

## Définition et évaluation d'une famille de représentations pour la vérification hors-ligne des signatures

### Definition and Evaluation of A Family of Shape Factors for Off-Line Signature Verification

par R. SABOURIN, G. GENEST

Laboratoire d'Imagerie, de Vision et d'Intelligence Artificielle (LIVIA)  
Ecole de technologie, Département de génie de la production automatisée  
4750, avenue Henri-Julien, Montréal (Québec) H2T 2C8, Canada

#### Résumé

Nous proposons dans cet article une voie à suivre pour tenter d'apporter une solution au problème complexe qu'est la définition d'un facteur de forme adapté au problème de la vérification automatique des signatures manuscrites. Le codage de la signature obtenu de la projection locale du tracé sur les segments d'un motif  $M(\gamma)$  est un compromis entre les approches globales où la silhouette de la signature est considérée comme un tout, et les approches locales où des mesures sont effectuées sur des portions spécifiques du tracé. Inspiré de ces deux familles d'approches, l'ESC est en fait une *approche mixte* qui permet d'effectuer des mesures locales sur la forme sans la segmenter en primitives élémentaires, une tâche très difficile en pratique. Ce travail porte principalement sur l'étude de l'influence de la résolution des motifs utilisés pour le codage de la signature (par la projection locale du tracé), et sur la définition d'un système de type *multi-classifieurs* pour tenter de rendre plus robuste la performance des systèmes de vérification de signatures.

**Mots clés :** vérification des signatures, coopération de classifieurs, facteur de forme, reconnaissance de formes.

#### Abstract

In a real situation, the choice of the best representation for the implementation of a signature verification system able to cope with all types of handwriting is a very difficult task. This study is original in that the design of the integrated classifiers is based on a large number of individual classifiers (or signature representations) in an attempt to overcome in some way the need for feature selection. In fact, the cooperation of a large number of classifiers is justified only if the cost of individual classifiers is low enough. This is why the extended shadow code (ESC) used as a class of shape factors tailor-made for the signature verification problem seems a good choice for the design of integrated classifiers  $E(x)$ .

**Key words :** off-line signature verification, multi-classifiers, extended-shadow-code, shape factor definition, pattern recognition

#### Introduction

Dans le domaine de la reconnaissance des formes, la définition d'un *facteur de forme* (ou représentation) est un problème fondamental qui relève presque entièrement de la science de l'expérimentateur. Évidemment, le cas particulier de la *vérification hors-ligne* des signatures manuscrites (VHDS) qui repose uniquement sur l'étude de l'image de la signature n'y échappe pas. Les difficultés inhérentes à la VHDS sont multiples, ce qui en fait un problème à deux classes facile à formuler mais très difficile à résoudre : soit la conception d'un système de vérification capable de distinguer entre la signature authentique d'un individu et le faux.

Ce papier est divisé en quatre parties. Sabourin a passé en revue dans [SABOURIN, 1990, chapitre I] les différents aspects de la VHDS. Nous présentons à la section 1 les points marquants de cette synthèse afin de permettre une meilleure compréhension du problème. Suite à la mise en situation du problème de la VHDS, une famille de représentations est définie (section 2) et la performance est évaluée expérimentalement à la section 3. Les travaux exposés portent principalement sur l'étude de l'influence de la résolution des motifs (utilisés pour le codage de la signature) sur la performance en vérification dans un contexte de faux aléatoires. Un premier essai de coopération de classifieurs adaptés à chaque espace de représentation fait l'objet de la section 4. Nous pensons qu'une approche de type *multi-classifieurs* peut faciliter la mise en œuvre d'un système réel où le nombre de scripteurs

évolue dans le temps. Nous concluons à la section 5 sur la suite à donner aux travaux en cours.

## 1. Les signatures et la vérification automatique

### 1.1. LES SIGNATURES AUTHENTIQUES ET LES FAUX

On distingue deux classes de signatures, la classe des signatures authentiques (classe  $\omega_1$ ) et la classe des faux (classe  $\omega_2$ ). La classe des *signatures authentiques* d'un individu (classe  $\omega_1$ ) est caractérisée par une grande variabilité intra-classe. De plus, la signature authentique en général possède une diversité infinie de styles. Cependant, des groupes peuvent facilement être identifiés : la signature de *type Nord Américain*, habituellement lisible, la paraphe ou la signature de *type Européen* habituellement très personnalisée et caractérisée par l'absence de la forme sémantique ce qui la rend totalement illisible, la signature de *type Arabe* qui possède en partie les caractéristiques de l'écriture cursive propre à la culture Arabe et qui peut être également lisible ou très personnalisée au même titre que la paraphe, et enfin la signature de *type Asiatique* qui est facilement distinguable des autres types mentionnés précédemment.

La *classe des faux* (classe  $\omega_2$ ) est également subdivisée en plusieurs groupes qui ont leurs signes distinctifs. Les principaux groupes de faux sont : les faux par imitation servile de la signature authentique, les faux par imitation libre, les calques, les photocopies, les faux simples et les faux aléatoires. Étant donné que chaque groupe de faux possède ses divergences et ses similitudes par rapport à la signature authentique, le concepteur doit obligatoirement en tenir compte à l'étape de la définition des paramètres du système réel de VHDS; c'est une étape essentielle pour la définition d'un facteur de forme adapté au problème de la vérification des signatures.

Le *faux par imitation servile* de la signature authentique est produit par un faussaire occasionnel, lequel copie directement le modèle à reproduire et s'y réfère aussi souvent que nécessaire. Le faux par imitation servile possède un dessin assez ressemblant pour ce qui est de l'allure générale de la signature, mais il diffère de l'authentique par la présence d'arrêts et d'hésitations qui se remarquent facilement sur le tracé.

Le *faux par imitation libre* est le résultat du travail d'un faussaire spécialiste qui procède par l'étude attentive du modèle à reproduire, mémorise l'allure générale de la signature, le dessin des lettres et leurs espacements, effectue quelques tentatives de reproduction, et réalise quelques essais. Le produit final est la conséquence d'un geste naturel accompli sans référer au modèle à reproduire. Le résultat obtenu est tel que le faux par imitation libre possède toutes les caractéristiques naturelles de la signature authentique en terme de spontanéité, à l'exception de détails

finis qui se retrouvent au niveau de différences subtiles dans les proportions relatives des lettres, des espacements et des alignements. Cette classe de faux n'est pas distinguable par l'humain non spécialiste du domaine de l'analyse de l'écriture [HARRISON, 1981; POULIN 1995; LOCARD 1959].

Le *calque* est obtenu en reproduisant le plus fidèlement possible la signature authentique à l'aide d'un moyen quelconque de transfert mécanique de l'image de la signature apposée sur un document. Le calque possède toutes les caractéristiques d'un dessin, et n'a rien en commun avec la spontanéité apparente de l'écriture manuscrite. Cette divergence se traduit dans l'image par un tracé imprécis, donnant l'apparence d'un mouvement lent et d'une pression uniforme qui se remarquent par l'absence évidente d'alternance des pleins et des déliés. De plus, des retouches appliquées au tracé sont souvent observées.

La *photocopie* est le résultat du transfert optique de l'image de la signature sur un document. L'allure générale de la forme et les caractéristiques de la signature authentique sont conservées. Les divergences se situent principalement au niveau de la structure interne du tracé qui est maintenant caractérisée par un contraste uniforme, résultat de l'effet de binarisation dû au procédé de reprographie.

Le *faux simple* est le résultat de l'apposition d'une signature sur un document sans tentative d'imitation de la forme de la signature authentique parce que le scripteur n'a accès qu'au libellé du nom de la personne visée. Ici, les divergences de forme sont multiples et très évidentes pour l'humain, peu importe le niveau de connaissance qu'il a des propriétés de l'écrit. En somme, la tâche se résume à distinguer deux formes totalement différentes.

Enfin, le *faux aléatoire* est l'apanage des systèmes de vérification automatique et c'est un groupe de faux normalement discriminé à 100% par l'humain non spécialiste du domaine. Le faux aléatoire se résume à toutes signatures authentiques des abonnés au système de vérification excluant celles de l'individu à l'étude. À l'opposé du faux simple, la forme et le libellé sont totalement différents de la signature authentique à comparer. Nous sommes en présence d'un faux aléatoire lorsque le numéro d'identification personnel (NIP) d'un individu est modifié intentionnellement dans le but avoué de frauder le système, ou accidentellement lorsque le NIP est lu automatiquement par un OCR dont la performance en reconnaissance est en deçà de 100%.

### 1.2. PROBLÈMES ET MÉTHODES DE VÉRIFICATION DES SIGNATURES

Un problème évident pour l'humain non spécialiste mais encore ouvert pour ce qui est de la vérification hors-ligne des signatures manuscrites est l'élimination des faux aléatoires [LECLERC, 1994]. Il est de mise que cette classe de faux doit être entièrement discriminée dans un contexte réel de vérification automatique des signatures, les applications bancaires par exemple. Ce problème

résolu, notre préoccupation portera inévitablement sur l'élimination des classes de faux avec ou sans imitation de la signature authentique.

