الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
République Algérienne Démocratique et Populaire
وزارة التعليم العالي و البحث العلمي
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique
المديرية العامة للبحث العلمي و التطوير التكنولوجي
Direction Générale de la Recherche Scientifique et du Développement Technologique

Projet national de recherche : rapport final

TRAITEMENT AUTOMATIQUE DES CHÈQUES POSTAUX ALGÉRIENS

Chef de projet : CHIBANI Youcef
Affiliation : Faculté d'électronique et d'informatique
Organisme de domiciliation : USTHB
Organisme pilote : CERIST

Programme national de Recherche : 2011-2013

تقرير عام لمشروع البحث
Rapport général du projet PNR

وزارة التعليـم العالــي و البحــث العلمــي
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique
المديريـة العامـة للبحـث العلمـي و التطويـر التكنولوجــي
Direction Générale de la Recherche Scientifique et du Développement Technologique

I-IDentification du projet:

PNR

Technologie de l'Informatique et de la Communication

Organisme pilote

CERIST

Domiciliation du projet :

Laboratoire de Communication Parlée et Traitement des Signaux,
Faculté d'Electronique et d'Informatique, USTHB

Intitulé du projet **عنوان المشروع**

Traitement Automatique de Chèques Postaux Algériens

Chercheurs impliqués dans le projet أعضاء المشروع و المؤسسة المستخدمة

Nom et prénom الاسم و اللقب	Grade الرتبة	Etablissement employeur المؤسسة المستخدمة	Observation
CHIBANI Youcef	Prof.	USTHB	
NEMMOUR Hassiba	MCA	USTHB	
GATTAL Abdeljalil	MAA	Université de Tebessa	
ABBAS Nassim	MAA	USTHB	
NAIB Rabah	Ingénieur	Alger Poste	

Déroulement du projet :

Rappeler brièvement les objectifs du projet et les taches prévues

Ce projet vise à développer un système pour le traitement automatique de chèques postaux Algériens en partenariat avec Algérie-Poste. Il consiste à extraire les données s'y trouvant et à les transférer vers une base de données pour des traitements ultérieurs (reconnaissance de l'écriture manuscrite, vérification de la signature manuscrite, ….) en utilisant les techniques récentes de traitement du signal et de l'image (transformée en ondelettes multirésolutions et multidirectionnelles, vecteurs tangents, classifieurs SVMs et réseaux de neurones, combinaison de classifieurs) afin d'aboutir à un système robuste de traitement automatique des chèques postaux et de vérification de signatures dans le contexte algérien.

La mise en œuvre prévue dans le cadre du projet porte sur l'exécution des trois tâches suivantes :

1. Elaboration d'une banque de données des images chèques postaux Algériens

- Cette tâche englobe trois phases :
- Collecte et une classification des documents chèques postaux en partenariat avec Algérie-Poste.
- Numérisation des documents en utilisant un scanner professionnel
- Elaboration d'une stratégie de sauvegarde

2. Développement d'outils de traitement bas niveaux sur les documents.

- Cette tâche comprend deux phases :
- Extraction des zones d'intérêt à partir des chèques bancaires et postaux
- Développement de techniques de détection de la langue

3. Applications des méthodes récentes pour :

- la reconnaissance du montant numérique ;
- la reconnaissance du montant littéral ;
- la vérification des signatures manuscrites.

Table des Matières

1. Objectif et position du problème
2. Déroulement du projet
   2.1. Collecte des chèques
   2.2. Numérisation
   2.3. Prétraitement des images chèques
   2.4. Extraction des zones d'intérêt
   2.5. Segmentation des entités manuscrites
   2.6. Traitement du montant numérique
   2.7. Traitement du montant littéral
   2.8. Vérification de la signature manuscrite
3. Traitement du montant numérique
   3.1. Méthodologie de segmentation des chiffres manuscrits
      3.1.1. Segmentation primaire
      3.1.2. Segmentation secondaire
   3.2. Reconnaissance des chiffres manuscrits
      3.2.1. Méthodologie de reconnaissance des chiffres
      3.2.2. Module de reconnaissance des chiffres
   3.3. Evaluation du système
      3.3.1. Protocole expérimental
      3.3.2. Résultats expérimentaux
4. Vérification des signatures manuscrites
   4.1. Modalités de vérification
   4.2. Vérification des signatures fondée sur les SVM mono-classes
   4.3. Vérification des signatures fondée sur le système immunitaire artificiel
5. Prototype de traitement automatique du montant numérique
6. Conclusion
7. Bilan des travaux réalisés
8. Références bibliographiques
9. Etat de consommation budgétaire

1. Objectif du projet

Les techniques de la reconnaissance de l'écriture manuscrite jouent un rôle très important dans le traitement de grands volumes de documents tels que les chèques postaux ou bancaires, le tri postal, les formulaires (factures, déclarations des impôts, etc). Généralement, ces documents sont mis à la disposition des clients et sont remplis manuellement. Les opérateurs humains saisissent les informations contenues dans les documents pour leurs traitements par les ordinateurs.

Cependant, la saisie elle-même prend un temps considérable et représente un coût important pour l'entreprise puisque, chaque jour, un nombre assez important d'employés et de gestionnaires, consacrent plusieurs heures de leur temps de travail à ressaisir l'information qui se trouve sur les documents papier pouvant générer beaucoup d'erreurs. Aussi, la numérisation de ces données associée aux nouvelles technologies de reconnaissance de documents permet une facilitation et une rapidité des traitements

En outre, certains documents comme les chèques postaux nécessitent une authentification, d'une part, du titulaire du chèque pour éviter les fraudes par l'utilisation des technologies de reconnaissance des signatures manuscrites et, d'autre part, les nouvelles technologies de l'information et de la communication permettent une rapidité dans le traitement de grands volumes de documents tout en assurant une meilleure sécurité.

Notre objectif dans ce projet de recherche consiste à développer un système permettant l'automatisation du processus de traitement des chèques postaux. Sur le plan méthodologique, notre système doit contourner la complexité générée par plusieurs critères tels que :

- variabilité de la langue (Arabe, Français).
- variabilité de l'écriture (détachée, purement cursive ou mixte).
- accolement et le chevauchement des chiffres et des lettres.
- variabilités multiscripteurs de l'écriture…

Dans ce contexte, ce projet vise à développer un système pour le traitement automatique de chèques aussi bien postaux que bancaires. Il consiste à extraire les données s'y trouvant et à les transférer vers une base de données pour des traitements ultérieurs (reconnaissance de l'écriture manuscrite, vérification de la signature manuscrite, ….). En effet, notre objectif est de rassembler les techniques récentes de traitement du signal et de l'image afin d'aboutir à un système efficace de traitement automatique des chèques postaux et de vérification de signatures dans le contexte algérien.

Le système envisagé est flexible, modulaire, évolutif, extensible et ouvert à l'intégration et au développement de nouveaux modules pour la prise en charge de nouveaux types de documents. Ce projet permettra d'avoir un système de traitement automatique de chèques et de vérification de signatures adapté au contexte algérien.

2. Déroulement du projet

L'analyse et la reconnaissance des chèques postaux ou bancaires ont pour but de convertir le document sous format papier en un format électronique compréhensible et réutilisable. Le document papier, une fois converti sous forme électronique, permet une recherche par le contenu, un transfert très rapide, un archivage et une gestion beaucoup plus aisée. Il est possible également de lui adjoindre des éléments de vérification de signatures pour s'assurer de l'identité du titulaire du chèque postal. De plus, une fois imprimé, le document électronique offre tous les avantages du format papier, donc une plus grande facilité de consultation et une lecture plus confortable.

Les informations manuscrites contenues dans les chèques postaux ne peuvent être traitées par les systèmes de reconnaissance optique des caractères (OCR : Optical Character Recognition) disponibles sur le marché international (Banctec, IBM, Parascript, Mitech, A2iA) en raison de la complexité de l'écriture algérienne. Ainsi, des travaux sont entrepris actuellement pour développer des systèmes de reconnaissance propres à chaque pays. Nous pouvons citer les systèmes de traitement de chèques bancaires chinois, brésiliens, iraniens et saoudiens.

Ces systèmes ne conviennent pas à la complexité de l'écriture algérienne où il y a un mélange de styles et de langues d'écriture. Des améliorations substantielles à la reconnaissance de l'écriture sont nécessaires pour rendre le traitement automatique économique et fiable dans le contexte algérien.

Le traitement des chèques comporte l'ensemble des opérations qu'un agent postal ou de banque doit effectuer pour traiter un chèque. Les principales opérations incluent l'accès aux numéros de compte, la vérification des noms et des signatures sur les chèques, la reconnaissance du montant numérique, la reconnaissance du montant littéral, la vérification de la date et la correspondance entre le montant numérique et le montant littéral.

Le traitement automatique des chèques est donc une application industrielle qui se décompose en plusieurs tâches élémentaires chacune nécessitant un traitement spécifique pour éviter des erreurs.

Dans le cadre du projet, son exécution s'est déroulée selon les étapes suivantes :

- Collecte des chèques
- Numérisation des chèques
- Prétraitement des images chèques en éliminant l'information inutile comme le fond, les pixels parasites, etc…
- Localisation et extraction de l'information manuscrite ;
- Segmentation des chiffres manuscrits en entités élémentaires ;
- Reconnaissance du montant numérique ;
- Traitement du montant littéral ;
- Vérification de la signature manuscrite.

Aussi, pour chacune de ces étapes, plusieurs méthodes et algorithmes sont envisagés pour reconnaître l'écriture manuscrite. Nous décrivons ci-après les principales étapes du déroulement du projet.

2.1. Collecte des chèques

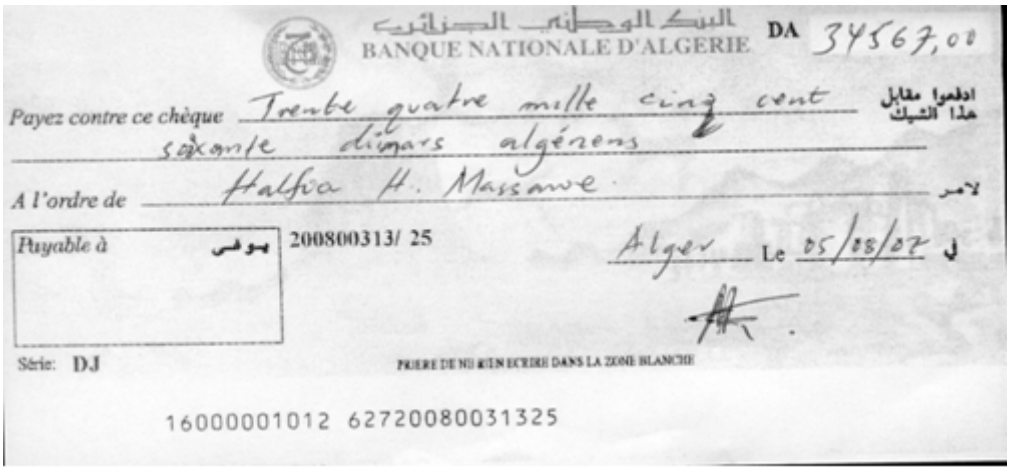
La première étape de l'exécution du projet est la préparation des bases de données des chèques Algériens. Pour cela, environ 1000 chèques postaux d'Algérie-Poste et bancaires de Banque Nationale d'Algérie provenant de cinq régions du pays (Msila, Khenchla, Jijel, Ain Defla et Alger) ont été collectés. Les chèques sont remplis en utilisant l'une des deux langues Arabe ou Française. Le remplissage des chèques s'est faite sans contrainte et sans exigence du niveau d'instruction.

2.2. Numérisation des chèques

Le dispositif de numérisation est un scanner professionnel « Epson GT-2500 Document Scanner ». Les chèques sont numérisés en niveaux de gris à une résolution de 300 dpi, soit une taille de « 2160×944 » pixels.
La figure 1 illustre quelques exemples de chèques numérisés de la poste d'Algérie et de la Banque Nationale d'Algérie.

(a) Chèque postal transcrit en français

(b) Chèque postal transcris en arabe



(c) Chèque bancaire transcrit en français

Figure 1. Exemples de chèques bancaires et postaux

2.3. Prétraitement des images

Le prétraitement consiste essentiellement à réduire le bruit superposé aux données et tenter de préserver l'information significative de la forme représentée. Le bruit peut être dû aux conditions d'acquisition (éclairage, mise incorrecte du document, …) ou encore à la qualité du document d'origine.

Un autre problème rencontré dans la reconnaissance des caractères manuscrits est l'inclinaison du document lors de la numérisation. Ce mauvais positionnement du document sur le scanner introduit des difficultés pour l'extraction des zones d'intérêt et des traitements ultérieurs. L'inclinaison peut provenir de la saisie, si le document a été placé en biais, ou être intrinsèque au texte. Il convient alors de le redresser afin de retrouver la structure de lignes horizontales d'une image texte.

Il existe plusieurs techniques de redressement angulaire telle que la transformée de Hough, l'histogramme de projection, etc. Dans la méthode de l'histogramme, l'angle d'inclinaison est varié dans un intervalle et pour chaque angle, les histogrammes de projection verticale et horizontale sont calculés jusqu'à l'obtention de l'angle désiré.

Si α est l'angle d'inclinaison, pour redresser l'image, une rotation isométrique d'angle – α est opérée grâce à la transformation linéaire suivante (Cheriet et al., 2004) :

$$\begin{cases} x' = x\cos\alpha + y\sin\alpha \\ y' = y\cos\alpha + x\sin\alpha \end{cases} \quad (1)$$

La figure 2 illustre un exemple de redressement de l'image par la méthode de l'histogramme de projection.

