



Traitement, Synthèse, Technologie et Applications

BIARRITZ - Mai 1984 -

RECONNAISSANCE AUTOMATIQUE D'IMAGES DE SIGNATURES MANUSCRITES - UN
NOUVEAU CRITERE DE DETERMINATION DE VARIABLES DISCRIMINANTES.
AUTOMATIC RECOGNITION OF HANDWRITTEN SIGNATURE IMAGES - A NEW CRITERIA
TO DETERMINE DISCRIMINANT VARIABLES.

J.P. BONNEFOY G. LORETTE

LABORATOIRE DE GENIE ELECTRIQUE DE CRETEIL (L.G.E.C.) UNIVERSITE PARIS 12

RESUME

Dans le but de développer un programme de reconnaissance automatique temps réel, d'images de signatures manuscrites, nous avons étudié un grand nombre de variables envisageables pour ce type d'images.

Afin d'optimiser la reconnaissance, nous avons mis au point un critère non statistique permettant de ne conserver pour un ensemble d'apprentissage donné que les "bonnes variables", c'est-à-dire les plus discriminantes au sens de ce critère.

La connaissance des "bonnes variables" permet au cours de la phase d'apprentissage de construire un arbre de décision adapté, au sens où l'on minimise la dimension de l'espace de représentation pour chaque interprétation.

Cet arbre peut être représenté par un ensemble de règles de production utilisées pour la reconnaissance.

Des taux de reconnaissance de l'ordre de 94 à 98 % ont été atteints pour des ensembles constitués de 15 signatures et 210 images par exemple.

Nous nous proposons de montrer :

- a - Comment ce critère a été élaboré,
- b - Comment il s'inscrit dans une méthode générale de reconnaissance de signatures manuscrites,
- c - Comment il représente le coeur d'un Système d'Apprentissage de Reconnaissance Automatique (SARA) qui peut être utilisé pour la reconnaissance d'autres types d'images, par exemple celles de mots manuscrits.

SUMMARY

In order to develop an automatic real-time handwritten signature recognition algorithm, we propose a new approach.

Firstly, an extensive set of all possible variables, i. e. all those that might be used in a recognition stage has been constituted. To choose the "best variables", that is to say the most discriminatory ones, a new non-statistical criterion has been proposed. This reduces and optimizes the dimension of the recognition space \mathbb{R}^n .

After an initial learning stage on a set of variables, an automatic selection process has been achieved and the retained variables have been used to build a recognition tree. This tree has been implemented in memory as a set of decision rules.

A recognition experiment has been carried out on a set of 210 handwritten signatures from 14 different people. This set has been divided into 2 subsets : a learning one consisting of 70 signatures (i. e. 5 for each person) and a recognition one consisting of 140 signatures (i. e. 10 for each person). A correct recognition rate of 94 to 98 per cent has been obtained.

In this paper, we propose an automatic selection process of "good variables" and the construction of a sequential recognition tree.

Both constitute the core of an automatic system of pattern learning and recognition referred to as SARA (Système d'Apprentissage et de Reconnaissance Automatique) which can be used for a large number of applications.

		x^1			x^j			
		x_1^1	\dots	x_k^1	\dots	x_k^j	\dots	$x_{N^j}^j$
ω_1	X1	0	1	0	1	0	0	
	X2	1	0	0	\dots	0	1	0
	X3	0	0	1	1	0	0	
				.		.		
				.		.		
ω_q	X_{i-1}	1	0	0	0	1	0	
	X_i	0	1	0	\dots	0	1	0
	X_{i+1}	0	0	1	1	0	0	
	X_{i+2}	1	0	0	1	0	0	

Tableau de Présence Absence

Pour chaque variable x^j on définit un tableau dit de Présence-Absence de la modalité x_k^j de la variable x^j dans la classe d'interprétation ω_q .

Soit ϵ_{qk}^j un élément du tableau.