L'élimination des faux aléatoires fut l'objet d'intenses recherches et plusieurs articles de synthèse portant sur la VHDS ont été publiés depuis les dix dernières années. Mentionnons en particulier celles de [PLAMONDON, 1989], de [SABOURIN, 1992a], et plus récemment celle de [LECLERC, 1994]. Une multitude d'approches et plusieurs types de représentation ont été proposés et évalués expérimentalement depuis les vingt dernières années et deux tendances ressortent clairement.

Une méthode classique consiste à prendre des mesures *locales* sur la forme [NAGEL, 1977]; c'est une approche dite *sensible au texte*, c'est-à-dire au libellé de la signature manuscrite. Cette approche inspirée de la méthodologie de l'expert examinateur nécessite la segmentation de lettres spécifiques (un problème encore non résolu en pratique selon [CHERIET, 1993]), ce qui la rend inutilisable dans le cas des signatures de type Européen, de type Arabe ou de type Chinois. Sabourin a présenté dans [SABOURIN, 1994a] une approche plus générale qui repose sur la définition de primitives de forme arbitraire définies en termes de portions de tracé de la signature. Il ressort de cette étude que la définition d'une approche unifiée pour tenter de prendre en considération toutes les classes de faux est très difficile à mettre en œuvre, très complexe et exigeante en temps de calcul.

Une deuxième méthode consiste à effectuer des *mesures globales* sur la forme. A titre d'exemples, on n'a qu'à penser à la transformée bi-dimensionnelle d'Hadamard [NEMCEK, 1974], la courbe enveloppe de la silhouette de la signature [NOUBOUD, 1994], des indices dérivés d'histogrammes de courbures [BROCKLEHURST, 1985], de directions [SABOURIN, 1992b; DROUHARD, 1995], de projections horizontales et verticales du tracé [AMMAR, 1988; QI, 1994] etc. C'est une famille d'approches dite *insensible au texte*, plus générale que la première, mais moins performante parce que seules des caractéristiques globales de la forme sont considérées.

En fait l'expert examinateur utilise l'allure générale de la signature (analyse globale) pour discriminer les cas évidents, les faux simples par exemple. Pour être en mesure de distinguer les faux avec imitation, une tâche nettement plus difficile à accomplir, une analyse plus poussée au niveau de la structure locale du tracé est requise (analyse locale) [LOCARD, 1959]. Un problème fondamental se pose alors : comment passer d'une analyse globale à une analyse locale de la signature en fonction de la difficulté du cas à l'étude? Rappelons que l'ensemble des travaux cités précédemment portaient sur le faux aléatoire, un cas théoriquement facile à résoudre. Cependant les performances rapportées en terme d'erreur totale sont de l'ordre de 2 à 5%. Quelques auteurs, par exemple [AMMAR, 1988], [WILKINSON, 1990] et [QI, 1994] ont également pris en considération des faux avec imitation servile de la signature authentique. Évidemment les taux d'erreurs obtenus sont nettement supérieurs étant donné la difficulté du problème à résoudre. Il ressort clairement des travaux cités précédemment

que l'ensemble des approches proposées ne tient pas compte des particularités des groupes de faux dans la mesure où les mises en œuvre des systèmes de VHDS n'ont jamais fait l'objet de méthodes ou de représentations spécifiques pour chaque groupes de faux à l'étude.

Nous pensons qu'une voie à suivre pour tenter de résoudre le problème de la VHDS est de concevoir un système basé sur la coopération de plusieurs approches spécialisées pour chaque groupe de faux en commençant par le faux aléatoire, suivi par le faux simple (c'est le faux le plus souvent rencontré en pratique selon [POULIN, 1995]) et les autres classes de faux. Une nouvelle technique de codage de la signature basée sur la projection locale du tracé a été proposée par Sabourin *et al.* pour la vérification automatique des signatures manuscrites principalement de type Nord Américain (lisibles ou proches de la paraphe), et ce dans le contexte spécifique des faux aléatoires [SABOURIN, 1993a; SABOURIN, 1994b; SABOURIN 1995]. Il est question d'une famille de représentations qui constitue une *approche mixte* incluant une représentation globale de la signature qui permet le codage de l'allure générale de la forme, et une représentation locale de la signature qui ne nécessite pas la segmentation du tracé en lettres ou en primitives. Enfin, la simplicité de la méthode proposée au chapitre de sa mise en œuvre permet d'espérer une implantation en temps réel.

## 2. Définition d'une famille de représentations

### 2.1. DÉFINITION DE L'EXTENDED-SHADOW-CODE (ESC)

L'ESC comme facteur de forme est inspiré du « shadow-code » proposé par Burr [BURR, 1988] pour la reconnaissance de chiffres manuscrits isolés. Ce facteur de forme résulte de la projection des pixels localisés sur la trace de l'écriture manuscrite sur un système d'axes représentant un motif  $M(\gamma)$  superposé à l'image [Figure 1]. Définissons  $M(\cdot)$  une famille de motifs et  $M(\gamma)$  un motif de dimension quelconque  $n$ . Chaque segment

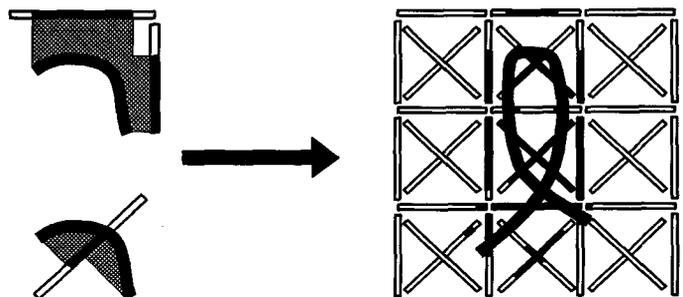


Fig. 1. – Illustration du codage par la projection locale du tracé sur un motif quelconque  $M(\gamma)$ .

du motif  $M(\gamma)$  peut être considéré comme un détecteur optique permettant la numérisation de l'ombre du tracé obtenue à partir de la projection des pixels localisés sur la trace de l'écriture manuscrite.

Le choix du détecteur horizontal ( $H$ ) (et vertical ( $V$ )) utilisé pour la projection des pixels localisés sur le tracé de l'écriture manuscrite est celui qui est le plus proche en terme d'une distance euclidienne; ces pixels sont ensuite projetés systématiquement sur les détecteurs diagonaux ( $D$ ) localisés entre les segments verticaux et horizontaux sélectionnés. L'ombre ainsi projetée active un ensemble de cellules distribuées uniformément sur le segment. Lorsque tous les pixels de la signature ont été considérés par le mécanisme de projection, le nombre de cellules activées pour chaque détecteur est obtenu. La forme est ensuite représentée par un vecteur caractéristique de dimension  $n$  égale au nombre de segments constituant le motif  $M(\gamma)$ . La valeur de chaque élément du vecteur caractéristique correspond au ratio des cellules activées sur le nombre total de cellules par détecteur; la valeur de chaque élément est normalisée sur la plage  $[0, 1]$ .

### a) Motif élémentaire

### b) Motif $M(o)$

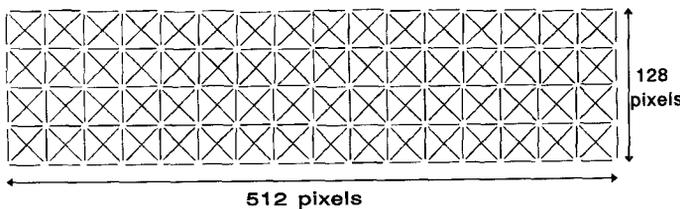


Fig. 2. - a) Définition du motif élémentaire. b) Un exemple de représentation du motif  $M(o)$  où  $h = 16$  et  $v = 4$ , pour un espace de représentation  $n$  égal à 276.

La famille de représentations  $M(\cdot)$  peut être définie comme suit. Soit  $h$  et  $v$  tels que  $h \in \{1, 2, 4, 8, 16\}$  et  $v \in \{1, 2, 4\}$ . La dimension  $n$  de l'espace de représentation définie pour chaque motif  $M(\gamma)$  est fonction de  $(h*v)$  répétitions du motif élémentaire montré à la Figure 2a. Les termes  $h$  et  $v$  permettent d'évaluer le nombre de détecteurs horizontaux ( $n_H$ ), verticaux ( $n_V$ ) et diagonaux ( $n_D$ ) de chaque motif  $M(\gamma)$  :

$$\begin{aligned} n_H &= (h * v) + h, \\ n_V &= (h * v) + v, \text{ et} \\ n_D &= 2(h * v). \end{aligned}$$

La dimension de l'espace de représentation correspond à :

$$n = n_H + n_V + n_D.$$

La famille de représentations  $M(\cdot)$  est illustrée à la Figure 3 pour l'énumération des 15 couples de valeurs de  $(h, v)$  définis

précédemment. Le motif  $M(a)$  est un espace de dimension  $n$  égale à  $R^6$  avec  $(h, v) = (1, 1)$ , tandis que le motif  $M(o)$  est un espace de représentation de dimension  $n$  égale à  $R^{276}$  avec  $(h, v) = (16, 4)$ .