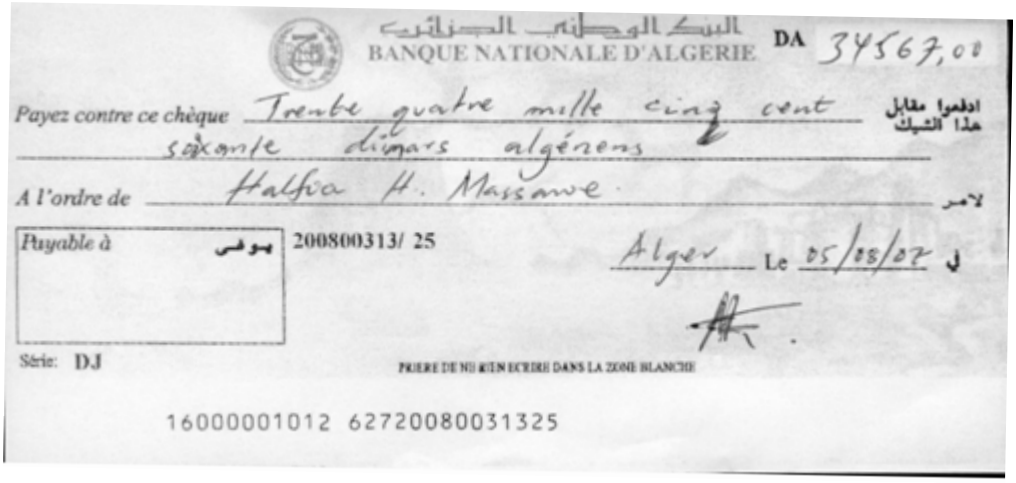


Figure 2. Redressement de l'image d'un angle de 1°

2.4. Extraction des zones d'intérêt

Dans le cadre du projet, les zones d'intérêt dans un chèque sont le montant numérique, le montant littéral et la signature. Pour les extraire, deux approches sont adoptées pour la localisation de ces zones. La première approche consiste à effectuer une soustraction entre

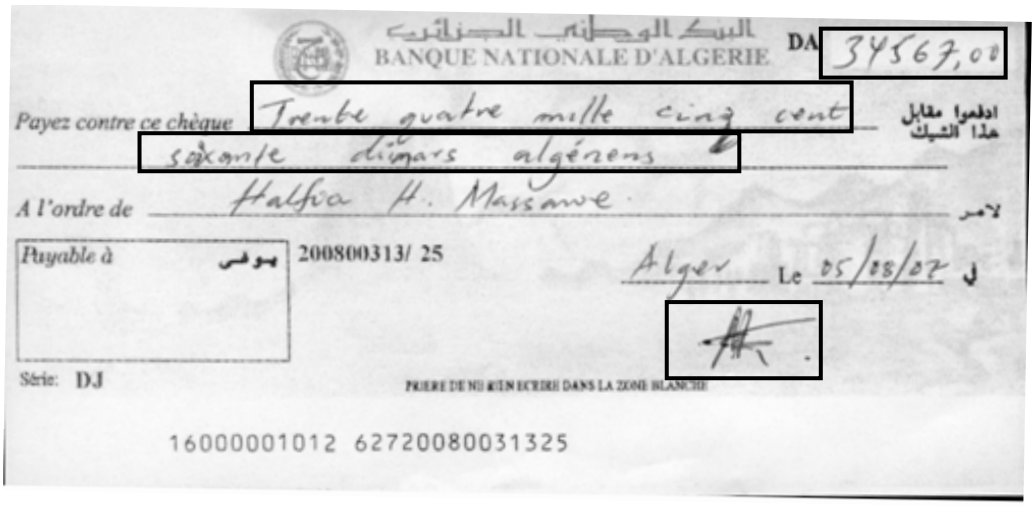
un chèque transcrit avec un chèque vierge. Le résultat est une image dans laquelle apparaît uniquement le texte manuscrit. La figure 3 illustre un exemple d'extraction du texte manuscrit circonscrit dans des rectangles.

Par ailleurs, une technique plus évoluée d'extraction a été développée basée sur une localisation automatique de la zone sans l'image de référence chèque. Dans le cas du montant numérique, l'image du chèque est d'abord binarisée afin de ne garder que les traits pertinents notamment les lignes verticales et horizontales. Une fenêtre glissante de hauteur et largeur fixée selon les dimensions de la zone d'intérêt balaye horizontalement et verticalement pour rechercher la zone d'intérêt en utilisant l'entropie comme mesure de similarité (Oliveira et al., 2002). Celle-ci est calculée à partir de la densité des pixels de la fenêtre et définit par :

$$E = -\sum_{j} p(a_j) \log p(a_j) \tag{2}$$

telle que $p(a_j)$ est la densité des pixels de la fenêtre.

(a) Zones d'intérêt d'un chèque postal



(b) Zones d'intérêt d'un chèque bancaire

Figure 3. Zones d'intérêt des chèques postaux et bancaires

La fenêtre glissante est arrêtée lorsque l'entropie est inférieure à un seuil prédéfini. La figure 4 illustre un exemple de recherche des coordonnées de la zone d'intérêt.

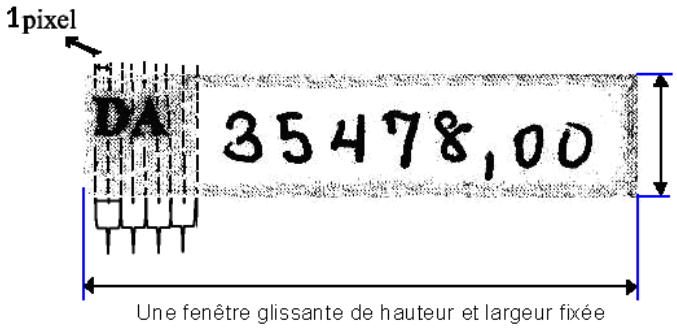


Figure 4. Principe de recherche des coordonnées de la zone d'intérêt

La binarisation engendre des pixels parasites (figure 5) qui résulte soit de la présence de tâches sur le chèque, soit d'un mauvais choix du seuil de binarisation. Un filtrage de l'image doit donc être effectué, de manière à réduire le nombre de ces pixels parasites.

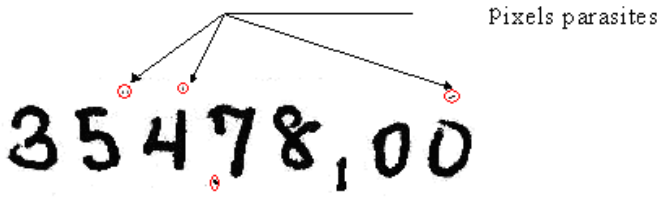


Figure 5. Présence des pixels parasites

2.5. Segmentation des entités manuscrites

Pour simplifier la tâche de reconnaissance, la segmentation permet de diviser le texte manuscrit en plusieurs entités telles que les mots et les chiffres. Pour la segmentation du montant numérique, cela consiste à diviser la chaine des chiffres en plusieurs images comportant chacune un chiffre isolé. De même, pour le montant littéral, la segmentation fournit un ensemble d'images contenant des mots isolés.

En pratique, deux étapes de segmentation sont nécessaires. La première étape est la segmentation primaire qui sépare les caractères selon les passages par zéro (ou par l'utilisation d'un seuil prédéfini) de l'histogramme de projection verticale. A l'issu de cette étape, tous les caractères liés, chevauchés ou partiellement superposés ne sont pas segmentés. Aussi, les caractères fragmentés risquent d'être coupés en deux. Pour cela, la deuxième étape dite segmentation secondaire opte à définir des règles de segmentation à partir d'une analyse des types de connexion (Congedo et al., 1995 ; Chen et Wang, 2000).

2.6. Traitement du montant numérique

Le traitement du montant numérique consiste à appliquer des techniques de segmentation des chiffres manuscrits en éléments isolés susceptibles d'être reconnus par le classifieur.
Deux approches sont possibles pour la segmentation : la segmentation dite explicite et la segmentation dite implicite.

- *Segmentation explicite:* ou discrète s'effectue par la recherche du meilleur chemin pour séparer les chiffres les uns des autres puis un classifieur est utilisé pour la reconnaissance du chiffre (Vellasques et al., 2008).
- *Segmentation implicite:* ou continue considère tous les points du tracé comme points de segmentation potentiels. La segmentation et la reconnaissance sont réalisées conjointement. Cette approche ne cherche pas à séparer les chiffres mais plutôt à les intégrer implicitement dans le module de reconnaissance (Fujisawa et al., 1996 ; Paul et al., 2003).

Dans le cadre du projet, la segmentation explicite est adoptée pour le traitement du montant numérique. La description complète est reportée dans la section 3.

2.7. Traitement du montant littéral

Le montant littéral des chèques Algériens peut être rédigé en arabe ou en français. Ainsi, il est nécessaire de disposer d'un système de reconnaissance de mots pour les deux langues. Notons que les travaux développés pour la langue française sont très nombreux et les chercheurs sont arrivés à obtenir des taux reconnaissance très élevés. Cependant, la recherche sur la langue Arabe est plus récente et est souvent inspirée des travaux effectués sur les langues latines. En effet, plusieurs caractéristiques rendent la reconnaissance de l'écriture arabe une tâche très compliquée (Steinherz et al., 1999 ; Broumandnia et al., 2008). Nous notons à titre d'exemple :

- L'écriture arabe est semi-cursive (un mot peut être composé de plusieurs composantes connexes).
- L'utilisation des signes diacritiques tels que les points, hamza (ء), et madda (~) , etc.
- Les lettres changent leur forme en fonction de la position dans le mot : début, milieu ou à la fin. Par exemple la lettre "Aïn" peut avoir quatre formes: "ـعـ ,ـع ,ع ".
- Plusieurs lettres telles que "djim : ج", "ha: ح" et "kha: خ", ont la même forme et diffèrent uniquement dans les diacritiques.

2.8. Vérification de la signature

La vérification de signatures est importante lors du payement des chèques. Cette procédure est validée visuellement, où il est parfois impossible de distinguer entre les variabilités de l'écriture du scripteur et les signatures imitées. En effet, la signature algérienne se distingue par le fait qu'elle englobe des motifs arabes, latins ou un mélange. Elle englobe également des fioritures difficiles à identifier littéralement. Ainsi, l'automatisation de cette tâche

présente une extrême importance. Toutefois, le développement d'un système de vérification automatique de signatures n'est pas trivial car il doit pouvoir séparer les signatures vraies et les signatures imitées parfois très similaires aux premières (Justino et al., 2005 ; Kumar et al., 2010).

Dans le cadre de ce projet, deux approches sont considérés pour la vérification des signatures manuscrites : vérification dépendante du scripteur et vérification indépendante du scripteur. Les différentes méthodes développées dans le cadre du projet sont décrites en détail dans la section 4.

3. Traitement du montant numérique

Le traitement du montant numérique s'effectue essentiellement en trois étapes (Figure 6) :

- Segmentation des chiffres en éléments isolés ;
- Génération des caractéristiques à partir du chiffre isolé ;
- Reconnaissance (classification) du chiffre.

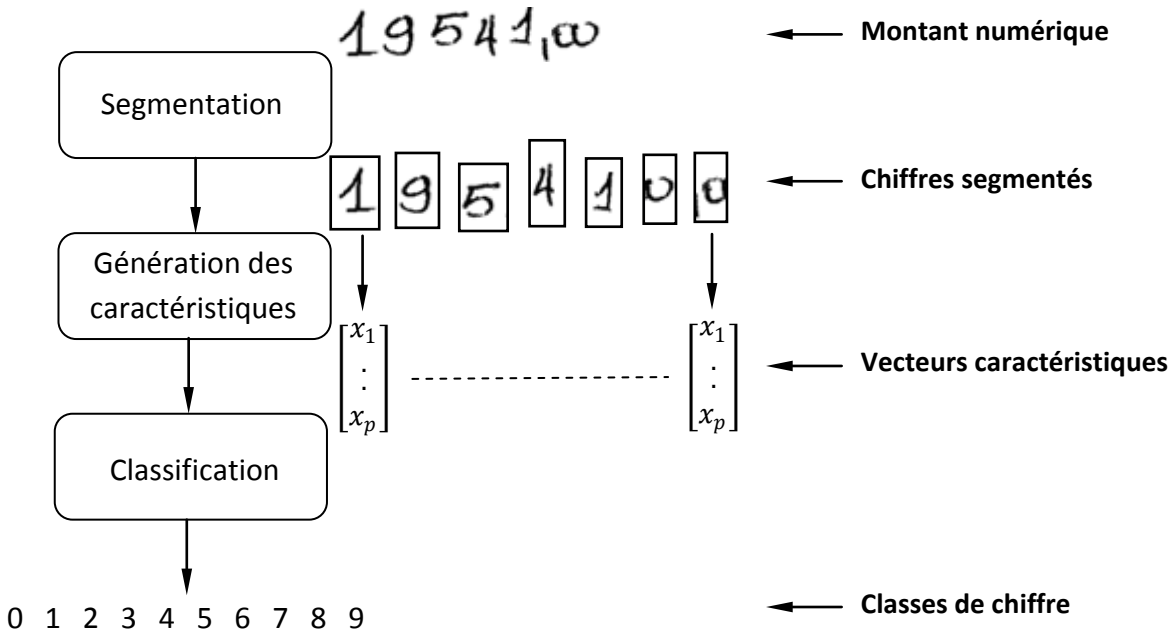


Figure 6. Chaîne de traitement du montant numérique

Nous décrivons dans les sections suivantes système complet pour le traitement du montant numérique.

3.1. Méthodologie de segmentation des chiffres manuscrits

Dans tout système de reconnaissance du montant numérique d'un chèque bancaire, la segmentation des chiffres en éléments isolés est l'étape la plus difficile. Cette difficulté est liée à plusieurs facteurs dont notamment l'inclinaison des chiffres, le chevauchement de deux chiffres, l'accolement de deux chiffres consécutifs ou bien le défaut d'encrage. Dans le

cadre de la reconnaissance du montant numérique des chèques bancaires algériens, cette difficulté s'accroît avec le mélange de styles d'écriture français et anglais. D'une manière générale, la segmentation des chiffres se déroule en deux étapes : Segmentation primaire et segmentation secondaire.

3.1.1. Segmentation primaire

La segmentation primaire s'exécute lorsque les chiffres ne présentent pas des défauts de chevauchement ou de connection. La séparation des chiffres s'effectue par l'utilisation de l'histogramme de projection verticale. Elle s'applique sur l'image binaire qui consiste à localiser les chiffres en recherchant les plages correspondant à un nombre de pixels noirs non nuls. La séparation des chiffres contigus consiste à détecter les passages par zéro de l'histogramme de projection (Oliveira et al., 2002) qui permet alors la détermination de l'emplacement de chaque chiffre de l'image. L'avantage de cette méthode est qu'elle permet de réaliser une segmentation sans connaissance a priori des images des chiffres. En revanche, son inconvénient majeur est qu'elle ne permet pas d'isoler les caractères lorsqu'ils sont naturellement connectés ou en chevauchement. De plus, cette méthode est très sensible à la rotation et à la variabilité du style d'écriture (écriture détachée). La figure 7 illustre un exemple de mauvaise segmentation lorsque les chiffres sont en chevauchement dû à une écriture oblique.

