



HAL
open science

Une approche connexionniste pour l'identification et l'authentification de signatures manuscrites

Gilles Burel, Isabelle Pottier

► **To cite this version:**

Gilles Burel, Isabelle Pottier. Une approche connexionniste pour l'identification et l'authentification de signatures manuscrites. Conférence Nationale sur l'Écrit et le Document (CNED94), Jul 1994, Rouen, France. hal-03221762

HAL Id: hal-03221762

<https://hal.univ-brest.fr/hal-03221762v1>

Submitted on 19 Mar 2023

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

Copyright

Une approche connexionniste pour l'identification et la vérification de signatures manuscrites

Gilles BUREL & Isabelle POTTIER

Thomson CSF/LER, Av. Belle Fontaine, 35510 Cesson-Sévigné

tél : 99.25.42.00 fax : 99.25.43.34

Résumé – Thomson CSF/LER a développé un système automatique de vérification “off-line” de signatures manuscrites, en utilisant une approche connexionniste. La méthode combine du traitement d’images, consistant en l’extraction de paramètres significatifs, et une classification par un perceptron multicouches, qui prend ces paramètres en entrée.

Mots Clés – Réseaux de Neurones, Traitement d’images, Classification, Manuscrit, Signatures “off-line”.

1 Introduction

La reconnaissance de signatures manuscrites a été étudiée depuis plusieurs années, principalement du fait de ses applications potentielles en contrôle d’accès. On trouvera une bonne revue dans [PLAMONDON, 1989]. Les principaux travaux ont été réalisés dans le cadre de l’acquisition “on-line” (les mouvements du crayon sont connus, l’écriture se faisant par exemple sur une tablette graphique). Le cas de l’acquisition “off-line” a été moins étudié. Dans ce cas, la reconnaissance est effectuée à partir d’une image de la signature, sans information dynamique. Dans le cadre de cet article, nous présentons un système de reconnaissance “off-line”,

dont l’entrée est une image binaire contenant une signature numérisée.

Nous nous intéressons ici à deux types de problèmes : l’identification et la vérification. Dans une optique d’identification, le signataire appartient à un groupe connu a priori, et le problème consiste à déterminer la personne qui est à l’origine de la signature. Dans une optique de vérification, un signataire particulier est attendu, et le problème consiste à déterminer si la signature provient effectivement de ce signataire.

Les signatures considérées sont segmentées, et sont de trois types : français, anglo-saxon, et paraphe (fig 1).

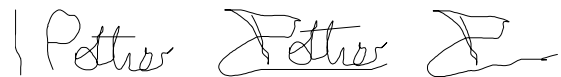


FIG. 1: Signatures de type anglo-saxon, français, et paraphe

Que ce soit pour l’identification ou la vérification, le procédé décrit dans cet article combine deux étapes : une extraction de paramètres discriminants suivie d’une classification par un système connexionniste.

L'intérêt des systèmes connexionnistes est la capacité à prendre en compte des paramètres hétérogènes et éventuellement partiellement redondants. Pour ce qui concerne l'extraction de paramètres, on cherche donc à obtenir un jeu de paramètres qui met en valeur différentes caractéristiques intrinsèques de l'écriture. Une vue d'ensemble de la méthode est représentée sur la figure 2, en utilisant l'environnement "Allegory" (produit Thomson CSF/LER : outil de développement d'applications de traitement d'images).

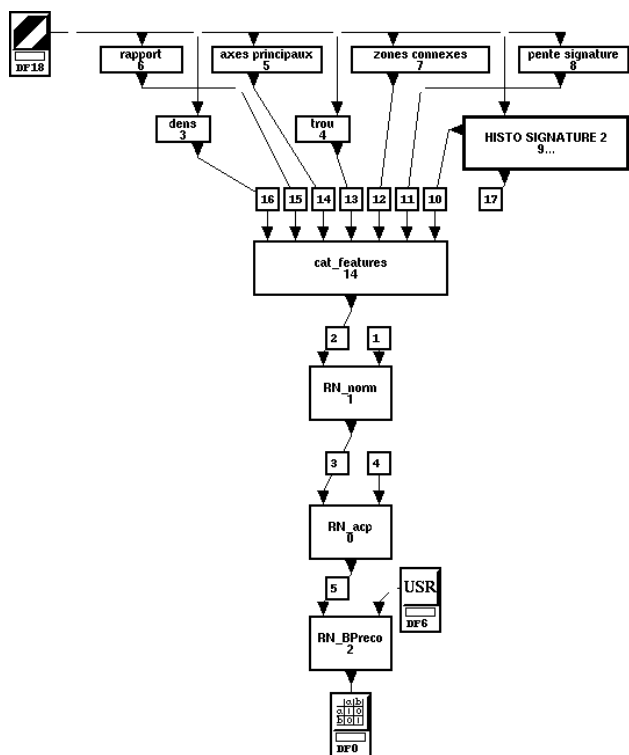


FIG. 2: Vue d'ensemble de la méthode (sous Allegory)