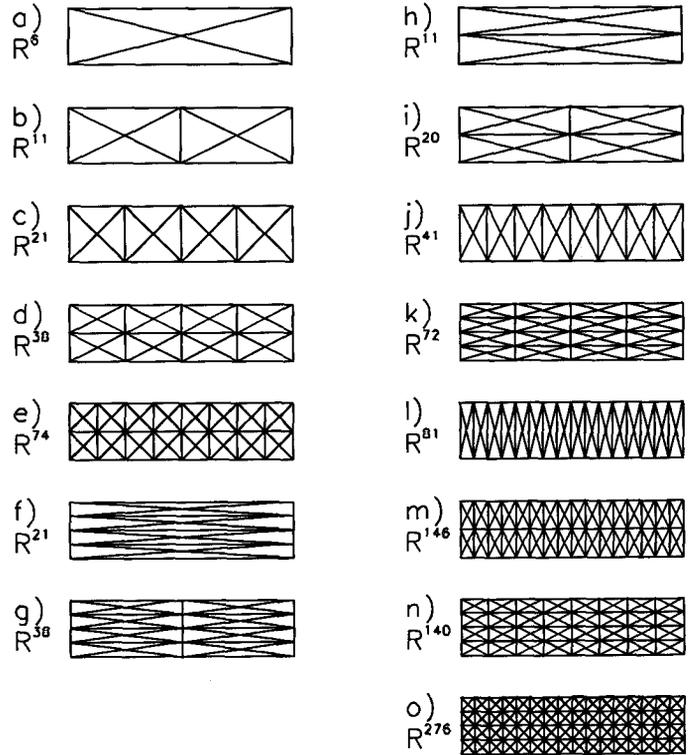


Fig. 3. - Définition des motifs  $M(a)$  à  $M(o)$ ; le motif  $M(o)$  correspond à celui montré à la figure 2b.

Le nombre de cellules  $NC$  des détecteurs horizontaux ( $H$ ), verticaux ( $V$ ) et diagonaux ( $D$ ) d'une représentation  $M(\gamma)$  est évalué à partir des relations suivantes pour une valeur de  $(h, v)$  donnée :

$$\begin{aligned} NC(H) &= \frac{512}{h}, \\ NC(V) &= \frac{128}{v}, \text{ et} \\ NC(D) &= ENT(\sqrt{NC(H)^2 + NC(V)^2}). \end{aligned}$$

A titre d'exemple, le nombre de cellules des détecteurs horizontaux et verticaux du motif  $M(o)$  est de 32 éléments, et de  $32\sqrt{2}$  pour ce qui est des détecteurs diagonaux. Un exemple de représentation obtenue de l'ESC d'une signature manuscrite à cette résolution est montré à la Figure 4, où le centre de gravité de la silhouette de la signature coïncide avec le centre de l'image. L'inspection visuelle de plusieurs images de signatures nous conduit à limiter la longueur minimum des segments  $H$  et  $D$  à 32 pixels. En deçà de cette valeur, 16 pixels par exemple, la portion du tracé projeté ne représente qu'une infime partie de la signature. De plus, la dimension de l'espace de représentation passe à  $n = 1064$  ( $h = 32$ ,  $v = 8$ ,  $n_V = 264$ ,  $n_H = 288$  et  $n_D = 512$ ), une valeur nettement

trop élevée étant donné le petit nombre de signatures disponibles pour l'apprentissage des classifieurs.

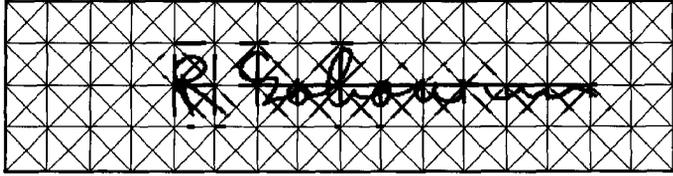


Fig. 4. – L'extended-shadow-code d'une signature manuscrite. Le motif  $M(o)$  est utilisé dans cet exemple.

## 2.2. INTÉRÊT DE L'ESC : UN FACTEUR DE FORME MIXTE

Nous pensons qu'un facteur de forme adapté au problème de la VHDS doit avoir la propriété d'insensibilité au texte pour être en mesure d'être utilisé pour tous les types de signatures authentiques mentionnés précédemment. Cependant, nous avons vu à la section un que cette famille d'approches est moins performante pour discriminer les groupes de faux avec imitation de la signature authentique. Le principal problème des approches globales est la perte de la connaissance de la position spatiale des mesures effectuées sur la signature lorsqu'elles sont combinées entre elles. A titre d'exemple, la fonction de densité des données directionnelles proposée par Drouhard résulte du comportement en fréquence de l'orientation angulaire des vecteur gradients localisés sur le tracé de la signature [DROUHARD, 1995]. Dans cet exemple, la position des vecteurs gradients qui contribuent à une direction donnée a été laissée pour compte dans la définition de ce facteur de forme.

En soi, l'ESC est un facteur de forme global. De plus il y a perte d'information à l'étape du codage de la signature et l'image originale ne peut être reconstituée à l'aide d'une transformation inverse. Cependant lorsque la dimension de l'espace de représentation est grande, le motif  $M(o)$  par exemple, l'ESC permet d'effectuer des mesures locales sur la forme tout en conservant la connaissance de la position de la projection dans l'espace. A notre avis, l'absence systématique d'information dans des régions spécifiques de l'image est aussi informante sur la nature du signal à l'étude que l'inverse. Alors, le codage de la signature obtenu de la projection locale du tracé sur les segments du motif  $M(\gamma)$  est un compromis entre les approches globales où la silhouette de la signature est considérée comme un tout (le motif  $M(a)$  par exemple), et les approches locales où des mesures sont effectuées sur des portions spécifiques du tracé. Ici, le motif  $M(o)$  représente l'espace de dimension la plus élevée. Inspiré de ces deux familles d'approches, l'ESC est en fait une *approche mixte* qui permet d'effectuer des mesures locales sur la forme sans la segmenter en primitives élémentaires, une tâche très difficile en pratique [CHERIET, 1993].

L'ESC est un facteur de forme qui ne possède aucune des propriétés d'invariance en rotation, translation et homothétie. A l'étape du prétraitement de l'image de la signature binarisée, seule la correction en translation est appliquée à la silhouette de la signature avant de procéder au codage. Ce choix est justifié par le fait que l'orientation de la signature apposée sur un document, de même que les proportions de la signature sont des caractéristiques intrinsèques de l'identité du scripteur lorsque les signatures sont apposées en respectant certaines contraintes fixées a priori (cadre pré-établi, stylo fourni, etc.) [HARRISON, 1981]. En conséquence, l'ESC reflète indirectement ces deux caractéristiques propres aux scripteurs.

Nous avons vérifié expérimentalement que l'orientation générale des signatures dans le plan est stable pour l'ensemble des vingt scripteurs impliqués dans notre protocole expérimental décrit à la prochaine section. La dispersion angulaire mesurée sur 400 images de la banque de signatures de référence, soit 20 images par scripteur, est de l'ordre de 2 degrés [Figure 5].

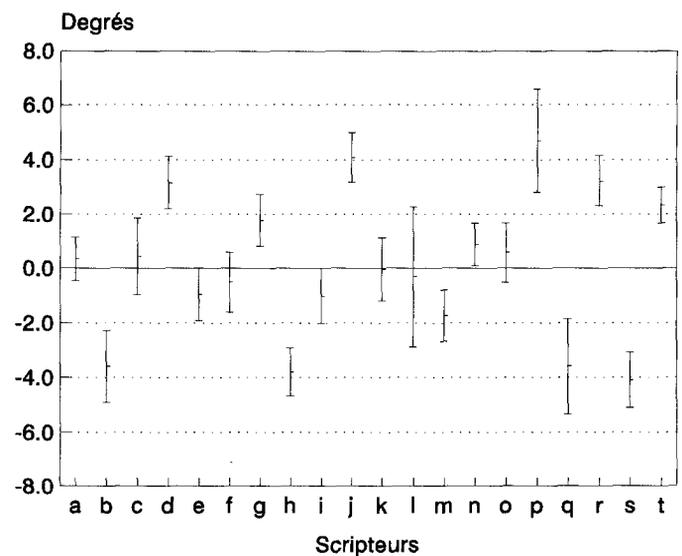


Fig. 5. – L'orientation moyenne (et la dispersion angulaire) de la silhouette des signatures évaluées pour les signatures de l'ensemble de référence des 20 scripteurs de la base de données à l'étude, pour un total de 400 images.

Nous avons pu également observer que les proportions des signatures authentiques de chaque scripteur sont généralement très stables [Figure 6]. Les exemples montrés à la Figure 6 résultent de la superposition des vingt signatures de référence concernant quatre scripteurs de la base de données. Toutes les images superposés ont été corrigées en translation en faisant correspondre le centre de gravité des images binarisées avec le centre du motif utilisé. Le squelette a été utilisé dans les exemples précédents uniquement pour faciliter l'analyse visuelle de la superposition des spécimens choisis. En somme, les variations intra-classes sont marquées principalement par un déplacement des initiales et des grandes boucles dans l'axe longitudinal des signatures.