$\epsilon_{qk}^j = 1$ si il existe un objet X_i , d'interprétation ω_q , qui pour la variable x^j , prend au moins une fois la modalité x_k^j ,

Sinon $\epsilon_{qk}^j = 0$

x^j	x_1^j	\dots	x_k^j	\dots	$x_{N^j}^j$
ω_1			.		
.			.		
.			.		
ω_q	\dots		ϵ_{qk}^j	\dots	
.			.		
ω_t			.		

On notera que le nombre d'objets disparaît dans ce tableau et que le codage n'est pas statistique.

Partition naturelle

Le cas idéal, non réaliste, est celui d'une variable x^j produisant une partition naturelle. Dans ce cas le tableau de Présence-Absence est nécessairement carré $\Rightarrow t = N^j$, et il peut se mettre sous la forme diagonale suivante correspondant à un codage disjonctif complet sur chaque classe d'interprétation :

x^j	x_1^j	x_2^j	x_3^j
ω_1	1	0	0
ω_2	0	1	0
ω_3	0	0	1

IV-FACTEUR DISCRIMINANT

Pour un ensemble d'apprentissage donné, existe-t-il une variable x^j produisant une partition naturelle ?

Certainement pas!

Alors, parmi un ensemble F de variables envisageables, utiliser à priori pour reconnaître une interprétation ω_q , combien de variables doit-on utiliser ? Lesquelles ? Et dans quel ordre ? (voir à ce propos (21)).

Pour l'ensemble d'apprentissage (ou pour un sous-ensemble) nous nous proposons d'associer à chaque variable envisageable x^j un facteur discriminant représentant notre critère et noté :

Ce critère d'origine non statistique permettra d'affecter à chaque interprétation ω_q une règle de production donnant une réponse à chacune des trois questions précédentes :

Si (proposition 1) et (proposition 2) alors ω_q

Chaque proposition représentant le nombre, le type et l'ordre des variables à utiliser.

Facteur discriminant δ^j associé à la variable x^j

Le facteur discriminant δ^j est déterminé à partir du tableau de Présence-Absence associé à la variable x^j .

On pose à priori que δ^j est de la forme :

$$\delta^j = K \cdot \frac{N^j}{M^j \cdot I^j} \quad \delta^j \in \mathbb{R}^+$$

a - N^j représente le nombre de modalités de la variable x^j ,

b - M^j est un critère d'étalement des classes d'interprétations dans le tableau de Présence-Absence.

M^j représente la moyenne du nombre d'interprétations rencontrées par modalités :

x^j	x_1^j	\dots	x_k^j	\dots	$x_{N^j}^j$
ω_1					
.					
ω_q					
.					
ω_t					

$$M^j = \frac{1}{N^j} \sum_{k=1}^{N^j} \sum_{q=1}^t \epsilon_{qk}^j$$

c - I^j est un coefficient de pénalisation représenté par la somme, dans le tableau de Présence-Absence, sur les classes d'interprétations du nombre de combinaisons prises deux à deux des nombres de modalités présentes :

x^j	x_1^j	\dots	x_k^j	\dots	$x_{N^j}^j$
ω_1					
.					
ω_q					
.					
ω_t					

$$I^j = \sum_{q=1}^t C_{n_k}^2$$



$$I^j = \sum_{q=1}^t \frac{n_k (n_k - 1)}{2} \text{ où } n_q = \sum_{k=1}^{N^j} \mathcal{E}_{qk}^j$$

d - K est un coefficient de normalisation que nous déterminons de la façon suivante :

1 - cas particulier d'une variable favorable à priori :

x^j est dite "favorable à priori" si $N^j = t$ c'est-à-dire si le nombre de modalités est égal au nombre de classes d'interprétations, le tableau de Présence-Absence étant carré.

Alors si $\forall q, k \mathcal{E}_{qk}^j = 1$, x^j n'apporte aucune information sur la discrimination des classes d'interprétations.

x^j	x_k^j
ω_q	1

Dans ce cas on pose à priori $\delta_F^j = 1$

On en déduit la valeur de K

$$K = \frac{(N^j)^2 \cdot (N^j - 1)}{2}$$

d'où dans le cas particulier d'une variable favorable à priori :

$$\delta_F^j = \frac{(N^j)^3 \cdot (N^j - 1)}{2 M^j \cdot I^j}$$

2 - Cas général d'une variable non favorable à priori :

Il s'agit du cas réaliste où $t > N^j$

Il se peut que $\delta^j \rightarrow \infty$ alors que la discrimination ne peut être naturelle. On apporte alors un facteur de pénalisation $p > 0$ pour $t > N^j$ mais tel que $p = 0$ si $t = N^j$ dans le cas favorable à priori.