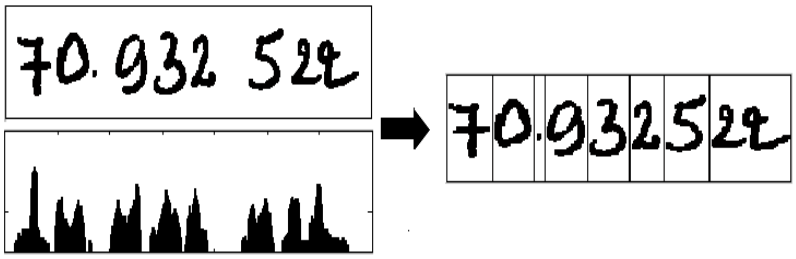


Figure 7. Segmentation des chiffres par l'histogramme de projection verticale

La segmentation primaire exige une bonne qualité d'acquisition de l'image du chèque avec une phase de prétraitement efficace.

3.1.2. Segmentation secondaire

La procédure de segmentation secondaire fait une analyse fine de l'image déterminée à l'issue de la segmentation primaire, afin d'y détecter la présence éventuelle de plusieurs caractères se chevauchant ou connectés entre eux. Aussi, il est nécessaire de développer des méthodes adaptées aux chiffres chevauchés ou connectés.

3.1.2.1. Segmentation des chiffres en chevauchement

Relativement fréquent en pratique, le chevauchement de deux ou plusieurs chiffres est un problème qui dépend en grande partie du soin apporté à l'écriture. La segmentation de

caractères en chevauchement est basée sur l'utilisation de deux méthodes : La correction de pente et le contour.

- *Correction de pente et l'histogramme de projection*

Ce phénomène peut se produire dans le cas de l'alignement imparfait entre l'axe de la digitalisation et le texte écrit. Pour estimer la valeur de l'angle de pente (α), on applique l'histogramme de projection horizontal pour calculer la ligne de point de base. La divergence entre la ligne de point de base et la direction de passage par zéro de l'histogramme de projection correspond à l'angle(α). Lorsque cette valeur est déterminée, une rotation d'amplitude inverse est appliquée à l'image et la séparation des chiffres chevauchée s'effectue selon l'angle α_i (Figure 8). L'efficacité de cette méthode n'est pas assurée et son principal inconvénient est qu'il nécessite la présence dans l'image des caractères élancés (Guettal et Chibani, 2011).

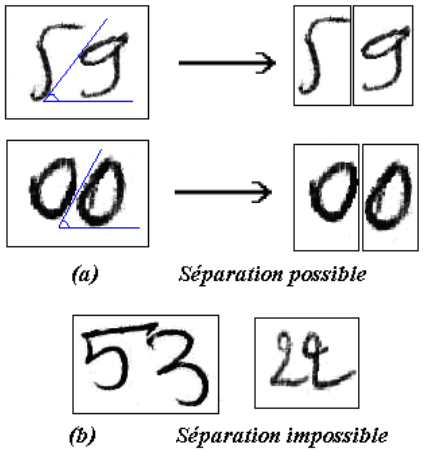


Figure 8. Correction de pente

D'une manière générale, cette méthode ne permet pas une segmentation efficace pour un chevauchement plus compliqué des chiffres (Figure 8).

- *Segmentation basée sur le contour*

Cette méthode sépare les caractères en utilisant l'information sur le contour. L'extraction des contours se fait sur des images binaires, en utilisant la morphologie mathématique. Cette méthode à pour objectif de générer un ensemble de pixels ayant au moins un pixel en commun avec le fond (en 4 ou 8 connectivités) (Vellasques et al., 2008). Ainsi, chaque contour doit correspondre à un caractère isolé. Pour cela, il suffit d'éroder la composante de l'image dont on recherche les contours par un élément structurant de taille 1 puis de soustraire l'image obtenue à l'image initiale. La figure 9 illustre le principe d'extraction des contours.

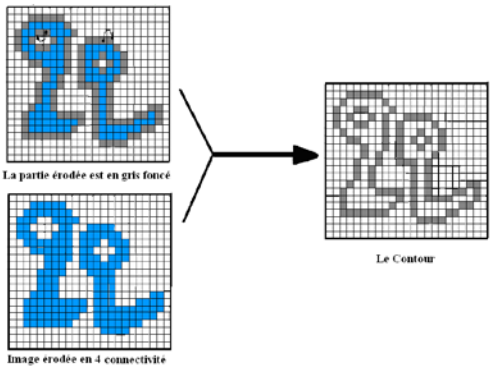


Figure 9. Extraction des contours

La séparation des chiffres se réalise en utilisant une distance associée à seuil fixé. L'exemple de la figure 10 illustre le principe de la segmentation basée sur le contour dans le cas où les chiffres sont chevauchés.

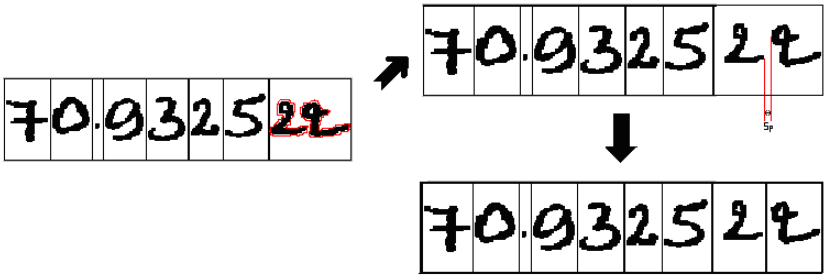


Figure 10. Segmentation des caractères en chevauchement

Cette méthode est efficace pour la segmentation des caractères en chevauchement. Elle n'impose pas une charge de calcul très importante. Cependant, elle ne permet pas de séparer les chiffres connectés ou accolés (cette méthode prend les chiffres connectés comme un seul objet). Par ailleurs, dans le cas où il y a un défaut d'encrage insuffisant (discontinuité du chiffre), cette méthode génère un contour non fiable. La figure 11 illustre un exemple de la non séparabilité des chiffres.

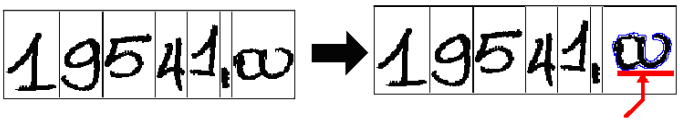


Figure 11. Difficultés de séparation des chiffres connectés

3.1.2.2. Segmentation des chiffres connectés

Les méthodes de segmentation des chiffres connectés reposent sur la recherche du meilleur chemin de séparations pour isoler deux chiffres contigus. Dans cette section, nous présentons trois méthodes : algorithmes « Drop Fall », « Water reservoir » et points d'interconnexion.

- *Algorithme Drop Fall (Chute de la goutte)*

Cette méthode de segmentation inspirée de l'algorithme « Drop fall » consiste à segmenter la composante selon le chemin emprunté par une goutte d'eau qui coulerait selon le profile de la composante. Lorsque la goutte est bloquée au fond d'une vallée, celle-ci coupe la composante et continue sa chute. Cet algorithme permet de générer quatre chemins de coupures, suivant que la goutte descende ou qu'elle monte, et suivant la direction prioritaire (gauche ou droite) qu'on lui impose lorsqu'elle rencontre un extrema (mont ou vallée). Ces quatre variantes fournissent généralement des chemins différents contenant au moins une bonne segmentation (Figure 12). Cet algorithme a été proposé pour la première fois par Congedo et al (1995).

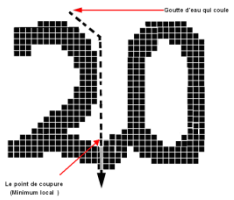


Figure 12. Exemple la segmentation par l'algorithme « Drop all »

La mise en œuvre de l'algorithme « Drop fall » implique généralement un ensemble de règles qui dictent le prochain pixel dans la voie de la chute de la goûte d'eau. Ces règles sont fondées sur la position actuelle du pixel pour trouver la voie de la chute de la goute d'eau. La combinaison des variantes de l'algorithme « Drop fall » pourrait potentiellement conduire à une plus forte segmentation technique (Pal et al., 2003).

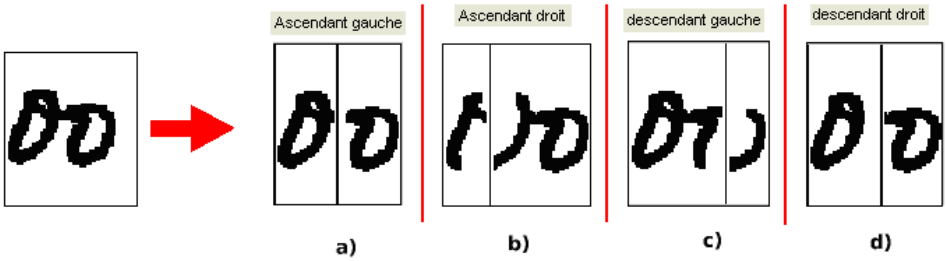


Figure 13. Variantes de l'algorithme « Drop fall »
(a) ascendant gauche (b) ascendant droit (c) descendant gauche (d) descendant droit.

Un paramètre déterminant de cet algorithme est le point de départ de la chute de la goutte. Les auteurs proposent de parcourir l'image de gauche à droite et de haut en bas, en cherchant le premier pixel blanc qui remplit ces deux conditions (Figure 13) :

- Le voisin gauche de ce pixel est noir ;
- Il existe un pixel noir à droite de ce pixel.

Cette méthode est efficace pour deux caractères connectés. Cependant, dans le cas d'un défaut d'encrage insuffisant, les chiffres sont systématiquement scindés en plusieurs parties. Un autre problème est lié à l'initialisation du point de départ. En effet, il est possible que la goutte d'eau puisse tomber dans un minimum local qui ne correspond que très rarement à un espace inter-chiffres (Figure 14). A cela, il faut ajouter le temps d'exécution qui demeure très élevé.

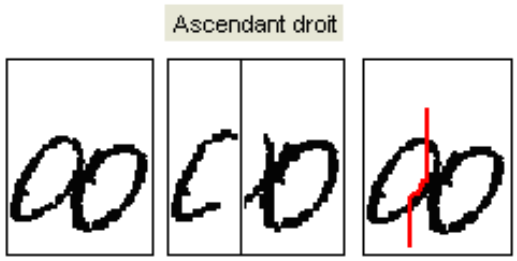


Figure 14. Exemple d'échec de la segmentation pour l'algorithme « Drop fall »

- *Algorithme Water Reservoir (Réservoir d'eau)*

Cette méthode est une amélioration de l'algorithme « Drop fall » pour trouver le meilleur point de départ pour la goutte d'eau en évitant les minimums locaux. Cette méthode est basée sur la recherche des « Water reservoir » ou réservoir d'eau (Oliveira et al., 2002). Un « water reservoir » est utilisé pour illustrer la région où les chiffres se touchent (voir figure 2.9). Les réservoirs sont obtenus en considérant les zones résultantes d'un lâcher d'eau sur la composante, depuis le haut ou le bas de celle-ci (Figure 15).

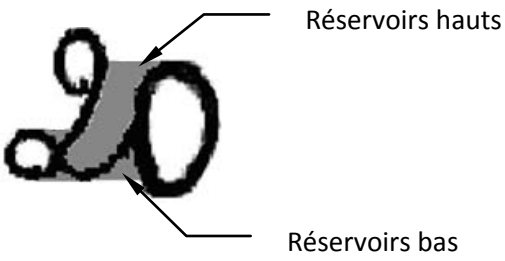


Figure 15. Détection des réservoirs "haut" et "bas"

Cet algorithme consiste à choisir entre le plus grand réservoir haut ou bas. L'abscisse initiale pour la chute de la goutte est déterminée à partir des "segments de sortie" de ces deux réservoirs (voir figure 2.7) : l'abscisse du milieu du segment de sortie du plus grand réservoir bas est choisie comme point de départ du « Drop fall » ascendant ; l'abscisse du milieu du segment du plus grand réservoir haut est choisie pour le « Drop fall » descendant. La goutte est donc assurée de tomber dans un grand réservoir, évitant ainsi les minima locaux (Figure 16).

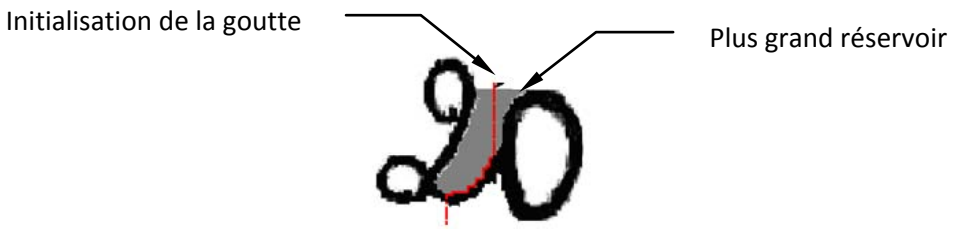


Figure 16. Segmentation "Drop fall" ascendant avec initialisation par les réservoirs

Cette méthode est efficace comparativement à la méthode de « Drop fall ». Cependant, dans le cas d'un défaut d'encrage insuffisant, le problème se pose comme dans le cas de la méthode drop fall. Par ailleurs, il n'y a pas de règle bien définie pour choisir une variante (ascendant gauche, ascendant droit, descendant gauche, descendant droit). Cet algorithme est inadapté pour une segmentation automatique.

- *Segmentation basée sur les points d'interconnexion*

Dans cet algorithme, la segmentation se sert de deux ensembles complémentaires de caractéristiques structuraux : le contour et le squelette (Skeleton). L'objectif final de cet algorithme est de fournir une liste d'hypothèses de segmentation notamment le nombre de caractères à segmenter. La recherche du meilleur chemin de séparation s'appuis sur deux ensemble de points : points d'interconnexion (PI) et point de base (PB).
Les PI sont souvent présents au milieu des raccordements entre les chiffres en utilisant les caractéristiques du squelette. Tandis que les PBs sont obtenus à partir des extrema (minima et maxima) locaux détectés sur le contour de chaque composante connexe de l'image. Celle-ci est extraite par projection verticale à partir du squelette (Figure 17). Le but de recherche des points de base est de définir le type de segmentation à utiliser.