Finalement, une dernière propriété intéressante de l'ESC est qu'il peut être utilisé pour tous les types de signatures authentiques et

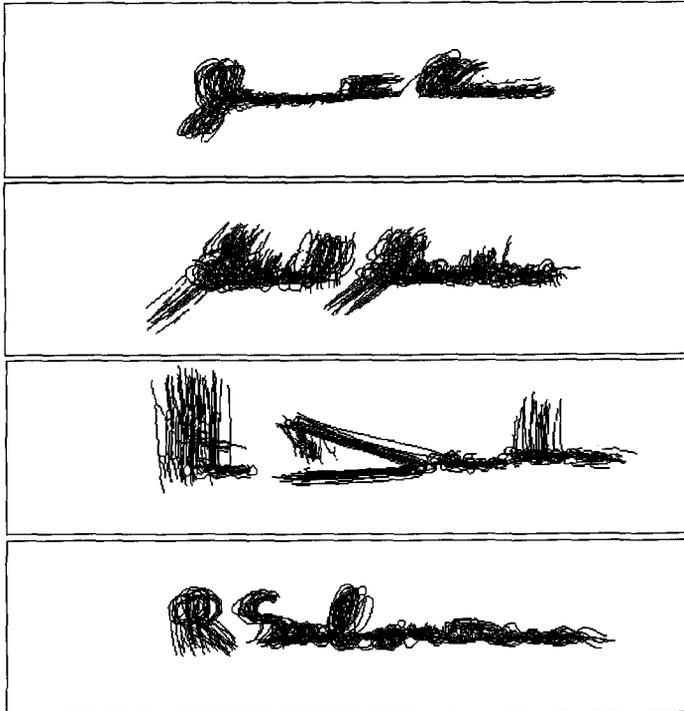


Fig. 6. – Superposition des squelettes de 20 signatures de référence pour 4 scripteurs de la base de données à l'étude.

pour tous les types d'outils d'écriture. A ce titre, l'épaisseur du tracé importe peu puisque plusieurs pixels voisins peuvent être projetés sur la même cellule d'un détecteur  $H$ ,  $V$  ou  $D$  donné. Pour les mêmes raisons, l'ESC n'est pas sensible au bruit de numérisation caractérisé par des îlots de quelques pixels localisés dans l'image, lesquels peuvent être confondus avec la projection du tracé de la signature localisé dans un voisinage immédiat, ou simplement représenter un bruit spatial négligeable dans l'espace de représentation de la signature binarisée.

### 3. Validation expérimentale de l'ESC

Vingt scripteurs ont participé à cette expérience. Les signatures (40 spécimens par scripteur) sont apposées sur une feuille blanche dans un cadre de  $3 \times 12$  centimètres qui fixe les contraintes spatiales. Une plume-feutre de type *Pilot Fineliner* à encre noire est utilisée pour toutes les signatures authentiques. Nous avons choisi de fixer ce paramètre pour faciliter l'évaluation de représentations ou d'approches potentiellement sensibles au type d'outil d'écriture; cette base de données sert actuellement pour l'évaluation de plusieurs approches de classification et différents modes de représentation. A titre d'exemple, la performance en vérification basée sur une approche structurale [SABOURIN, 1994a], sur un facteur de forme global avec réseaux de neurones comme classifieurs [SABOURIN, 1992b; DROUHARD, 1994;

DROUHARD, 1995], ou encore une approche neuro-floue basée sur le Fuzzy-ARTMAP [MURSHED, 1995] ont été évaluées à partir de cette base de données.

Une base de signatures de référence et de test est constituée pour chaque scripteur abonné au système de vérification [Figure 7]. Une proportion égale est conservée dans les deux cas, soit vingt signatures de référence et vingt signatures de test par individu. Ce choix est justifié par le fait que certains classifieurs, les approches neuronales par exemple, requièrent un lot d'observations important pour l'apprentissage. Le fait d'en conserver vingt permet d'envisager l'utilisation de diverses approches d'entraînement, et permet également d'évaluer l'influence du choix des signatures à comparer sur la performance en vérification.

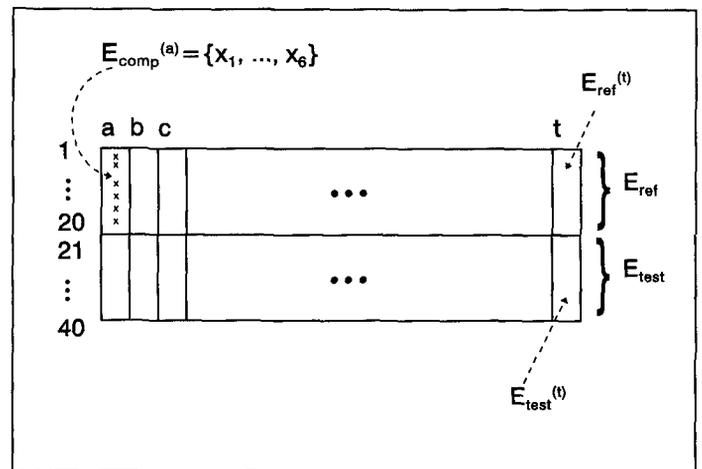


Fig. 7. – Définition des ensembles de référence et de test de la base de données à l'étude.

Le classifieur choisi pour cette étude est le *classifieur à distance minimale* et à seuil. C'est le classifieur que l'on retrouve le plus souvent en pratique. Le fonctionnement de ce type de classifieur est très simple. Une signature inconnue est comparée aux signatures d'un individu abonné au système de vérification. Toutes les distances entre la représentation de la signature inconnue et celles des signatures à comparer sont évaluées. La valeur de la plus petite distance (euclidienne) obtenue est elle-même comparée à un seuil de décision. Si la valeur de la distance minimale est plus petite que celle du seuil de décision, alors la signature inconnue est acceptée comme une signature authentique, sinon elle est rejetée. Les définitions des différents ensembles et le protocole associé sont exposés dans les deux prochaines sections.

#### 3.1. DÉFINITION DES ENSEMBLES D'APPRENTISSAGE ET DE TEST

Rappelons que l'information disponible pour évaluer la performance du système de vérification est une banque de 800 signatures. Définissons  $E_{ref}$  l'ensemble des signatures de référence et

$E_{\text{test}}$  l'ensemble des signatures de test; la cardinalité des ensembles  $E_{\text{ref}}$  et  $E_{\text{test}}$  est de 400 images [Figure 7]. Soit  $E_{\text{comp}}^{(i)}$  un ensemble de signatures à comparer composé de  $N_{\text{comp}}$  signatures authentiques choisies aléatoirement dans l'ensemble de référence  $E_{\text{ref}}^{(i)}$  du scripteur ( $i$ ), et  $E_{\text{app}}^{(i)}$  un ensemble d'apprentissage requis pour l'évaluation d'un seuil de comparaison  $\tau^{(i)}$  nécessaire pour la mise en œuvre du classifieur du scripteur ( $i$ ). L'ensemble d'apprentissage  $E_{\text{app}}^{(i)}$  est constitué d'un certain nombre ( $20 - N_{\text{comp}}$ ) de signatures de l'ensemble  $E_{\text{ref}}^{(i)}$  du scripteur ( $i$ ) (classe  $\omega_1$ ), et par 5 signatures authentiques choisies aléatoirement parmi les ensembles  $E_{\text{ref}}^{(j)}$  des autres scripteurs (avec  $1 \leq i, j \leq 20$  et  $i \neq j$ ), soit  $5 \times 19$  signatures pour ce qui est du sous-ensemble associé à la classe  $\omega_2$ . La cardinalité des ensembles de comparaison  $E_{\text{comp}}^{(i)}$  a été fixée à  $N_{\text{comp}} = 6$  dans cette étude. Ce choix est le résultat des expériences exposées dans [SABOURIN, 1994b].

L'ensemble  $E_{\text{gen}}^{(i)}$  requis pour l'évaluation de la performance en généralisation du classifieur ( $i$ ) est constitué des 20 signatures de l'ensemble  $E_{\text{test}}^{(i)}$  (classe  $\omega_1$ ) de l'individu concerné, et de 5 signatures authentiques choisies aléatoirement parmi les ensembles  $E_{\text{test}}^{(j)}$  des autres abonnés (avec  $1 \leq i, j \leq 20$  et  $i \neq j$ , soit un total de  $5 \times 19$  signatures pour la classe  $\omega_2$ ). Les ensembles  $E_{\text{app}}^{(i)}$ ,  $E_{\text{comp}}^{(i)}$  et  $E_{\text{gen}}^{(i)}$  sont redéfinis à chaque itération du protocole d'évaluation présenté à l'annexe A. Cette approche permet de tenir compte de l'influence du choix des signatures à comparer des ensembles  $E_{\text{comp}}^{(i)}$  et de celui des signatures de la classe  $\omega_2$  des ensembles  $E_{\text{app}}^{(i)}$  utilisés pour l'évaluation des seuils de décision  $\tau^{(i)}$ . Dans le même ordre d'idées, l'influence du choix des observations de la classe  $\omega_2$  des ensembles  $E_{\text{gen}}^{(i)}$  sur la performance en vérification est également considérée.