Soit $p = 1 - \frac{N^j}{t}$ par exemple .

$$\delta^j = \frac{(N^j)^3 \cdot (N^j - 1)}{2 M^j \cdot I^j + p} \quad \delta^j \in \mathbb{R}^+$$

V - REGLES DE PRODUCTION ASSOCIEES A CHAQUE INTERPRETATION

Si $T = \{ (X_i, \omega_q) \}$ représente l'ensemble d'apprentissage on note $T_{n,f}$ et $\Omega_{n,f}$ les sous-ensembles de T et de Ω résultant de la partition obtenue par une variable x^j .

On construit ainsi un arbre de décisionnaire représentant l'ensemble des règles de production pour tout interprétation.

Sauf pour la racine, identique à T, les noeuds sont des sous-ensembles $T_{n,f}$ (où n est le niveau de l'arbre et f le numéro d'ordre) résultant de la partition due à la variable x^j la plus discriminante, au sens de notre critère représenté par la valeur prise par le facteur discriminant δ^j . A chaque noeud on associe la variable discriminante x^j et l'arbre est étiqueté par les différentes modalités de la variable. Si $\text{Card} \{ \Omega_{n,f} \} = 1$ le noeud est une feuille du type ω_q .

Algorithme de détermination de l'arbre de décision

Génération de l'arbre: début $T_1, 1 \equiv T$
 TANT QUE : $\forall n, f \exists T_{n,f} : \text{Card} = \{ \Omega_{n,f} \} > 1$
 FAIRE : pour $T_{n,f}$ et l'ensemble des variables, ascendantes exclues, calculer δ^j

soit x^k associée au $\text{Sup} \{ \delta^1, \dots, \delta^j, \dots, \delta^n \}$
 déterminer la partition de T_n, f due à x^k soit $T_{n+1, 1}, T_{n+1, 2}, \dots, T_{n+1, N^k}$
 et exclure x^k pour toute descendance.

Fin de génération de l'arbre

On obtient ainsi un arbre de décision adapté fig. 2 qui permet de définir, pour chaque interprétation, une suite de règles de production.

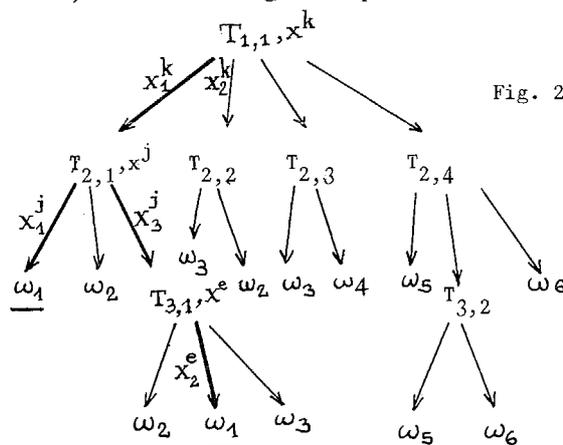


Fig. 2

Exemple de règle de production pour l'interprétation ω_1 :

Si $(x^k = x_1^k \text{ et } x^j = x_1^j)$
 ou
 $(x^k = x_1^k \text{ et } x^j = x_3^j \text{ et } x^e = x_2^e)$

Alors ω_1

Application à la reconnaissance automatique d'images de signatures

Le tableau suivant donne les résultats obtenus pour une reconnaissance effectuée soit 10' soit 10 mois après la constitution de l'ensemble d'apprentissage.

