

L'écrit et le document

Reconnaissance en ligne de lettres manuscrites cursives par chaînes de Markov cachées

On-line Cursive Handwritten Character Recognition Using Hidden Markov Models

par E. ANQUETIL et G. LORETTE

*Irisa, Université de Rennes I
Campus de Beaulieu
35042 Rennes Cedex*

Résumé

Cet article présente un système de reconnaissance en ligne de lettres cursives isolées qui s'appuie sur une modélisation structurée et logique des lettres (amorce, corps, ligature,...) par l'intermédiaire de modèles de Markov cachés. Après différents prétraitements spécifiques, on opère une segmentation dynamique des lettres en primitives locales représentatives de la trajectoire de la pointe du stylet (aspect gestuel), associées à des primitives de nature plus globale représentatives de la géométrie du tracé (aspect visuel). Une phase d'apprentissage est ensuite réalisée sur chaque modèle associé à chaque type de lettre. Lors de la reconnaissance, le système va estimer les probabilités de génération de la lettre à reconnaître pour chaque modèle. On effectue ainsi une classification basée sur un critère de ressemblance.

Mots clés : Ecriture cursive, Modèles de Markov cachés, Reconnaissance en ligne de lettres isolées, Interface Homme-Machine.

Abstract

In this paper, we present an on-line handwritten character recognition system which is based on structured and logical modeling of handwriting using Hidden Markov Models. After some specific preprocessing, we extract two different classes of primitives which represent the two main aspects of handwriting : the dynamic aspect for the notion of trajectory of the pen tip and the static aspect for the notion of global geometry of the letter. We make an initial training to adjust the probabilities of each Hidden Markov Model. Then, the recognition system computes the probabilities of generation by each model of the letter to be interpreted. This performs a clustering process based on similarity.

Key words : *On-line cursive handwritten character recognition, Hidden Markov models, Man-machine interface.*

1. Introduction

La reconnaissance d'écriture manuscrite est aujourd'hui en plein essor et les domaines d'application ne cessent de se multiplier (bloc-notes électronique, ordinateur sans clavier, multimédia, EAO,...). En effet, actuellement un stylet électronique est totalement assimilable à l'utilisation d'un stylo. A l'aide de ce nouveau dispositif, l'utilisateur peut allier à l'écriture (mode de communication qu'il maîtrise totalement) différentes opérations qui lui sont tout aussi naturelles; on peut citer par exemple, les opérations de pointage ou encore l'entrée de commandes simples par l'intermédiaire de symboles manuscrits, telles que les commandes d'édition (suppression, insertion,...). Ce nouveau mode de

communication fournit alors à l'utilisateur, même novice, un environnement de dialogue cohérent, ergonomique et intuitif.

Dans un cadre plus général, il apparaît aujourd'hui de plus en plus important, notamment si l'on se réfère aux dernières études effectuées dans le domaine du multimédia et de l'EAO, de construire des interfaces qui offrent une communication multimodale et naturelle. Ceci afin, d'une part, de permettre une complémentarité des différents supports utilisés et d'autre part, d'intégrer la possibilité d'une redondance de l'information au travers de ses différents supports, redondance qui tient un rôle important dans la communication naturelle. Cette étude s'est inscrite dans le cadre du projet TAPAGE [11] (aide à l'édition de Tableaux par la PARole et le GEste) du PRC communication Homme-Machine Interfaces multimodales. L'objectif de ce projet était de développer un

système d'aide à l'édition de documents scientifiques permettant l'entrée de données numériques par la parole, de tableaux par le geste graphique et de données textuelles par l'écriture.

Le système développé, décrit dans cet article, est un système de reconnaissance *en-ligne, omni-scripteurs, de lettres minuscules cursives isolées*. La stratégie mise en oeuvre pour la reconnaissance repose sur l'utilisation de *chaînes de Markov cachées* qui ont déjà été employées avec succès en reconnaissance de la parole et dont on trouvera une présentation générale dans [18][26][24][25][16].

L'un des objectifs majeurs dans la conception de ce système de reconnaissance est de maîtriser au maximum l'ensemble de ses processus de façon à se rapprocher des concepts naturels intervenant dans la *lecture d'écriture cursive*. C'est la raison pour laquelle, les primitives extraites ont été choisies de manière à être pertinentes et à modéliser à la fois les aspects, *statique et dynamique* de l'écriture : les primitives 'locales' seront représentatives de la trajectoire de la pointe du stylet (aspect gestuel), alors que les primitives 'globales' seront représentatives de la géométrie du tracé (aspect visuel).

Nous reviendrons, dans la suite de cet article, plus en détail sur les caractéristiques des modèles employés, après avoir présenté de manière générale le système développé. Nous décrirons ensuite les primitives ainsi que les prétraitements utilisés. Nous développerons, enfin, les phases d'apprentissage et de reconnaissance avant d'indiquer les résultats obtenus.