### 3.2. PROTOCOLE EXPÉRIMENTAL

L'objectif de ce protocole est d'évaluer l'effet de la résolution des motifs  $M(\gamma)$  [Figure 3] sur la performance en généralisation du système de vérification. Les images de signatures sont numérisées sur une trame carrée de 512 par 128 pixels. En conséquence, la longueur des segments horizontaux et verticaux du motif  $M(a)$  est de 512 et 128 pixels; la longueur des segments horizontaux et verticaux du motif  $M(o)$  est quant à elle de 32 pixels. La dimension des vecteurs caractéristiques passe de  $R^6$  pour le motif  $M(a)$  à  $R^{276}$  pour le motif  $M(o)$ . Pour chaque motif  $M(a)$  à  $M(o)$ , la performance du système de vérification est quantifiée par les taux d'erreur de Type I ( $\epsilon_1$ , le taux de refus de signatures authentiques) et de Type II ( $\epsilon_2$ , le taux d'acceptation de faux aléatoires). Ces taux d'erreur sont évalués globalement pour l'ensemble des vingt classifieurs. Enfin, l'erreur totale moyen  $\epsilon_t$  est déterminée à partir des taux d'erreur de Type I et de Type II définis précédemment, soit  $\epsilon_t = \left( \frac{\epsilon_1 + \epsilon_2}{2} \right)$ . Le protocole de

l'annexe A est répété pour l'évaluation des motifs  $M(a)$  à  $M(o)$  de la Figure 3.

### 3.3. RÉSULTATS EXPÉRIMENTAUX

Les résultats expérimentaux correspondants aux motifs  $M(a)$  à  $M(o)$  sont présentés dans le tableau 1. Le taux d'erreur total moyen du système de vérification est en deçà de 4.5% pour tous les motifs, un résultat très intéressant compte tenu de la très faible résolution du motif  $M(a)$ . Rappelons que la représentation  $M(a)$  reflète l'allure générale de la silhouette de la signature et fait partie des approches globales exposées à la section un. La performance obtenue avec ce motif est comparable à d'autres facteurs de forme globaux évalués sur la même base de signatures à l'aide du même protocole expérimental. A titre d'exemples, une performance de l'ordre de 4.0% a été obtenue avec les moments invariants, et une performance de l'ordre de 3.4 % avec les matrices binaires résultant de l'échantillonnage polaire de la

Tableau 1. — Évaluation des motifs  $M(a)$  à  $M(o)$  de la figure 3.

Motifs [ $R^n$ ]	$\bar{\epsilon}_1(\%)$ ( $\pm\sigma$ )(%)	$\bar{\epsilon}_2(\%)$ ( $\pm\sigma$ )(%)	$\bar{\epsilon}_t(\%)$ ( $\pm\sigma$ )(%)
$M(a)$ [6]	5.18 (1.04)	3.12 (0.47)	4.15 (0.44)
$M(b)$ [11]	4.92 (1.08)	1.14 (0.33)	3.03 (0.56)
$M(c)$ [12]	3.36 (0.91)	1.03 (0.37)	2.20 (0.42)
$M(d)$ [38]	2.82 (0.69)	0.69 (0.21)	1.75 (0.37)
$M(e)$ [74]	1.52 (0.77)	0.71 (0.47)	1.12 (0.53)
$M(f)$ [21]	6.46 (1.21)	2.59 (0.49)	4.52 (0.53)
$M(g)$ [38]	5.38 (1.03)	2.28 (0.68)	3.83 (0.56)
$M(h)$ [11]	4.93 (1.54)	2.20 (0.37)	3.57 (0.72)
$M(i)$ [20]	4.19 (0.94)	1.41 (0.37)	2.80 (0.48)
$M(j)$ [41]	1.95 (0.79)	1.01 (0.40)	1.48 (0.43)
$M(k)$ [72]	3.42 (0.63)	0.48 (0.20)	1.95 (0.35)
$M(l)$ [81]	5.01 (0.89)	0.92 (0.32)	2.97 (0.45)
$M(m)$ [146]	1.37 (0.62)	0.68 (0.36)	1.03 (0.29)
$M(n)$ [140]	1.44 (0.43)	0.29 (0.19)	0.87 (0.26)
$M(o)$ [276]	1.37 (0.55)	0.19 (0.16)	0.78 (0.25)

silhouette de la signature [SABOURIN, 1990]. Pour ce qui est de la fonction de densité de données directionnelles proposée comme facteur de forme global [DROUHARD, 1994; DROUHARD, 1995], une performance de l'ordre de 5% a été observée.

Une performance de l'ordre de 1% a été obtenue avec les motifs  $M(m)$  et  $M(n)$ . Les résultats observés sont comparables à ceux obtenus lors de l'évaluation du motif  $M(o)$  bien qu'il y ait une diminution appréciable de la dimension du vecteur caractéristique passant de  $R^{276}$  à  $R^{146}$  pour ce qui est de  $M(m)$  et de  $R^{276}$  à  $R^{140}$  pour ce qui est du motif  $M(n)$ . A haute résolution, le fait de considérer la position de la projection du tracé dans la définition du facteur de forme permet une performance très intéressante compte tenu de la simplicité du classifieur utilisé.

Des exemples des représentations  $M(i)$ ,  $M(l)$ ,  $M(m)$  et  $M(o)$  sont montrés aux Figures 8 à 11 pour illustrer quelques cas d'erreurs de type II. Ces exemples illustrent bien les limites de

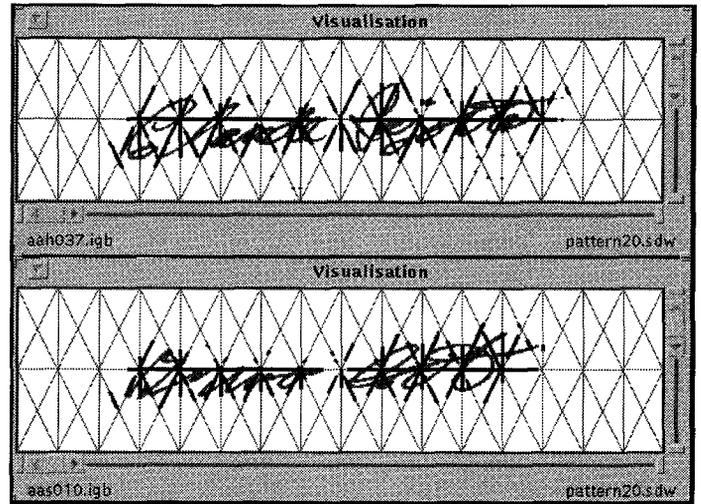


Fig. 10. – Une erreur de type II dans l'espace de représentation  $M(m)$ .

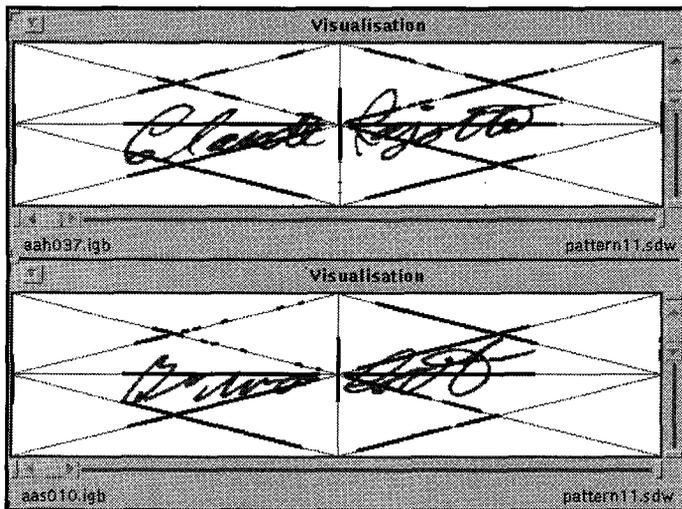


Fig. 8. – Une erreur de type II dans l'espace de représentation  $M(i)$ .

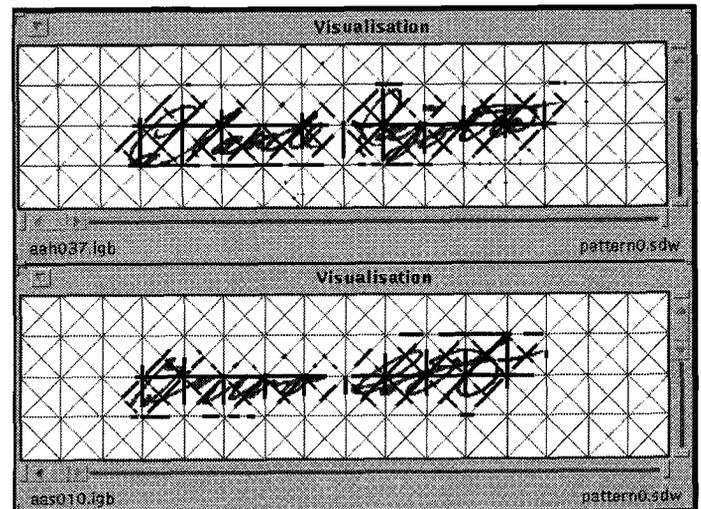


Fig. 11. – Une erreur de type II dans l'espace de représentation  $M(o)$ .

