



UNIVERSITE M'HAMED BOUGARA  
BOUMERDES

FACULTE DES SCIENCES DE L'INGENIEUR  
*Département : Maintenance Industrielle*  
*Option : Génie électrique*

# Mémoire de fin d'études

**En vue de l'obtention du diplôme de MASTER en Génie électrique**  
**Spécialité : Automatique**

## THEME

**Mesure de similarité et extraction de  
l'empreinte de la structure physique des  
enveloppes postales, application au tri  
automatique de courrier**

Réalisé par : BENRAHMOUNE Imane

Promoteur : GACEB Djamel

**2015/2016**

## **Dédicaces**

*Je dédie ce modeste travail*

*A mes chers parents, je ne peux trouver les mots justes et sincères pour vous  
exprimer mon affection et mes pensées, vous êtes pour moi ma vie,*

*A mon grand père, merci pour tout,*

*A la mémoire de mes grands parents*

*A mon très cher oncle, vous avez toujours été présents pour les bons conseils,  
Votre affection et votre soutien m'ont été d'un grand secours au long de ma vie  
professionnelle et personnelle, Merci pour tout...*

*A mes chers frères*

*A tous les membres de ma famille, petits et grands*

*A toutes mes amies*



## **Remerciements**

*Je tiens tout d'abord à remercier Dieu, le tout Puissant, de m'avoir offert cette opportunité et donné autant de courage, de patience et de volonté pour achever ce travail,*

*Je tiens à remercier vivement mon promoteur de mémoire, Monsieur GACEB Djamel pour l'honneur qu'il m'a accordé en acceptant d'encadrer ce travail. Je lui suis très reconnaissante pour sa patience, pour son soutien tout au long de ce travail.*

*J'exprime mes profondes gratitudee à Monsieur KHALFI, pour les efforts consentis et les facilités qu'il a mis à ma disposition.*

*Je remercie également tous les membres de jury d'avoir accepté d'évaluer ce travail.*

*En fin, je remercie toute personne ayant participé de près ou de loin, de façon directe ou indirecte, à la réussite de ce travail.*

## ***Résumé***

Ce sujet s'inscrit dans un contexte de recherche appliquée pour le développement d'un système complet de vision industrielle pour le tri automatique des documents administratifs. Sur la chaîne de tri, les documents renseignant l'information pertinente pour leur tri circulent à grande cadence et il est nécessaire de pouvoir déterminer lors de leur passage si cette information lue a bien été reconnue et dans quelle direction il est nécessaire de les acheminer. Pour cela, une solution intéressante est de coder la structure physique des informations écrites sur le document : l'empreinte de la structure physique de document devient alors une signature propre à l'image de chaque document, différente pour deux documents distincts. Elle doit permettre l'association de l'information reconnue au document physique papier circulant sur la chaîne de tri (afin de l'envoyer vers le bon casier de destination) sans avoir besoin de l'impression des codes barres actuellement en vigueur. Cette signature est construite à partir de l'information riche fournie par la phase de l'extraction et la description de la structure physique de document. Elle est unique et robuste au changement d'éclairage et à l'inclinaison dus aux différentes captures de l'image d'un même document. Nous proposons une mesure de similarité par analyse pyramidale qui a permis de mieux respecter la contrainte de temps réel et de distinguer des documents similaires ne présentant que de légères différences. Cette signature a conduit à une accélération considérable de processus de tri, de le rendre plus économique et écologique (ne nécessitant aucune impression de codes à barres, aucune encre, et par conséquent pas de machine de lecture de code à barres).

## *Liste des abréviations*

<b>OCR</b>	Lecteur optique de caractères (Optical Character Reader)
<b>VS</b>	Signature virtuelle (Virtual Signature)
<b>CBIR</b>	Recherche d'image par le contenu (Content Based Image Retrieval)
<b>EOH</b>	Histogramme d'Orientation des contours (Edge Orientation Histogram)
<b>QBIC</b>	Requête par le contenu d'image (Query By Image Content)
<b>RLSA</b>	Algorithme de Lissage des séquences noires (Run Length Smoothing Algorithm)
<b>HRLSA</b>	Algorithme de lissage de séquences horizontales (Horizontal Run Length Smoothing Algorithm)
<b>VRLSA</b>	Algorithme de lissage des séquences verticales (Vertical Run Length Smoothing Algorithm)
<b>CCs</b>	Composantes connexes
<b>MCR</b>	Rectangle Minimum Contenant (Rectangle Minimum Containing)
<b>FACT</b>	Facteur
<b>R</b>	Rayon
<b>DIST</b>	Distance
<b>BW</b>	Noir et Blanc (Black and White)
<b>2D</b>	Deux dimensions
<b>IDE</b>	Environnement de développement intégré (Integrated Development Environment)
<b>GUI</b>	Interface utilisateur graphique (Graphical User Interface)

## LISTE DES FIGURES ET TABLEAUX

FIGURE I. 1: DE GAUCHE A DROITE ; L'IMAGE EN COULEURS, EN NIVEAUX DE GRIS ET BINAIRE. ....	9
FIGURE I. 2: RESULTAT DES DIFFERENTS OPERATEURS DE DETECTION DE CONTOURS .....	10
FIGURE I. 3: EXEMPLE D'UNE IMAGE EN NIVEAU DE GRIS ET DE SON HISTOGRAMME CORRESPONDANT. 12	
FIGURE I. 4: EXEMPLE DE FILTRE MOYEN SELON PLUSIEURS TAILLE DE MASQUE .....	13
FIGURE I. 5: EXEMPLE D'UN FILTRE MEDIAN APPLIQUE A UNE IMAGE DE NIVEAU DE GRIS BRUTEE .....	14
FIGURE I. 6: EXEMPLE D'UN FILTRE GAUSSIEN APPLIQUE A UNE IMAGE DE NIVEAU DE GRIS BRUTEE ...	15
FIGURE I. 7: EXEMPLE D'UNE IMAGE BINAIRE AVEC SON CENTRE DE GRAVITE (CERCLE NOIR) .....	15
FIGURE I. 8: A GAUCHE: L'EROSION D'UNE IMAGE EN NIVEAUX DE GRIS, A DROITE .....	16
FIGURE II. 1: APERÇU GENERAL DU SYSTEME CBIR.....	18
FIGURE III. 1: ETAPES DE COMPARAISON VIRTUELLE DES IMAGES DE DEUX.....	28
FIGURE III. 2: COMPARAISON ENTRE LA METHODE DE BINARISATION GLOBALE.....	31
FIGURE III. 4: EXEMPLE DE LISSAGE RLSA, AVEC REDUCTION DE LA TAILLE DE L'IMAGE, POUR .....	34
FIGURE III. 5: EXEMPLE D'EXTRACTION CCS DE LA ZONE TAMPON.....	35
FIGURE III. 6: RESULTAT D'EXTRACTION DES CCS PAR LA METHODE DEVELOPEE SUR L'IMAGE.....	36
FIGURE III. 7: DISTANCE DE HAUSDORFF ENTRE OBJETS BINAIRES DE DIFFERENTES FORMES.....	37
FIGURE III. 8: MASQUES DE CHANFREIN, A) MASQUE M (3X3) UTILISE PAR L'ALGORITHME .....	42
FIGURE III. 9: EXEMPLE DE LA CARTE DES DISTANCES DE CHANFREIN DE L'IMAGE .....	42
FIGURE IV. 5: LE GUI DE NOTRE VS APPLICATION.....	49
FIGURE IV. 6: OUTILS DE TRAITEMENT DE BASE OFFERTS PAR NOTRE APPLICATION VS.....	49
FIGURE IV. 5: LES BOTTONS DANS NOTRE APPLICATION VS .....	50
FIGURE IV. 8: INTERFACE DE CALCUL AUTOMATIQUE DES DISTANCES .....	51
TABLEAU IV. 1: DISTANCES DE HAUSDORFF , FACT=1, R= 1, FM APPLIQUE.....	52
TABLEAU IV. 2: DISTANCES DE HAUSDORFF, FACT=1, R= 200. ....	53
TABLEAU IV. 3: DISTANCE DE HAUSDORFF, FACT=2, R= 1, FM=APPLIQUE.....	54
TABLEAU IV. 4: DISTANCE DE HAUSDORFF, FACT=2, R= 200, FM APPLIQUE.....	54
TABLEAU IV.5: DISTANCES DE HAUSDORFF, COMPARAISON DES CARTES DES BLOCS ISSUES DE RLSA ..	55
TABLEAU IV.9: RESULTATS DE LA DISTANCE DE CHANFREIN AVEC R =20.....	58

TABLEAU IV.10: DISTANCES DE CHANFREIN AVEC R =35.....	59
TABLEAU IV.11: DISTANCES DE CHANFREIN, R =50.....	59
TABLEAU IV. 12: DISTANCES DE CHANFREIN SANS RAYON (R=0).....	60
TABLEAU IV. 13: DISTANCES DE CHANFREIN SUR CARTES ISSUES DE LISSAGE HRLSA.....	60
TABLEAU IV. 14: DISTANCE DE CHANFREIN SUR CCS DE CARACTERES DE HRLSA.....	61
TABLEAU IV. 15: RESUME DES METHODES UTILISEES DANS APPLICATION VS.....	63
FIGURE IV. 9: COMPARAISON DES DIFFERENTES TECHNIQUES DEVELOPPEES.....	63

## SOMMAIRE

INTRODUCTION GENERALE.....	1
CHAPI : PRINCIPE DE BASE SUR LES SYSTEMES DE TRI DU COURRIER BASES SUR LES NOUVELLES TECHNOLOGIES EN TRAITEMENT D'IMAGE.....	3
I.1 TRAITEMENT DU COURRIER, LE MATERIEL IMPLIQUE.....	4
I.2 PROBLEMATIQUES AVEC LES INSTALLATION DE TRI ACTUELLES : CONTRAINTES DE COUTS ET D'ENVIRONNEMENT.....	7
I.3 SOLUTION INSUFFISANTE.....	7
I.4 SOLUTION VIRTUELLE SIMPLE QUE NOUS PROPOSONS.....	8
I.5 CONCEPTS FONDAMENTAUX EN TRAITEMENT D'IMAGE.....	8
I.5.1 TYPES D'IMAGES.....	8
I.5.2 DETECTION DES CONTOURS.....	9
I.5.3 AMELIORATION D'IMAGES.....	10
I.5.4 LE CENTRE DE GRAVITE D'UNE IMAGE BINAIRE.....	15
I.5.5 TRAITEMENT MORPHOLOGIQUE.....	15
CHAP II:TECHNIQUES EXISTANTES DE COMPARAISON D'IMAGES.....	17
II.1 RECHERCHE D'IMAGES PAR LE CONTENU ET LES CONCEPTS DE SIMILARITE.....	17
II.2 APERÇU SUR DES SYSTEMES CBIR.....	17
II.3 MESURES DE SIMILARITE D'IMAGE.....	19
II.4 DISTANCES ET METRIQUES EXISTANTES.....	21



II.4.1 DISTANCE DE MINKOWSKI.....	21
II.4.2 DISTANCE DE MANHATTAN.....	21
II.4.3 DISTANCE EUCLIDIENNE.....	22
II.4.4 DISTANCE CHEBYSHEV.....	22
II.4.5 DISTANCE DE MINKOWSKI PONDEREES.....	22
II.4.6 DISTANCE QUADRATIQUE.....	23
II.4.7 DISTANCE DE MAHALANOBIS.....	23
II.4.8 DISTANCE D'EARTH MOVER (EMD).....	23
II.4.9 DISTANCE DE BHATTACHARYYA.....	24
II.4.10 DISTANCE DE KULLBACK-LEIBLER.....	24
II.4.11 DIVERGENCE DE JEFFREY.....	24
II.4.12 DISTANCE DE KOLMOGOROV-SMIRNOV.....	24
II.4.13 DISTANCE DE CRAMER-VON MISES.....	25
II.4.14 INTERSECTION D'HISTOGRAMMES.....	25
II.4.15 DISTANCE DE HAUSDORFF.....	25
II.4.16 DISTANCE DE CHANFREIN.....	26
II.4.17 BILAN SUR LES DISTANCES.....	27
CHAP III : NOTRE APPROCHE DE COMPARAISON VIRTUELLE ENTRE LES IMAGES D'ENVELOPPES.....	28
III.1. PREPARATION DE L'IMAGE POUR LA COMPARAISON EN DIFFERENTS NIVEAUX DE SEGMENTATION.....	29
III.1.2 SEGMENTATION HAUT NIVEAU : EXTRACTION DE LA STRUCTURE PHYSIQUE EN UTILISANT UN LISSAGE RLSA.....	31
III.1.3 LOCALISATION SPATIALE DES OBJETS SEGMENTES : DETECTION DES COMPOSANTES CONNEXES.....	34
III.2 METRIQUES UTILISEES POUR COMPARER LES IMAGES D'ENVELOPPES.....	36
III.2.1. DISTANCE DE HAUSDORFF.....	37
III.2.2 METHODES MISES AU POINT POUR COMPARER LES ENVELOPPES EN UTILISANT LA DISTANCE DE HAUSDORFF.....	39
III.2.3 DISTANCE DE CHANFREIN.....	41
III.2.4. METHODES DEVELOPPEES POUR COMPARER LES ENVELOPPES EN UTILISANT LA DISTANCE DE CHANFREIN.....	43
CHAP IV : OUTILS DE DEVELOPPEMENT, INTERFACE, RESULTATS ET EVALUATION.....	45

IV.1 OUTILS DE DEVELOPPEMENT ET INTERFACE REALISEE .....	45
IV.2 RESULTATS DE LA COMPARAISON DE L'IMAGE .....	51
IV.2.1 EVALUATION ET RESULTATS DES APPROCHES BASEES SUR LA DISTANCE DE HAUSDORFF .....	52
IV.2.2 TEST DES APPROCHES BASEE SUR LA DISTANCE DE CHANFREIN .....	57
V. CONCLUSION ET PERSPECTIVES .....	65
V.1 CONCLUSION .....	65
V.2 PERSPECTIVES .....	66
VI. REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES .....	67

## **Introduction générale**

La science a réalisé au Vingt-et-unième siècle, d'énormes progrès dans divers domaines de la connaissance, en particulier dans le domaine de l'informatique et de l'électronique. Dans ces deux domaines, des nouvelles applications, visant des technologies très avancées en vision par ordinateur, se sont développées au cours des ces dernières années en apportant un rendement considérable aux nombreux secteurs et à tous les niveaux. La reconnaissance des formes et le traitement d'image sont des spécialités qui s'intéressent à l'automatisation de l'analyse et la reconnaissance des à contenus portés par des images dans le but d'apporter à des machines toute une capacité visuelles en suivant une séquences d'opérations effectuées sur les images en fonction de l'application ciblée.

De tels développements ont été accompagnés par une diminution des coûts d'équipement informatique qui a favorisé la diffusion et l'échange de données multimédia numériques chez les sociétés de toutes tailles et le grand public. La grande masse de données crée serait moins utile sans lui apporter des solutions de structuration des données, de synthèse et de recherche automatique de l'information pertinente. Ceci été derrière l'apparition d'un grand besoin en matière de techniques de recherche d'information en mode image basées sur des mesures de similarité. La comparaison d'images est devenue une piste prometteuse, elle offre aux utilisateurs la possibilité d'accéder, d'interroger, d'exploiter et de comparer ces images de base de données très rapidement en utilisant leur contenu, ce qui explique une forte activité de recherche scientifique consacrée à ce domaine.