2. Contexte du système développé

Durant les vingt cinq dernières années, la reconnaissance d'écriture a fait l'objet de recherches actives qui ont donné lieu à de nombreuses publications. Plusieurs auteurs ont rédigé des synthèses de ces travaux [27][29][20]. On a ainsi peu à peu dégagé une classification des différentes approches possibles pour la reconnaissance d'écriture cursive.

On peut distinguer deux grandes classes de systèmes selon les applications envisagées : les systèmes qualifiés de *hors-ligne* ou *statique*, destinés notamment à des applications bancaires ou postales et les systèmes qualifiés de *en-ligne* ou *dynamique*, plutôt destinés à la conception de bloc-notes électroniques, d'ordinateurs sans clavier ou encore d'interfaces multimodales. Le système développé entre dans cette seconde catégorie. Il est important de bien distinguer la différence des sources d'information dont on dispose en entrée pour ces deux approches. En effet, la reconnaissance d'écriture *en-ligne* correspond à une approche type "signal". L'échantillonnage de l'écriture s'effectue au moyen d'un stylet et d'une tablette d'acquisition numérique (encre électronique); on récupère alors en entrée du système une suite de coordonnées de points, ordonnée dans le temps, plus ou moins bruitée, décrivant la trajectoire de la pointe du stylet. La reconnaissance *hors-ligne*

s'apparente, quant à elle, à une approche type "image 2-D". L'image provient de la numérisation du document à reconnaître; il faut alors isoler l'écriture du contexte environnant, ce qui se traduit souvent par une succession d'opérations délicates : analyse de contours, squelettisation,... [22].

Les différents styles d'écriture peuvent aussi faire l'objet d'une classification. En effet, si l'on regarde la classification communément admise, effectuée par Tappert [28], on peut considérer différents types d'écriture cursive qui s'échelonnent en difficulté depuis l'écriture bâton dans des cases prédéfinies jusqu'à l'écriture cursive mixte qui est composée d'un mélange de lettres connectées et de lettres non connectées à l'intérieur d'un même mot.

Le système développé reconnaît des lettres minuscules cursives isolées. Ce qui signifie que les lettres peuvent soit être écrites isolément sans aucune contrainte, soit provenir de la segmentation de mots cursifs en lettres pour tenir compte des ligatures inter-lettres. La diversité des *allographes*, variantes d'aspect morphologique de chacune des lettres, ainsi reconnus, permettra à long terme l'intégration de ce système dans un cadre plus général de reconnaissance de mots cursifs.

Il est important de remarquer que les modèles de Markov cachés (MMC) qui ont été employés avec succès en reconnaissance de la parole, font l'objet aujourd'hui de recherches intéressantes dans le domaine de la reconnaissance d'écriture *en-ligne* [14] [4] [5] et *hors-ligne* [9] [17] [13]. Il faut cependant noter que l'une des principales difficultés rencontrée dans l'utilisation des MMC en écriture, concerne la définition d'une topologie des modèles utilisés qui soit adaptée aux problèmes spécifiques de l'écriture. Dans la plupart des approches mentionnées, les MMC utilisés sont des modèles de type gauche-droite construits à partir d'un seul et unique type de modèle de base (ex : modèles à 3 ou 5 états). Ces choix, définis de manière relativement empirique, sont difficilement justifiables. Un inconvénient majeur de ce type de modélisation est qu'en cas d'erreur de reconnaissance, il n'est pas possible de localiser précisément son origine.

L'une des originalités du système que nous proposons est d'obtenir une *modélisation physique* du tracé des lettres sous forme de MMC. Cette modélisation est faite de manière structurée et logique pour chaque lettre (amorces, corps, ligature, ...). On obtient ainsi des modèles *explicatifs* des différentes façons d'écrire une même lettre.

En effet, cette modélisation structurée et logique des lettres, fournit des explications sur les raisons ayant conduit à une bonne ou une mauvaise reconnaissance. Il est alors possible d'optimiser efficacement le système, connaissant exactement les chemins empruntés lors de cette reconnaissance et donc les structures, les primitives, et le type d'allographe reconnu... Toutefois, la difficulté rencontrée dans cette approche réside dans la construction des modèles. Une méthode qui permet d'automatiser l'apprentissage de la structure et des paramètres de ces modèles est proposée.