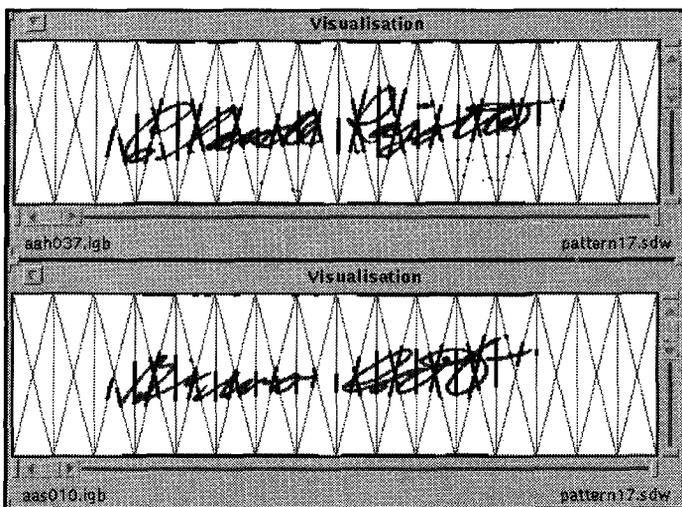


Fig. 9. – Une erreur de type II dans l'espace de représentation  $M(l)$ .

l'ESC comme facteur de forme global, lorsque les spécimens à comparer sont caractérisés par des proportions, une orientation générale et une étendue pratiquement identiques. Il est intéressant de noter qu'une augmentation de la résolution du motif  $M(\gamma)$  ne favorise pas nécessairement une bonne classification de la signature inconnue pour cet exemple [Figure 11]. Enfin, il est évident que l'humain arrive à distinguer facilement ces deux signatures.

## 4. Coopération des classifieurs

La coopération de classifieurs semble être une voie prometteuse pour la reconnaissance des formes en général [XU, 1992], et pour

la vérification des signatures en particulier. Nous avons présenté à la section précédente une famille de facteurs de forme qui reflètent à la fois l'allure générale de la signature (le motif  $M(a)$  par exemple), et une représentation locale de la signature lorsque la dimension de l'espace de représentation est élevée (le motif  $M(o)$ ). Il est permis de croire que la coopération de plusieurs classificateurs facilitera la mise en œuvre d'un système de vérification mieux adapté aux différents styles d'écriture dans le sens où une représentation quelconque  $M(\gamma)$  peut discriminer parfaitement la signature du scripteur ( $i$ ) et être moins performante pour ce qui est du style d'écriture du scripteur ( $j$ ), et vice versa. En conséquence, la coopération de classificateurs individuels adaptés à une représentation spécifique de la signature permettra la conception d'un classificateur intégré moins dépendant du choix de la meilleure représentation. Dans ce sens, les représentations les plus pertinentes seront choisies dynamiquement en fonction des styles d'écriture. Nous pensons que la règle de combinaison par vote peut remplir ce rôle si le nombre de classificateurs est suffisamment élevé. Il est souhaitable que la performance du classificateur intégré soit équivalente ou meilleure que celle que nous aurions obtenue avec la meilleure représentation adaptée pour chaque scripteur.

La coopération de classificateurs n'est pas un concept nouveau dans le domaine de la reconnaissance des formes et ce sujet est actuellement l'objet d'intenses recherches dans le domaine de la reconnaissance de caractères manuscrits en particulier [HUANG, 1993; SABOURIN, 1993b; XU, 1992]. Plusieurs méthodes ont été proposées et évaluées expérimentalement, mais la règle de combinaison par vote semble celle qui est la plus appropriée pour tenter de résoudre le problème de la vérification des signatures. En effet, un classificateur intégré doit être attribué à chaque scripteur abonné au système de vérification. Pour ce qui est de la reconnaissance de caractères, l'utilisation de méthodes complexes pour faire coopérer plusieurs classificateurs est justifiée parce qu'un seul classificateur intégré est requis pour la mise en œuvre des systèmes de reconnaissance. A titre d'exemples, l'utilisation de la théorie de Bayes ou celle de Dempster-Shafer permettent la pondération des classificateurs individuels en tenant compte de leur fiabilité ce qui semble favoriser une augmentation de la fiabilité globale du système de reconnaissance [XU, 1992]. Par contre, ces approches requièrent une procédure d'apprentissage pour chaque classificateur individuels, et une deuxième phase est également nécessaire pour évaluer leur fiabilité. Pour ce qui est de la vérification des signatures, ces approches sont difficilement applicables parce que la cardinalité des ensembles de signatures disponibles pour l'apprentissage est toujours petite, soit de l'ordre de 3 à 6 en pratique, et la dimension des vecteurs caractéristiques est souvent élevée.

#### 4.1. DÉFINITIONS

Soit  $P$  l'espace des formes défini par  $M$  ensembles mutuellement exclusifs  $P = C_1 \cup \dots \cup C_M$  où chaque  $C_i, i \in \Lambda = \{1, 2, \dots, M\}$  représente un ensemble de formes spécifique appelé classe (e.g.  $M = 2$  pour un problème de vérification de

signatures). Pour un échantillon  $x$  de  $P$ , la tâche d'un classificateur  $e$  est d'assigner à l'observation  $x$  une étiquette  $j \in \Lambda \cup \{M+1\}$  pour représenter le fait que l'observation  $x$  est considérée membre de la classe  $C_j$  si  $j \neq M+1$ , où  $j = M+1$  indique le rejet de l'observation inconnue  $x$ . Toujours selon [XU, 1992], nous sommes en présence d'un problème de coopération du Type 1, c'est-à-dire que la combinaison de la sortie des classificateurs est faite sur la base d'une information abstraite, soit une étiquette  $j$  associée à la classe  $C_j$ .

Soit  $K$  classificateurs  $e_k$  (avec  $k = 1, \dots, K$ ) qui ont pour tâche d'assigner à l'observation inconnue  $x$  une étiquette  $j_k$ , i.e. produire un événement  $e_k(x) = j_k$ . Le problème se résume à utiliser ces événements pour construire un classificateur intégré  $E$ , lequel se chargera d'attribuer à l'observation  $x$  une étiquette définitive  $j$ , i.e.  $E(x) = j, j \in \Lambda \cup \{M+1\}$  [Figure 12].

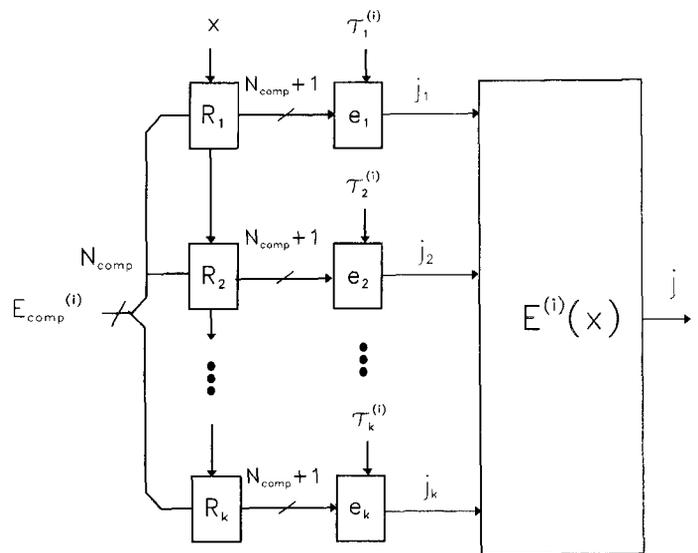


Fig. 12. – Architecture d'un classificateur intégré  $E(i)$  où la représentation  $R_k$  est associée à l'un des motifs  $M(\gamma)$  de la figure 3.

Représentons l'événement  $e_k(x) = i$  par la fonction caractéristique

$$T_k(x \in C_i) = \begin{cases} 1, & \text{lorsque } e_k(x) = i \text{ ET } i \in \Lambda \\ 0, & \text{autrement} \end{cases} \quad (1)$$

L'expression générale de la règle de combinaison par vote se résume à

$$E(x) = \begin{cases} j, & \text{Si } (T_E(x \in C_j) = \max_1) \geq (\alpha * K) \\ M+1, & \text{autrement} \end{cases} \quad (2)$$

où

$$T_E(x \in C_i) = \sum_{k=1}^K T_k(x \in C_i), \quad i = 1, \dots, M. \quad (3)$$

avec

$$\max_1 = \max_{i \in \Lambda} T_E(x \in C_i) \quad (4)$$

$$\alpha = 0.5 \text{ et } K \in \{3, 5, 7, 9, 11, 13, 15\}$$

Une valeur de  $\alpha = 0.5$  correspond au vote à majorité simple.