T_1 = ensemble d'apprentissage constitué depuis 10'

T_2 = ensemble d'apprentissage constitué depuis 10 mois

	T_1	T_2
Ensemble d'apprentissage	Nombre d'objets	140
	Nombre de signataires	14
	Nombre d'objets/signataires	10
Ensemble à reconnaître	Nombre d'objets	70
	Nombre de signataires	14
	Nombre d'objets/signataires	5
Taux de reconnaissance	100 %	94 %

Dans le cas de T_2 , un objet est rejeté et 4 sont mal placés. Mais nous proposerons une méthode permettant d'éviter la mauvaise affectation des objets (SARA).

VI - COMPARAISON AVEC D'AUTRES APPROCHES

L'approche globale (16) est le cas classique de la caractérisation d'un objet X_i par un vecteur

RECONNAISSANCE AUTOMATIQUE D'IMAGES DE SIGNATURES MANUSCRITES - Un nouveau critère de détermination de variables discriminantes.
 AUTOMATIC RECOGNITION OF HANDWRITTEN SIGNATURE IMAGES - A new criteria to determine discriminant variables.
 J.P. BONNEFOY G. LORETTE

dans un espace de dimension n. On définit, par exemple, un coefficient de corrélation ρ_{xy} entre l'objet inconnu X et un objet Y appartenant à une bibliothèque de modèles. Cette approche utilise toutes les variables envisageables possibles y compris celle qui pour un objet ou un groupe d'objets donnés n'apportent pas ou peu de discrimination.

L'approche théorie des questionnaires introduit la notion de processus séquentiel d'interrogation représentable par une arborescence analogue à celle que nous utilisons (17) mais les critères d'élaboration des questions nécessitent la définition d'espace de probabilité et de tableaux de contingence.

Des approches de classification ou de segmentation séquentielle non paramétrique (18, 19) utilisent des critères de coût de risque et plus généralement une approche du type Bayésienne de la discrimination qui ne peut être comparée à notre critère non statistique même si le problème du choix des bonnes variables et de leur ordre d'utilisation est posé.

L'approche analyse discriminante (20) a pour but la séparation en classes par des hyper plans dans un espace de dimension n fixé où l'on manipule la totalité du vecteur représentatif de l'objet inconnu et où on utilise par exemple des critères de maximalisation (ou minimisation) de variance inter classes (ou intra classes).

Il existe d'autres domaines où le problème du choix des bonnes variables est posé, ou sous-jacent : Théorie des Nuées Dynamiques (22), Théorie de la Décision (23) mais le critère de choix retenu a une origine statistique ou dépend de l'art de l'expérimentateur.

Dans notre méthode le critère de choix des bonnes variables est non statistique au sens où le nombre d'objets de modalité donné disparaît dans le codage du tableau Présence-Absence.

De plus l'espace de représentation que nous utilisons possède une dimension que l'on minimise pour chaque interprétation.

Ainsi, si A et B sont deux ensembles d'objets de représentations O et X, l'action d'une variable x^k peut donner la partition évoquée sur la figure 3 (pour un espace de dimension = 1).

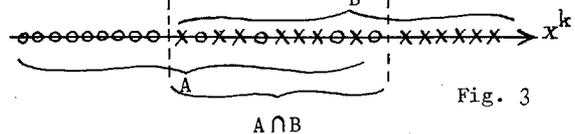


Fig. 3

Dans ce cas il est possible de se prononcer pour tout élément de A et B sauf pour ceux $\in A \cap B$. On augmente alors la dimension de l'espace seulement pour le sous ensemble $A \cap B$, soit un espace de représentation de dimension 2, fig. 4 où la partition naturelle apparaît.

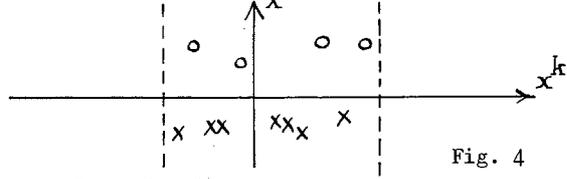


Fig. 4

Etant donné que :
 $Card \{ A \cap B \} < Card \{ A \} + Card \{ B \}$
 il existe toujours un petit nombre de variables conduisant, pour un ensemble d'apprentissage réaliste, à une partition naturelle.