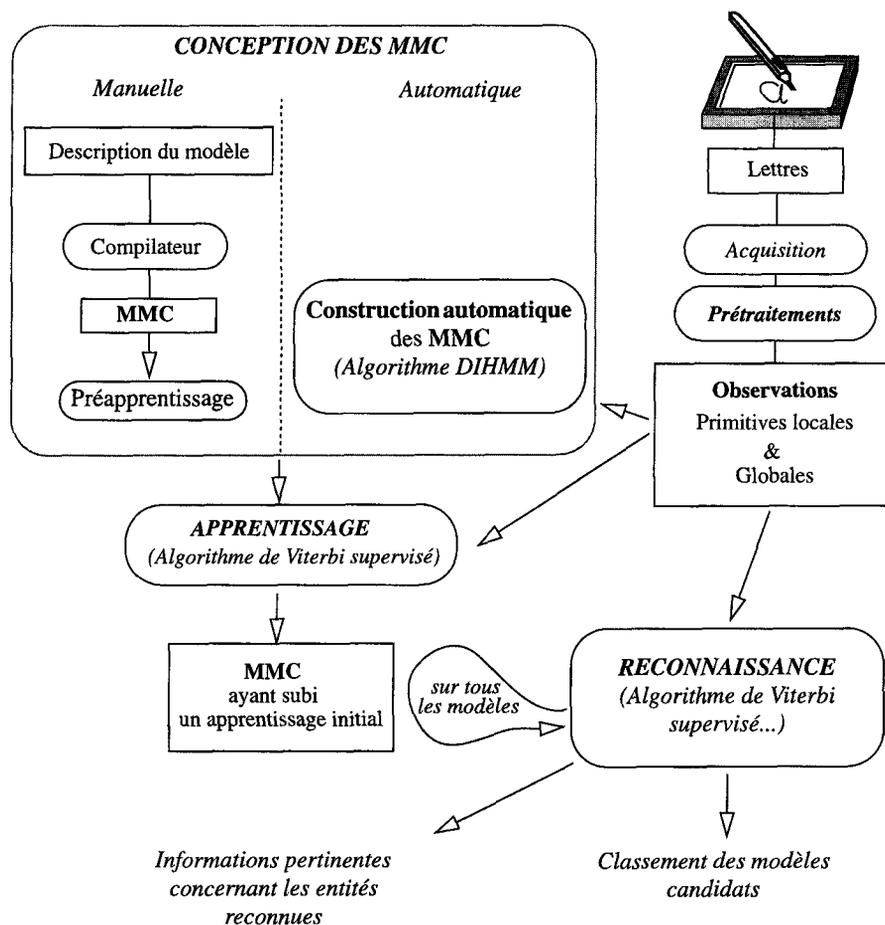


Figure 1. – Organisation du système de reconnaissance.

3. Description générale du système développé

Avant de rentrer plus en détail dans les différentes parties du système développé, nous allons décrire brièvement son organisation générale. On peut décomposer ce système en plusieurs phases distinctes [figure 1].

Nous effectuons, dans un premier temps, une description structurelle et sémantique de chaque modèle correspondant à chaque type de lettre à modéliser. Cette description est alors traduite par un compilateur en MMC exploitables directement par le système. Nos dernières études ont permis plus récemment d'automatiser cette phase de conception structurelle des MMC. La méthodologie employée ainsi que les premiers résultats obtenus seront détaillés dans cet article. Chacun des modèles subit ensuite un apprentissage afin d'évaluer l'ensemble de ses probabilités.

Des primitives de base locales et globales sont extraites des signaux provenant de l'acquisition numérique de chaque lettre sur une tablette graphique. Ce sont ces primitives qui seront

directement exploitées aussi bien lors de l'apprentissage que lors de la reconnaissance.

Après la réalisation de ces processus débute la phase de reconnaissance proprement dite. Elle s'appuie sur des critères de ressemblance par rapport aux modèles établis précédemment et aboutit à un classement des modèles candidats. Nous allons revenir plus en détail, dans la suite de cet article, sur les différents processus engagés dans le système de reconnaissance.

4. Primitives et prétraitements

On distingue deux aspects fondamentaux dans l'écriture cursive [20] : le *signifiant* caractérisant l'auteur et le *signifié* caractérisant la symbolique, le contenu sémantique de l'écriture. Pour cette raison, malgré la grande diversité des *allographes*, il existe des formes de base que l'on retrouve dans chacun d'eux. Ce sont les formes de référence qui ont été apprises à l'école élémentaire et c'est en se référant à ces formes de base qu'un être humain pourra lire une écriture alors qu'il ne l'a jamais rencontrée auparavant. Le

problème à résoudre est alors de caractériser le signifié (et donc ces formes de base) de manière robuste et synthétique tout en gardant la pertinence de l'information et ceci indépendamment du signifiant qui est l'une des causes de la très grande variabilité de l'écriture. On peut noter que des travaux sont actuellement menés [10] pour essayer de caractériser les différents styles d'écriture afin d'aider l'extraction du signifié.