## 4.2. EXPÉRIENCE I

L'expérience consiste à faire coopérer les 15 classifieurs à seuil associés aux motifs  $M(a)$  à  $M(o)$  [Figure 3]. L'architecture du classifieur intégré  $E(x)$  correspond à celle montrée à la Figure 12 avec  $K = 15$ . Les résultats expérimentaux obtenus sont très révélateurs. En effet, le taux d'erreur total moyen du classifieur intégré  $E(x)$  est de  $\bar{\epsilon}_t = 0.70\%$  (écart type  $0.20\%$ ), lequel est comparable au taux d'erreur obtenu pour la meilleure représentation  $M(o)$  avec  $\bar{\epsilon}_t = 0.78\%$  ( $0.25\%$ ). Ce résultat permet d'avancer le fait que la mise en œuvre d'un classifieur adapté au problème de la vérification des signatures peut être envisagée indépendamment du choix d'un facteur de forme unique tant que la performance individuelle des représentations  $M(\gamma)$  est d'un niveau acceptable pour chaque scripteur abonné au système de VHDS.

## 4.3. EXPÉRIENCE II

L'expérience consiste à faire coopérer les classifieurs en commençant par les  $K = 3$  représentations les moins performantes, puis à introduire graduellement deux nouvelles représentations pour des valeurs de  $K$  appartenant à l'ensemble  $\{3, 5, 7, 9, 11, 13, 15\}$ . Si les classifieurs ne sont pas corrélés, les résultats expérimentaux obtenus en faisant ainsi coopérer les  $K$  classifieurs peuvent éventuellement surclasser (ou égaler) ceux obtenus par la meilleure des  $K$  représentations. Les résultats expérimentaux obtenus pour les représentations  $M(\gamma)$  et pour le classifieur intégré  $E(x)$  sont présentés à la Figure 13 [Tableau 2]. Les résultats expérimentaux révèlent que la performance du classifieur intégré  $E(x)$  est toujours supérieure à celle observée pour la meilleure représentation  $M(\gamma)$  évaluée sur une base individuelle.

## 4.4. EXPÉRIENCE III

Ici l'expérience consiste à faire coopérer les classifieurs en commençant par les  $K = 3$  représentations les plus performantes, puis à introduire graduellement deux nouvelles représentations pour des valeurs de  $K$  appartenant à l'ensemble  $\{3, 5, 7, 9, 11, 13, 15\}$ . Les résultats expérimentaux illustrés à la Figure 14 [Tableau 3] montrent que l'ajout de classifieurs moins performants ne détériore pas de façon significative la performance du classifieur intégré  $E(x)$ .

Fig. 13. – Résultats expérimentaux de l'expérience II.

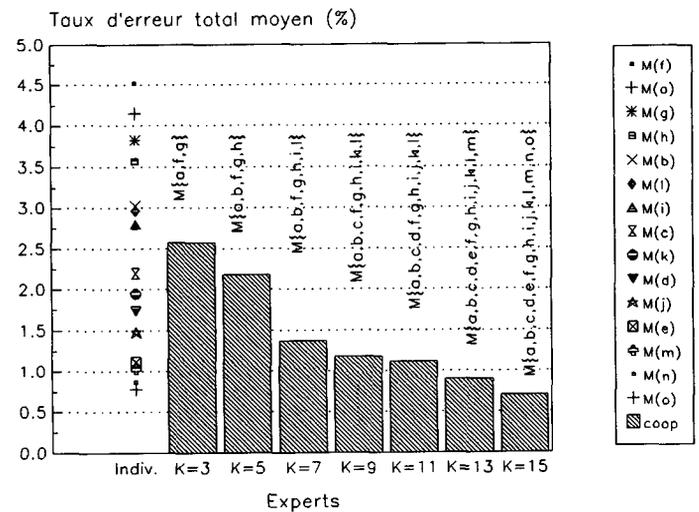


Tableau 2. — Résultats expérimentaux obtenus de la coopération des  $K$  classifieurs en commençant par les moins performants [Figure 13].

Experts	$\bar{\epsilon}_1(\%)$ ( $\pm\sigma$ )(%)	$\bar{\epsilon}_2(\%)$ ( $\pm\sigma$ )(%)	$\bar{\epsilon}_t(\%)$ ( $\pm\sigma$ )(%)
3	3.54 (0.80)	1.63 (0.31)	2.58 (0.37)
5	2.94 (0.75)	1.42 (0.27)	2.18 (0.38)
7	1.92 (0.43)	0.82 (0.18)	1.37 (0.21)
9	1.78 (0.43)	0.59 (0.17)	1.18 (0.21)
11	1.76 (0.50)	0.48 (0.16)	1.12 (0.26)
13	1.43 (0.41)	0.37 (0.18)	0.90 (0.22)
15	1.15 (0.40)	0.25 (0.15)	0.70 (0.20)

## 5. Conclusion

Nous constatons que l'ESC utilisé comme facteur de forme est très performant pour la vérification des signatures dans un contexte de faux aléatoires. Ce type de représentation a l'avantage d'être facile de mise en œuvre, un aspect très important à considérer pour la réalisation éventuelle d'un système de VHDS temps réel. De plus, cette approche pourrait facilement être implantée sur une machine avec une architecture parallèle.

Une voie à suivre pour tenter d'améliorer la performance individuelle de chaque représentation serait de modéliser, à l'étape

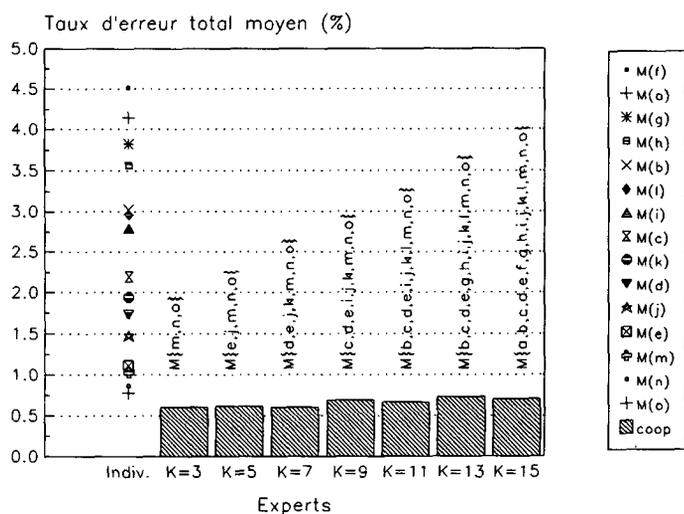


Fig. 14. – Résultats expérimentaux de l'expérience III.

Tableau 3. — Résultats expérimentaux obtenus de la coopération des  $K$  classifieurs en commençant par les plus performants [Figure 14].

Experts $K =$	$\bar{\varepsilon}_1(\%)$ ( $\pm\sigma$ )(%)	$\bar{\varepsilon}_2(\%)$ ( $\pm\sigma$ )(%)	$\bar{\varepsilon}_i(\%)$ ( $\pm\sigma$ )(%)
3	1.06 (0.54)	0.14 (0.12)	0.60 (0.26)
5	0.89 (0.38)	0.34 (0.19)	0.61 (0.21)
7	0.94 (0.42)	0.26 (0.16)	0.60 (0.23)
9	1.11 (0.44)	0.28 (0.17)	0.69 (0.23)
11	1.08 (0.40)	0.23 (0.14)	0.66 (0.22)
13	1.21 (0.41)	0.24 (0.14)	0.73 (0.21)
15	1.15 (0.40)	0.25 (0.15)	0.70 (0.20)

de l'apprentissage, les variations locales du tracé de la signature authentique. Un degré de confiance attribué à chaque segment permettrait d'accorder plus d'importance aux zones stables dans l'image et par voie de conséquence permettrait également d'adapter le facteur de forme en tenant compte des caractéristiques individuelles des signatures de chaque scripteur.

La coopération de plusieurs classifieurs permet la mise en œuvre d'un système de vérification plus robuste dans le sens où le choix du facteur de forme est moins critique, à la condition que les représentations choisies soient pertinentes. Cette approche permet d'envisager la réalisation d'un classifieur mieux adapté au style d'écriture de chaque scripteur. L'aspect multi-résolution n'a pas été exploité dans cette étude. Il serait intéressant de l'explorer en définissant une famille de représentations qui tienne compte de cet aspect. Enfin, l'étude doit être validée sur de beaucoup plus grandes bases de données.