La technologie de reconnaissance de motif a réalisé de grands progrès dans de nombreuses applications telles que le tri automatique des mails dans les voies postaux. Avec le développement économique, le nombre de pièces de courrier dans le service postal augmente rapidement ; le tri manuel est loin d'être suffisant, pas uniquement à cause de facteur du temps, mais aussi en raison de coût très élevé de l'encre utilisé dans l'impression des codes à barres qui est vital pour acheminer le courrier. Pour résoudre ce problème, l'idée était de remplacer les machines d'impression et lecture de codes à barres par un outil complètement software, basé sur une empreinte purement visuelle de l'enveloppe.

L'objectif principal de notre travail consiste à arriver à identifier rapidement une image d'une enveloppe (acquise dans deux temps différents) dans un ensemble d'images

d'enveloppes en utilisant cette empreinte visuelle et une mesure de similarité d'image efficace. Le principal défi dans ce travail est la capacité de trouver l'image similaire de la bonne enveloppe pour lui associer l'adresse lue par l'OCR, même si elle est légèrement tournée, déplacée, ou embrouillée par rapport à l'autre, au cours du processus d'acquisition.

Nous allons structurer notre mémoire en quatre chapitres.

Nous allons présenter dans le premier chapitre les principes de base des systèmes de tri du courrier basés sur les nouvelles technologies en traitement d'image et les concepts fondamentaux de traitement d'image.

Le deuxième chapitre est consacré aux méthodes existantes de mesure de similarité, de comparaison d'images et les calculs de distances employées dans le domaine smart-vision (applications CBIR).

Le troisième chapitre présente une description détaillée de notre approche d'extraction et de comparaison de l'empreinte visuelle de l'image d'enveloppe.

Le quatrième chapitre, présente en première partie, les outils de développement utilisés et notre interface IHM développée, en seconde partie, il présente une évaluation quantitative des performances de notre approche avec une analyse des résultats obtenus en utilisant les différentes métriques de similarité et approches de segmentations d'images.

Ce mémoire se termine avec une conclusion générale et des perspectives pour des futurs travaux sur le sujet.

# **Chapitre I**

**Principe de base sur les systèmes  
de tri du courrier basés sur les  
nouvelles technologies en  
traitement d'image**

## **I. Principe de base sur les systèmes de tri du courrier basés sur les nouvelles technologies en traitement d'image**

Dans le passé, nos courriers et colis postaux étaient traités à la main, dans des tâches très difficiles où le taux de l'erreur était très élevé. Les adresses sont lues visuellement et triés à la main dans des paniers spécifiques. Avec le temps il y a eu des efforts en continu, pour automatiser cette tâche et réduire le maximum possible l'intervention humaine, pour gagner en précision, en rendement et en temps de trie. L'évolution était progressive, certaines tâches étaient au départ remplacées par des dispositifs mécaniques.

La toute première machine de tri remonte aux années cinquante [1]. En 1957 [1] une version semi-automatique a été mise en œuvre chez les services de la poste aux états unis. Elle se compose de deux sections (supérieure et inférieure), une bande transporteuse et une série de cinq claviers de tri. Les opérateurs lisent la destination et saisie un code postal. La lettre est transférée par la suite automatiquement au bon panier de destination. Une telle machine était capable de trier à l'époque 15.000 lettres à heure [1].

En 1965 [1], le service postal a mis en place le tout premier ROC (La reconnaissance optique de caractères) à haute vitesse. Ce dernier pourrait gérer un tri automatique préliminaire. Ce n'est qu'au début des années 80 [1]. La première machine de tri piloté entièrement par un d'un la première ligne unique lecteur optique de caractère ordinateur a été utilisée ; et qui pourrait lire l'adresse de destination de courrier. Ensuite un code barre serait imprimé sur l'enveloppe qui pourrait être utilisé pour automatiser le tri du courrier, du début à la fin.

L'opération commence une fois que nous mettons la lettre dans la boîte postale ; cette lettre passe par plusieurs mains avant d'arriver à sa destination. La première destination de la lettre est un bureau de poste. Elle sera mis dans un grand sac avec toutes les autres lettres étant envoyé par la poste ce jour-là dans la région.

Depuis 30 ans, les centres de tri du courrier ont appliqué les mêmes procédures. Les enveloppes, petits et grands formats sont scannés .Les images obtenu sont envoyée à un dispositif OCR qui lit l'adresse, Si l'adresse peut être lue. Puis la machine imprime un code barre sur aménagement physique de l'enveloppe. Les codes-barres sont utilisés pour trier le courrier, soit en lisant directement l'information postale ou en accédant à une base de données où toutes les informations extraites de l'aménagement physique d'enveloppe est stockées.

## **I.1 Traitement du courrier, le matériel impliqué**

Les composants suivants sont quelque machine utilisée dans les centrales de traitement du courrier.

- **La HM (Hotchkiss Mécanisation)**

C'est l'ancêtre de la série des HM (Machine de tri modulaire). Elle peut trier sur 8 tisseurs et 8 modules de 32 cases (soit 256 cases), à la vitesse de 18 000 lettres / heures. D'une longueur de 15,4 mètres, elle ne possède pas de couloir de maintenance. Cette première génération de machine de tri ne peut lire que la traduction visuelle du code postal à 5 chiffres en 20 barres fluorescentes. La transcription de ces barres sur la partie basse à droite des enveloppes nécessite une opération dite "indexation"[2], faite par les machines suivantes :

- **Le LIPAP (Lecteur indexeur pré trieur d'adresse postale)**

C'est la première machine équipée d'un lecteur optique automatique de reconnaissance de l'adresse postale, apte à lire les codes postaux et la ligne adresse et à "pré trier" le courrier sur 15 directions. Cette machine est fabriquée par l'entreprise REF, le LIPAP peut être modulé en un équipement de moindre envergure, le LIAP. Son rendement est de 30 000 plis/heure sur les courriers normalisés des grandes entreprises (banques, assurances, par exemple) avec 3 opérateurs [2].

- **Le PIM (Poste d'indexation manuelle) puis le PIA (Poste d'indexation automatisée)**

Les centres de tri automatisés sont équipés de batteries de ces PIM, où un (e) opérateur (trice) indexe les enveloppes qui défilent verticalement devant lui (elle) au moyen d'un clavier où il frappe les 5 chiffres des codes postaux du courrier généralement manuscrit [2].

- **La HM 1.3 à 1.5**

Évolution des HM 1.1 et HM 1.2, cette machine pilotée par mini-ordinateur peut trier sur 193 directions jusqu'à 28 000 lettres / heure [2].

- **La Machine de Tri Simplifié (MTS), de la gamme ELIT**

Permet le tri du courrier sur 20 directions maximum [2].

- **La Trieuse de Petit Format (TPF)**

Machine conçue par Mannesman Dematic ou Siemens, pour traiter le petit format, qui est chargée de traduire l'adresse se trouvant sur l'enveloppe, en code barres, de couleur orange, couleur qui lui est donnée grâce à l'encre phosphorescente. Cela s'appelle l'indexation, cette suite de bâtonnets sera lue par les TTF en fin de chaîne [2].

- **La Trieuse d'Objets Plats (TOP)**

Machine capable de trier des plis de grand format (allant du courrier style C5 à l'A4). Avec une cadence théorique de 21 000 plis par heure, elle trie en fonction de la lecture de l'adresse [2].

- **La Trieuse Grand Format (TGF) ELelectronica SAn Giorgio**

Année 2000 [2]

- **La Trieuse de Tournées de Facteurs (TTF) Mannesman Dematic / SOLYSTIC  
(Ancien nom : MTB pour Machine de Tri de Bureau)**

Elle permet le tri par tournée et dans chaque tournée le tri par ordre de tournée. Depuis 2007, son implantation dans les PDC et PPDC (Plateforme de Distribution du Courrier et Plateforme de Préparation et de Distribution du Courrier) est en route. Environ 500 machines de ce type devaient être mises en place en 2008 et 2009 (450 machines déjà installées pour 2010) [2].

- **La Machine de Tri Préparatoire (MTP) Toshiba TSC 1000**

(Ancêtre : les RO et SRO) Elle assure la Ségrégation, le Redressement, l'Oblitération et le Tri. La MTP est une machine très complète car elle redresse le courrier tout en éliminant les lettres hors format standard (jusqu'au C5+); elle oblitère le courrier et le trie suivant le type d'affranchissement [2].

Elle est équipée de 16 tasseurs sur la version standard, mais deux machines de test de La Poste comptent 24 tasseurs [2].

Cette machine demande très peu d'entretien lourd, mais un entretien quotidien dispensé par les agents de production en fin de vacation, et un entretien hebdomadaire plus poussé par un technicien. C'est le personnel du service technique qui effectue toutes les opérations de



maintenance préventive et corrective. Cela prend environ 3 heures chaque nuit pour une utilisation industrielle de la machine.

- **La préparatrice NEC (Nippon Electric Company)**

C'est une machine permettant de sélectionner le courrier selon le format et l'épaisseur, puis de l'oblitérer. Il y a plusieurs types de préparatrice NEC : la Redresseuse Oblitératrice (R.O.) et la Ségrégative Redresseuse Oblitératrice (S.R.O.) Les RO et SRO sont remplacées par les machines de nouvelles générations SROT qui assurent la Ségrégation, le Redressement, l'Oblitération ET le Tri [2].

- **Améliorations : MTI GF et PF Siemens**

MTI = Machine de Tri Industriel

PF = Petit Format (courrier jusqu'à C5)

Les MTI GF et PF sont des machines de dernières générations. Elles sont actuellement déployées dans les PIC (Plateformes Industrielles Courrier) de France [2].

Les machines PF (Solystic ou Siemens) 256 sorties peuvent trier jusqu'à 40 000 plis à l'heure. Ce sont de machines très complexes avec beaucoup d'électronique et d'informatique. La machine est composée de deux grandes parties : l'avant machine avec l'analyse de la lettre et les modules tasseurs avec la destination de la lettre. L'avant machine est composé de différentes parties : le dépilleur où l'on introduit la lettre, le module de stabilisation où l'on fait un écart entre les lettres et une détection de prise multiple, un module d'acquisition avec détection de l'adresse, une boucle de retard pour l'attente de traitement de l'adresse, un module d'impression de la chrono-marque et un module de répartition des lettres sur les deux niveaux de tasseur. Un suivi de la lettre est fait aux différents points de la machine via des capteurs de passage et un système informatique [2].

La machine GF avec elle 480 sorties peut trier jusqu'à 42 000 lettres/heure<sup>1</sup> avec ses 4 dépilleurs. Elle intègre aussi un système de convoyage de bacs intégré. Elle est très fiable, mais demande, comme tout processus industriel, une maintenance préventive régulière [2].

- **Intervention du "facteur" humain**

Ces machines de tri atteignent un rendement optimal en fonction d'interventions humaines à de nombreux stades du traitement et en fonction des caractéristiques "physiques"

du courrier qui leur est présenté et injecté. L'intervention humaine a lieu notamment au poste d'alimentation, au redressage (pour les MTIGF) du courrier aiguillé vers des cases de rejets, au "décasage" (pour les MTIPF) du tri, et au codage (ou plutôt au vidéo codage) des objets dont l'adresse n'est pas reconnue par la machine. Ce codage se fait sur des télé images auxquelles des opérateurs (opératrices) fournissent les données manquantes ou mal lisibles. Les caractéristiques physiques du courrier qui influent sur la rapidité du traitement automatique résident dans la lisibilité de l'adresse, la non interférence de nombreuses mentions figurant sur la zone de lecture, et un conditionnement des plis qui autonomise chacun d'eux. Les films plastiques adhérant entre eux, le collage des plis entraînent dysfonctionnements nécessitant des interventions techniques ou manuelles.

## **I.2 Problématiques avec les installation de tri actuelles : contraintes de coûts et d'environnement**

Le problème avec la nécessité des dispositif d'impression se situe dans l'impression elle-même. Deux dispositifs sont inévitables, celui de la lecture de code à barres et celui de contrôle optique qui assure que le code a été correctement imprimé. Ce processus nécessite souvent l'utilisation d'imprimantes à jet d'encre lourdes et coûteuses, qui doivent être nettoyées sur quotidiennement. En outre, ces imprimantes utilisent des encres spéciales qui doivent être stockées et remplacées. Les produits utilisés pour nettoyer les imprimantes contiennent des solvants nocifs pour l'environnement. En plus de cela, l'encres à base d'eau n'adhèrent pas bien aux matériaux d'emballage en plastique.

## **I.3 Solution insuffisante**

Dans le secteur du marketing de courrier concurrentiel, les opérateurs doivent répondre à des exigences strictes pour la lisibilité et l'intégrité. Une solution qui est déjà testée, elle consiste à réduire les dimensions des codes à barres. Le problème avec cette solution c'est que les codes de taille plus petite sont plus difficiles à lire notamment le respect de la limitation de la distance minimale séparant deux barres dans un code. Quelques soit cette solution est appliquée ou pas, le processus de tri actuel nécessite toujours l'impression du code à barres. Il faut donc installer des dispositifs d'impression, de lecture, de contrôle d'impression de code, de maintenance et également de nettoyage de l'imprimante avec des solvants connus comme nocifs pour l'environnement. Plus souvent, le code couvre

partiellement les publicités sur l'enveloppe. Tous ces facteurs signifient que les codes-barres ne représentent pas la solution idéale qui offre la meilleure rentabilité pour les opérateurs de tri de courrier. Ajoutant à cela que ce mécanisme consomme une partie importante du temps de tri.

#### **I.4 Solution virtuelle simple que nous proposons**

En réalité, la meilleure façon de réduire les coûts et les problèmes associés à l'impression des codes à barres sur des enveloppes réside dans le remplacement de la signature physique du code à barres par une signature virtuelle. Le mécanisme qui associe l'adresse lue durant le premier passage à l'enveloppe en utilisant le code à barre imprimé au départ sera remplacé par une association basée uniquement sur l'empreinte virtuelle de l'enveloppe sans code à barres. Ceci sera basé sur une simple hypothèse; une image d'une lettre contient déjà toute l'information morphologique de contenu qui permet d'identifier l'enveloppe et la distinguer des autres. Cette nouvelle approche permettra d'identifier une lettre donnée dans une très grande masse de pièces de courrier similaires sans impact négatif sur le processus de tri, la reconnaissance de la signature en temps réel. La virtualisation de courrier permettra de réduire les coûts matériels, de maintenance, de consommables et évite l'utilisation d'encre et de solvants qui ne sont pas compatibles avec la tendance actuelle de protection de l'environnement et du développement durable. Enfin, il est important pour tous les opérateurs de tri courrier de se mettre sur cette nouvelle solution.