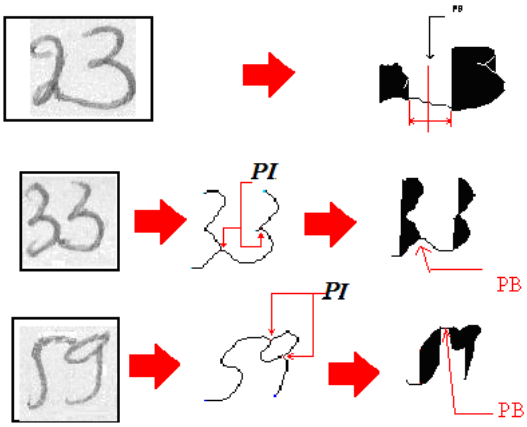


Figure 17. Points élémentaires ou les points de base (PBs)

Pour déterminer les PI et PB, plusieurs méthodes peuvent être utilisées, notamment les caractéristiques fondées sur le squelette. La squelettisation ou l'algorithme amincissant a été proposé par (Jang et Chin, 1992). L'avantage de cet algorithme se fonde sur le nombre limité de PIs (points d'interconnexion) produit dans le voisinage des différents caractères connectés. Ces points sont souvent situés dans le milieu des raccordements.
Pour déterminer les PI, les voisinages d'un pixel courant *p* sont d'abord calculés à partir du code de Freeman selon les 8 directions dans le sens des aiguilles d'une montre. Spécifiquement, un pixel est un point de connexion de deux caractères si la somme de pixels voisins *T (p)* est supérieure à 2 :

$$T(p) = \sum_{i=1}^{8} I(p'_i) > 2 \qquad (3)$$

Tels que, $I(p)$ désigne l'intensité d'un pixel *p* (0 ou 1) et *p'* est voisin de *p*. Nous pouvons alors définir le *PI* lorsque $T(p) > 2$.

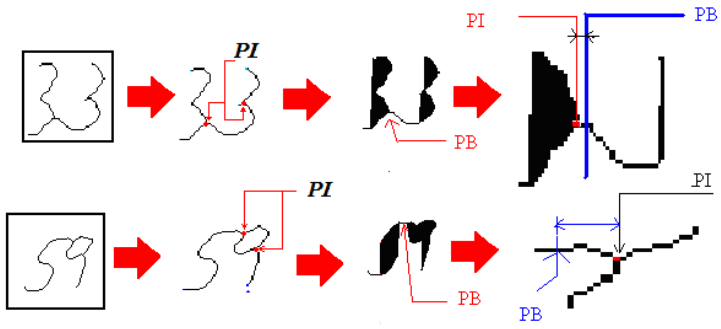


Figure 18. Secteur connecté contenant les PBs et PIs

Il est à noter que souvent le secteur connecté contient des PBs ou des PIs (Points d'Interconnexions) ou les deux à la fois (Figure 18). Ainsi, trois cas peuvent se présenter et le chemin optimal de segmentation est défini selon les trois hypothèses suivantes :

➢ *Hypothèse 1 : PB près d'un PI*

Supposons que PB soit près un PI, ceci pourrait indiquer un raccordement ou connexion possible entre deux chiffres. Les PBs et les PIs sont d'abord détectés dans l'image. Si la distance Euclidienne entre la projection du PB et le PI est inférieure à un seuil (épaisseur Et), la coupure est effectuée dans le voisinage du PI, en utilisant l'équation suivante (Jang et Chin, 1992) :

$$d\left(proj\left(PB_i\right), PI_j\right) \leq Et \tag{3}$$

Si la relation entre les PBs et les PIs est établie, l'algorithme décide quel type de coupe de segmentation devrait être exécuté. La coupe peut être produite en convertissant le PI et le voisinage en 8 connexités (connectivités) à 1 (blanc) sur le squelette (Figure 19).

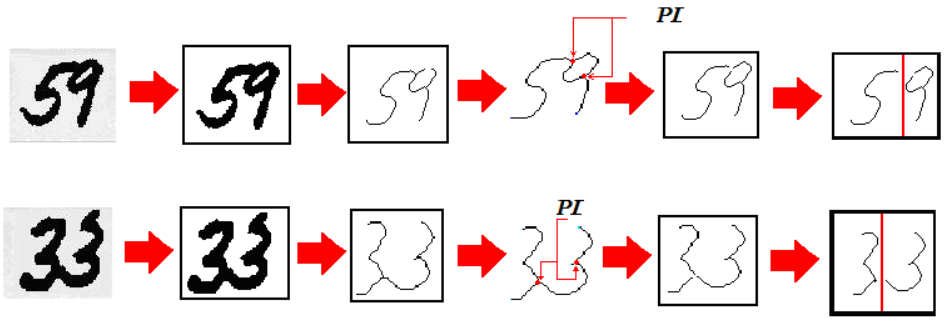


Figure 19. Procédure de segmentation si PB près d'un PI

La combinaison de toutes les sous-images permet de produire les graphes de segmentation . Pour obtenir le chemin de segmentation correcte, l'algorithme doit tester chaque segment avec l'hauteur de l'image globale puis réaliser un regroupement des segments comme illustré dans la figure 20.

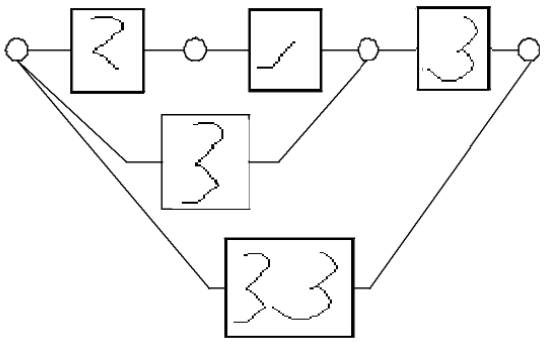


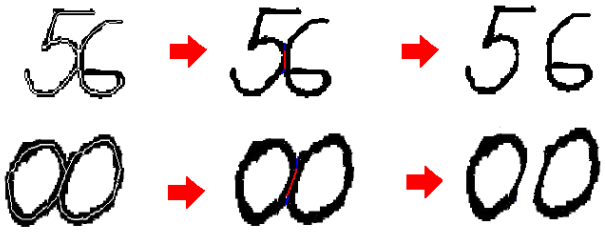
Figure 20. Graphe de segmentation

➢ *Hypothèse 2 : Chemin de segmentation composé (frotte circulaire)*

Si le segment inférieur du PI est lié à un segment supérieur du PI (ou vice-versa), le chemin squelettique liant les deux PIs ($P_{skeleton}$) est utilisé en tant qu'élément de la coupe de segmentation avec des chemins complémentaires entre les PBs et les PIs (P_{comp}) (Figure 21). Par conséquent, le chemin de segmentation est déterminé selon la règle suivante (Oliveira et al., 2002) :

$$P_{seg} = P_{skeleton} \bigcup P_{comp} \tag{4}$$

Ce genre de coupe est employé très souvent pour les chiffres connectés qui sont composés de segments comme « 00 », « 06 », « 09 », « 89 », et ainsi de suite.



(a) (b) (c)

Figure 21. Chemin de segmentation
(a) Squelette (b) $P_{skeleton} \bigcup P_{comp}$ (c) Chiffres segmentés.

Quand il n'y a aucun raccordement entre deux PIs, mais il y a un PB lié à un PI. Dans ce cas, c'est l'hypothèse 1 qui est appliquée.

➢ *Hypothèse 3 : aucun PI*

Dans certains cas, même s'il y a une connexion entre deux caractères, le chemin squelettique n'a aucun PI. Pour segmenter correctement ce genre d'images et éviter la sous-segmentation (le manque de point de segmentation), l'algorithme construit un chemin de segmentation basé sur la projection verticale du PB. La figure 22 montre les chemins de segmentation.

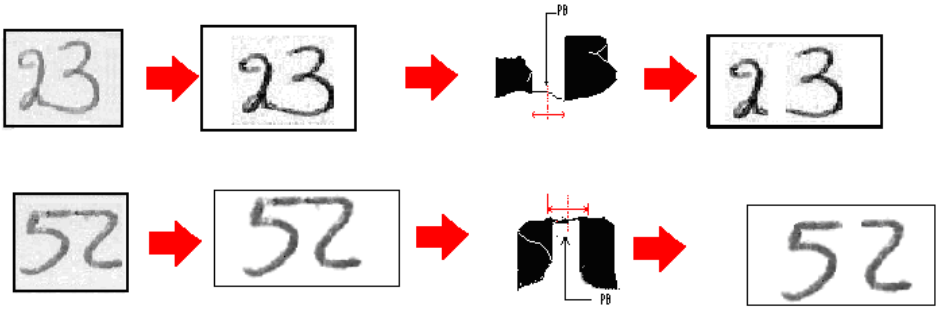


Figure 22. Segmentations basées sur le PB seulement

L'inconvénient de cette méthode est qu'elle ne permet pas de réaliser une segmentation lorsque les chiffres sont en chevauchement.

3.1.2.1. Stratégie de combinaison

Dans cette section, nous nous intéressons à la présentation d'une nouvelle démarche de segmentation pour améliorer les performances des méthodes existantes. Celle-ci repose sur la combinaison de plusieurs méthodes pour trouver le meilleur chemin de séparation.

Nous avons montré que chaque méthode présentait un avantage et un inconvénient pour séparer les chiffres. Ainsi, la combinaison des méthodes permet de fournir une segmentation correcte dans la majorité des cas. Pour cela, cette stratégie se scinde sur l'application des méthodes suivantes :

- L'histogramme de projection verticale (segmentation primaire) est appliqué sur les images binaires pour isoler les chiffres qui ne sont ni connectés ou ni chevauchés.
- La méthode des points interconnexion est appliquée lorsque deux chiffres sont interconnectés.
- La détection de contour est appliquée lorsque deux chiffres sont en chevauchement.

La stratégie de combinaison que nous proposons repose sur la recherche du type de problème de segmentation afin d'appliquer l'une des méthodes de segmentation.

La stratégie de combinaison est schématisée dans la figure 23. Dans une première étape, l'histogramme de projection verticale est appliqué sur l'image des chiffres pour séparer les chiffres non chevauchés ou non connectés. Lorsque la largeur d'une image des chiffres est supérieur à un seuil, cela renseigne que l'image contient plus d'un chiffre. Dans ce cas, nous cherchons s'il y a un point d'interconnexion pour appliquer l'algorithme des points d'interconnexion. Dans le cas contraire, l'algorithme basé sur la détection de contour qui sera appliqué.

3.2. Reconnaissance des chiffres manuscrits

3.2.1. Méthodologie de reconnaissance des chiffres

Une fois la segmentation terminée, nous présentons le module de reconnaissance de reconnaissance des chiffres. L'évaluation du système de traitement numérique du chèque se déroulera en deux étapes : évaluation des performances de la segmentation indépendamment de la reconnaissance puis évaluation complète du système.

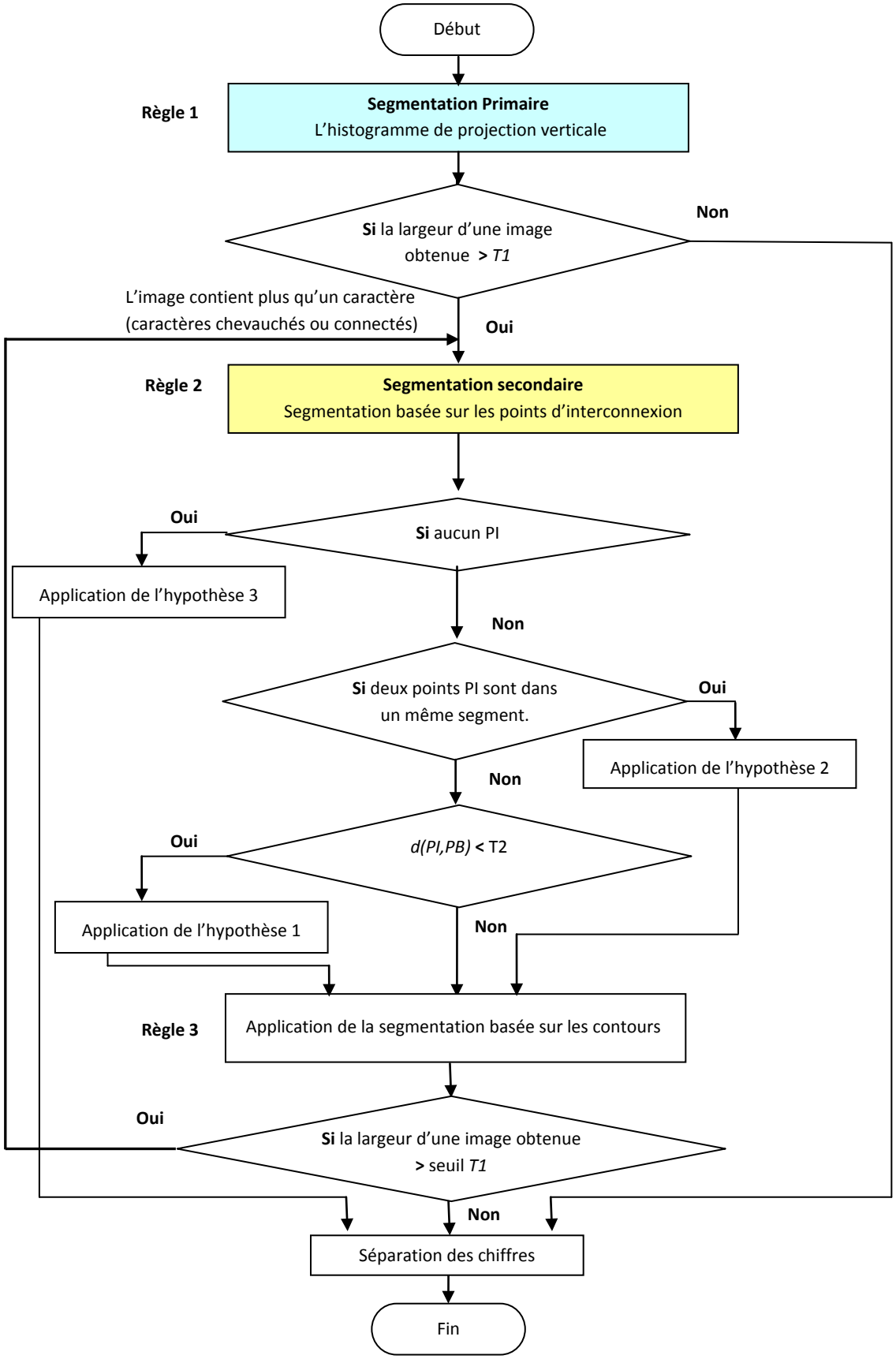


Figure 23. Organigramme de la procédure de segmentation des chiffres (Guettal et Chibani, 2012)

3.2.2. Module de reconnaissance des chiffres

Le module de reconnaissance repose sur un classifieur neuronal de type perceptron multicouches (PMC) (Le Cun et al., 1995 ; Plamondon et Srihari, 2000). Ce choix est motivé par le fait qu'il présente une grande capacité de mémorisation des exemples de chiffres grâce à un processus d'apprentissage et qu'il permet de séparer les classes non linéairement séparables. Son principe repose sur la modification des poids dits synaptiques de connexion inter-neuronaux au moyen d'un algorithme d'apprentissage. L'algorithme le plus utilisé repose l'erreur de rétro-propagation du gradient. Son principe repose l'ajustement des poids synaptiques en minimisant l'erreur quadratique entre les sorties désirées et les sorties calculées par le PMC. Les erreurs sont ainsi rétro-propagées de la sortie vers l'entrée. L'algorithme est stoppé lorsque l'erreur quadratique est inférieure à un seuil prédéfini.