De nombreuses études ont été conduites sur la modélisation de l'écriture à travers des modèles biomécaniques [23] permettant l'extraction d'une segmentation cohérente. On peut citer le modèle de Hollerbach [15] qui approxime la formation de l'écriture à partir d'un couple d'oscillations dans les directions horizontale et verticale associé à une vitesse horizontale constante orientée vers la droite pour l'écriture occidentale. On s'est inspiré de cette théorie oscillatoire pour modéliser la dynamique de l'écriture [5]. De plus, dans le cadre d'une reconnaissance de lettres cursives sans aucun contexte, dite reconnaissance aveugle, il est particulièrement important d'extraire les informations pertinentes et robustes qui sont en correspondance avec ces formes de base puisque ce sont les seules informations dont pourra disposer le système de reconnaissance. C'est la raison pour laquelle, nous avons choisi d'utiliser deux classes de primitives : les primitives *locales* et les primitives *globales*, afin de synthétiser l'information de manière robuste tout en gardant sa pertinence et afin d'avoir une représentation de l'écriture sémantiquement maîtrisable (amorce, ligature, hampe,...).

4.1. LES PRIMITIVES LOCALES

Les primitives locales extraites et leurs orientations (pics, boucles, bosses, levés de crayon) vont modéliser l'aspect *dynamique* de l'écriture; elles seront donc représentatives de la trajectoire de la pointe du stylet [figure 2].

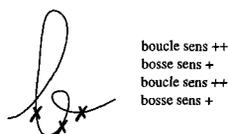


Figure 2. – Segmentation en primitives locales.

On pourra se référer à l'annexe pour la typologie des caractéristiques des primitives locales utilisées. L'extraction de ces primitives sur un signal discret, plus ou moins bruité, n'est pas une chose facile. En effet, une étude approfondie a dû être menée pour détecter de manière robuste les points singuliers tels que les points de rebroussement, les points d'inflexion ou encore les points d'intersection, qui sont nécessaires à l'extraction des primitives locales. Plusieurs méthodes d'extraction de ces points singuliers, basées sur des principes différents, ont été étudiées et testées, notamment une détection 'géométrique' de ceux-ci à partir d'une modélisation de l'écriture sous forme d'arcs de cercle [6].

4.2. LES PRIMITIVES GLOBALES

Les primitives globales vont, quant à elles, refléter l'aspect *géométrique* du tracé, au travers des positions du centre de gravité de chaque lettre, des proportions du rectangle englobant et des positions relatives du début et de la fin du tracé par rapport au rectangle englobant [figure 3]. Enfin, le rectangle englobant renseigne tout naturellement sur les proportions de la lettre.

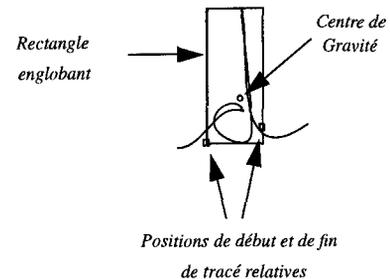


Figure 3. – Aspect géométrique de la lettre.

Ces primitives globales ont été choisies de manière précise. En effet, chacune d'elles va caractériser un aspect géométrique important de la lettre. Ainsi il est très difficile, dans le cadre de la reconnaissance de lettres isolées, de localiser le corps d'une lettre; or, les positions relatives de début et de fin de tracé donnent indirectement des informations concernant la position du corps de la lettre et, par là même, renseignent sur les éventuels dépassements de corps [figure 4]. Le centre de gravité, quant à lui, informe sur les positions relatives des zones fermées (ou contenant des boucles).

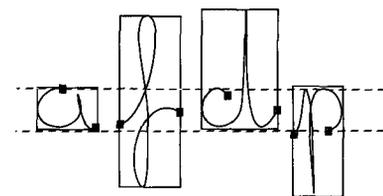


Figure 4. – Positions relatives du début et de la fin du tracé.

4.3. LES PRÉTRAITEMENTS

Afin de ne pas dénaturer le tracé initial, les prétraitements seront adaptés au type de primitives que l'on va extraire. L'objectif est de minimiser au maximum la portée de chacun de ces prétraitements.

Pour les primitives *locales*, la technique d'extraction employée pour tester le prototype développé nécessite un prétraitement qui se décompose en deux phases : un lissage et un filtrage.

Pour les primitives *globales*, nous opérons une première phase de normalisation de la lettre [figure 5a], inspirée des travaux de Burr [7], suivie d'une seconde phase de suppression des ligatures

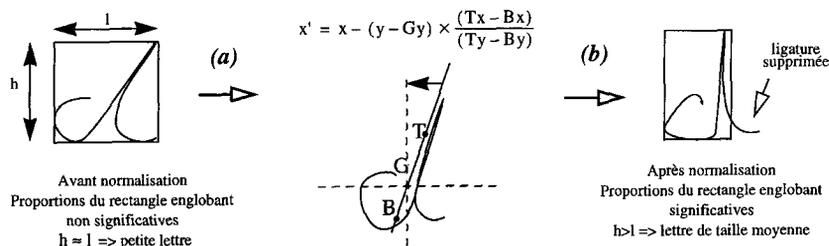


Figure 5. – Ajustement des proportions du rectangle englobant.

en début et en fin de tracé [figure 5b]. Ces deux phases ont pour objectif d'ajuster les proportions du rectangle englobant.