#### **I.5 Concepts fondamentaux en traitement d'image**

La solution à notre problème implique à la fois le traitement d'image d'enveloppe et le tri courrier. Le traitement du courrier est lié au traitement de l'image de l'enveloppe. Pour cette raison, plusieurs techniques utilisées dans le traitement de l'image sont impliquées dans le travail. Dans ce qui suit, certains concepts généraux et fondamentaux dans le traitement de l'image sont donnés.

##### **I.5.1 Types d'images**

###### **a) Les images en couleur**

Dans le module RVB, une image en couleur, se compose de trois images d'image indépendante, dont les couleurs primaires sont : rouge, vert, bleu.

###### **b) Images en niveau de gris**

Une image en niveaux de gris est représentée sur 8 bits permettant de coder en général 256 niveau de gris (le 0 représente le noir, le 255 représente le blanc par des nuances ou une combinaison du deux couleurs noir et blanc.

### c) Images binaires

Une image binaire est le type le plus simple d'images, dans le domaine de traitement d'image, il contient des pixels qui ont seulement deux valeurs 1 ou 0. Il y a juste deux couleurs dans l'image binaire, le noir et le blanc.

La première étape pour obtenir l'image binaire manuellement, est de choisir une valeur de seuil constante, classer tous les pixels avec des valeurs supérieures à ce seuil en blanc "*pixels blancs = 1*", et tous les autres pixels noirs "*pixels noirs = 0*".

La forme dans l'image binaire est importante et est la caractéristique la plus dominante. Dans la binarisation manuelle, les valeurs de seuil sont égales à 200.

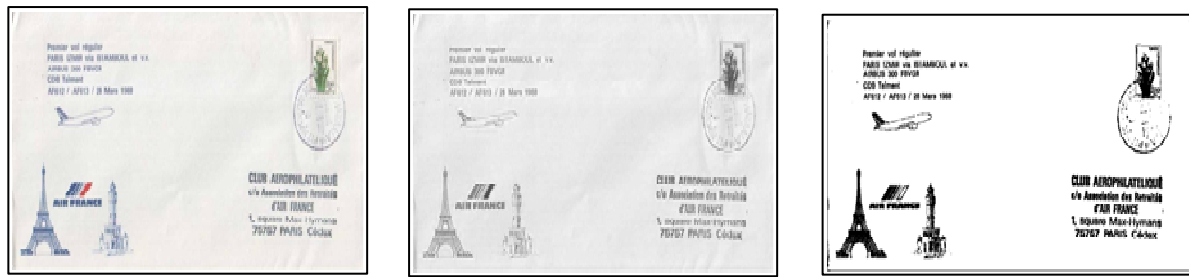


Figure I. 1: De gauche à droite ; l'image en couleurs, en niveaux de gris et binaire: exemple de la binarisation manuelle (seuil = 200) sur une image couleur.

## I.5.2 Détection des contours

La détection des contours est une technique permettant de trouver les limites des objets dans les images. Les techniques de détection de contours sont principalement ; basées sur la modification de la mesure de la pente qui correspond à la convolution de l'image avec deux masques. Mathématiquement, l'opérateur utilise une matrice qui est impliqué dans l'image originale, pour calculer les approximations des dérivées, l'un pour le changement horizontal  $G_x$  et l'autre pour le changement vertical  $G_y$ .

Les approximations résultants de gradient peuvent être combinées, pour donner le gradient de grandeur  $G$ , tel que:  $G = \sqrt{G_x^2 + G_y^2}$ . Il existe plusieurs méthodes de détection de contours avec différents opérateurs de gradient [3].

### a) Opérateur Roberts

$$G_x = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -1 \end{pmatrix} \quad \text{et} \quad G_y = \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ -1 & 0 \end{pmatrix}$$

**b) Opérateur Prewitt**

$$G_x = \begin{pmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad \text{et} \quad G_y = \begin{pmatrix} -1 & -1 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \end{pmatrix}$$

**c) Opérateur Sobel**

$$G_x = \begin{pmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad \text{et} \quad G_y = \begin{pmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{pmatrix}$$

L'image suivante montre le résultat de chaque opérateur sur une image de l'enveloppe.

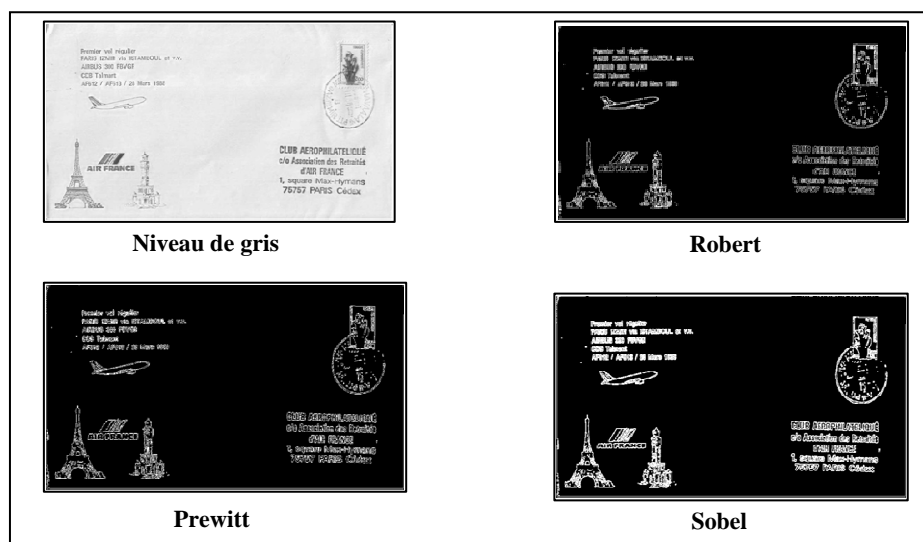


Figure I. 2: Résultat des différents opérateurs de détection de contours

**I.5.3 Amélioration d'images**

Amélioration de l'image fait référence à l'affûtage des caractéristiques de l'image, comme les contours et les limites, pour rendre l'image plus utile pour l'analyse dans les applications de traitement d'image. Le procédé d'amélioration de l'image ne doit pas augmenter le contenu d'informations dans les données, mais il augmente la plage de fonctions. Amélioration de l'image est très importante en raison de son utilisation, dans toutes les applications de traitement d'image. Certaines opérations d'amélioration de l'image sont: *histogramme* de l'image et *les filtres*.

### a) Histogramme

En imagerie numérique, l'histogramme représente la distribution des intensités (ou des couleurs) de l'image. C'est un outil fondamental du traitement d'images, avec de très nombreuses applications. Les histogrammes sont aussi très utilisés en photographie et pour la retouche d'images.

Pour une image monochrome, c'est-à-dire à une seule composante, l'histogramme est défini comme une fonction discrète, qui associe à chaque valeur d'intensité le nombre de pixels prenant cette valeur. La détermination de l'histogramme est donc réalisée en comptant le nombre de pixel pour chaque intensité de l'image. On effectue parfois une quantification, qui regroupe plusieurs valeurs d'intensité en une seule classe, ce qui peut permettre de mieux visualiser la distribution des intensités de l'image [4].

Les histogrammes sont en général normalisées, en divisant les valeurs de chaque classe par le nombre total de pixels de l'image. La valeur d'une classe varie alors entre 0 et 1, et peut s'interpréter comme la probabilité d'occurrence de la classe dans l'image. L'histogramme peut alors être vu, comme une densité de probabilité<sup>1</sup>. Pour une image  $\{x\}$  en niveaux de gris codée sur  $L$  niveaux, on définit  $n_k$  le nombre d'occurrences du niveau  $x_k$ . La probabilité d'occurrence d'un pixel de niveau  $x_k$  dans l'image est:

$$p_{X(x_k)} = P(x = x_k) = \frac{n_k}{n}, 0 \leq k < L \quad [4]$$

Avec  $n$  le nombre total de pixels de l'image, et  $p_x$  définit alors l'histogramme normalisé sur  $[0,1]$ .

On définit également l'histogramme cumulé, somme partielle des probabilités d'occurrences :

$$p_{(x_k)} = \sum_{j=0}^K P_x(x_j) \quad [4]$$

Il peut s'interpréter comme la fonction de répartition associée à la variable aléatoire  $\{x\}$ .

Pour les images couleurs, on peut considérer les histogrammes des 3 composantes indépendamment, mais cela n'est en général pas efficace. On construit plutôt un histogramme directement dans l'espace couleurs. Les classes de l'histogramme correspondent désormais à une couleur (ou un ensemble de couleurs, en fonction de la quantification), plutôt qu'à une intensité. On parle alors parfois d'histogramme de couleurs.

Il est également possible de ne calculer l'histogramme que sur une partie de l'image, de forme arbitraire, ou au voisinage d'un point. On parle alors dans ce cas d'histogramme local [4].

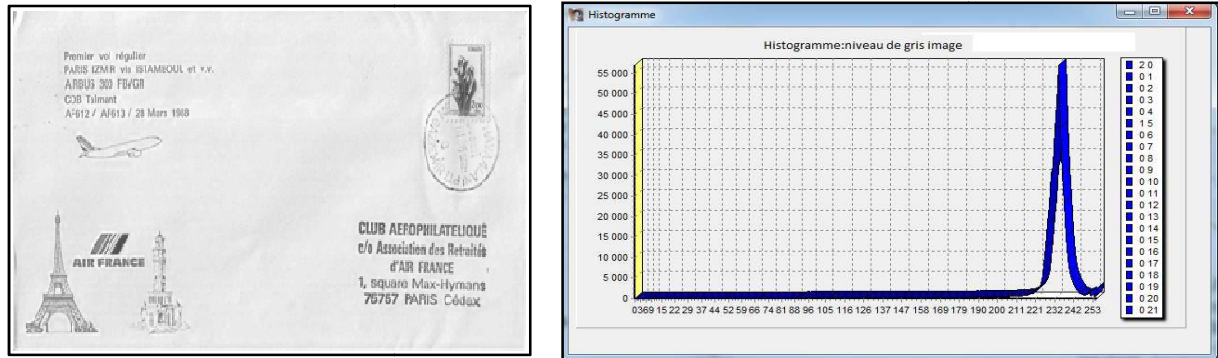


Figure 1. 3: Exemple d'une image en niveau de gris et de son histogramme correspondant

## b) Filtres

Dans le traitement de l'image, de nombreuses opérations sont basées sur l'application de certaines fonctions sur l'image, parmi lesquels les filtres. Filtrage d'une image est le processus qui nettoie le bruit dans cette image afin d'améliorer l'aspect de l'image. Il existe de nombreux types de filtres, et chacun a ses propres caractéristiques.

### ▪ Filtre moyen

L'idée de ce filtre est de remplacer chaque valeur de pixel à la position  $(m, n)$  dans une image d'entrée par la valeur moyenne de ses voisins (convolution de l'image par le masque du filtre). Cela signifie que chaque pixel est remplacé par une moyenne pondérée de ses pixels voisins [5] :

$$v(m, n) = \frac{\sum_{k \in [-R, R]} \sum_{l \in [-R, R]} a(k, l) \times y(m+k, n+l)}{\sum_{k \in [-R, R]} \sum_{l \in [-R, R]} a(k, l)}$$

Où  $y(m, n)$  et  $v(m, n)$  sont les images d'entrée et de sortie, respectivement.  $R$  est le rayon de la fenêtre choisie (si la largeur des fenêtres de voisinage de pixels =  $w$ ,  $R = 0,5 (w-1)$ ),  $a(k, l)$  sont les poids de filtre.

Les coefficients de filtre moyen ont tous des poids égaux (égal à 1), donnant par:

$$v(m,n) = \frac{\sum_{k \in [-R,R]} \sum_{l \in [-R,R]} a(k,l) \times y(m+k,n+l)}{w^2}$$

Il existe plusieurs types de filtres moyennes en fonction du nombre de pixels utilisés dans la fenêtre d'analyse W. Une fenêtre de filtre de 3x3 signifie il y a 9 pixels dans la fenêtre W, 25 pixels pour une fenêtre 5x5 et 49 pixels pour une fenêtre 7x7. On peut remarquer que plus la taille de filtre augmente plus que l'image devient floue et le bruit est très fortement réduit. Le problème avec ce type de filtre c'est qu'il y a le risque de perdre des détails avec des grandes fenêtres de filtre.

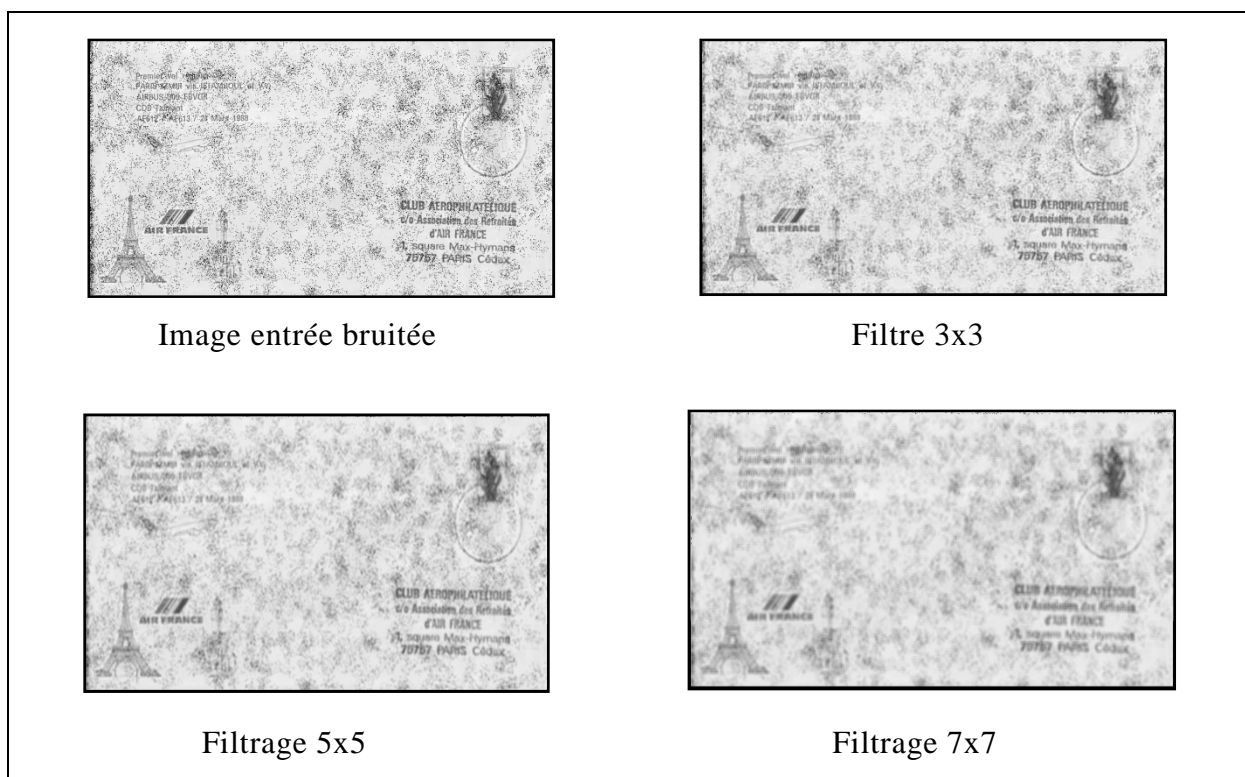


Figure I. 4: Exemple de filtre moyen selon plusieurs taille de masque

- **Filtre médian**

L'idée est simplement de remplacer la valeur centrale avec la valeurs médiane des pixels voisins contenus dans une fenêtre carrée de taille impaire [5]:

$$v(m,n) = \text{media}\{y(m-k,n-l), (k,l) \in W\}$$

Lorsque W est une fenêtre choisie de façon appropriée, l'algorithme de ce filtre nécessite d'arranger les valeurs de pixel dans les fenêtres afin de le mettre dans le tableau décroissant, la



valeur médiane correspond à la valeur de la place dans cette matrice de telle sorte que  $n$  est le nombre de pixels dans la fenêtre et  $n$  devrait être un nombre impair.