Dans le paragraphe suivant, le traitement d'images est décrit en tenant compte de caractéristiques intrinsèques de l'écriture manuscrite. Ensuite, le

réseau de neurones utilisé et les résultats expérimentaux (sur une base de données d'environ 50 signataires) sont détaillés. Le réseau de neurones proposé est comparé avec d'autres classifieurs tels que la pseudo-inverse, les k-plus-proches-voisins, et les k-means. L'influence du prétraitement est également mesurée.

2 Extraction de caractéristiques

Le traitement direct d'une image de signature par un réseau de neurones nécessiterait un apprentissage sur une énorme base de données afin de compenser la grande dimensionnalité de l'espace d'entrée. Aussi avons nous choisi d'extraire sur l'image des caractéristiques pertinentes pour décrire des signatures. Une telle approche permet de réduire la taille du réseau de neurones, et donc le nombre de coefficients à régler par apprentissage, ce qui autorise des bases d'apprentissage de taille plus faible. L'efficacité de ce type d'approche a déjà été validée sur un problème du même type : la reconnaissance de chiffres manuscrits [POTTIER, 1993].

Les caractéristiques suivantes sont calculées :

- Le rapport hauteur sur largeur de la signature (fig 3)
Le rapport hauteur sur largeur donne une information sur la forme globale de la signature.
- L'orientation de l'axe principal de la signature (fig 3)
L'axe principal correspond approximativement à la ligne de base du tracé. On mesure l'orientation de cette ligne de base par rapport à l'horizontale.
- L'élongation de la signature
L'élongation donne une information sur la forme globale de la signature (allongée ou compacte).

- L'inclinaison de l'écriture (fig 5)
L'inclinaison moyenne des lettres par rapport à la ligne de base (écriture verticale, inclinée à gauche, ou inclinée à droite), peut être une caractéristique intéressante lorsque la signature est lisible.
 - Le nombre de composantes
Cette caractéristique nous renseigne sur la continuité du tracé. On fournit en entrée du réseau de neurones le logarithme de ce nombre.
 - Les trous et cavités présents dans la signature (fig 4)
Les trous correspondent à des boucles fermées du tracé, et les cavités à des boucles quasi-fermées. Ces caractéristiques mesurent certaines habitudes d'écriture (tendance à faire des boucles, tendance à ouvrir les boucles dans une direction privilégiée, etc).
 - Les densités de points dans différentes zones (fig 6)
Ces caractéristiques fournissent des indications quant à l'occupation de l'espace par le tracé.
 - L'histogramme angulaire.
L'histogramme angulaire permet d'identifier les directions privilégiées du tracé. Le calcul passe par une approximation polygonale du tracé.
- Ces différents éléments sont concaténés dans un vecteur de 41 paramètres qui constitue l'entrée d'un classifieur connexionniste.

Le calcul de l'inclinaison de l'écriture (fig 5) se fait de la manière suivante. L'inclinaison cherchée peut être soit positive, soit négative, soit neutre (c'est-à-dire perpendiculaire au grand axe). On calcule donc 3 grandeurs :

- Le nombre de points de la signature symboliques d'une inclinaison positive : P_+
- Le nombre de points de la signature symboliques d'une inclinaison négative : P_-
- Le nombre de points de la signature symboliques d'une inclinaison neutre : P

