A. K. Jain and A. Ross, "Multibiometric systems". Communications of the ACM, special issue on multimodal interfaces, vol. 47 (1), pp. 34–40, January 2004.
- [14] M. Belahcène, Abdelmalik Ouamane et al, "Fusion by combination of scores multi-biometric systems," 3rd European Workshop on Visual Information Processing (EUVIP), IEEE, pp. 252 – 257, 2011.
- [15] R. Snelick and M. Indovina. "Large-Scale Evaluation of Multimodal Biometric Authentication Using State-of-the-Art Systems". IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 27 (3), pp. 450–455, 2005.
- [16] R. Cappelli, D. Maio, and D. Maltoni. "Combining Fingerprint Classifiers". In : Proceedings of the First International Workshop on Multiple Classifier Systems, pp. 351–361, Springer-Verlag, London, UK, 2000.
- [17] L.A. Zadeh. "Fuzzy sets", Information Control, vol. 8, pp. 338–353, 1965.
- [18] Keun-Chang Kwak, Member, IEEE, and Witold Pedrycz, Fellow, IEEE, "Face Recognition Using Fuzzy Integral and Wavelet Decomposition Method", IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics—part b: Cybernetics, vol 34 (4), August 2004.
- [19] T. Murofushi and M. Sugeno, "An interpretation of fuzzy measures and the Choquet integral as an integral with respect to a fuzzy measure," Fuzzy Sets Syst., vol. 29, pp. 201–227, 1988.