Figure 1. 5: Exemple d'un filtre médian appliqué à une image de niveau de gris bruitée (à gauche: image d'entrée, à droite: image filtrée)

- **Filtre Gaussien**

Le filtre Gaussien est un filtre dont la réponse suit une courbe gaussienne; il s'agit d'un opérateur de convolution 2D qui permet de supprimer le bruit. La distribution gaussienne en 1D a la forme [6] suivante:

$$G(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{x^2}{2\sigma^2}}$$

Où  $\sigma$  est l'écart type de la distribution. En 2D, le formule de filtre gaussien prendra la forme suivante [6]:

$$G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}}$$

Pour réduire la complexité de filtrage, une approximation de filtre 3x3, en 2D, est donnée par le masque suivant ( approximation = 0,8 et Coefficient de normalisation des poids = 16) [6].

$$v = \frac{1}{16} \begin{pmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{pmatrix}$$



Figure I. 6: Exemple d'un filtre gaussien appliqué à une image de niveau de gris bruitée (à gauche: image d'entrée, à droite: image filtrée)

### I.5.4 Le centre de gravité d'une image binaire

Les coordonnées de centre de gravité de l'image binaire sont les suivants:

$$X_g = (x_g + j \mid j = 1 \dots \text{largeur de l'image})$$

$$Y_g = (y_g + i \mid i = 1 \dots \text{hauteur de l'image}).$$

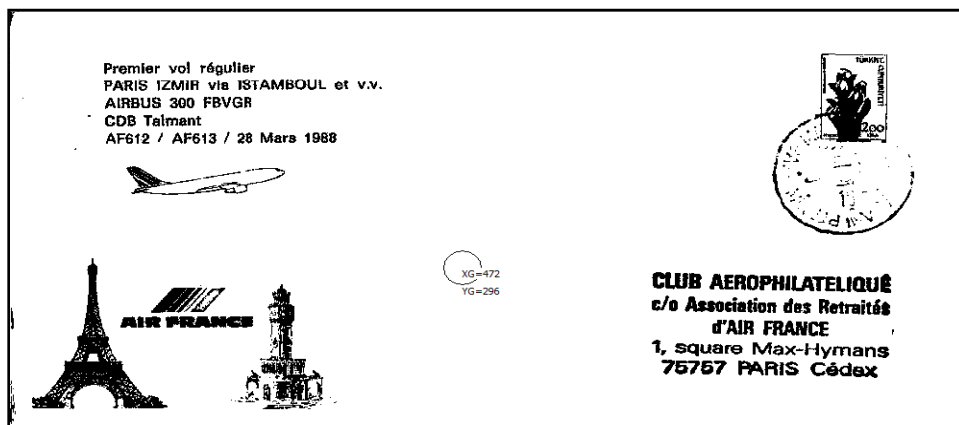


Figure I. 7: Exemple d'une image binaire avec son centre de gravité (cercle noir)

Sur cette image, les coordonnées du centre de gravité d'image binaire (largeur = 997 et la hauteur = 483) sont les suivants:  $X_g = 472$  dans l'axe des x et  $Y_g = 296$  dans l'axe des ordonnées.

### I.5.5 Traitement morphologique

La morphologie mathématique est une théorie et technique mathématique et informatique d'analyse de structures qui est liée avec l'algèbre, la théorie des treillis, la topologie et les probabilités.

Le développement de la morphologie mathématique est inspiré des problèmes de traitement d'images, domaine qui constitue son principal champ d'application. Elle fournit en particulier des outils de filtrage, segmentation, quantification et modélisation d'images.

Elle est également utilisable en traitement du signal, par exemple pour filtrer les variations d'une mesure (physique, biologique) au cours du temps [7]. Les deux opérations de base du traitement morphologique sont : l'érosion et la dilatation.

### a) Érosion

L'érosion ensembliste consiste à poser en chaque pixel  $x$  d'un objet  $X$ , L'ensemble érodé est constitué des points où la réponse à cette question est affirmative. L'ensemble traité représente soit les objets d'une image binaire ou le sous graphe d'une image en niveaux de gris. L'érosion d'un ensemble  $X$  par un élément structurant  $B$  est notée par  $B(X)$  et définie par l'ensemble des points,  $x$ , tel que  $B$  est inclus dans  $X$  quand son origine est placée sur  $x$ .

$$\epsilon_B(X) = X \ominus B = \{x \mid B_x \subset X\} \quad [7]$$

### b) Dilatation

La dilatation de  $X$  par  $B$  est définie comme suit :

$$\delta_B(X) = X \oplus B = \{x + b \mid b \in B, x \in X\} = \bigcup_{x \in X} B_x \quad [7]$$



Figure I. 8: A gauche: l'érosion d'une image en niveaux de gris, à droite: la dilatation d'une image en niveaux de gris

# **Chapitre II**

## **Techniques existantes de comparaison d'images**

## II. Techniques existantes de comparaison d'images

### II.1 Recherche d'images par le contenu et les concepts de similarité

L'image numérique est une carte à deux dimensions, composées d'un ensemble des pixels. Un pixel est le plus petit élément dans l'image, qui porte l'information de base (l'intensité lumineuse) qui est vitale pour toute recherche de similarité entre images.

La recherche d'images par le contenu (CBIR) est un domaine en pleine expansion et a suscité la naissance de plusieurs projets et travaux de recherche qui découlent d'un grand besoin technologique en matière de recherche d'information et d'indexation. La plupart de ces systèmes, permettent de naviguer au sein d'une base d'images, et/ou d'effectuer des recherches avancées par l'exemple et d'exprimer des requêtes au moyen d'une interface graphique conviviale et adéquate. Malgré une évolution scientifique continue, certaines problématique, comme la recherche de signature virtuelle de courrier qui n'a pas été abordée dans la littérature, présentent toujours de grands challenges. Une application CBIR repose principalement sur la caractérisation de contenu visuel des images et sur la recherche de leur similarité visuelle. Dans ce cadre de nouvelles techniques de description et de comparaison d'images ont vu le jour. Le défi c'était de concevoir une approche qui soit le plus robuste possible au décalage, à la rotation et au déformation de l'image. La première utilisation du terme "recherche d'images par le contenu" dans la littérature remonte au début des années 90, on cite au titre d'exemple les travaux de T.Kato [8]. Leur méthode repose sur une analyse bas-niveau en utilisant comme information l'agencement colorimétrique et l'aspect texture.

Ce chapitre retrace les différents travaux existants sur la comparaison d'image et les systèmes CBIR. La première section présente quelques systèmes CBIR existants et la seconde présente l'aspect technique de différentes distances fréquemment utilisées par ces systèmes pour comparer les images et chercher les similarités entre elles.

### II.2 Aperçu sur des systèmes CBIR

Les chercheurs dans ce domaine traite le plus souvent la problématique de l'indexation automatique d'un grands volumes d'images en exploitant leur contenu et leur similarité visuelle. Ceci nécessite d'embarquer des nouvelles techniques efficaces en recherche rapide des images par le contenu (Content Based Image Retrieval: CBIR). Cette nouvelle technologie permet de surmonter les problèmes de la recherche textuelle et permet d'améliorer

les applications interrompues et contribue également à apporter des nouvelles applications dans divers domaines.

CBIR [9] est une technique de recherche d'image où les images sont sélectionnées à partir d'une base des données d'image en utilisant une image de référence, comme les mots clés, et sa descriptions. Par conséquent, l'entrée est juste une image et la sortie sont plusieurs images similaires à partir de la base des données. La similarité entre deux images est mesurée à partir du calcul de la distance entre elles. Cette dernière est calculée par la comparaison de leurs vecteurs des caractéristiques visuelles issus de la distribution colorimétrique, la texture et/ou la forme des éléments portés par ces images. Dans les systèmes CBIR, la description visuelle de chacune des images d'une base de recherche est établie. Cette première étape permet de créer une base auxiliaire contenant ces descripteurs qui devient une base de recherche rapide. Pour chercher dans cette base, l'utilisateur fournit au système CBIR une image requête représentée par son descripteur. Le système cherche, donc, dans la base auxiliaire toutes les représentations similaires et récupère la liste d'images ressemblantes à l'image requête. La figure suivante représente montre une vue d'ensemble d'un système CBIR.

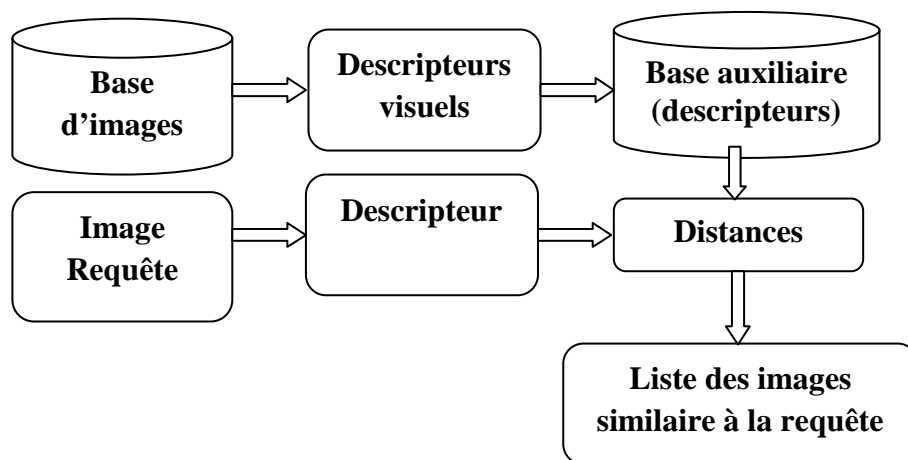


Figure II. 1: Aperçu général du système CBIR

La forme (ou la propriété morphologique) des objets présents dans une image est une des descriptions visuelles le plus fréquemment utilisées pour décrire la structure géométrique du contenu visuel. Pour caractériser la forme des éléments d'une image, Jain Valaya [11] a utilisé l'histogramme des d'orientation des contours (notée EOH pour "Edge Orientation Histogram"). Une première étape de détection des contours est mis en œuvre en utilisant l'opérateur de Canny et de Deriche [12]. L'orientation de gradient de chaque point contour est accumulée dans un histogramme. La plage des orientations est sous-échantillonnée en sous bandes afin d'alléger partiellement la complexité de calcul. Un lissage de l'histogramme est

appliqué par la suite en remplaçant chaque échantillon par la moyenne avec les deux échantillons voisins. De telle description est invariante uniquement au décalage.

D'autre part, Ferencsik [14] dans son travail a proposé un descripteur de forme inspirée de la transformée de Hough pour détecter les lignes droites dans l'image. Ce descripteur fonctionne sur les images en niveaux de gris binarisées. Pour chaque pixel, l'orientation de son gradient est projeté sur le vecteur tangent de l'axe du gradient. Les deux informations sont reçues dans un histogramme bidimensionnel. Une telle description transformée ensuite en représentation texturale en utilisant la transformée de Fourier 2D de l'image. Après l'obtention de l'image transformée, deux histogrammes différents sont calculés sur la base de l'amplitude de la transformée de Fourier. Ces deux histogrammes sont utilisés ensemble et ont le même poids dans la signature ou représentation finale.

### **II.3 Mesures de similarité d'image**

La mesure de similarité entre deux images est estimée en générale par rapport à la valeur de distance calculée entre leurs descripteurs. Au cours de la dernière décennie, de nombreuses méthodes ont été proposées pour identifier la similarité entre contenus visuels en exploitant la propriété de la couleur, de la texture et/ou de la forme. Ces propriétés sont parfois basées sur une représentation structurelle mais le plus souvent la représentation vectorielle (multidimensionnelle) qui est utilisée. La similarité entre deux images peut alors être mesurée en utilisant un espace vectoriel défini sur mesure ainsi défini. Lorsqu'un utilisateur saisit une requête, le système compare le descripteur en question au descripteur de chacune des images de la base en calculant une distance. Les images de la base qui possèdent une faible distance par rapport à l'image requête sont considérées similaires. Pour cela, la complexité de calcul de la distance doit être raisonnable en raison de la contrainte de temps réel pour effectuer la tâche de la recherche des images similaires. Le premier type de mesure de similarité le plus utilisé correspond à des distances entre des descripteurs basés sur une représentation vectorielle des propriétés géométriques. En effet, ces mesures ont la propriété de répondre aux propriétés des espaces métriques. De nombreuses définitions de distances géométriques ont été proposées, où chacune d'elles donne des résultats différents, bien sûr, le choix de type ou la formule de distance est essentielle dans ce domaine.

Sung et Sargur [15] dans leur article ont proposé une distance entre des ensembles de valeurs (histogrammes) pour mesurer la dissemblance de deux histogrammes. La mesure proposée a l'avantage, par rapport à la mesure de distance traditionnelle, de gérer mieux les

problèmes de chevauchement entre les deux distributions. Elle prend en compte la similarité des parties qui ne se chevauchent, ainsi que celle des parties qui se chevauchent. Dans leur papier, les auteurs examinent trois types d'histogrammes caractérisés et propose des mesures de distances adaptés à ces derniers.

Mikiyas et al. ont proposé dans [16] une technique très simple et rapide de mise en correspondance (recalage) des images binaires en exploitant la position des pixels noirs ( pixels de premier plan) dans les images à comparer. Cette approche n'offre également pas l'invariance à la rotation d'image.

Shyam et al. ont réalisé dans [17] une étude comparative d'une grande variété de mesures de similarité dans le contexte d'une tâche spécifique à l'extraction de données. Leurs résultats, sur plusieurs variantes de données, montrent qu'aucune distance ne domine les autres pour toutes les variétés et les types de données. On peut conclure de cette étude que le choix d'une mesure de distance pertinente dépend fortement de type de donnée à comparer.

Donal et al. ont évoqué dans [18] le problème de la mesure de la similitude entre les des séquences de textes segmentées. Ils ont examiné et comparé différents types de représentations de texte. L'évaluation a été basée sur un cadre de similarité requête-requête pour la recherche web dans grande collection d'images de grand public.

Scharstein [19] a présenté une méthode simple et puissante pour mettre en correspondance des images similaires. La méthode utilise une mesure dont la valeur pour un déplacement donné reflète à la fois la similarité entre deux endroits et la confiance dans une correspondance correcte. La mesure est basée sur les cartes des gradients des fonctionne aussi bien sur des images très texturées que sur des images contenant des régions de colorimétrie homogène. L'avantage de cette approche réside dans sa capacité de couvrir une grande variété d'applications comme le suivi d'objets.