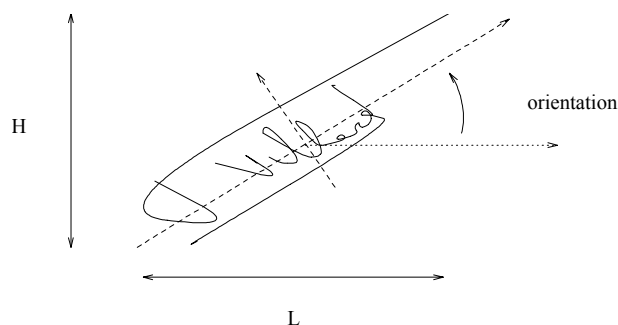


FIG. 3: Axes principaux

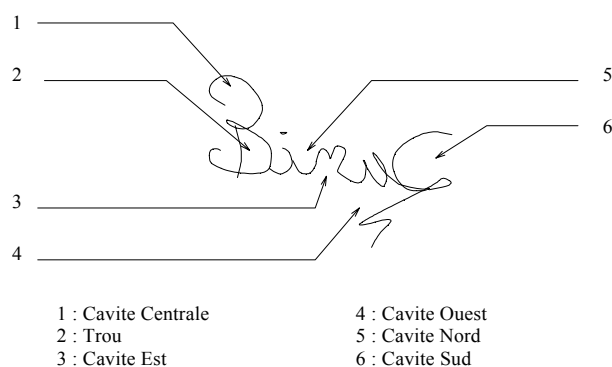


FIG. 4: Caractéristiques morphologiques

Le principe du calcul est le suivant :

Chaque point de la signature va constituer la référence pour la détermination de trois points A, B et C (fig 5). B s'obtient à partir des coordonnées du pixel de référence par une translation de vecteur $U (\sqrt{2} \sin \phi, -\sqrt{2} \cos \phi)$. C s'obtient à partir de B par une translation de vecteur $V (\sqrt{2} \cos \phi, \sqrt{2} \sin \phi)$ et A par une translation de vecteur $-V$. ϕ est l'orientation du grand axe par rapport à l'axe O_x .

Si le pixel le plus proche de A est un point de la signature, on incrémente P_+ .

Si le pixel le plus proche de B est un point de la signature, on incrémente P .

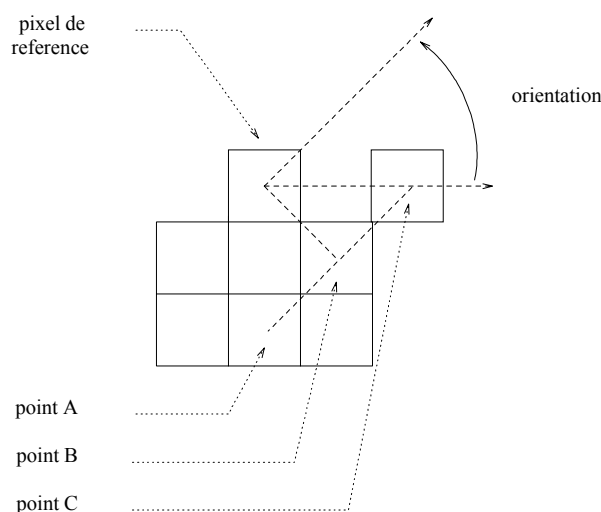


FIG. 5: *Inclinaison de l'écriture*

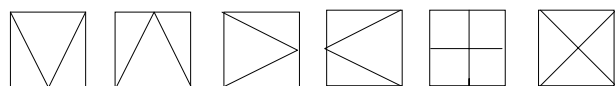


FIG. 6: *Densités de points dans différentes zones*

Si le pixel le plus proche de C est un point de la signature, on incrémente P_- .

Afin de normaliser les grandeurs trouvées, les deux paramètres calculés sont :

$$P_1 = \frac{P_+ - P}{|(P_+ - P)| + |(P_- - P)| + 1}$$

$$P_2 = \frac{P_- - P}{|(P_+ - P)| + |(P_- - P)| + 1}$$

3 Le réseau de neurones

Un classifieur connexionniste peut être vu comme une fonction non-linéaire dont l'entrée est constituée par le vecteur de paramètres, et dont la sortie fournit une indication de la classe associée à ce vecteur, ainsi qu'une mesure de confiance. Dans une optique d'identification, la classe sera le numéro de la personne reconnue comme étant à l'origine de la signature. Dans une optique de vérification, on aura deux classes possibles : signature vraie (c'est-à-dire provenant du signataire attendu) et signature fausse (c'est-à-dire provenant d'un faussaire).

La mise en œuvre d'un classifieur connexionniste suppose la réalisation d'un apprentissage préalable. L'apprentissage consiste à ajuster des coefficients internes du classifieur connexionniste de telle sorte que la fonction qu'il réalise soit optimisée sur un grand nombre d'exemples constituant une base d'apprentissage. Les performances sont ensuite évaluées sur des exemples n'ayant pas servi à l'apprentissage (ces exemples constituent ce qu'il est convenu d'appeler la base de test).