## BIBLIOGRAPHIE

- [Ammar, 1988] M. Ammar, Y. Yoshida et T. Fukumura, « Off-Line Preprocessing and Verification of Signatures », *Int. Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, Vol. 2, N°4, 1988, p. 589-602.
- [Brokheurst, 1985] E.R. Brocklehurst, « Computer Methods of Signature Verification », *Journal of the Forensic Science Society*, 1985, p. 445-457.
- [Burr, 1988] D.J. BURR, « Experiments on Neural Net Recognition of Spoken and Written Text », *IEEE Trans. on ASSP*, Vol. 36, N°7, 1988, p. 1162-1168.
- [Cheriet, 1993] M. Chériet et C.Y. Suen, « Extraction of Key Letters for Cursive Script Recognition », *Pattern Recognition Letters* 14, 1993, p. 1009-1017.
- [Drouhard, 1994] J.P. Drouhard, R. Sabourin et M. Godbout, « Evaluation of a Training Method and of Various Rejection Criteria for a Neural Network Classifier Used for Off-Line Signature Verification », *IEEE International Conference on Neural Networks*, Orlando, Florida, juin 26 – juillet 2, 1994.
- [Drouhard, 1995a] J.P. Drouhard, R. Sabourin et M. Godbout, « A Neural Approach to Off-Line Signature Verification Using Directional PDF », à paraître dans *Pattern Recognition*, 1996.
- [Drouhard, 1995b] J.P. Drouhard, R. Sabourin et M. Godbout, « A Comparative Study of the k Nearest Neighbour, Threshold and Neural Network Classifiers for Handwritten Signature Verification Using an Enhanced Directional PDF », in *Third IAPR Conf. on Document Analysis and Recognition*, Montréal, Canada, Août 14–16, 1995, p. 807-810.
- [Harrison, 1981] W.R. Harrison, « Suspect Documents, Their Scientific Examination », Nelson-Hall Publishers, Chicago, 1981, 583 pages.
- [Huang, 1993] Y.S. Huang et C.Y. Suen, « Combination of Multiple Classifiers with Measurements Values », *Second IAPR Conf. on Document Analysis and Recognition*, Tsukuba, Japan, 1993, p. 598-601.
- [Leclerc, 1994] F. Leclerc et R. Plamondon, « Automatic Signature Verification : The State of the Art – 1989-1993 », *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, Special Issue on Automatic Signature Verification, 1994, p. 3-20.
- [Locard, 1959] E. Locard, « Les Faux en Écriture et leur Expertise », Payot, Paris, 1959.
- [Murshed, 1995a] N.A. Murshed, F. Bortolozzi, et R. Sabourin, « Off-line Signature Verification, Without a Prior Knowledge of class  $\omega_2$ . A New Approach », in *Third IAPR Conf. on Document Analysis and Recognition*, Montréal, Canada, Août 14-16, 1995, p. 191-196.
- [Murshed, 1995b] N.A. Murshed, F. Bortolozzi, et R. Sabourin, « Off-Line Signature Verification Using Fuzzy ARTMAP Neural Networks », à paraître dans les actes de l'*IEEE Inter. Conf. on Neural Networks*, Perth, Western Australia, 27 novembre au 1er décembre 1995.
- [Murshed, 1995c] N.A. Murshed, F. Bortolozzi, et R. Sabourin, « Off-line Signature Verification, Without a Prior Knowledge of class  $\omega_2$ . A Natural Approach », à paraître dans *les actes de la 3rd Inter. Computer Science Conference*, Hong Kong, 11–13 décembre 1995.
- [Nagel, 1977] R.N. Nagel et A. Rosenfeld, « Computer Detection of Freehand Forgeries », *IEEE Trans. on Computers*, Vol. C-26, N°9, 1977, p. 895-905.
- [Nemcek, 1974] W.F. Nemcek et W.C. Lin, « Experimental Investigation of Automatic Signature Verification », *IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics*, 1974, p. 121-126.
- [Nouboud, 1994] F. Nouboud et R. Plamondon, « Global Parameters and Curves for Off-Line Signature Verification », *Int. Workshop on Frontiers in Handwriting Recognition*, Taiwan, 1994, p. 145-155.
- [Plamondon, 1989] R. Plamondon et G. Lorette, « Automatic Signature Verification and Writer Identification – The State of the Art », *Pattern Recognition*, Vol. 22, N°2, 1989, p. 119-128.
- [Poulin, 1995] G. Poulin, « Communication Personnelle », *Expert Examineur à la Gendarmerie Royale du Canada*, Bureau de Halifax, 1995.
- [Qi, 1994] Y. Qi et B.R. Hunt, « Signature Verification Using Global and Grid Features », *Pattern Recognition*, Vol. 27, N°12, 1994, p. 1621-1629.
- [Sabourin, 1990] R. Sabourin, « Une Approche de Type Compréhension de Scène Appliquée au Problème de la Vérification Automatique de L'Identité par L'Image de la Signature Manuscrite », *Thèse de Ph.D., École Polytechnique de Montréal*, Décembre 1990.

- [Sabourin, 1992a] R. Sabourin, R. Plamondon et G. Lorette, « Off-line Identification with Handwritten Signature Images : Survey and Perspectives », *Structured Document Image Analysis*, 1992, Springer-Verlag, p. 219-234.
- [Sabourin, 1992b] R. Sabourin et J.P. Drouhard, « Off-Line Signature Verification Using Directional PDF and Neural Networks », *Proc. of the 11th ICPR*, The Hague, The Netherlands, 1992, p. 321-325.
- [Sabourin, 1993a] R. Sabourin, M. Chériet et G. Genest, « An Extended-Shadow-Code Based Approach for Off-Line Signature Verification », *Second IAPR Conf. on Document Analysis and Recognition*, Tsukuba, Japan, 1993, p. 1-5.
- [Sabourin, 1993b] M. Sabourin et al, « Classifier Combination for Hand-Printed Digit Recognition », *Second IAPR Conf. on Document Analysis and Recognition*, Tsukuba, Japan, 20-22 October 1993, p. 163-165.
- [Sabourin, 1994a] R. Sabourin, R. Plamondon et L. Beaumier, « Structural Interpretation of Handwritten Signature Images », *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, Special Issue on Automatic Signature Verification, 1994, p. 709-748.
- [Sabourin, 1994b] R. Sabourin et G. Genest, « An Extended-Shadow-Code Based Approach for Off-Line Signature Verification : Part I – Evaluation of The Bar Mask Definition », *12th ICPR*, Jerusalem, Israel, Octobre 9-13, 1994, Vol. II, p. 450-453.
- [Sabourin, 1995] R. Sabourin et G. Genest, « An Extended-Shadow-Code Based Approach for Off-Line Signature Verification : Part II – Evaluation of Several Multi-Classifer Combination Strategies », à paraître dans *les actes de la Third IAPR Conf. on Document Analysis and Recognition*, Montréal, Canada, Août 14-16, 1995, p. 197-201.
- [Wilkinson, 1990] T.S. Wilkinson et J.W. Goodman, « Slope Histogram Detection of Forged Handwritten Signatures », *Proc. of SPIE*, Boston, 1990, p. 293-304.
- [Xu, 1992] L. XU, A. Krzyzak et C.Y. Suen, « Methods of Combining Multiple Classifiers and Their Applications to Handwriting Recognition », *IEEE Trans. on SMC*, Vol. 22, N°3, 1992, p. 418-435.

Manuscrit reçu le 13 Septembre 1995.

## LES AUTEURS

### Robert SABOURIN



Le professeur Sabourin a reçu un B.Ing. (1977), M.Sc.A. (1980) et un Ph.D. (1991) du département de génie électrique de l'École Polytechnique de l'Université de Montréal. Le professeur Sabourin a occupé un poste d'ingénieur en instrumentation astronomique au département de Physique de l'Université de Montréal de 1977 à 1983. Depuis cette date, il occupe un poste de professeur titulaire au département de génie de la production automatisée de l'École de technologie supérieure.

Ses intérêts de recherche portent principalement sur les domaines de la reconnaissance des formes et du traitement numérique des images. L'étude de nouveaux facteurs de forme, des approches neuronales et floues appliquées à la vérification des signatures et à la reconnaissance de l'écriture manuscrite font l'objet de ses principales préoccupations.

### Ginette GENEST



Ginette Genest a obtenu un B.Sc. en biologie (1977) et un B.Sc.App. en génie électrique (1980) de l'Université Laval. Depuis les trois dernières années, Madame Genest travaille comme assistante de recherche au département de génie de la production automatisée de l'École de technologie supérieure.

Ses intérêts de recherche portent principalement sur les domaines de la reconnaissance des formes et du traitement numérique des images.

## ANNEXE A

Protocole expérimental utilisé pour l'évaluation individuelle des motifs  $M(a)$  à  $M(o)$  de la Figure 13.

1. **POUR** itr=1 à 25
2.  $N_{comp}=6$
3. **POUR** les scripteurs  $i=1$  à 20
4. Choisir  $N_{comp}$  signatures de comparaison de l'ensemble  $E_{ref}^{(i)}$
5. Constituer l'ensemble d'apprentissage  $E_{app}^{(i)}$
6. Évaluer le seuil de comparaison  $\tau^{(i)}$  qui minimise l'erreur totale  $\varepsilon_t^{(i)}$  en mémorisation
7. Constituer l'ensemble  $E_{gen}^{(i)}$  et évaluer la performance en généralisation du classifieur ( $i$ ) correspondant :
- 7a. **POUR** toutes les  $S_{gen} \subset E_{gen}^{(i)}$ ,
- 7b. Évaluer la distance  $D_{min}$  minimum entre  $S_{gen}$  et les  $N_{comp}$  signatures de  $E_{comp}^{(i)}$
- 7c. Si  $D_{min} > \tau^{(i)}$  et  $S_{gen} \in \omega_1$ , **ALORS** une erreur de Type I
- 7d. Si  $D_{min} < \tau^{(i)}$  et  $S_{gen} \in \omega_2$ , **ALORS** une erreur de type II
- 7e. **SINON CONTINUER**
- 7f. **Fin POUR**
8. **FIN POUR**
9. Évaluer la performance globale du système, soit  $\varepsilon_t$ ,
10. **FIN POUR**
11. Évaluer la performance moyenne  $\bar{\varepsilon}_t$  et la dispersion  $\sigma_{\varepsilon_t}$ .
12. **FIN**