Narayana et al. ont présenté dans [20] une nouvelle approche CBIR en utilisant deux approches non-paramétrique basée sur la distance euclidienne et paramétrique basée sur un classifieur SVM.

Tawbe a élaboré dans [21] plusieurs approches de comparaison d'images selon différentes approches de détection des points d'intérêt en 2D et 3D (Comme le détecteur des points saillants d'Harris et SIFT). Les auteur ont également comparé les approches élaborées sur plusieurs techniques de segmentation ( contours, régions et combinaison de plusieurs



approches). Les tests ont été effectués sur une base d'images issue de l'utilisations de caméra de Kinect. L'objectif est de reconnaître la nature des objets qui sont dans cette base. Cet article met l'accent sur l'importance de combinaison des différentes techniques de comparaison d'images et la fiabilité de l'usage d'une représentation visuelles basée sur la densité et la disposition spatiale des points d'intérêt dans l'image pour offrir une reconnaissance efficace.

## II.4 Distances et métriques existantes

La principale façon employée pour comparer deux images consiste à calculer la distance entre elles. Considérons deux images : image requête  $I_1$  et image dans la base de recherche  $I_2$  représentées par leurs descripteurs correspondants. Le calcul de similarité entre  $I_1$  et  $I_2$  repose sur le calcul de distance entre leurs descripteurs. Dans ce qui va suivre nous essayons de présenter certaines distances connues dans la littérature.

### II.4.1 Distance de Minkowski

La distance la plus simple et la plus répandue pour estimer la similarité entre les images, cette distance est définie par :

$$L_r(I_1, I_2) = \left[ \sum_{i=1}^n |I_1(i) - I_2(i)|^r \right]^{\frac{1}{r}} \quad [22]$$

$r \geq 1$  : est le facteur de Minkowski et  $n$  la dimension de l'espace caractéristique (nombre de caractéristiques utilisées dans la représentation visuelle). Les métriques de Minkowski représentent un bon compromis entre efficacité et performance. Cette distance est rapide à calculer et simple à implémenter. Par contre son calcul est réalisé en ne considérant que chaque composant du vecteur qui apporte la même contribution a la distance.

### II.4.2 Distance de Manhattan

Pour  $r = 1$  dans l'équation de la distance de Minkowski, on obtient la distance de Manhattan ou City Block :

$$L_1(I_1, I_2) = \left[ \sum_{i=1}^n |I_1(i) - I_2(i)| \right] \quad [23]$$

Cette norme est aussi connue sous le nom City-block est plus appropriée pour mesurer la similarité entre les données multi-variées, elle est moins sensible au bruit coloré que la distance euclidienne.

### II.4.3 Distance Euclidienne

Pour  $r = 2$  dans l'équation de la distance de Minkowski, on obtient la distance Euclidienne :

$$L_2(I_1, I_2) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (I_1(i) - I_2(i))^2} \quad [24]$$

La distance Euclidienne est invariable aux translations et aux rotations des données dans l'espace des attributs et couramment utilisée dans des espaces 2D ou 3D. Cette métrique donne de bons résultats si l'ensemble des données présente des classes compactes et isolées. On peut attendre donc une efficacité insuffisante où les classes présentent certain degré de confusion.

### II.4.4 Distance Chebyshev

Pour  $r = \infty$  dans l'équation de la distance de Minkowski, on obtient la distance Chebyshev ou la distance maximum :

$$L_\infty(I_1, I_2) = \lim_{r \rightarrow \infty} \sqrt[r]{\sum_{i=1}^n |I_1(i) - I_2(i)|^r} = \text{Sup}_i (|I_1(i) - I_2(i)|) \quad [25]$$

Cette distance est adaptée aux données de grande dimension, elle est souvent employée dans les applications où la vitesse d'exécution est importante.

### II.4.5 Distance de Minkowski pondérées

Les distances de Minkowski pondérées sont calculées à partir de la formule suivante :

$$L_r^w(I_1, I_2) = \left[ \sum_{i=1}^n (w_i |I_1(i) - I_2(i)|^r) \right]^{\frac{1}{r}} \quad [26]$$

Où  $W$  est un vecteur de pondération à  $n$  éléments (même dimensions que les vecteurs des caractéristiques sur lesquels la distance sera calculée) où ses éléments  $w_i$  sont appelés poids de pondération. Chaque poids est donc associé à une caractéristique, pour permettre de favoriser plus certaines caractéristique et donner moins d'influence aux autres.

### II.4.6 Distance Quadratique

Cette distance traite les éléments du vecteur des caractéristiques d'une manière équitable. Sa forme générale est donnée par :

$$Dist_q(I_1, I_2) = \sqrt{(I_1 - I_2)^T A (I_1 - I_2)} = \sqrt{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n (I_1(i) - I_2(i))(I_1(j) - I_2(j)) a_{ij}} \quad [27]$$

Où  $A = [a_{ij}]$  est la matrice de similarité,  $a_{ij}$  représente la distance entre deux éléments des vecteurs  $I_1$  et  $I_2$  :

$$a_{ij} = 1 - \frac{d_{ij}}{d_{max}} \quad [28]$$

Où :  $d_{ij}$  est la distance dans l'espace des couleurs considéré et  $d_{max}$  le maximum global de cette distance. Les propriétés de cette distance la rendraient proche de la perception humaine de la couleur, ce qui en fait une métrique très attractive pour l'application CBIR.

### II.4.7 Distance de Mahalanobis

Cette distance prend en considération la corrélation entre les données, de plus elle n'est pas dépendante de l'échelle de données. Elle est ainsi définie par :

$$Dist_{Mth}(I_1, I_2) = (I_1 - I_2) \sum^{-1} (I_1 - I_2)^T \quad [29]$$

Où :  $\sum$  est la matrice covariance entre l'ensemble des descripteurs d'image.

La distance de Mahalanobis tient compte des descripteurs statistiques des données dans l'espace, c'est ce qui la différencie des autres distances.

### II.4.8 Distance d'Earth Mover (EMD)

La distance EMD a été utilisée dans les systèmes CBIR, elle définit une mesure quantitative de travail minimale pour changer une signature en une autre. Elle est définie comme :

$$Dist_{EMD}(I_1, I_2) = \frac{\sum_{i=1}^{n_{I_1}} \sum_{j=1}^{n_{I_2}} g_{ij} d_{ij}}{\sum_{i=1}^{n_{I_1}} \sum_{j=1}^{n_{I_2}} g_{ij}} \quad [30]$$

Où :  $d_{ij}$  indique la distance entre les deux composantes  $i$  et  $j$ , et  $g_{ij}$  est le flot optimal entre les

deux distributions. Le cout total  $\sum_{i=1}^{n_{I_1}} \sum_{j=1}^{n_{I_2}} g_{ij} d_{ij}$  est le minimal.

#### II.4.9 Distance de Bhattacharyya

La distance de Bhattacharyya peut être utilisée pour comparer la similarité entre histogramme  $Q$  et  $V$  de deux images. On définit cette distance par la relation suivante :

$$Dist_{Bha}(Q, V) = 1 - \sum_i \sqrt{Q_i} \sqrt{V_i} \quad [31]$$

#### II.4.10 Distance de Kullback-Leibler

La divergence de Kullback-Leibler, issue de la théorie de l'information, permet de mesurer la dis-similarité basée sur l'entropie mutuelle de deux distributions de probabilités, sa forme générale est donnée par :

$$Dist_{Kul}(I_1, I_2) = \sum_{i=1}^n I_1(i) \log \frac{I_1(i)}{I_2(i)} \quad [32]$$

#### II.4.11 Divergence de Jeffrey

La divergence de Jeffrey est symétrique et plus stable que la divergence de Kullback-Leibler, elle est définie par :

$$Dist_{JD}(I_1, I_2) = \sum_i (I_1(i) \log \frac{I_1(i)}{V(i)} + I_2(i) \log \frac{I_2(i)}{V(i)}) \quad [33]$$

Où  $V(i) = (I_1(i) + I_2(i)) / 2$

#### II.4.12 Distance de Kolmogorov-Smirnov

La distance de Kolmogorov-Smirnov est appliquée aux distributions cumulées  $I^c(i)$ , elle est définie par :

$$Dist_{KS}(I_1^c, I_2^c) = \max_i (|I_1^c(i) - I_2^c(i)|) \quad [34]$$

#### II.4.13 Distance de Cramer-Von Mises

Cette distance s'applique également sur des distributions cumulées, elle est définie par :

$$Dist_{CVM}(I_1^c, I_2^c) = \sum_i (I_1^c(i) - I_2^c(i))^2 \quad [35]$$

#### II.4.14 Intersection d'histogrammes

Cette mesure est l'une des premières distances utilisée dans les systèmes CBIR. Elle a été proposée par Swain et Ballard [22]. Cela permet en fait d'évaluer le recouvrement de deux histogrammes normalisés  $H^1$  et  $H^2$ . La distance de Swain et Ballard s'exprime ainsi :

$$D(H^1, H^2) = 1 - \frac{\sum_{j=1}^n \min(H_j^1, H_j^2)}{\sum_{j=1}^n H_j^2} \quad [33]$$

Où :  $n$  est le nombre de valeurs de chaque histogramme. Deux images présentant une intersection normalisée d'histogrammes proche de 1 sont considérées comme similaires. Cette mesure n'est pas une métrique parce qu'elle n'est pas symétrique. L'intersection des histogrammes n'est pas invariante aux changements d'illuminations.

#### II.4.15 Distance de Hausdorff

La distance de Hausdorff définit une valeur d'un pixel ou d'un emplacement dans une image à la distance au pixel le plus proche ou l'emplacement dans l'autre image. Ainsi, cette distance peut être utilisée pour déterminer le degré de ressemblance entre deux objets qui se superposent les uns aux autres.

Dubuisson [36] a introduit 24 mesures de distances possibles en fonction de la distance de Hausdorff entre deux ensembles de points de telle sorte que ces mesures peuvent

être utilisées pour correspondre à deux ensembles de points de contours extraits de deux objets quelconques. Sur la base de leurs expériences sur les images contenant divers niveaux de bruit, ils déterminent que l'une de ces distances, appelée la distance de Hausdorff modifiée (MHD), a la meilleure performance pour l'objet correspondant, de telle sorte que les avantages de la MHD sur les autres distances sont également démontrés sur plusieurs cartes de contours des objets extraits des images réelles. Un inconvénient de cette distance qui sera possible réside dans le calcul de la distance minimale entre deux points contours. A cause de ceci, le croisement entre deux formes dissimilaires peut provoquer une annulation de distance qui sera traduite comme similarité complète entre les deux formes, mais en réalité elle ne l'est pas. Dans le cadre de mon travail on essaiera d'éviter cet inconvénient en apportant quelques améliorations.

Klanderma et William [37] ont développés des algorithmes très efficaces pour calculer la distance de Hausdorff entre toutes les positions relatives possibles d'une image binaire et un modèle. Ils parlent de l'étendue de la technique de mise en correspondance rigide vis-à-vis le décalage et la rotation. Ils ont testé également leur approche pour chercher une similarité partielle entre l'image et le modèle. La formule suivante détermine la distance de Hausdorff entre deux ensembles de points finis [37]:

$$A=\{a_1,a_2,\dots,\dots,\dots,a_p\} \text{ and } B=\{b_1,b_2,\dots,\dots,\dots,b_q\}$$

$$H(A,B)=\max(h(A,B),h(B,A)) \text{ where:}$$

$$h(A,B) = \max_{a \in A} \min_{b \in B} \|a - b\|$$

Telle que  $\| \cdot \|$ : est la norme sur les points A et B.

H (A, B) est la distance de Hausdorff dirigée de A à B.

#### II.4.16 Distance de Chanfrein

La première version du chanfrein correspondant a été proposée en 1977 [38], cette technique est utilisée pour trouver le meilleur ajustement des points de bord à partir de deux images différentes, en minimisant une distance généralisée entre eux. Les points d'une image de pointe sont des équations de transformation qui décrivent la façon dont les images peuvent être déformées géométriquement par rapport aux autres [39].

Une mesure plus robuste de similitude entre deux ensembles de points caractéristiques est la somme des distances entre chaque point de premier ensemble et le point le plus proche dans le second ensemble. Cela peut être calculé de manière efficace en transformant l'image dans un tableau de nombres représentant la distance au point de caractéristique d'image le plus proche. La mesure de similarité est alors facilement calculée en parcourant le tableaux et en additionnant simplement les valeurs de tableau à distances proches[38].

#### **II.4.17 Bilan sur les distances**

Nous venons de présenter plusieurs distances employées dans la littérature pour la comparaison d'image à l'aide de la technologie CBIR. Nous avons souligné les inconvénient apparents de certaines distance. Nous avons constaté que les distances de Hausdorff et de Chanfrien ont montré certaines efficacité dans des cadres d'applications proche à la notre c'est la raison pour laquelle ces deux distances ont représenté un cible importante dans la conception de notre approche de comparaison d'image qui sera détaillée dans le chapitre suivant.

# **Chapitre III**

**Notre approche de comparaison  
virtuelle entre les images  
d'enveloppes**



### III. Notre approche de comparaison virtuelle entre les images d'enveloppes

Nous avons présenté dans la première partie de ce chapitre les outils de base en traitement d'image et dans la seconde partie, deux types de mesures de similarité en mode image très utilisés dans le domaine de traitement d'image notamment dans les applications de recherche des images par le contenu (CBIR). Dans ce chapitre, nous allons présenter la méthode que nous avons développée durant ce projet en utilisant les aspects liés à la distance entre images et les outils de traitement d'image.

Notre objectif principal est d'extraire en deux reprises et en temps réel une signature virtuelle fiable à partir de l'image d'enveloppe durant son passage dans la chaîne de tri de courriers. Cette signature doit remplacer l'impression et la lecture de code à barres sur l'enveloppe (pour plus de détails sur le principe de cette application, voir la section I.4). Le schéma suivant résume les étapes de notre approche pour comparer les images d'enveloppes en se basant uniquement sur leurs signatures virtuelles.

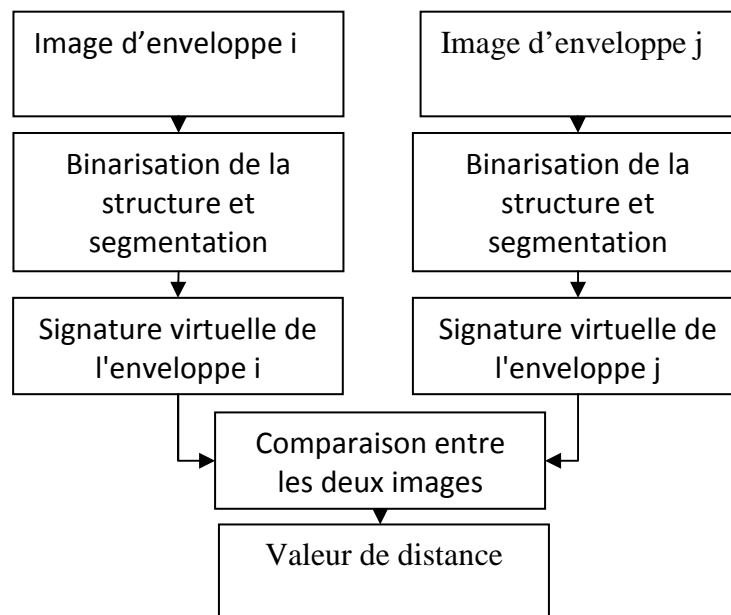


Figure III. 1: Etapes de comparaison virtuelle des images de deux enveloppes

Nous avons choisi de convertir les images d'enveloppes acquises en niveaux de gris vers des images binaires pour réduire leur complexité et le temps de leur traitement (en général, la plupart des systèmes actuels de tri et OCR sont basés sur des images binaires).