5. Modèles de Markov cachés

5.1. DÉFINITION

Les modèles de Markov cachés résultent de l'association d'un ensemble de fonctions de densité de probabilité d'émission de symboles et d'une chaîne de Markov qui peut être vue comme un automate probabiliste [26] [25] [24] [18]. Plus précisément, une chaîne de Markov cachée [5] est définie à partir d'un double processus $(X_t, O_t)_{t \geq 1}$ où :

- $X = (X_t)_{t \geq 1}$ est une chaîne de Markov, à valeurs dans un espace d'états fini E , de cardinal N . Elle est définie par :

– sa loi initiale $\Pi = \{\pi_i\}_{i \in E} = \{P(X_1 = i)\}_{i \in E}$

– sa matrice de transition

$$A = \{a_{ij}\}_{i,j \in E} \text{ avec } 0 \leq a_{ij} \leq 1 \text{ et } \sum_{j=1}^N a_{ij} = 1$$

La chaîne X est une chaîne de Markov du premier ordre si : pour $x_1, \dots, x_{t+1} \in E$,

$$P(X_{t+1} = x_{t+1} \mid X_t = x_t, \dots, X_1 = x_1) = P(X_{t+1} = x_{t+1} \mid X_t = x_t)$$

avec

$$P(X_{t+1} = j \mid X_t = i) = a_{ij} \text{ pour } i, j \in E, \text{ et } \forall t \geq 1$$

- $O = (O_t)_{t \geq 1}$ est le processus des observations associé à chaque transition à valeurs dans l'espace mesurable S . Le processus O est défini par une famille de lois de probabilités : $B = \{b_{ij}(k)\}_{i,j \in E, k \in S}$, où $b_{ij}(k)$ est la probabilité d'observer k en effectuant une transition de l'état i vers l'état j .

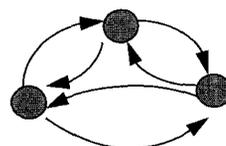
Le processus vérifie la propriété suivante :

$$\begin{aligned} P(O_1 = o_1, \dots, O_t = o_t \mid X_1 = x_1, \dots, X_t = x_t, X_{t+1} = x_{t+1}) \\ = \prod_{i=1}^t P(O_i = o_i \mid X_i = x_i, X_{i+1} = x_{i+1}) \\ = \prod_{i=1}^t b_{i,i+1}(o_i) \end{aligned}$$

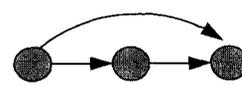
Cette propriété traduit le fait que O_t ne dépend que de (X_t, X_{t+1}) . Un modèle de Markov caché est alors entièrement déterminé par les paramètres (Π, A, B) .

Il existe deux types principaux de topologie de MMC :

- Le modèle ergodique [figure 6a] qui est un modèle sans contrainte sur les connections (c'est-à-dire où toutes les transitions d'un état vers un autre sont possibles).
- Le modèle de type gauche-droite [figure 6b] soumis à des contraintes de transition (pas de retour arrière,...).



(a) : Modèle ergodique



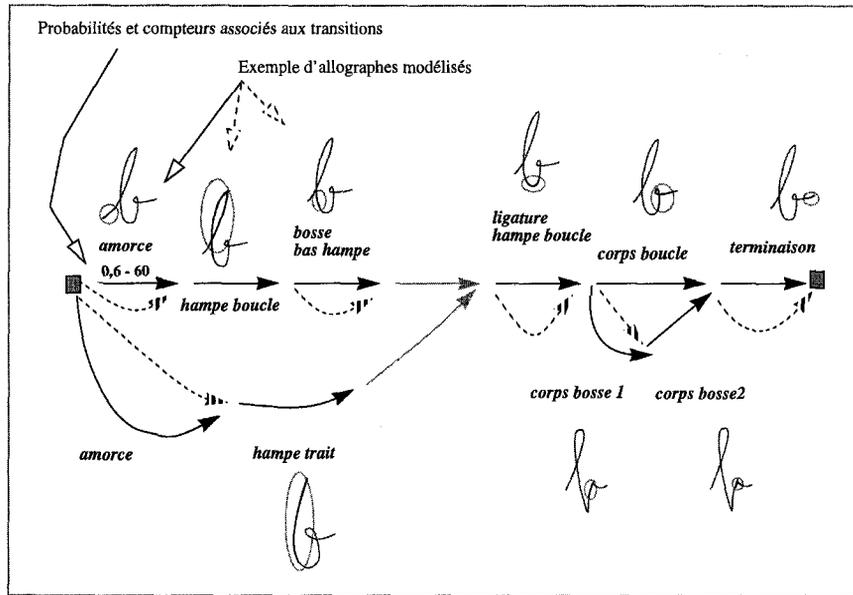
(b) : Modèle de type gauche-droite

Figure 6. – Types de MMC.