L'architecture d'un PMC est généralement constituée d'une couche d'entrée composée de *p* neurones, d'une couche cachée composée de *d* neurones et d'une de sortie composée de *m* neurones qui représente le nombre de classes (dans notre *m*=10). Son optimisation a pour objectif de réduire dans la mesure du possible le nombre de synapses (poids) et de neurones afin de réduire la complexité du réseau et améliorer les temps de calcul, et maintenir les capacités de généralisation. En effet, d'une part, l'utilisation d'un nombre trop faible de neurones conduit à des mauvaises performances en apprentissage et en généralisation et, d'un autre part, l'utilisation d'un grand nombre de neurones provoquera une limite de la capacité de généralisation. Dans notre cas, l'architecture du réseau est dimensionnée comme suit :

- une couche d'entrée composée de 256 nœuds d'entrée ;
- une couche cachée de 80 neurones ;
- une couche de sortie de 10 neurones (dix (10) classes de chiffre) ;
- une fonction d'activation utilisée dans la couche cachée de forme tangente hyperbolique non symétrique ;
- un critère d'arrêt avec un nombre d'itération fixé à 150 000 pour une erreur de 10^{-7}.

3.3. Evaluation du système

3.3.1. Protocol expérimental

L'évaluation d'une méthode de segmentation reste très souvent subjective. Lorsqu'elle est réalisée manuellement, elle dépend du niveau de connaissance de l'opérateur par rapport aux effets de segmentation du système. Réalisée de façon automatique, elle dépend fortement du lien entre les images qui ont servi à l'apprentissage des classifieurs et celles qui servent à l'évaluation de la segmentation. Dans notre cas, nous utilisons ces deux modes d'évaluation pour exprimer deux grandeurs distinctes : l'évaluation manuelle et l'évaluation du système.

- L'évaluation manuelle exprime la segmentation théorique maximale de notre système de

coupure. Cette évaluation s'effectue sur le calcul du taux de bonne segmentation. Pour cela, nous utilisons le Taux de Bonne Segmentation (TBS) qui définit le nombre de chiffres correctement segmentés sur le nombre total de chiffres, soit :

$$TBS = \frac{Nombre\ \ de\ chiffres\ \ correctement\ \ \ segment\ és}{Nombre\ \ total\ \ de\ chiffres} \times 100 \quad (5)$$

- L'évaluation du système fournit le taux de bonne reconnaissance du système englobant à la fois la segmentation et la classification.

3.3.2. Résultats expérimentaux

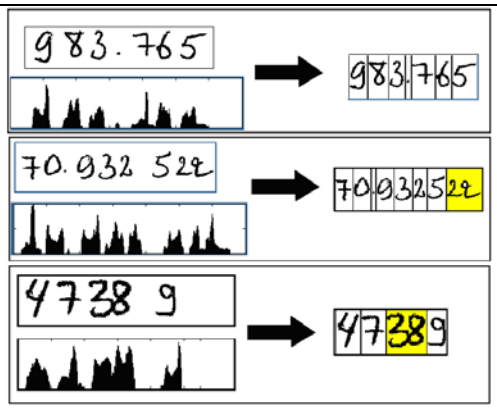
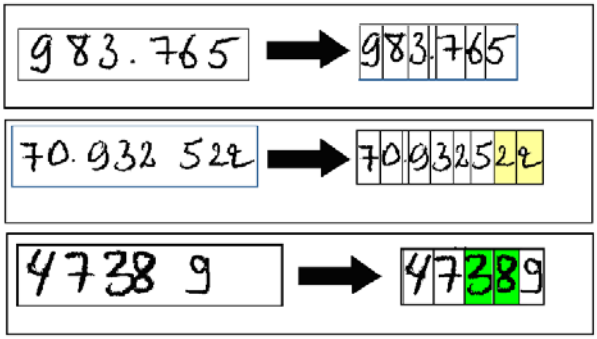
La base contient 553 images de chiffres numériques. Ces chiffres sont extraits d'une base de 84 chèques de la Banque Nationale d'Algérie. Le tableau 1 présente les problèmes présents dans les images de chèques.

Tableau 1. Base des chèques utilisés

Type de chaînage	Nombre des chèques	Nombres des chiffres
Aucun	31	413
Chevauchement	19	50
Connexion	32	86
Chevauchement et connexion	2	4
Total	**84**	**553**

L'évaluation manuelle est appliquée sur les différentes méthodes de segmentation. Le tableau 2 présente des exemples résultant des segmentations primaire et secondaire.
La segmentation primaire s'applique lorsque les chiffres sont naturellement séparés. Dans ce cas, l'histogramme de projection est suffisant pour séparer les chiffres. Tandis que, la segmentation secondaire intervient lorsque les chiffres sont chevauchés ou connectés. Dans ce cas, l'histogramme de projection, la détection de contours et la recherche des points d'interconnexion sont utilisés pour séparer les chiffres les uns des autres.

Tableau 2. Exemple de séparation des chiffres selon le type de chaînage

Type de segmentation	Exemple
Primaire	
Secondaire	

Le grand problème posé par la méthode « Drop fall » et « Water reservoir » est le choix de la variante (ascendant gauche, ascendant droit, descendant gauche, descendant droit) pour exécuter la segmentation. Chaque variante est valable uniquement dans certains cas. C'est-à-dire, qu'il n'y a pas un critère pour choisir une variante par rapport à d'autres. Pour cette raison, nous évitons les deux méthodes (« Drop fall » et « Water reservoir ») dans notre stratégie de combinaison. Le tableau 3 présente les exemples de difficulté du choix de la variante « Drop fall ».

Afin d'apprécier la qualité de la segmentation obtenue pour chaque méthode, nous calculons le TBS pour chaque chiffre. Les résultats obtenus sont portés dans le tableau 4 pour les quatre méthodes :

- Histogramme de projection : HP
- Histogramme de projection et Détection de Contours : HP+DC
- Histogramme de projection et Points d'interconnexion : HP+PI
- Histogramme de projection, Points d'interconnexion et Détection de Contours : HP+PI+DC

Tableau 3. Difficultés de segmentation pour les quatre variantes de Drop fall

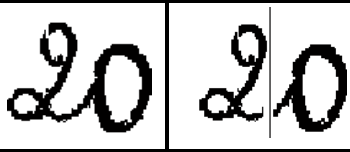
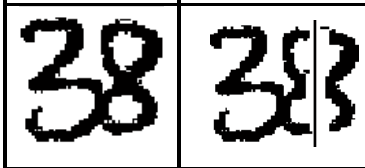
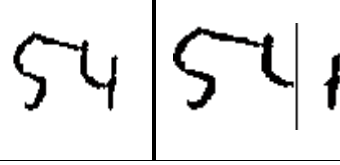
Image originale	Ascendant gauche	Ascendant droit	Descendant gauche	Descendant droit
				
				
				

Tableau 4. TBS obtenue pour chaque méthode de segmentation

Classe	HP (%)	HP+ DC (%)	HP+PI (%)	HP+PI+DC(%)
0	57.30	68.65	84,32	95.67
1	95.24	97.62	97,62	100.00
2	74.00	88.00	86.00	100.00
3	79.63	87.04	90,74	98.15
4	92.86	92.86	100.00	100.00
5	72.22	87.04	85,18	100.00
6	81.81	86.36	91,08	95.63
7	83.33	97.14	86,19	100.00
8	88.37	97.67	90,70	100.00
9	92.30	97.43	94,87	100.00
TBS (%)	**74.68**	**84.08**	**88.79**	**98.19**

Nous pouvons constater clairement que la combinaison des méthodes de segmentation est capable de séparer les chiffres dans la majorité des cas. Mais dans certain cas, cet algorithme peut fournir une sous-segmentation (manque de chemin de segmentation). Ce problème apparaît lorsqu'il y a absence des PBs. Dans notre cas, dix (10) chiffres connectés dans la base n'ont pu être segmentés (Guettal et Chibani, 2011).

Figure 24. Exemple de difficulté de la segmentation

L'évaluation complète du système permet d'évaluer simultanément la segmentation et la reconnaissance des chiffres. Le module de reconnaissance repose sur un classifieur neuronal de type PMC (section 3.2).

Cette évaluation s'effectue sur la base de chèques qui contient 553 images de chiffres manuscrits arabes dont 415 images d'apprentissage servent à construire le classifieur et 138 images de test servent à tester le classifieur et l'estimation de son taux d'erreur réel (Figure 25).

Ces images ont été extraites d'une base de 84 chèques de la Banque Nationale d'Algérie. Chaque image de chiffre est représentée par 16×16 pixels de niveau de gris allant de 0 à 255 utilisant la phase de normalisation, cette étape diminue la taille de l'image original à un image de 16x16 pixels. Pour évaluer la robustesse du classifieur, nous utilisons la matrice de confusion pour estimer le taux de bonne reconnaissance.

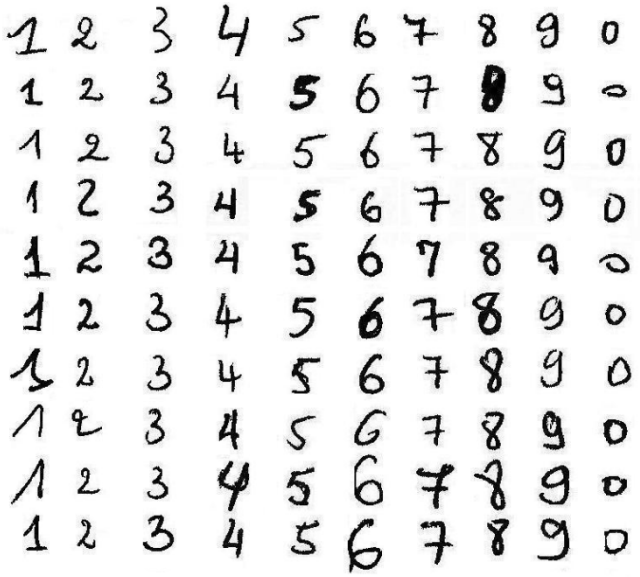


Figure 25. Exemples de chiffres de la base BNA

La normalisation des données est considérée comme le prétraitement le plus important lorsqu'on utilise les réseaux de neurones. Cette étape doit permettre de régler la taille, la

position et la forme du chiffre image, de manière à réduire la forme de variation entre les images de la même classe en vue de faciliter l'extraction de caractéristiques et d'améliorer leur classement. L'image d'un chiffre peut être ramenée à des dimensions normalisées.

Dans notre cas, la méthode basée sur l'interpolation bilinéaire a été retenue qui attribue à chaque point cible une combinaison linéaire des quatre points sources les plus proches de son antécédent par la transformation inverse. Dans notre travail, la taille des images est ramenée à une taille standard 16 x 16.

Cette évaluation est faite sur notre méthode de combinaison (Histogramme de projection + Points d'interconnexion + Détection de contours) associée à un classifieur de type PMC. Le tableau 5 fournit les résultats obtenus de l'évaluation manuelle et l'évaluation compète ou automatique.

Tableau 5. Evaluation manuelle et automatique du système

Classe	Evaluation manuelle	Evaluation automatique
0	95.67	73.51
1	100.00	90.48
2	100.00	96.00
3	98.15	90.56
4	100.00	85.71
5	100.00	96.30
6	95.63	95.63
7	100.00	94.44
8	100.00	93.02
9	100.00	100.00
Taux global (%)	**98.19**	**91.56**

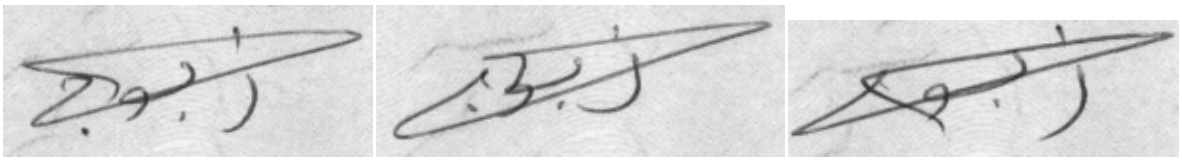
L'évaluation manuelle donne un taux de bonne segmentation de 98.19%. Les résultats de l'évaluation automatique montrent l'influence de la phase de classification sur les performances du système de reconnaissance. En effet, nous constatons que le choix du classifieur est important pour assurer une bonne reconnaissance.

4. Vérification des signatures manuscrites

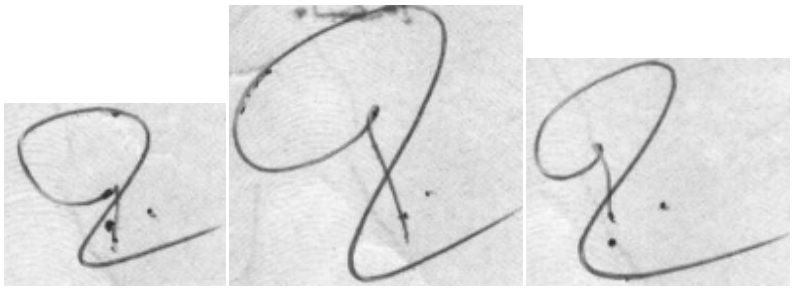
4.1. Modalités de vérification

La conception d'un système de vérification des signatures (SVS) peut être conduite selon deux approches possibles : dépendant du scripteur et indépendant du scripteur (Kumar et al., 2010).

L'approche dépendante du scripteur consiste à sélectionner les paramètres du modèle de la signature pour chaque scripteur. Bien que cette approche soit performante, elle requiert cependant la recherche des paramètres pour chaque nouveau scripteur. Aussi, une approche alternative peut être adopté qui ne nécessite pas un recalcule des paramètres pour un nouveau scripteur en supposant que tous les scripteurs ont les mêmes paramètres.
L'un des problèmes rencontrés lors de la conception du SVS est la variabilité intra-individus. En effet, un même scripteur ne signe jamais de la même manière. Dans le cas où deux signatures sont identiques, l'une est forcément imitée. La figure 26 illustre des exemples de signatures extraits des chèques postaux pour deux scripteurs différents. Il est intéressant d'observer la forte variabilité des signatures d'un même scripteur.