Nous fournissons des résultats expérimentaux obtenus sur une base de test contenant un grand nombre de signatures provenant de différents signataires. Le classifieur connexionniste utilisé est un perceptron multicouches. Ses performances sont comparées à celles d'autres classifieurs tels que les k-plus-proches-voisins, un algorithme de nuées dynamiques supervisées, et la méthode de la pseudo-inverse.

4 Identification

Pour traiter la tâche d'identification, on utilise un perceptron 2 couches, entièrement connecté. Le signataire est supposé appartenir à un groupe connu a priori. La sortie du réseau de neurones indique le numéro du signataire identifié. L'apprentissage est réalisée par une version améliorée de l'algorithme de rétropropagation du gradient [BUREL, 1991]. La base de données utilisée comprend 912 exemples provenant de 48 signataires (il y a donc environ 20 signatures par personne). Cette base de données a été séparée en deux : 480 exemples pour l'apprentissage et 432 pour le test, de telle sorte qu'un même signataire ne puisse se retrouver à la fois en apprentissage et en test.

On compare les classifieurs suivants :

2-couches	perceptron 2 couches
1-knn	plus-proche-voisin
3-knn	3-plus-proches-voisins
1-mean	un centroïde par classe
3-means	3 centroïdes par classe
p-inv	pseudo-inverse

De plus, on évalue l'influence d'une normalisation préalable du vecteur d'entrée en moyenne et en variance, suivie d'une analyse en composantes principales (ACP). Les taux d'identification correcte obtenus montrent l'intérêt d'un tel traitement (il permet de passer de 97.2% à 98.1% avec le perceptron multicouches).

Classifieur	Généralisation (brut)	Généralisation (ACP)
2-couches	97.2%	98.1%
p-inv	94.2%	94.2%
1-ppv	88.2%	96.3%
3-means	86.4%	97.0%
3-ppv	84.5%	95.1%
1-mean	80.6%	92.6%

Le perceptron multicouches se révèle être le meilleur classifieur : il fournit 97% de réponses correctes, contre 94% pour la pseudo-inverse, 88% pour le plus proche voisin, et 86% pour les k-means. La figure 7 (cas du vecteur d'entrée brut) montre que le taux d'erreur peut être fortement réduit si l'on accepte un rejet basé sur la confiance.

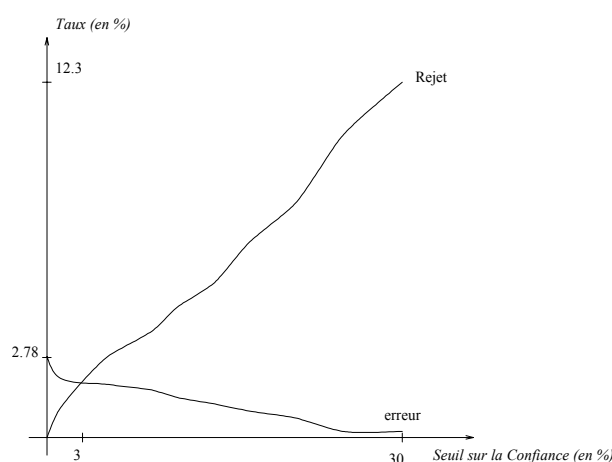


FIG. 7: Taux d'erreur et de rejet pour la tâche d'identification

Pour évaluer la robustesse de la méthode, on traite également des signatures mal segmentées (des blocs entiers de la signature sont manquants). La dégradation de performance est de seulement 0.5%, comme indiqué sur le tableau ci-dessous.

Segmentation	Taux de Généralisation
fine	97,2%
grossière	96,7%

Pour conclure, pour la tâche d'identification, on obtient un taux d'erreur de 2.8% sans rejet. Si l'on autorise un rejet de 10%, ce taux descend à 0.2%. De plus, l'approche est robuste par rapport à des

problèmes de segmentation.

5 Vérification

Dans le contexte de la vérification (authentification) de signatures, le problème consiste à décider si la signature traitée provient bien du signataire attendu ou non. On fait l'hypothèse suivante : le faussaire n'a pas de modèle de la signature authentique (ce qui est couramment le cas pour des chèques volés, par exemple). On utilise la même base de données que celle qui a été mentionnée dans le cadre de l'identification. Il y a un réseau pour chaque signataire. Pour l'apprentissage on utilise 10 exemplaires du signataire correspondant, et des exemplaires provenant d'autres signataires (contre-exemples).