5.2. DESCRIPTION DES MODÈLES UTILISÉS

Les modèles de type gauche-droite semblent mieux adaptés pour modéliser des phénomènes continus séquentiels. La parole et l'écriture, mis à part les problèmes rencontrés pour l'intégration des signes diacritiques lorsqu'il s'agit de reconnaître des mots, ont une dynamique qui s'intègre bien à ce dernier type de modèle. Cependant, il reste à définir correctement les différents paramètres de la structure du modèle (nombre d'états, type de transitions,...).

Chaque type de lettre a été représenté par un modèle générique de Markov caché de type gauche-droite sans retour arrière [figure 7]. La succession des transitions de type 'local' représente la dynamique de l'écriture (cf (b) Légende figure 7). On peut noter



Légende :

- (a) transition à vide.
- (b) ———> transition de type 'local'
 - ex : amorce
 - ↑
 - étiquette associée à une transition
 - ↑
 - bosse sens +
 - bosse sens -
 - bosse sens indéterminé
 - ↑
 - ensemble d'observations associé à l'étiquette
 - ↑
 - 0,5 - 100
 - 0,2 - 40
 - 0,3 - 60
 - ↑
 - probabilités & compteurs associés aux observations
- (c) ———> transition de type 'global' qui se décompose en :
 - > ———> ———>
 - lettre {
 - petite
 - moyenne centre de gravité en haut
 - en bas
 - au milieu
 - grande
 - position du début du tracé : zone 0, 1, 2,...8
 - position de la fin du tracé : zone 0, 1, 2,...8

Figure 7. – Modèle de Markov caché du b cursif.

que l'intégration des signes diacritiques dans ce type de modèle ne pose pas a priori de problème. Puisqu'il s'agit de modéliser des lettres isolées, un signe diacritique, lorsqu'il existe, survient toujours en fin de tracé d'une lettre. Ceci est particulièrement intéressant puisque les signes diacritiques sont porteurs d'une information discriminante qu'il semble important de modéliser. Les fonctions de densité de probabilité d'émission des observations sont associées aux arcs. Des transitions spéciales ont été introduites dans les MMC afin de prendre en compte de manière précise et logique les observations globales en fonction du type d'allographe modélisé. Par définition, les observations globales ne consomment pas d'unité de temps et chaque chemin qui part

de l'état initial et se termine dans l'état final comporte une et une seule transition de type 'global'. Celle-ci peut se décomposer en une succession de transitions, en rapport avec chacune des primitives globales (cf (c) Légende figure 7). Ceci permet d'associer de manière cohérente au sein d'une même modélisation des informations interdépendantes mais de natures différentes (statique et dynamique). Les informations globales qui caractérisent la morphologie des allographes guident la structuration du modèle afin que les allographes de morphologies semblables correspondent à une même branche. Par exemple, ceci se traduit, dans le modèle du b cursif [figure 7], par l'existence de deux branches distinctes au début du modèle. Celles-ci représentent les deux principales mor-

7. Résultats

Nous avons mené différents tests sur le système de reconnaissance développé. Les banques de lettres utilisées regroupent dix échantillons de chacune des lettres de l'alphabet écrites de façon détachée, par vingt scripteurs différents, ce qui constitue une base de test d'environ 5200 lettres.

Les premiers tests ont porté sur une modélisation manuelle des différents allographes des quinze premières lettres de l'alphabet au travers de vingt cinq MMC qui ont donc été conçus manuellement. L'apprentissage s'est fait sur la base d'un sous-ensemble de 1857 lettres. La reconnaissance a porté sur un autre sous-ensemble de 1032 lettres. Les taux de reconnaissance obtenus s'échelonnent, selon les lettres, entre 80 et 95% pour les lettres reconnues en première position et entre 90 et 98% pour les lettres reconnues dans les deux premières positions. Les taux de reconnaissance moyens sont respectivement de 89 et 95% [1]. Ces premiers résultats, tout à fait encourageants, ont permis de démontrer le bien fondé de l'étude réalisée.

Les seconds tests, menés avec les nouveaux MMC, conçus automatiquement, ont porté cette fois sur la modélisation des allographes de l'ensemble des vingt six lettres de l'alphabet. La totalité des 5200 lettres de la base a été utilisée pour évaluer ce test. L'apprentissage s'est fait sur la base d'un sous-ensemble de 3120 lettres regroupant 12 scripteurs différents. La reconnaissance a porté sur un autre sous-ensemble de 2080 lettres regroupant 8 autres scripteurs. Les taux de reconnaissance moyens obtenus sont de 76% pour les lettres reconnues en première position, de 89% pour les lettres reconnues dans les deux premières positions et de 91% pour les lettres reconnues dans les trois premières positions.