(a) Scripteur 1

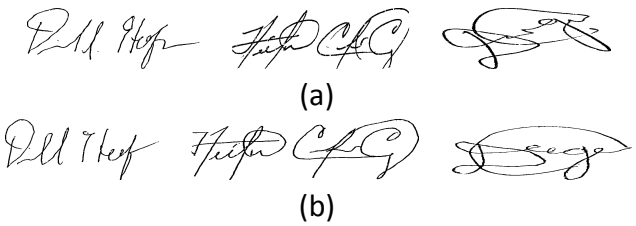


(b) Scripteur 2

Figure 26. Exemples de signatures extraits des chèques postaux

Dans le cadre de ce projet, plusieurs systèmes sont conçus. Dans ce rapport, nous décrivons deux systèmes. Le premier système repose sur l'utilisation d'un classifieur Support Vector Machine monoclasse et le second repose sur l'utilisation des algorithmes immunitaires artificiels.

Etant donné que les signatures manuscrites extraites des chèques ne contiennent pas des signatures imitées, les systèmes de vérification des signatures conçus dans le cadre du projet sont évalués sur une base standard américaine CEDAR. Cette base contient des signatures vraies et imitées. La figure 27 illustre quelques exemples de signatures vraies et imitées de trois scripteurs différents.



(a)

(b)

Figure 27. Exemples de signatures vraies et imitées extraits de la base CEDAR
(a) Signatures vraies (b) Signatures imitées

La conception d'un SVS est généralement composée de trois modules : prétraitement, génération de caractéristiques et classification. Dans les sections suivantes, nous décrivons les deux systèmes développés dans le cadre du projet.

4.2. Vérification des signatures fondée sur les SVMs mono-classes

L'acceptation ou le rejet d'une signature dépend des prétraitements, de la méthode de génération des caractéristiques et du classifieur. Aussi, nous décrivons les méthodes utilisées lors de la conception du système.

4.2.1. Prétraitement de l'image signature

Afin de faciliter des traitements ultérieurs de la signature, l'image est binarisée en utilisant la méthode itérative locale (Kalera et. 2004]. Le processus de binarisation se déroule en plusieurs étapes pour chaque fenêtre carrée de 9x9 centré sur le pixel (x,y). Le processus débute en calculant la moyenne et l'écart-type dans la fenêtre. Tout pixel parasite susceptible d'être supprimé est ajusté. Le processus s'arrête lorsqu'il n'y a plus de pixels parasites.

Un autre prétraitement concerne l'élimination des informations inutiles notamment les espaces blancs autour de la signature (Cheriet et al., 2004).

(a) (b) (c)

Figure 28. Exemple de prétraitement d'une image signature
(a) Image originale (b) Image binarisée (c) Elimination des informations inutiles

4.2.2. Génération de caractéristiques

La méthode de génération de caractéristiques repose sur l'utilisation d'une grille uniforme. Son principe consiste à partitionner l'image de la signature en plusieurs régions rectangulaires de même taille et forme. Le vecteur caractéristique est généré en considérant un ensemble de régions dont chacune est calculée comme le rapport entre les pixels noirs et le nombre total des pixels. Les composantes du vecteur ont des valeurs comprises entre zéro et un.

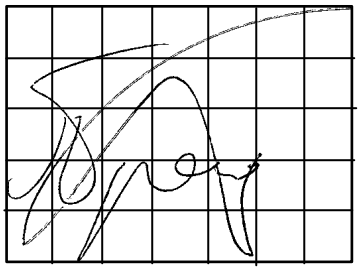


Figure 29. Exemple de partition de l'image en une grille de 5x7

4.2.3. Classification

Les méthodes de classification sont nombreuses et variées. Cependant, les classifieurs fondés sur les Support Vector Machines (SVM) ou Machines à Vecteurs de Support sont considérés comme les plus performants (Frias et al., 2006).

Les SVMs appelés également SVM bi-classes ont été conçus originellement pour séparer deux classes. Dans le cas des signatures, il s'agit de séparer entre les signatures vraies et les signatures imitées. Cependant, lors de la conception d'un SVS, seules les signatures vraies sont disponibles. Afin de remédier à ce problème, nous proposons d'utiliser les SVMs mono-classes dont la tâche principale consiste à distinguer une forme vraie indépendamment des autres signatures.

Théoriquement, une forme est correctement classée lorsque la fonction de décision renvoie une valeur positive c à d $f(x) > 0$. Implicitement, le seuil de décision est fixé à zéro. Pour les signatures manuscrites, un autre seuil est défini pour accepter des vraies signatures tout en assurant les rejets des signatures imitées. Aussi, nous proposons une nouvelle règle de décision qui consiste à accepter une signature si la valeur de la fonction de décision est supérieure à un seuil t prédéfini c à d $f(x) \geq t$. Dans le cas contraire, la signature est rejetée. Le seuil est défini en utilisant l'équation suivante :

$$t = m + k\sigma \tag{6}$$

m et σ définissent la moyenne et l'écart-type calculés à partir de toutes les valeurs des fonctions de décision lors de la phase d'apprentissage. Le paramètre k permet de contrôler le seuil de décision.

4.2.4. Résultats expérimentaux

La base de signatures manuscrites du Centre d'Excellence pour l'Analyse et la Reconnaissance de Document ou Center of Excellence for Document Analysis and Recognition (CEDAR) est souvent utilisé pour l'évaluation des méthodes pour la vérification des signatures. La base CEDAR est composée de 55 scripteurs dont chacun a produit 24 signatures vraies et 24 imitées. Les différentes signatures sont scannées à une résolution de 300 dpi. Afin d'évaluer les performances du SVM monoclasse comparativemen au SVM bi-classe, trois critères évaluation sont utilisés :

- FAR (False Acceptance Rate) est le taux de faux acceptés ou de manière équivalente le taux de signatures imitées ou fausses acceptées par le système ;
- FRR (False Rejectance Rate) est le taux de faux rejets ou de manière équivalente le taux de signatures vraies rejetées par le système.
- Courbe ROC (Receiver Operating Characteristic) est une représentation graphique des taux d'erreurs FAR et FRR selon les valeurs du seuil.

Dans ce travail, nous considérons également le taux d'erreur médian ou Half Total Error Rate défini comme (Bengio and Mariéthoz, 2004) :

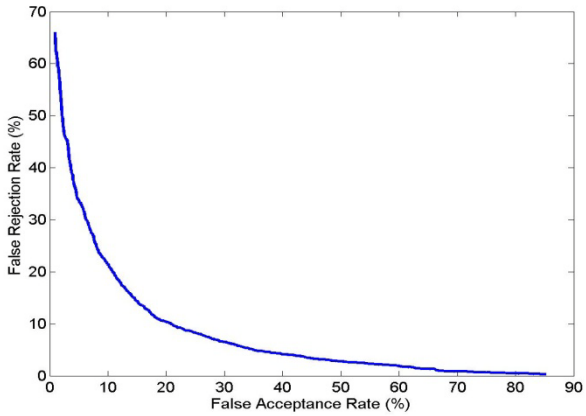
$$HTER = \frac{FAR+FRR}{2} \quad (7)$$

Le HTER constitue un bon critère pour évaluer la robustesse d'une méthode. Une méthode est considérée comme robuste lorsque le HTER faible autant que possible.

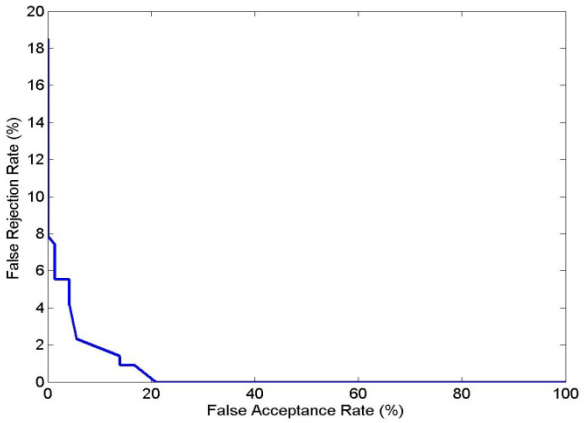
La difficulté de l'utilisation des classifieurs SVM bi-classes et mon-classes est le réglage de ces paramètres respectifs pour assurer une erreur minimale des FAR et FRR. Pour les deux SVMs, la classification nécessite l'apprentissage, la validation et le test. L'apprentissage et la validation servent à recherche les paramètres des classifieurs. Le test permet d'évaluer les performances des classifieurs.

La figure 30 montre les courbes ROC obtenues pour les deux classifieurs SVM bi-classes et SVM mono-classes. Nous constatons clairement que le SVM mono-classe offre de meilleures performances comparativement au SVM bi-classe. En effet, nous constatons que le SVM mono-classe produit des erreurs qui varient de 8 à 20 % tandis que le SVM bi-classe produit des erreurs qui varient de 65 à 85 %.

Le tableau 6 reporte les erreurs HTER et les seuils respectifs pour chaque type de classifieur. Nous constatons clairement que le SVM mon-classe produit l'erreur la plus faible.



(a)



(b)

Figure 30. Courbes ROC
(a) Système à base de SVM bi-classes (b) SVM à base de SVM mono-classe

Tableau 6. Comparaison des méthodes de classification

Type de classifieur	HTER	Threshold
SVM bi-classes	14.46	1.08
SVM mono-classe	4.39	-0.22

4.3. Vérification des signatures fondé sur le système immunitaire artificiel

Dans l'objectif d'améliorer l'étape de vérification et après avoir beaucoup travaillé avec les classifieurs SVMs, nous nous sommes proposés d'étudier l'applicabilité des systèmes immunitaires artificiels (de l'anglais : Artificial Immune Recognition System : AIRS). Pour comprendre ces classifieurs, il est nécessaire de rappeler d'abord, la fonction du système immunitaire naturel. Ce dernier peut être vu comme étant un ensemble de molécules, de cellules et d'organes qui protègent le corps des entités dangereuses appelées « antigènes ». Plus précisément, le système immunitaire utilise les globules blancs ou lymphocytes pour produire les cellules B qui se chargent de détecter les antigènes (Timmis et Neal, 2001). En

effet, la reconnaissance d'un antigène par une cellule B est fonction de la stimulation (ou similarité) entre eux. Les cellules B qui reconnaissent mieux les antigènes vont être proliférées en se clonant. Les clones obtenus subissent alors des mutations somatiques qui vont promouvoir leur variation génétique. Enfin, lorsque la population atteint la maturité, les clones se divisent en cellules-mémoires et cellules plasma. Cette expansion clonale confère au système immunitaire sa mémoire. Pour résoudre les problèmes de classification et de reconnaissance, le système immunitaire artificiel adopte la même démarche. A partir d'une base de données d'apprentissage, on extrait une population initiale des cellules B représentant les différentes classes d'intérêt (au moins un exemple ou une cellule pour chaque classe). Ensuite, l'apprentissage de chaque donnée se fait selon les étapes suivantes (Watkins et al., 2003):

- Sélection de la cellule B ayant la plus grande stimulation (ou similarité) envers la donnée.
- Prolifération et génération des clones mutés de la cellule B sélectionnée (la mutation se fait d'une façon aléatoire).
- Compétition entre les clones obtenus pour préserver ceux qui ressemblent le plus à la donnée d'apprentissage.
- La cellule clone optimale (celle qui présente la meilleure similarité à la donnée d'apprentissage) sera utilisée pour enrichir la population des cellules B.
- Enfin, les données seront affectées aux classes selon une décision du K-plus proche voisin calculée sur la population des cellules B.

Dans ce travail, nous avons opté pour la combinaison de descripteurs topologiques et statistiques pour décrire au mieux la variabilité présente dans les signatures, tout en préservant une taille très réduite pour le vecteur caractéristique. Précisément, comme le montre la figure 31, le descripteur grille uniforme (topologique) a été combiné avec l'énergie des coefficients de la transformée en Ridgelets (Chen et al., 2006, Nemmour et Chibani, 2013(a)). Les tests effectués sur la base CEDAR en comparaison avec les SVMs, confirment l'efficacité du système immunitaire artificiel. Ce dernier présente un gain d'environ 1% en précision globale (Figure 32). Ces résultats ont fait l'objet d'une présentation dans (Nemmour et Chibani, 2013(b)).

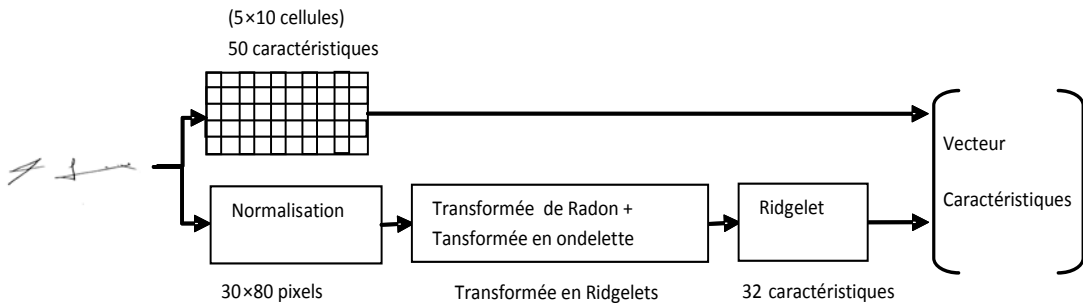


Figure 31. Système proposé pour la caractérisation de signatures

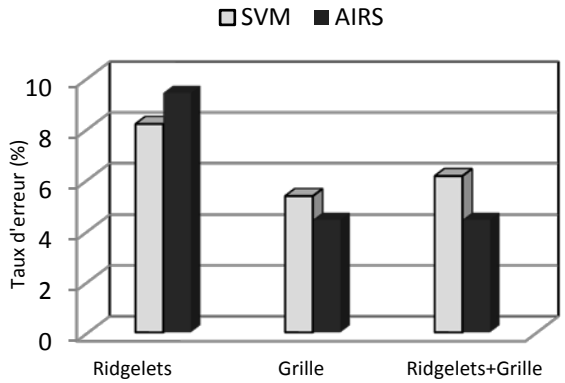


Figure 32. Taux d'erreur obtenus pour la vérification de signatures

5. Prototype de traitement automatique du montant numérique

Dans le cadre de ceprojet, un prototype de traitement du montant numérique a été développé en utilisant l'environnement de programmation Matlab. Notre plateforme procède par la lecture du chèque, suivie de l'extraction des différentes zones d'intérêt. Les différentes fonctions implémentées sont décrites dans les sous- sections suivantes.

- *Fenêtre principale* : La fenêtre principale est composée (voir figure 33) des boutons numéroté selon l'ordre de la stratégie de combinaison, le bouton en noire (RNCBA) gère la stratégie une fois pour toute.