La signature virtuelle peut être représentée par un ensemble de points ou d'éléments de premier plan issus de la segmentation de la structure physique de l'image de l'enveloppe. Pour extraire cette signature, nous avons utilisé la segmentation aux différents niveaux. Cette dernière que nous décrivons ci-dessous représente une partie très importante dans la chaîne de traitement d'image.

### **III.1. Préparation de l'image pour la comparaison en différents niveaux de segmentation**

La signature virtuelle d'une image ne peut être extraite directement à partir de l'image brute, il faut donc faire passer cette image par différentes étapes préparatoires qui reposent sur le principe de la segmentation.

#### **III.1.1. Segmentation bas niveau : Binarisation de l'image et séparation premier/arrière plans**

La binarisation d'image (ou le seuillage) résume les niveaux de gris de l'image de départ en deux classes seulement. La classe des pixels marqués en couleur noire représente le premier plan de l'image et la classe des pixels marqués en couleur blanche représente le fond de l'image. Cette tâche de segmentation bas niveau est réalisée afin de rendre plus rapide toutes les étapes de traitement et d'analyse de contenu des images d'enveloppes en se focalisant sur l'essentiel de l'information. Pour binariser une image, il existe deux types de méthodes: les méthodes globales et les méthodes locales. La méthode de binarisation globale applique un seuil de valeur fixe  $S$  sur tous les pixels de l'image qu'on estime d'une manière automatique à partir de l'analyse de l'histogramme des niveaux de gris de l'image. Si la valeur de niveau de gris d'un pixel de l'image est inférieure à  $S$ , le pixel est considéré comme noir sinon il est blanc. Ce type de méthode est connu par sa rapidité en temps de calcul, cependant, il est difficile d'obtenir une bonne qualité avec un seuillage fixe sur les images qui possèdent une distribution non uniforme d'éclairage.

La méthode de seuillage locale ou adaptative est une bonne alternative pour ce genre de problème car elle calcule localement un seuil pour chaque pixel en utilisant les informations contenues dans son voisinage en s'adaptant d'une manière très efficace à la variabilité de l'éclairage dans l'image. À chaque pixel  $P(i,j)$ , un seuil  $S(i,j)$  est calculé en utilisant certains statistiques comme la moyenne  $m$  et l'écart  $e$  calculés sur tous les pixels voisins au pixel  $P$ , dans une fenêtre locale. Cette analyse locale compense les variations de luminosité et les dégradations locales sur l'image de l'enveloppe et donne de meilleurs résultats par rapport aux méthodes de binarisation globales. Dans notre application, nous avons utilisé la méthode de Sauvola [40] pour binariser les images de nos enveloppes en raison de sa robustesse. Aujourd'hui, de nombreuses méthodes de segmentation utilisent cet algorithme comme approches de base.

La formule de Sauvola de calcul de seuil local représente une amélioration significative de la formule classique de Niblack [38] ( $S = m + k \times e$ ) par ajout d'une hypothèse sur les valeurs de niveaux de gris du texte et des pixels de fond (tous les pixels de texte ont des niveaux de gris proche de 0 et tout les pixels de l'arrière-plan ont des niveaux de gris près de 255), la formule de seuillage locale devient donc [40]:

$$S = m (1 - k (1 - e/r))$$

$k$ : est un paramètre qui est fixé empiriquement à 0.5 et  $r$  est la dynamique de l'écart type, en pratique on fixe  $r$  à 128.

Les résultats obtenus avec la méthode de Sauvola montrent une réduction effective du bruit due à l'hypothèse initiale sur les images d'enveloppe. D'un point de vue de la qualité, le problème a été résolu dans le cas des documents de l'entreprise et des images de courrier par Sauvola en ajoutant dans le calcul un autre critère : un pixel sombre appartient plus probablement au texte que de l'arrière-plan..

Voici un exemple d'image binaire obtenue par la méthode Sauvola que nous développons dans notre application.

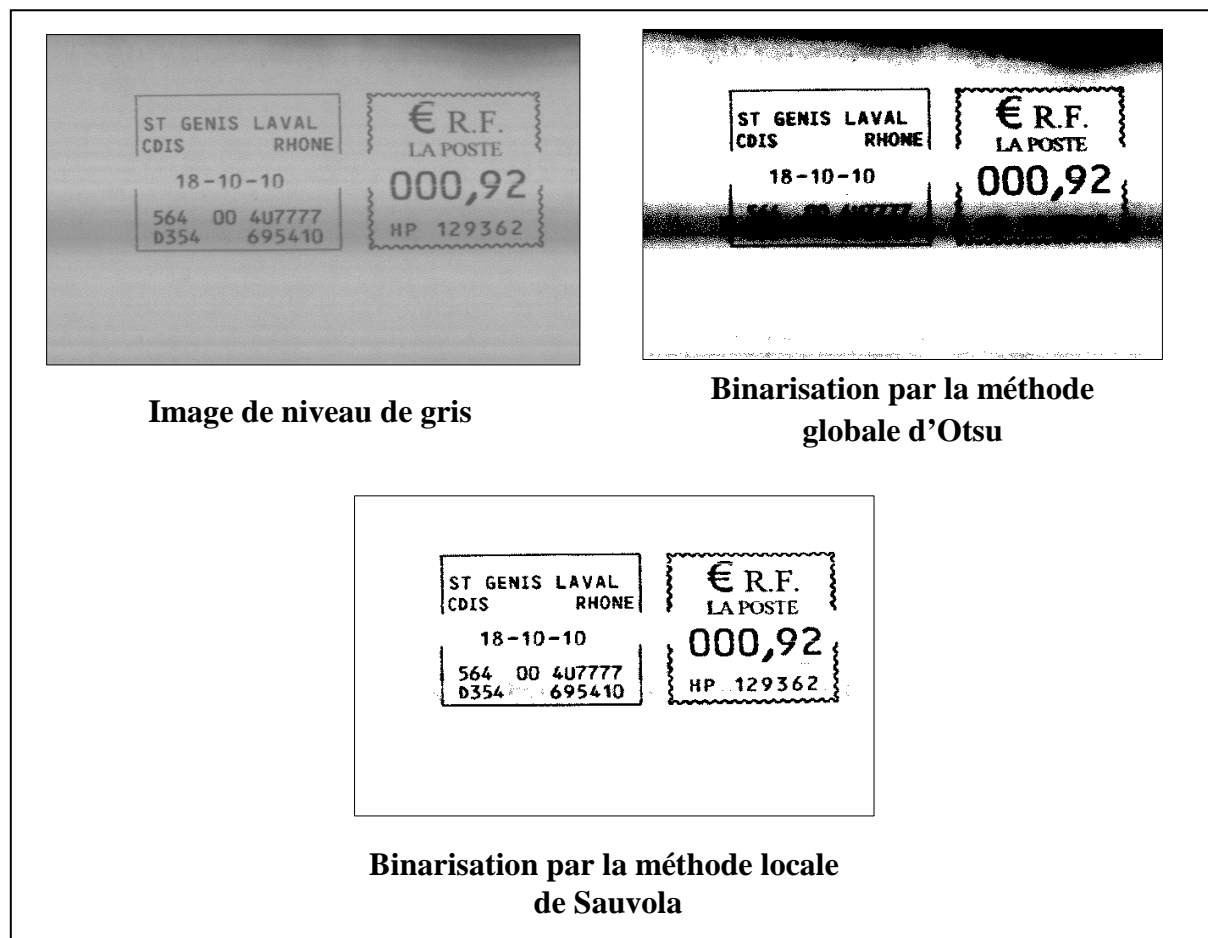


Figure III. 2: Comparaison entre la méthode de binarisation globale et locale

Ce résultat montre que la méthode de seuillage local que nous avons utilisé donne une meilleure séparation arrière-plan / premier-plan par rapport à la méthode globale d'Otsu, connue par son efficacité supérieure par rapport aux autres approches globales.

### III.1.2 Segmentation haut niveau : Extraction de la structure physique en utilisant un lissage RLSA

La signature virtuelle est utilisée pour comparer deux images d'enveloppe à base de leur similarité physique (texte, tracé, graphique). Nous partons donc de l'hypothèse suivante : si les enveloppes ont une structure physique similaire (par exemple: uniquement le nom du destinataire du courrier qui est différent), dans ce cas, le premier niveau de configuration physique (pixels noirs, caractères) doit être utilisé comme signature virtuelle pour fournir suffisamment de détails nécessaires à la discrimination des enveloppes similaires. Si ces enveloppes ont des structures ou mises en page très différentes, alors le second niveau (ligne

de texte) ou troisième niveau (blocs de texte) de la hiérarchie de la structure physique sera suffisant pour construire une signature capable de distinguer la ressemblance entre les images d'enveloppes. L'exploitation de ces deux niveaux de fitness grossière de la structure physique nous évite de traiter inutilement une grande quantité de détails tout en apportant une réduction significative des temps de calcul. Le but de la segmentation de la structure physique de l'enveloppe est de diviser son image en plusieurs entités selon des niveaux de hiérarchie différents : caractères, mot, lignes, blocs ou des zones graphiques.

L'algorithme RLSA (Run Length Lissage Algorithm) est appliqué dans ce cadre ligne par ligne et colonne par colonne sur des images d'enveloppes binaires représentant des pixels noirs par 1 et les pixels blancs par 0. Le RLSA transforme une image d'entrée binaire en une sortie image selon les règles décrites comme suit:

**a)** Pour chaque ligne de l'image binaire, chaque séquence de pixels blancs ou bande horizontale blanche limitée par deux séquences de pixels noirs doit être transformée en pixels noirs si sa longueur est inférieure à une limite prédéfinie (seuil)  $Th$ .

**b)** Dans le cas contraire, les pixels de cette séquence blanche gardent leur valeur initiale dans l'image de sortie (voir la figure suivante).

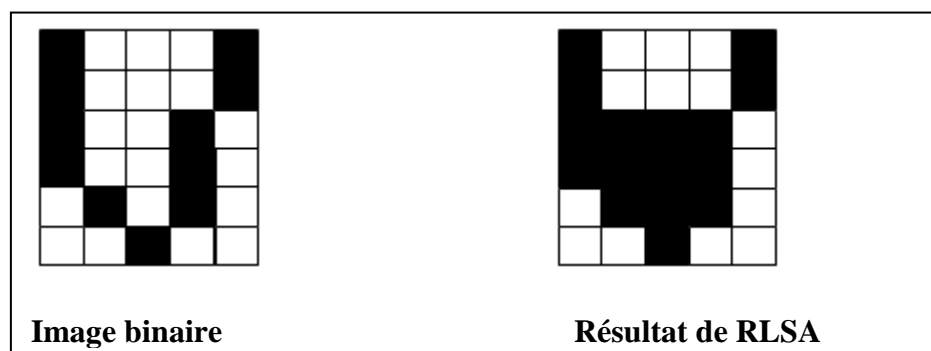


Figure III. 3: Exemple de lissage RLSA horizontal en utilisant un seuil  $Th = 2$ , chaque séquence blanche entre deux séquences noires se transforme en séquence noire si sa longueur est inférieure 2 pixels.

Le principe de base de l'algorithme RLSA est de relier les séquences noires voisins quand ils sont séparés par des séquences blanches d'une longueur inférieure à  $Th$  pixels. Le degré de fusion ou de lissage dépend de  $Th$ , de la répartition des pixels noirs et blancs dans l'image de l'enveloppe et de la résolution de numérisation de l'enveloppe (300 dpi, nombre de points par inch). Les deux cartes de sortie distinctes (images) sont générées à l'aide du RLSA à la fois dans le sens horizontal (dans un premier temps pour créer les lignes de texte) et dans

le sens vertical (dans un second temps pour créer les blocs de texte). Souvent, l'espacement entre les composants (caractères, mots et graphiques) dans l'image des enveloppes tend à différer horizontalement (espace entre les caractères ou mot) et (espace entre les lignes de texte) à la verticale. Par conséquent, deux seuils différents  $Th$  et  $Tv$  sont utilisés pour réaliser le lissage RLSA dans ces deux directions respectives. Pour nos images d'enveloppe, ces seuils sont fixés comme  $Th = 60$  et  $Tv = 80$  (valeurs fixées d'une manière empirique pour couvrir le maximum d'enveloppes). Les deux cartes issues de lissage RLSA dans les directions horizontale et verticale sont combinées en utilisant un opérateur logique ET pour détecter divers composants textuelles dans les images de documents. Pour obtenir un meilleur résultat de la segmentation, un filtrage vertical (et horizontal) supplémentaire est appliqué pour éliminer les lignes horizontales (et verticales) noires d'une largeur inférieure au seuil  $Tf=12$ . Pour accélérer le temps de calcul, nous avons réduit la résolution de l'image d'entrée binaire

(division  $4 \times 4$ ) et avons appliqué le lissage RLSA directement sur l'image réduite. Dans ce cas, le seuil  $Th$ ,  $Tv$  et  $Tf$  sont divisés par 4 par rapport aux valeurs citées ci-dessus. La figure suivante montre un résultat de lissage par l'algorithme RLSA d'une image de l'enveloppe en basse résolution.