8. Conclusions et perspectives

Cet article décrit une méthode de modélisation de lettres manuscrites cursives par chaînes de Markov cachées et un système de reconnaissance en ligne capable de fonctionner en mode omni-scripteurs.

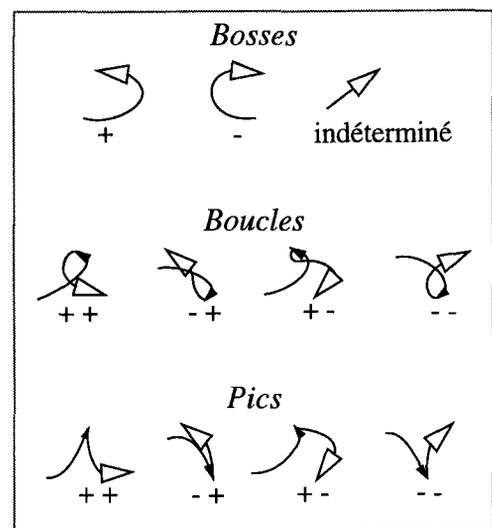
L'intérêt essentiel de la méthode proposée réside dans le fait qu'il s'agit d'une modélisation physique du tracé de chacun des types d'allographes rencontrés. Cette modélisation est effectuée de manière structurée et logique. Elle conduit à des modèles de Markov cachés qui traduisent l'allure des différentes portions de tracé observées. Ces modèles reflètent à la fois l'aspect gestuel correspondant à la trajectoire de la pointe du stylet au travers de la succession de primitives locales et l'aspect visuel correspondant à la morphologie géométrique du tracé au moyen de primitives globales. De ce point de vue il s'agit de modèles explicatifs. Ceci permet notamment d'identifier l'origine des phénomènes de reconnaissance erronée.

Une méthode d'apprentissage automatique de la structure et des paramètres de ces modèles de Markov cachés a été proposée et validée.

Les performances de ce système omni-scripteurs de reconnaissance en ligne de lettres manuscrites cursives isolées ont été mesurées sur des bases de données significatives de plusieurs milliers de lettres; elles sont très prometteuses. Elles pourront vraisemblablement être encore améliorées par l'augmentation de la taille de la base d'apprentissage et par l'optimisation de l'intégration des variables globales.

ANNEXE

Typologie des caractéristiques associées aux primitives locales



signe + : portion de tracé dans le sens trigonométrique
signe - : portion de tracé en sens inverse

BIBLIOGRAPHIE

- [1] E. Anquetil et G. Lorette. – Reconnaissance en ligne d'écriture cursive par chaînes de markov cachées. In *Colloque National sur Ecrit et le Document*, pages 127–134, 1994.
- [2] F. Balazot. – Modélisation automatique d'écriture cursive par inférence de structures de chaînes de markov cachées. *Rapport de DEA, Univ. de Rennes I*, 1995.
- [3] L. E. Baum. – *An inequality and associated maximization technique in statistical estimation for probabilistic functions of Markov processes*, volume 3. Inequalities, 1972. pages 1-8.
- [4] E. J. Bellegarda, J. R. Bellegarda, D. Nahamoo, et K. S. Nathan. – A probabilistic framework for on-line handwriting recognition. In *Third International Workshop on Frontiers in Handwriting Recognition*, pages 225–234, 1993.
- [5] S. Bercu. – Modélisation stochastique du signal écrit par chaînes de markov cachées : Application à la reconnaissance automatique de l'écriture manuscrite. *Thèse de Doctorat, Univ. de Rennes I*, 1994.
- [6] S. Bercu, B. Delyon, et G. Lorette. – Segmentation pour une méthode de reconnaissance d'écriture cursive en-ligne. In *Colloque National sur Ecrit et le Document*, pages 144–151, 1992.
- [7] D. J. Burr. – Designing a handwriting reader. *IEEE Trans. Pattern Anal. and Mach. Intel.*, 5(5) :554–559, 1983.