La sortie du réseau de neurones indique si oui ou non la signature traitée provient du signataire attendu. On définit donc deux classes : "vraie signature" (provenant du signataire attendu) et "fausse signature" (provenant d'un faussaire).

Les tests sont réalisés sur des signatures n'ayant pas servi à l'apprentissage. On donne deux taux :

- Le TVR moyen (Taux de signatures Vraies Refusées) est donné par :

$$TVR_{moy} = \sum_i P(C_i)TVR_i$$

où $P(C_i)$ est la proportion de signatures du signataire i dans l'ensemble de test, et TVR_i est le TVR pour le signataire i .

- Le TFA moyen (Taux de signatures Fausses Acceptées) est donné par :

$$TFA_{moy} = \sum_i P(C_i)TFA_i$$

Le tableau ci-dessous indique ces taux pour 10 signataires différents.

signataire	TFA	TVR
0	1,1% (1/94)	14,3% (1/7)
1	0% (0/94)	0% (0/7)
2	0% (0/88)	0% (0/13)
3	1,4% (1/74)	0% (0/27)
4	0% (0/88)	0% (0/13)
5	4,4% (4/91)	0% (0/10)
6	3,2% (3/95)	0% (0/6)
7	0% (0/96)	0% (0/5)
8	0% (0/95)	0% (0/6)
9	0% (0/94)	0% (0/7)

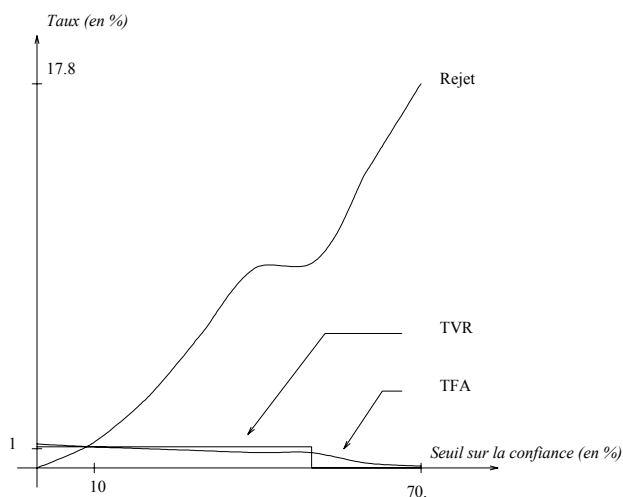
Le TFA moyen vaut 1%, et le TVR moyen vaut aussi 1%. De la même manière que pour l'identification, on peut réduire le taux d'erreur si l'on accepte un rejet. La figure 8 montre l'évolution des taux d'erreur et de rejet en fonction du seuil de décision sur la confiance.

Pour conclure, pour la tâche de vérification, on obtient un taux d'erreur de 1% quand il n'y a pas de rejet, et de 0.1% avec 17% de rejet.

6 Conclusion

Une approche pour l'identification et la vérification de signatures manuscrites a été proposée. Elle combine des techniques de traitement d'images et des techniques d'apprentissage sur réseau connexionniste. Le traitement d'images permet d'extraire des caractéristiques pertinentes, qui sont utilisées par le réseau de neurones pour identifier ou vérifier la signature.

L'intérêt de cette approche est sa capacité à fournir de bons résultats avec un ensemble d'apprentissage de petite taille (seulement 480 exemples pour l'identification). De plus, on a montré que le réseau



traitement d'images : des modèles théoriques aux applications industrielles", Thèse, Université de Brest, déc. 1991

FIG. 8: Taux d'erreur et de rejet pour la tâche de vérification

de neurones se révèle être le meilleur classifieur pour les caractéristiques choisies. Enfin, la mesure de confiance fournie par ce réseau peut être utilisée pour réduire le taux d'erreur, à condition d'accepter un rejet.

Bibliographie :

PLAMONDON R, LORETTE G, (1989), "Automatic signature verification and writer identification - the state of the art", Pattern Recognition, vol 22, n°2, pp 107-131, 1989

POTTIER I, BUREL G, (1993), "Evaluation of a neural system for handwritten digits recognition", Proceedings of JetPoste'93, Nantes, France, June 14-16th, 1993

BUREL G, (1991), "Réseaux de neurones en