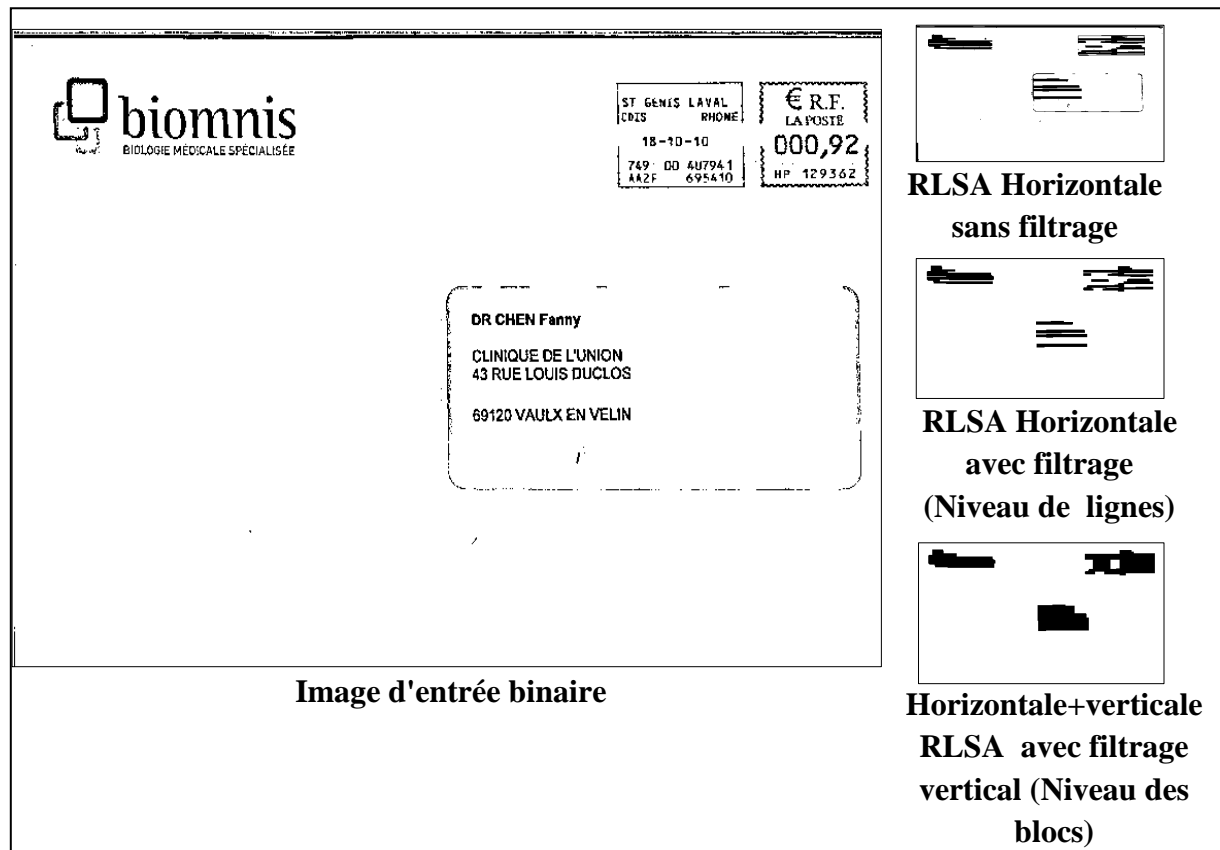


Figure III. 4: Exemple de lissage RLSA, avec réduction de la taille de l'image, pour extraire la structure physique de l'enveloppe selon deux niveaux de hiérarchie (lignes, blocs).

Une troisième étape de segmentation, aussi importante que le lissage RLSA, est appliquée pour détecter les différents objets issues de lissage RLSA en appliquant l'algorithme de détection des composantes connexes.

### III.1.3 Localisation spatiale des objets segmentés : détection des composantes connexes

L'algorithme de d'étiquetage des composantes connexes s'applique sur les pixels appartenant au premier plan (pixels noirs) de l'image binaire pour localiser et délimiter les objets existants sous forme des composantes connexes. Ensuite, pour chaque composante connexe, nous calculons les coordonnées spatiales de la partie supérieure gauche ( $x_1, y_1$ ) et le coin inférieur droit ( $x_2, y_2$ ) coins de la boîte englobant représentant la plus petite boîte rectangulaire qui entoure le composant. Cette segmentation permet de localiser spatialement un objet noir sur la couche physique de premier plan de l'image (caractères, des mots, des dessins, des lignes ou blocs). L'ensemble des boîtes englobantes peut être extrait de l'image

inaire de base ou de la carte des objets issues de lissage RLSA (carte des lignes ou des blocs, voir la section III.1.2). Cet ensemble peut constituer les briques de base pour construire une signature virtuelle qui servira à chercher la similarité entre deux images d'enveloppes. La figure suivante (zone de tampon de l'enveloppe) montre un exemple d'étiquetage des CCs (en utilisant une couleur différente pour chaque composante) et la boîte englobant chaque composante.

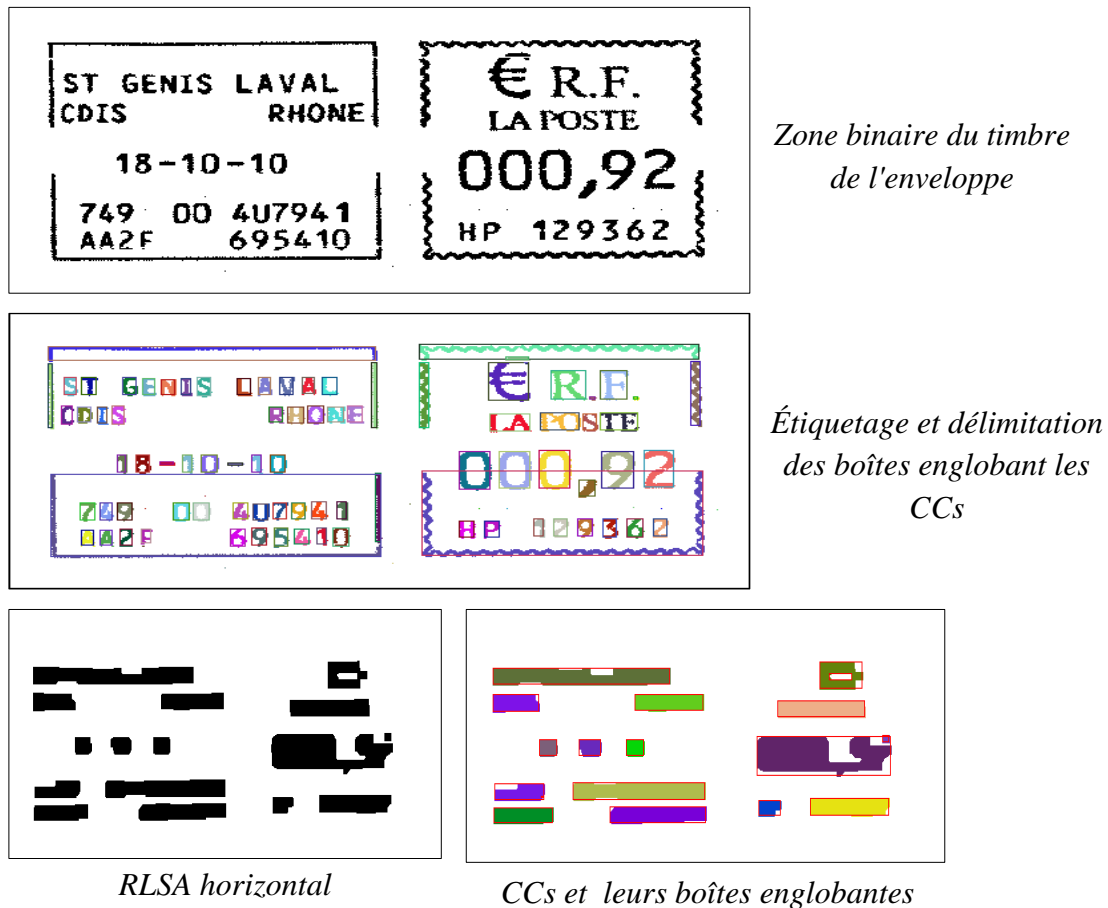


Figure III. 5: Exemple d'extraction CCs de la zone tampon binaire d'enveloppe

Dans la littérature, il existe plusieurs méthodes de détection des composants connexes (rapide et lente). Pour notre application, nous avons développé et utilisé la méthode de Sural [41] en raison de sa rapidité. Cette méthode est appliquée en deux étapes : Dans la première étape : les contours des objets binaires sont détectés. Cette étape permet de réduire les besoins en ressources et accélère l'étape de détection du rectangles englobants. Dans la deuxième étape : l'étiquetage est réalisé uniquement sur les points de contours à l'aide d'un suivi récursif le long des points contours. Les boîtes englobantes sont ensuite déterminées à partir



des CCs détectées par suivi des contours des objets. La détection des contours et la détection des boîtes englobantes ont été parallélisées par Sural pour réduire au maximum le temps de global de traitement. La figure suivante montre un autre exemple d'extraction de CCs sur l'image d'une enveloppe entière (Image d'entrée binaire et carte de lissage RLSA horizontal).

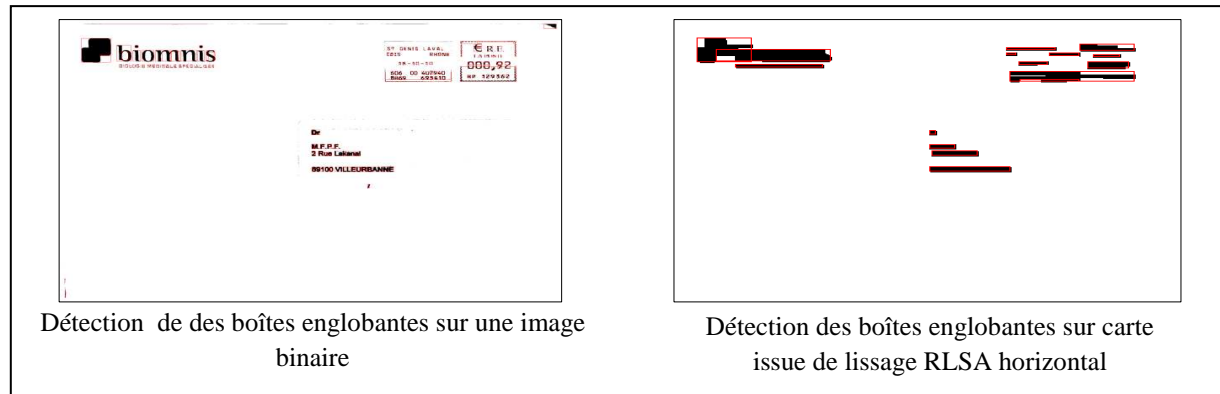


Figure III. 6: Résultat d'extraction des CCs par la méthode développée sur l'image entière de l'enveloppe binaire.

Après la définition des différents niveaux de segmentation, nous présenterons dans ce qui va suivre les différentes distances, basées sur les résultats de ces segmentations, que nous avons utilisées pour comparer deux images d'enveloppes. Un intérêt particulier a été apporté à l'élaboration des distances qui ont montré une grande efficacité dans divers applications CBIR comme la distance de Hausdorff et la distance de chanfrein. Nous comparons également l'application de ces distances sur différents niveaux de segmentation.

### III.2 Métriques utilisées pour comparer les images d'enveloppes

Nous venons de voir comment la structure physique de l'image d'enveloppe (pixels noirs, caractères, mots, lignes de texte, textuel ou blocs non textuels) peut être utilisée comme attribut important de construction d'une signature virtuelle pertinente pour distinguer et récupérer une image d'enveloppe à partir d'un flux d'images d'enveloppes en cours d'acheminement en temps réels. Dès le passage d'une enveloppe par la seconde caméra installée dans la chaîne de tri et l'acquisition de son image, la structure physique (signature virtuelle) de cette enveloppe requête est comparée à celle de chaque image d'enveloppe passée en premier temps par la première caméra dont l'adresse de destinataire a été déjà localisée et reconnue dès le premier passe afin d'associer son adresse reconnue à l'enveloppe en circulation similaire. Grâce à cette comparaison, le lien établi entre l'adresse reconnue et

l'enveloppe physique en circulation permet d'acheminer cette dernière vers le bon panier de destination. Cela remplace la méthode conventionnelle basée sur l'impression et la lecture du code à barres. Nous avons démontré que le résultat recherché dépend à la fois de niveau de la structure physique et la mesure de distance utilisée. Nous présentons ainsi en détails les différentes distances testées.

### III.2.1. Distance de Hausdorff

La distance de Hausdorff est très utile en tant que mesure de similarité entre les images. Nous avons utilisé cette distance pour déterminer le degré de ressemblance entre les objets de la structure physique qui sont superposés les uns aux autres. Il existe différentes versions de mesures de distance de Hausdorff entre deux ensembles de points. Nous avons développé deux concepts pour calculer cette dernière et les comparer pour estimer celui qui offre la meilleure pertinence de comparaison sur une base d'images d'enveloppe conséquente.

- **Premier concept** : calcul de la distance minimale entre deux ensembles finis de points noirs A et B tel que :  $A = \{a_1, a_2, \dots, a_p\}$  et  $B = \{b_1, b_2, \dots, b_q\}$ .

Cette version de distance de Hausdorff est définie comme étant la distance euclidienne minimale entre les points de A par rapport à l'ensemble B.

$$d(A, B) = \min_{a \in A} d(a_i, B) \quad i=1,2,\dots, p. \quad [22]$$

Nous avons constaté que cette distance manque de la propriété de symétrie, en prenant tous les pixels de premier plan de l'image binaire, et calculer la distance minimale. La figure suivante montre les distances de Hausdorff obtenues en comparant trois formes binaires : S1, S2 et S3.

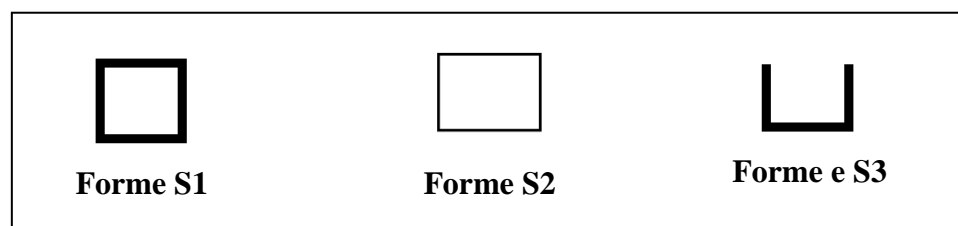


Figure III. 7: Distance de Hausdorff entre objets binaires de différentes formes :  $d(S1, S2) = d(S2, S3) = 0$

Nous remarquons à travers cet exemple que cette version de distance de Hausdorff juge à tort que les trois formes différentes sont similaires avec une distance nulle. La distance

s'annule dès qu'il y a une partie ou un seul point de correspondance entre les deux formes. C'est sur cet inconvénient majeur que nous avons constaté que cette version de distance ne peut être pertinente dans notre application où des légères différences doivent être décelées par la mesure de distance. Il est indispensable que la distance mesurée entre deux ensembles ne s'annule que si ces deux ensembles sont totalement identiques.

Pour passer cette limite et répondre à ce critère, nous pouvons prendre le maximum entre deux distances  $d(A, B)$  et  $d(B, A)$ .

➤ **Second concept:** Étant donné deux ensembles finis  $A$  et  $B$  :  $A = \{a_1, a_2, \dots, a_p\}$  et  $B = \{b_1, b_2, \dots, b_q\}$ .

La seconde formule de distance de Hausdorff peut être définie de la façon suivante [37]:

$$H(A, B) = \max(h(A, B), h(B, A))$$

Où:

$$h(A, B) = \max_{a \in A} \min_{b \in B} \|a - b\| \quad | \quad h(B, A) = \max_{b \in B} \min_{a \in A} \|b - a\|$$

$\| \cdot \|$  : est une norme sous-jacente sur les points  $A$  et  $B$ .

L'exécution du programme prend beaucoup de temps, plusieurs minutes, juste pour comparer deux images (de taille 1300 x 1800 pixels), même complexité qui persiste à la prise en compte exclusive des pixels noirs dans l'image en ignorant tous les pixels blancs de l'arrière plan.

Nous avons réussi de réduire considérablement ce temps de calcul, à quelques secondes, en calculant la distance uniquement aux points des contours des objets de l'image binaire.