- [8] F. Casacuberta, E. Vidal, B. Mas, et H. Rulo. – Learning the structure of HMM's through grammatical inference techniques. In *International Conference on Acoustics Speech and Signal Processing*, volume 2, pages 717–720, 1990.
- [9] M. Y. Chen, A. Kundu, J. Zhou, et S. N. Srihari. – Off-line handwritten word recognition using hidden markov model. In *5th United States Postal Service, Advanced Technology Conf.*, volume 1, pages 563–577, 1992.
- [10] J-P. Crettez. – Premier degré de caractérisation des écritures manuscrites : Essai de regroupement des écritures en familles. In *Colloque National sur Ecrit et le Document*, pages 71–80, 1994.
- [11] C. Faure et L. Julia. – Tapage : Une interface pour l'aide à l'édition de tableaux par la parole et le geste. In *Interface Homme-Machine 1992*, pages 167–171, 1992.
- [12] G. D. Forney. – The viterbi algorithm. In *Proc. of IEEE*, volume 61, pages 268–278, 1973.
- [13] M. Gilloux. – Reconnaissance de chiffres manuscrits par modèle de markov pseudo-2d. In *Colloque National sur Ecrit et le Document*, pages 11–17, 1994.
- [14] J-Y. Ha, S-C. Oh, J-H. Kim, et Y-B. Kwon. – Unconstrained handwritten word recognition with interconnected hidden markov models. In *International Workshop on Frontiers in Handwriting Recognition*, pages 455–460, 1993.
- [15] J.M. Hollerbach. – An oscillation theory of handwriting. In *Biol. Cybern.*, number 39, 1981.
- [16] X. Huang, F. Alleva, H. Hon, M. Hwang, K. Lee, et R. Rosenfeld. – The sphinx-II speech recognition system : an overview. – *Computer Speech and Language*, pages 137–148, 1993.
- [17] F. Kimura, S. Tsuruoka, M. Shridar, et Z. Chen. – Context directed handwritten word recognition for postal service applications. In *5th United States Postal Service, Advanced Technology Conf.*, volume 1, pages 199–213, 1992.
- [18] S. E. Levison, L. R. Rabiner, et M. M. Sondhi. – An introduction to the application of the theory of probabilistic functions of markov process to automatic speech recognition. *The Bell System Technical Journal*, 62(4) :1035–1074, 1983.
- [19] P. Lockwood et M. Blanchet. – An algorithm for the dynamic inference of hidden markov models (dihmm). In *International Conference on Acoustics Speech and Signal Processing*, volume 2, pages 251–254, 1993.
- [20] G. Lorette et Y. Lecourtier. – Reconnaissance et interprétation de textes manuscrits hors-ligne : un problème d'analyse de scène? In *Colloque National sur Ecrit et le Document*, pages 109–135, 1992.
- [21] D. Marr. – *Vision*. W. H. Freeman and Company, San Francisco California, 1982. p.106.
- [22] J-C. Pettier. – Extraction d'une représentation adaptée à la reconnaissance de l'écriture. *Thèse de Doctorat, Univ. de Rennes I*, 1994.
- [23] R. Plamondon. – An evaluation of motor models of handwriting. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 19(5) :1060–1072, 1989.
- [24] A. B. Poritz. – Hidden markov models : a guided tour. In *International Conference on Acoustics Speech and Signal Processing*, volume 1, pages 7–13, 1988.
- [25] L. R. Rabiner. – A tutorial on hidden markov models and selected application in speech recognition. In *Proc. of IEEE*, volume 77, pages 257–286, 1989.
- [26] L. R. Rabiner et B. H. Juang. – An introduction to hidden markov models. *IEEE ASSP Magazine*, pages 4–15, 1986.
- [27] C. Y. Suen, M. Berthod, et S. Mori. – Automatic recognition of handprinted characters - the state of the art. In *Proc. of IEEE*, volume 68, pages 469–487, 1980.
- [28] C. C. Tappert. – Adaptive on-line handwriting recognition. In *7th Int. Conf. on Pattern Recognition*, volume 2, pages 1004–1007, 1984.
- [29] C. C. Tappert, C.Y. Suen, et T. Wakahara. – The state of the art in on-line handwriting recognition. *IEEE Trans. Pattern Anal. and Mach. Intel.*, 12(8) :787–807, 1990.

Manuscrit reçu le 27 janvier 1995.

LES AUTEURS

Eric ANQUETIL



Eric Anquetil est ingénieur de l'INSA de Rennes en informatique. Associé à l'équipe IMADOC à l'IRISA depuis 1993, il est actuellement en thèse au sein de cette équipe. Ses thèmes de recherche concernent la reconnaissance de formes appliquées à la reconnaissance d'écriture manuscrite, la logique floue, les modèles de Markov cachés et la communication homme-machine.

Guy LORETTE



Guy Lorette est ingénieur de l'INSA de Lyon et Docteur d'État de l'Université Paris 12. Depuis 1987, il est professeur à l'Université de Rennes 1, actuellement au sein de l'équipe IMADOC à l'IRISA. Il a été co-chairman de la première Conférence Internationale sur l'Analyse et la Reconnaissance de Documents (ICDAR'91). Ses thèmes de recherche concernent le traitement du signal, de l'image et la reconnaissance de formes appliqués à la reconnaissance d'écriture manuscrite, la vérification de signatures et la communication homme-machine.