VII - SARA - UN SYSTEME D'APPRENTISSAGE ET DE RECONNAISSANCE AUTOMATIQUE

Le but de SARA est de reconnaître des objets (par exemple des images de signatures manuscrites) et de proposer une interprétation, telle qu'un nom ou un groupe de noms (par exemple : "la signature proposée est celle de M. DUPONT et le signataire est bien M. DUPONT").

SARA fonctionne en deux phases :

1 - Phase d'apprentissage avec professeur

Un certain nombre de couples (objet, interprétation ; X_i, ω_q) sont proposés à SARA et constituent l'ensemble d'apprentissage :

$$T = \{ (X_i, \omega_q) \}$$

A l'aide du critère facteur discriminant δ^j associé à chaque variable envisageable x^j , un ensemble de règles de production est déterminé pour chaque $\omega_q \in \Omega$.

De plus, un ensemble de descripteurs détermine pour chaque classe d'interprétation ω_q , n descriptions standards des objets X_i d'interprétation ω_q .

Par exemple :

Un opérateur binaire de description par domaines, un opérateur par classement de distance, une description par phase cumulée (14), un ensemble de règles de production associées aux graphes temporels des signatures. Ces règles étant déterminées de manière analogue à celles provenant du graphe géométrique de type nodal.

A la fin de la phase d'apprentissage, SARA dispose :

- 1 - d'un ensemble de règles de production permettant de proposer rapidement une interprétation pour l'objet considéré,
- 2 - d'un ensemble de descripteurs capables de vérifier si l'interprétation proposée correspond à la description standard présente en mémoire machine.

Dans le cas particulier de signatures manuscrites, l'un de ces descripteurs authentifie ou non la signature, en utilisant des règles de production provenant d'un apprentissage sur des variables dynamiques et des graphes temporels standard.

2 - Phase de reconnaissance

SARA utilise ses règles de production et ses descripteurs pour reconnaître les objets proposés. Dans le cas d'un objet dont l'interprétation n'appartient pas à l'ensemble d'apprentissage de départ ou dans le cas d'une mauvaise interprétation, détectée par un professeur extérieur, SARA remet en cause ses règles de production et à jour ses descripteurs qui sont alors régénérés au besoin et adaptés à tout moment.

Il s'agit d'une phase de reconnaissance et d'apprentissage permanent avec professeur.

VIII - APPLICATION A LA RECONNAISSANCE DE MOTS MANUSCRITS

Nous proposons d'appliquer à un ensemble d'apprentissage constitué de mots mono ou multiscripteurs la détermination de règles de production et de descripteurs en utilisant le facteur discriminant δ^j

Contrairement au cas des signatures ou deux informations sont essentielles (signatures et signataires), le cas des mots manuscrits nous semble plus simple puisque ne nécessitant que l'interprétation du mot et non l'identification du scripteur.

De ce fait SARA peut, a priori,



être transposée sans grande modification, pour la reconnaissance de ces mots, à partir du moment où la représentation machine des objets résulte par exemple, d'un balayage du champ de l'image et non d'une description temporelle des coordonnées du graphe représentant le mot considéré.

IX - CONCLUSION

Afin de reconnaître des images de signatures manuscrites, nous avons étudié un nombre important de variables envisageables. Devant la grande quantité d'informations à traiter, nous avons été amené à créer un critère permettant de choisir les plus discriminantes.

Ce critère a permis de développer une méthode de reconnaissance séquentielle adaptée qui donne de bons résultats mais qui est aussi le point de départ d'un Système d'Apprentissage et de Reconnaissance Automatique (SARA).

Nous envisageons à l'heure actuelle une généralisation consistant à utiliser SARA pour reconnaître différents types d'objets.