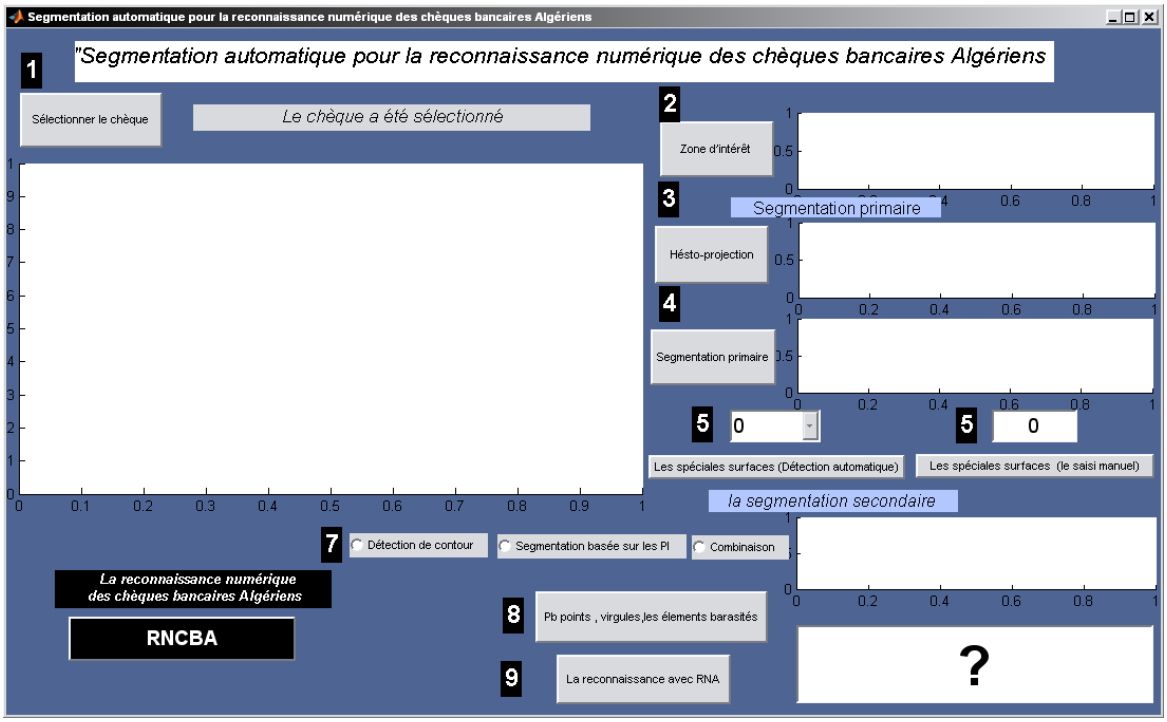


Figure 33. Fenêtre principale

- *Bouton (Sélectionner le chèque)* : permet de sélectionner l'image de chèque bancaire sur n'importe qui (voir figure 34) :

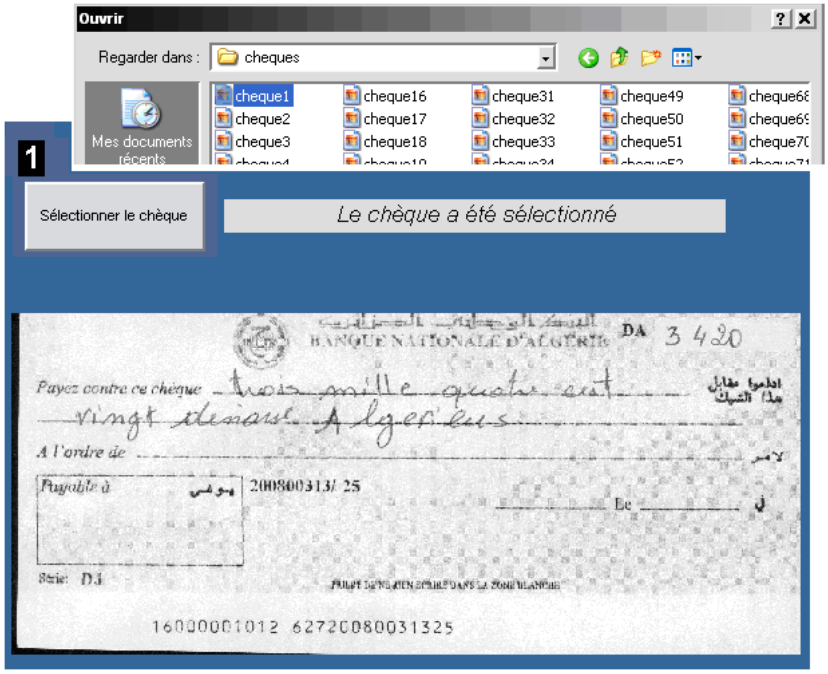


Figure 34. Exemple de sélection d'un chèque

- *Bouton (Zone d'intérêt)* : permet de localiser la zone d'intérêt (Montant numérique du chèque)

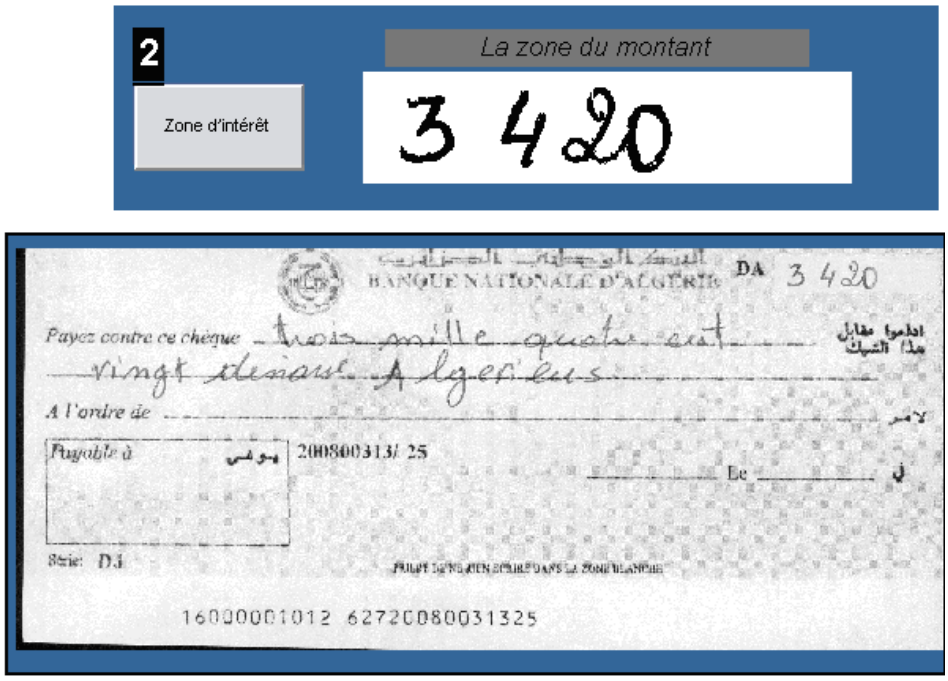


Figure 35. Extraction de la zone d'intérêt

- *Bouton (Histogramme de projection) et le bouton (Segmentation primaire)* : Applique la fonction de l'histogramme de projection verticale.

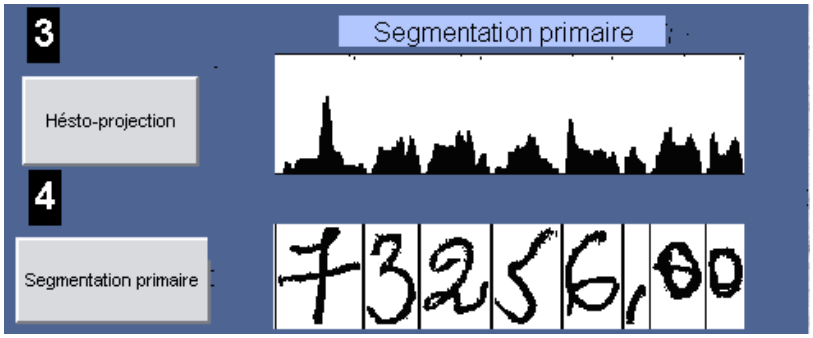


Figure 36. Segmentation basée sur l'histogramme de projection

- *Bouton (Détection automatique)* : Permet de sélectionner les chiffres connectés automatiquement.

- *Bouton (Détection de contour)* : Applique la méthode de Segmentation basé sur le contour.

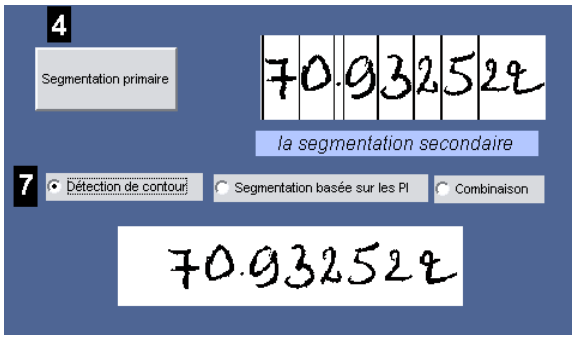


Figure 37. Segmentation basée sur le contour

- *Bouton (Segmentation basée sur les PI)* : Applique la fonction de segmentation *basée sur les points interconnexion*

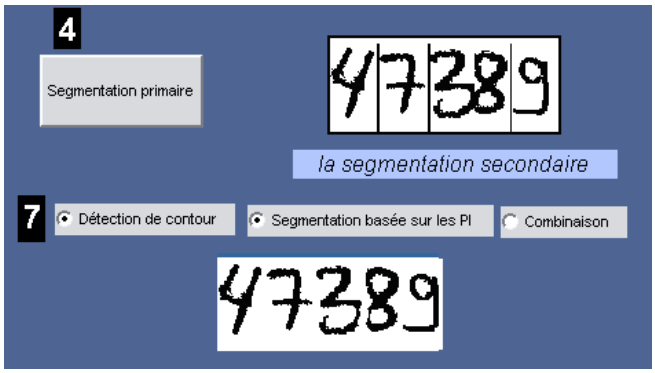


Figure 38. Segmentation basée sur les points interconnexion

- *Bouton (Combinaison)* : Applique la méthode de combinaison entre la segmentation basée sur les points interconnexion et la segmentation basée sur le contour

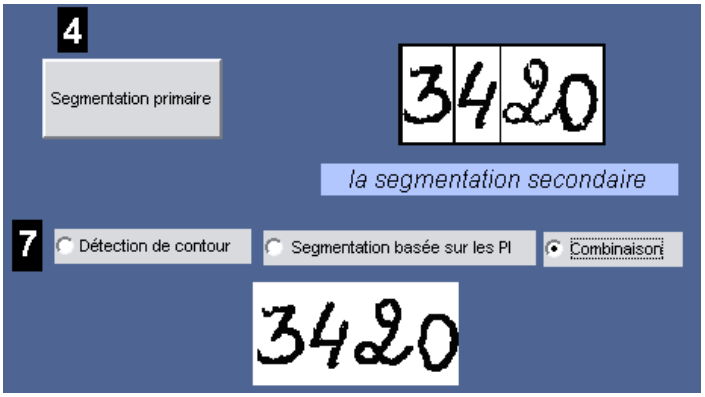


Figure 39. Combinaison des méthodes de segmentation

- *Bouton (Pb Points…) :* permet de connaître la position de point ou le virgule entre les chiffres du montant et puis le supprimé.

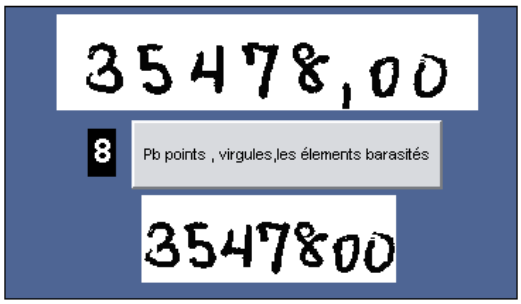


Figure 40. Traitement des points et virgules

- *Bouton (Reconnaissance avec RNA) :* Applique la méthode de la classification en utilisant les réseaux de neurones.

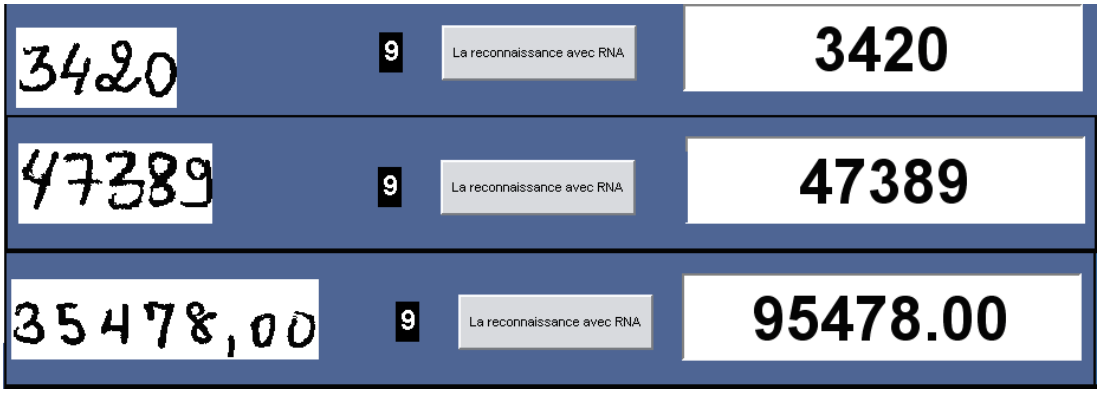


Figure 41. Phase de classification

- *Bouton (RNCBA) :* Applique la stratégie de combinaison d'une façon automatique

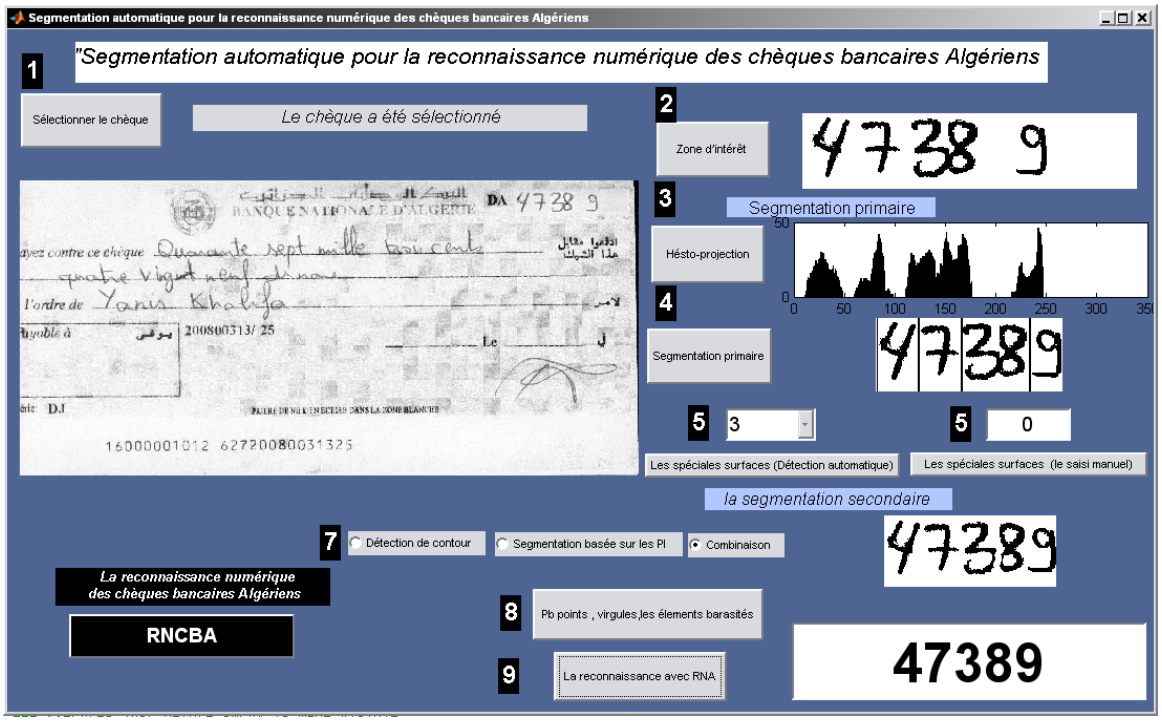


Figure 42. Reconnaissance automatique

6. Conclusion

L'association des capacités de calcul des ordinateurs aux techniques évoluées de l'intelligence artificielle a permis un essor considérable dans le traitement automatique de documents, notamment, la lecture électronique du chèque. Actuellement, plusieurs pays utilisent les systèmes de traitement automatique des chèques dans les secteurs financiers tels que les banques, les trésoreries et les postes. Dans le même contexte, l'Algérie a mis en place des systèmes de télé-compensation des chèques qui permettent à la clientèle de réaliser les opérations d'encaissement quelle que soit la localisation géographique des lieux de dépôts des chèques à travers le pays. De tels dispositifs absorbent la masse de chèques à traiter tous les jours et assurent aussi, un moyen de paiement rapide, efficace et sécurisé. Ainsi, l'objectif principal de ce projet était de développer un système de traitement automatique des chèques postaux Algériens. Nous avons entamé le travail par la collecte d'une base de données de chèques provenant de plusieurs régions du pays pour généraliser notre évaluation. Ensuite, les différents modules constituant ce système ont été individuellement développés et optimisés avant d'être rassemblés dans une plateforme de traitement automatique. Ainsi, les travaux réalisés à travers ce projet ont permis de résoudre les tâches suivantes :

- Numérisation et collecte des zones d'intérêt sur le chèque.
- Segmentation automatique du montant en chiffres.
- Extraction automatique des champs complémentaires (adresses et signatures).
- Vérification et authentification de la signature.

En ce qui est de la segmentation et la reconnaissance de chiffres, les méthodes que nous avons développées nous ont permis d'obtenir une très grande précision. Par ailleurs, il s'est avéré que la tâche de vérification de signatures requiert un soin particulier. En effet, le système doit identifier l'auteur de la signature sur la base d'une comparaison avec le seul exemplaire présent dans les archives d'Algérie poste. Comme certaines imitations respirent la spontanéité et même un agent ne peut pas les détecter, l'automatisation de cette opération était donc un élément primordial dans notre système. Les résultats obtenus sur plusieurs bases de données standards sont très encourageants mais une autre étape d'évaluation pratique reste nécessaire pour assurer un fonctionnement optimal du système. Globalement, notre plateforme est modulaire où l'utilisateur a le choix de faire un traitement complet du chèque ou plutôt, effectuer une tâche spécifique telle que la reconnaissance du montant numérique ou la vérification de la signature. En outre, c'est une plateforme évolutive pouvant être étendue avec l'intégration de nouveaux modules OCR/ICR nécessaires pour la mise en service. Plus précisément, les opérations complémentaires se résument en :

- Un module d'identification de la langue
- Un module OCR pour la lecture du numéro de compte
- Contrôle de la présence d'une signature

Enfin, sur la base des résultats obtenus, plusieurs pistes de réflexion peuvent être identifiées.

- D'abord, une collecte régulière (par exemple annuelle) de statistiques telles que le volume de chèques par région (par wilaya) et par secteur doit être effectuée. Ces statistiques vont permettre une adaptation du système notamment, sur la question de la langue (Arabe, Français, ou bilingue) aux spécificités des chèques dans chaque région du pays.
- Aussi, il est important d'adjoindre au système de traitement du chèque des dispositifs permettant le contrôle de faux documents. Alors, il est possible d'exploiter les techniques utilisées pour l'authentification des documents anciens où les propriétés du papier seront mises à l'examen.
- La plateforme développée considère uniquement les chèques en bon état (sans plis ou toute autre dégradation physique et avec la bande d'encodage située en bas du chèque vide de toute écriture ou cachet). En pratique, lorsque ces dégradations ne nuisent pas au contenu du chèque, ce dernier est accepté. Alors, pour permettre à notre plateforme de faire un traitement aussi intelligent que celui d'un agent, plusieurs techniques de traitement d'images méritent d'être exploitées pour extraire les informations pertinentes et éviter le rejet du chèque. Ce travail va permettre à la fin d'assurer des performances comparables à l'être humain.

7. Bilan des travaux réalisés

Abbas, N. and Chibani, Y., 2012, SVM-DSmT Combination for the Simultaneous Verification of Off-line and On-line Handwritten Signatures, International Journal of Computational Intelligence and Applications, vol. 11, no. 3, pp. 1250018-1-1250018-21, World Scientific Editor**Gattal, A., Chibani, Y., 2011**. Segmentation Strategy of Handwritten Connected Digits (SSHCD). 16th International Conference on Image Analysis and Processing (ICIAP 11), 14-16 September 2011, Ravenna, Italy.

Nemmour, H., Chibani, Y., 2013. Off-line signature verification using artificial immune recognition system, 10th International conference on Electronics Computer and Computation, 7-9 November, Ankara, Turkey.

Nemmour, H., and Chibani, Y., 2013, Artificial immune system for handwritten Arabic word recognition, Third International, Conference on innovative Computing Communication Technology (INTECH 2013) Londres, 29-31 Août 2013.

Abbas, N., Chibani, Y., Belhadi, Z. and Hedir, M., 2013, A DSmT Based Combination Scheme for Multi-Class Classification, 16th International Conference on Information FUSION, ICIF'13, Istanbul, Turkey, July 9-12, 2013.

Gattal, A., and Chibani, Y., 2013, Combination of features generation methods to improve recognition of isolated handwritten digits, 3rd International Conference on Information Systems and Technologies, ICIST'2013, March, 2013, Tangier, Morocco, awarded the best paper.

Gattal, A., and Chibani, Y., 2012, Segmentation and recognition strategy of handwritten connected digits based on the oriented sliding window, 13th International Conference on Frontiers in Handwriting Recognition: ICFHR'12, September 18-20, Bari, Italy, pp. 297-30

Abbas, N. , Chibani, Y. and Nemmour, H., 2012, Handwritten Digit Recognition Based On a DSmT-SVM Parallel Combination, 13th International Conference on Frontiers in Handwriting Recognition: ICFHR'12, September 18 - 20, Bari, Italy, pp. 241-24

Hamadene, A., Chibani, Y., and Nemmour, H., 2012, Off-line Handwritten Signature Verification Using Contourlet Transform. The 13th International Conference on Frontiers in Handwriting Recognition: ICFHR'12, September 18-20, Bari, Italy, pp. 343-347

Abbas, N., and Chibani, Y., 2012, SVM-DSmT Combination for Off-Line Signature Verification, International Conference on Computer, Information and Telecommunication Systems: CITS'12, Amman, Jordan, May 13-16

Guerbai, Y., Chibani, Y. and Abbas, N., 2012, One-Class versus Bi-Class SVM Classifier for Off-line Signature Verification, IEEE The third International Conference on Multimedia Computing and Systems, Tangiers, Morocco, 10-12 Mai

Zemouri, E., and Chibani, Y., 2011, "Machine Printed Handwritten Text Discrimination Using Radon Transform and SVM Classifier", 11th International Conference on Intelligent Systems Design and Applications: ISDA'11, Córdoba, Spain, November 22 - 24, 2011.

Nemmour, H., and Chibani, Y., 2011, "Training Tangent Similarities for Improving Ridgelet Characterization of Handwritten Arabic Words", 11th International Conference on Intelligent Systems Design and Applications: ISDA'11, Córdoba, Spain, November 22 - 24, 2011.

Abbas, N., and Chibani, Y., 2011, "Combination of Off-Line and On-Line Signature Verification Systems Based on SVM and DST", 11th International Conference on Intelligent Systems Design and Applications: ISDA'11, Córdoba, Spain, November 22 - 24, 2011.

Gattal, A., and Chibani, Y., 2011, "Segmentation Strategy of Handwritten Connected Digits (SSHCD)", 16th International Conference Image Analysis and Processing - ICIAP 2011-, Ravenna, Italy, September 14-16, 2011, Proceedings, Part II. LNCS 6979 Springer 2011, ISBN 978-3-642-24087-4.

Nemmour, H., and Chibani, Y., 2011, "Handwritten Arabic recognition based on Ridgelet transform and support vector machines", International High Performance and Computer Symposium HPCS'2011, 4-8 july, Istanbul, Turkey**Gattal, A., Chibani, Y., 2012**. Combining Multiple Segmentation Methods for Handwritten Digit Recognition of Algerian Bank Checks. 2nd International Conference on Information Systems and Technologies (ICIST'2012) 24-26 March 2012, Sousse, Tunisia.

8. Références bibliographiques

Bengio, S. and Mariéthoz, J., 2004. A Statistical Significance Test for Person Authentication, The Speaker and Language Recognition Workshop, ODYSSEY, Toledo, Spain, May 31 - June 3, 2004.

Broumandnia, A., Shanbehzadeh, J., and Varnoosfaderani, M. R., 2008. Persian/arabic handwritten word recognition using M-band packet wavelet transform, Image Vision and Computing Journal, Vol.26, 829-842.

Chen, G. Y., Bui, T. D., and Krzyzak, A., 2006. Rotation invariant feature extraction using ridgelet and Fourier transforms; Pattern Analysis and Application Journal, Vol. 9, 83-93.

Chen, Y. and Wang, J.F., 2000. Segmentation of Single- or Multiple-Touching Handwritten Numeral String Using Background and Foreground Analysis. IEEE Transactions on Pattern Analysis Machine Intelligence, Vol. 22, pp. 1304-1317.

Cheriet, M., Kharma, N., Liu, C.L. and Suen, C.Y., 2004. Character Recognition Systems, a Textbook for Students and Practitioners, Edition John Wiley & Sons Inc, 326 pages.

Congedo, G., Dimauro, G., Impedovo, S. and Pirlo, G., 1995. Segmentation of Numeric Strings, Proc. of Third Int. Conf. on Document Analysis and Recognition , 14-15 Aout ,Montreal, pp.1038-1041.

Frias, M. E., Sanchez, A., and Velez, J., 2006. Support vector machines versus multilayer perceptrons for efficient off-line signature recognition, Journal of Engineering applications of artificial intelligence, Vol. 19, 693-704.

Fujisawa, H., Nakano, Y., Kurino, K., 1996. Segmentation Methods for Character Recognition: From Segmentation to Document Structure Analysis, Proceedings of the IEEE, Vol. 80, 21-28.

Jang, B. K. and Chin, R. T., 1992. One-pass parallel thinning: Analysis, properties, and quantitative evaluation, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, v14, 1129-1140.

Justino, E. J. R., Bortolozzi, F., and Sabourin, R., 2005. A comparison of SVM and HMM classifiers in off-line signature verification, Pattern recognition letters, Vol.26, 1377-1385.

Kalera, M., Zhang, B., and Srihari, S., 2004, Offline Signature Verification and Identification Using Distance Statistics, International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence, vol. 18, No.7, pp. 1339-1360, 2004.

Kumar, R., Sharma, J.D., Chanda, B., 2010. Writer-independent off-line signature verification using surroundedness feature, Pattern recognition letters, Vol.33, 301-308.

Le Cun, Y., et al., 1990. Handwritten zip code recognition with multilayer networks, Proceedings of 10th International Conference on Pattern Recognition ICPR'90, 16-21 Juin, Atlantic City, Vol.2, 35-40.

Oliveira, L. S., Sabourin, R., Bortolozzi, F., Suen, C. Y., 2002. Automatic Recognition of Handwritten Numerical Strings: A Recognition and Verification Strategy, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence – PAMI. Vol. 24, 1438–1454.

Plamondon, R., and Srihari, S. N., 2000. On-line and off-line handwriting recognition: A comprehensive survey, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 22, 63-84.

Pal, U., Belaid, A., Choisy, C., 2003. Touching numeral segmentation using water reservoir concept. Pattern Recognit. Lett. Vol. 24, 261–272.

Steinherz, T., Rivlin, E. and Intrator, N., 1999. Off-line cursive word recognition: a survey. International journal on document analysis and recognition, Vol.2, 90-110.

Timmis, J., and Neal, M., 2001. A resource limited artificial immune system for data analysis, Journal of Knowledge-based systems, Vol. 14, 121-130.

Vellasques, E., Oliveira, L. S., Britto, Jr. A. S., Koerich, A. L. and Sabourin, R., 2008. Filtering segmentation cuts for digit string recognition, Pattern Recognition, Vol. 41, 3044-3053.

Watkins, A. B., Timmis, J., and Bogess, L., 2003. Artificial immune recognition system (AIRS): An immune-inspired supervised learning algorithm, Kluwer Academic Publishers, 34 pages.

9. Etat de consommation budgétaire

Intitulé des postes de dépenses	**Montant**
Matériels et instruments scientifiques et audiovisuels (Ordinateurs, scanner, imprimante)	1 369 485.00
Accessoires et consommable informatique	79 969.50
Papeterie et fourniture de bureau	49 990.80
Total des dépenses	**1 499 444.50**
Budget alloué	**1 500 000.00**
Taux de consommation (%)	**99.96**