BIBLIOGRAPHIE

- (1) N.M. HERBST, C.W. LIU
Automatic Signature Verification Based on Accelerometry I.B.M. J. Res Develop.
May 1977 (p. 245-253)
- (2) C.N. LIU, N.M. HERBST, N.J. ANTHONY
Automatic Signature Verification : Systeme Description and Field Test Results
I.E.E.E. Trans on Syst. Man Cybern VOLSMC9
N° 1 - Jan. 79
- (3) R.N. NAGEL, A. ROSENFELD
Steps Toward Handwritten Signature Verification
Proceedings of the 1st International Joint Conference on Pattern Recognition 1973 p. 59-66
- (4) R.N. NAGEL, A. ROSENFELD
Computer Detection of Freehand Forgeries
I.E.E.E. Trans. on Computers - Vol. C-26 N° 9
Sept. 1977 (p. 295-905)
- (5) W.F. NEMCEK, W.C. LIN
Experimental Investigation of Automatic Signature Verification
I.E.E.E. Trans. on Syst. Man Cybern. Jan 1974
(p. 121-126)
- (6) A. ROSENFELD, A.C. KAK
An exemple : Handwritten Signature Verification
Digital Picture Processing -Academic Press 1976
(p. 442-447)
- (7) C. STRANGIO
Numerical Comparaison of Similarly Structured data perturbed by random Variations, as found in Handwritten Signatures
M.I.T. Dept. of Electrical Engineering and Computer Science p. 1-53
- (8) T. SAKAI, T. KANDE, Y. ARIKI
Multi Feature Display of on line Signature by color TV display - Proceedings of the 2nd International Joint Conference of Pattern Recognition 1974 (p. 303-304)
- (9) M. YASUMARA, M. OKA
Signature Verification Experiment Based on Non-linear Time Alignment : A feasibility Study
I.E.E.E. Trans. on Syst. Man Cybern. March 1977
(p. 212-215)
- (10) B. IBRAHIM, B. LEVRAT
Improved Security Through on line Signature Recognition Euro- IFIP - 1979 (pp. 191-198) North Holland Co
- (11) G. LORETTE, J.P. REQUIER, M. GAUDAIRE
Etude expérimentale pour la caractérisation de signatures manuscrites - 2è Congrès AFCET INRIA R.F et Intelligence Artificielle (1978)
Tome III p. 290-297
- (12) J.P. REQUIER, G. LORETTE
Reconnaissance de signatures manuscrites - 2è Congrès AFCET IRIA 1979
Tome III p. 298-307
- (13) J.P. BONNEFOY, P. JOUNET, G. LORETTE, M. GAUDAIRE
Reconnaissance automatique, en temps réel, de signatures manuscrites - 3è Congrès AFCET R.F et Intelligence Artificielle - Sept 1981 p. 267-275
- (14) G. LORETTE
Méthodes de traitements automatiques d'images de points et de lignes en Reconnaissance de Formes. Thèse d'Etat Université Paris Val de Marne 1983
- (15) J.G. SIMON, E. BACKER AND J. SALANTIN
A Structural Approach of Pattern Recognition Signal Processing Vol 1 N° 1 1980
- (16) G. LELEUX, E. DIDAY
L'ANALYSE DES DONNEES
Bulletin de liaison de la Recherche en Informatique et Automatique N° 62 1980
- (17) C.F. PICARD
Graphes et Questionnaires Tomes I et II
GAUTHIER VILLARD 1972
- (18) G. LELEUX, Y. LECHEVALLIER
Méthodes de segmentation non paramétriques
Revue de Statistique Appliquée Vol. 30 N° 4 1982
- (19) G. CHARPENTIER
Etude de méthodes séquentielles non paramétriques en reconnaissance de formes - Thèse 3è cycle UTC 1982
- (20) J.M. ROMEDER
Méthodes et programmes d'analyse discriminante
DUNOD 1973
- (21) KING-SUN FU and A. ROSENFELD
Pattern recognition and Image Processing
I.E.E.E. C-25 N° 12 déc. 1976
- (22) F. CAILLEZ, J.P. PAGES
Introduction à l'analyse des données
Société de Mathématiques Appliquées et de Sciences Humaines 1976
- (23) P.A. DEVIJVER
Statistical Methods of Pattern Recognition
Philips Research Laboratory Bruxelles INSA LYON 1979