Pour apporter une réduction supplémentaire des temps de calcul de cette distance et d'augmenter sa fiabilité vis-à-vis la présence des petites perturbations ou changement dans l'image de la même enveloppe lors de son passage par les deux caméras, nous avons nettoyé certains résidus de tracé, dus à l'arrière plan de l'enveloppe, localisés dans les marges de son image. Pour une meilleure accélération de la méthode nous avons réduit la résolution des images binaires d'entrée (nous avons testé la distance de Hausdorff avec différents facteurs de réduction d'échelle pour retrouver le bon compromis entre rapidité et précision, voir le chapitre 4). Nous avons testé le second concept (avec nos améliorations) sur les trois formes binaires de la figure (III.7). Les valeurs des distances de Hausdorff obtenues en comparant les formes binaires sont :  $d(S1, S2) = 375$ ,  $d(S1, S3) = 48$ . Avec ce second concept on obtient plus de précision.

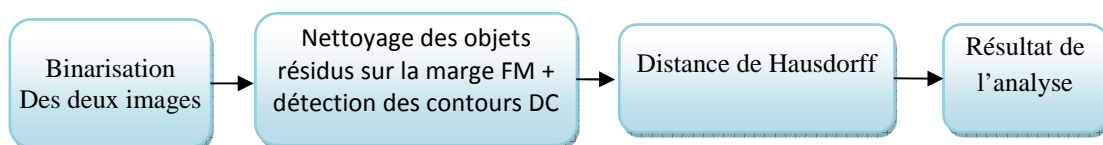
Par ce second concept la comparaison de deux images qui ont presque la même forme et disposition spatiale des blocs de premier plan donne une distance de Hausdorff de faible valeur, ce qui signifie que ses deux images se ressemblent (pour des faibles valeurs de distance, il existe de légères différences) ou issues de la même enveloppe (pour des valeurs de distance presque nulles). En effet, cette distance nécessite la comparaison de tous les points d'un ensemble avec tous les points d'un autre ensemble, ce qui la rend très dépendante du nombre de points ou d'objets utilisés pour calculer cette distance. Ce qui exige les améliorations que nous venons d'évoquer.

### III.2.2 Méthodes mises au point pour comparer les enveloppes en utilisant la distance de Hausdorff

Le synoptique ci-dessous décrit nos trois approches d'utilisation de la distance de Hausdorff, toutes ces approches sont basées sur une binarisation de l'image originale, un filtrage de la marge de l'enveloppe (FM avec largeur R) et une détection des contours (DC). Dans un premier temps, nous binarisons l'image en utilisant la méthode locale de Sauvola (décrite dans la section III.1.1), puis on filtre tous les objets résidus qui se trouvent sur la marge de l'image binaire de l'enveloppe. Cela réduit le nombre d'éléments entrant dans le calcul de la distance et améliore le temps de calcul et de la précision de la comparaison. Après cette première phase commune, la distance sera calculée selon trois approches :

- **La première approche (mesure basée sur une granularité fine)**

Après l'application de la première étape sur l'image d'entrée de l'enveloppe (binarisation, FM et DC), la distance de Hausdorff est calculée directement sur les points de contours de l'image binaire de l'enveloppe. Cette mesure de distance repose sur une granularité fine en exploitant la totalité des détails apportés par les contours de tracé et des caractères. Ce niveau de détails apporte à cette mesure la capacité de distinguer des images d'enveloppes différentes qui présentent une structure physique très similaire (seule différence se trouve sur le nom et prénom du destinataire par exemple).



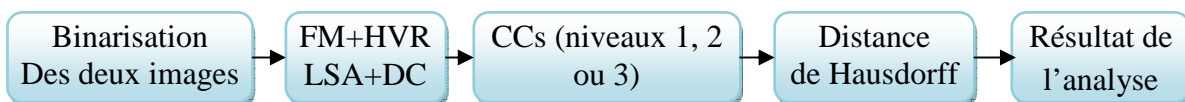
- **Seconde approche (mesure basée sur une granularité moyenne des objets)**

Après l'application de la première étape, un lissage RLSA horizontal (HRLSA) est appliqué en suite, en résolution réduite, pour extraire le second niveau de la structure physique, de granularité moyenne contenant des lignes de texte. La distance de Hausdorff est ainsi basée sur les contours de ces lignes. Cette approche permet de différencier très rapidement des enveloppes qui possèdent une structure physique moyennement différente. Si la structure physique des enveloppes est très différente, nous pouvons appliquer le même principe sur un troisième niveau de granularité plus élevé, celui des blocs qu'on obtient à l'aide d'un lissage RLSA vertical (VRLSA) de carte de second niveau (carte des lignes). L'utilisation de ce troisième niveau de la structure physique offre une comparaison très rapide entre les images, mais il reste limité à la comparaison des enveloppes de structures physiques très différentes. Le schéma suivant résumé les étapes de la seconde approche :



- **Troisième approche**

Cette approche est constituée de la première étape qui peut être éventuellement associée à un lissage RLSA horizontal pour former le second niveau de la structure (les lignes) puis un lissage RLSA vertical pour former le troisième niveau de la structure (les blocs), nous détectons et utilisons l'ensemble des composantes connexes (CCs) présentes sur le premier niveau des caractères comme signature pour calculer la distance de Hausdorff ou éventuellement les CCs de ligne ou de blocs en cas où la structure physique des enveloppes à comparer présente des grandes différences. L'utilisation de composantes connexes réduit considérablement les temps de calcul.



Après avoir présenté les trois approches qui reposent sur la distance de Hausdorff que nous avons élaborées, nous présentons dans ce qui suit d'autres approches basées sur la distance de Chanfrein, connue par sa rapidité. Ces dernières seront comparées aux mesures basées sur la distance de Hausdorff en termes du coût calculatoire et de pertinence de comparaison.

### III.2.3 Distance de Chanfrein

Cette section décrit le principe de notre quatrième approche que nous avons mise au point pour comparer les images enveloppes passantes dans une chaîne de tri. Elle repose sur une transformation en distances de chanfrein de l'image binaire (premier niveau de la structure physique). A l'origine, le calcul de la carte des distances de chanfrein présente une complexité calculatoire très élevée mais des solutions algorithmiques ont lui été apportées pour permettre une utilisation dans un contexte de temps réel. Notre choix a été porté sur l'algorithme à double balayages [42] qui permet de récupérer la carte des distances très rapidement.

La transformation en distances de chanfrein d'une image binaire peut être calculée par un algorithme séquentiel (basé sur deux balayages avant et arrière) ou parallèle.  $a_{i,j} = f(i, j)$  est un pixel de l'image. L'algorithme parallèle utilise un masque de chanfrein parallèle et est défini par la relation de récurrence [30] suivante:

$$a_{i,j}^0 = 0 \quad \text{si } a_{i,j} = 0 \quad \text{et} \quad a_{i,j}^0 = m + n \quad \text{if } a_{i,j} = 1$$

$$a_{i,j}^{k+1} = \inf\{a_{i+u1, j+u2}^k + m(u) / u \in D(m), (i+u1, j+u2) \in D(f)\}$$

Tel que  $u = (u1, u2)$  est un vecteur,  $m$  est la largeur de l'image, et  $n$  est la hauteur de l'image.  $i=1 \dots n, j=1 \dots m$ .

L'algorithme s'arrête à la stabilité de point, lorsque  $a_{i,j}^{k+1} = a_{i,j}^k$

Pour tout  $i, j$ . Ils ont utilisé la valeur  $m + n$  qui représente l'infini dans l'algorithme, car toute la distance réelle de l'image est inférieure à  $m + n$ . Voici ci-dessous les masques utilisés par les deux types d'algorithmes.

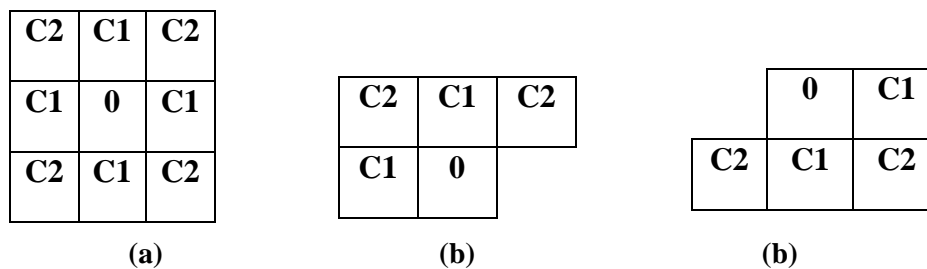


Figure III. 8: Masques de chanfrein, a) masque  $M$  (3x3) utilisé par l’algorithme parallèle, b) masque  $M^-$  utilisé par l’algorithme séquentielle pour un balayage avant, c) masque  $M^+$  utilisé par l’algorithme séquentielle pour un balayage arrière

L’algorithme séquentiel comporte deux étapes: balayage avant (de haut à gauche vers le bas à droite) et balayage arrière (de bas à droite vers le haut à gauche), ces deux balayages utilisent leurs propres masques de chanfrein  $M^-$  et  $M^+$ , avec des signes dans le sens de l’ordre de balayage. Les coefficients  $C1$  et  $C2$  sont des paramètres liés au gradient dans les directions horizontale, verticale et diagonale, respectivement.

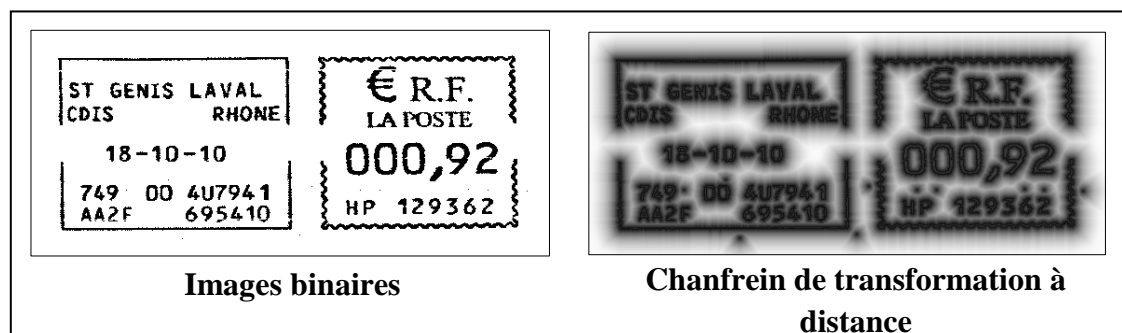


Figure III. 9: Exemple de la carte des distances de Chanfrein de l’image binaire après balayages avant et arrière

La carte des distances de la figure précédente a été obtenue par l’application de l’algorithme séquentiel qui repose sur les masques de chanfrein suivants :

Le masque employé lors de balayage avant est:

0 1  
2 1 2

Le masque employé lors de balayage arrière est:

2 1 2  
1 0

### III.2.4. Méthodes développées pour comparer les enveloppes en utilisant la distance de chanfrein

La première étape est similaire à la méthode précédente, l'image d'entrée est binarisée, les marges sont filtrées et les contours sont détectés.

- *Première approche*

Après application de la première étape sur l'image d'entrée, on calcule la distance de chanfrein directement sur les contours de la carte des caractères.



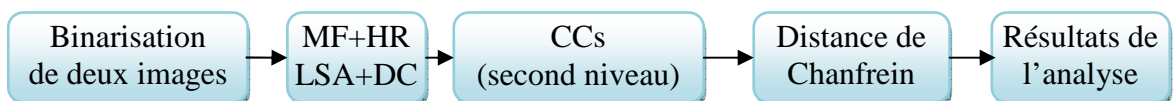
- *Seconde approche*

La seconde approche repose sur les étapes suivantes : Binarisation des images d'enveloppes à comparer, filtrage des résidus des marges, lissage RLSA horizontal HRLSA (éventuellement suivi d'un lissage vertical), détection des contours des lignes ou des blocs, transformée en distance et calcul de la distance de chanfrein.



- *Troisième approche*

La troisième approche repose sur les étapes suivantes : Binarisation des images d'enveloppes à comparer, filtrage des résidus des marges, lissage RLSA horizontal HRLSA (pour former le niveau des lignes), détection des contours des lignes, détection des composantes connexes sur la carte des contours des lignes, transformée en distance et calcul de la distance de Chanfrein.

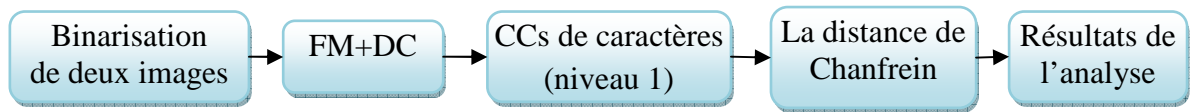


- *Quatrième approche*

La quatrième approche repose sur les étapes suivantes : Binarisation des images d'enveloppes à comparer, filtrage des résidus des marges, détection des contours de tracé et



caractères (premier niveau), détection des composantes connexes sur la carte des contours, transformée en distance et calcul de la distance de Chanfrein.



Dans le chapitre suivant, nous allons présenter tous les résultats que nous avons obtenus en utilisant les méthodes précédentes.

# **Chapitre IV**

**Outils de développement, interface,  
résultats et évaluation**

## IV. Outils de développement, interface, résultats et évaluation

Dans la première partie de ce chapitre nous présentons les outils de développement utilisés pour réaliser notre interface de recherche de signature virtuelle des enveloppes passantes dans une chaîne de tri de courrier à grand flux. Nous présentons ensuite les éléments constituant notre interface. En seconde partie, nous présentons les différents résultats obtenus en appliquant les différentes approches que nous avons développées pour comparer les enveloppes en mode image. Tous les tests sont effectués sur un PC portable avec processeur Intel Core i7 et un système d'exploitation Windows 7.

### IV.1 Outils de développement et interface réalisée

Pour développer notre application et tester nos approches, nous avons utilisé RAD studio (Rapid Application Développement) C++Builder XE5 comme environnement de travail. Dans ce qui suit nous allons présenter une description de cet environnement, ses caractéristiques et les différentes fonctionnalités qu'il fournit.

#### IV.1.1 Outils de développement : aperçu général sur l'IDE C++ Builder XE5

RAD Studio est un environnement de programmation visuel orienté objet pour le développement rapide d'applications. Avec RAD Studio, nous pouvons créer de puissantes applications visuelles avec un minimum de codage manuel, en utilisant le langage de programmation C++ (d'autres langages sont pris en compte). C++ Builder permet de développer de façon très simple l'interface des applications et de relier aisément le code utilisateur aux événements Windows, quelle que soit leur origine (souris, clavier, événement système, etc.). Pour ce faire, C++ Builder repose sur un ensemble très complet de composants visuels prêts à l'emploi (appelés VCL). La quasi-totalité des contrôles de Windows (boutons, boîtes de saisies, listes déroulantes, menus et autres barres d'outils) y sont représentés et regroupés par famille [43].

**-Installation du C++Builder XE5- Embarcadero** : C++Builder XE5- Embarcadero est disponible sur le lien suivant :

<http://www.embarcadero.com/fr/products/rad-studio/download>.

Lorsque le téléchargement sera fini, il faut juste suivre les instructions pour l'installer et lorsque l'installation sera finie, vous pourriez commencer l'application directement. L'interface de C++Builder XE5 est présentée dans la figure suivante :

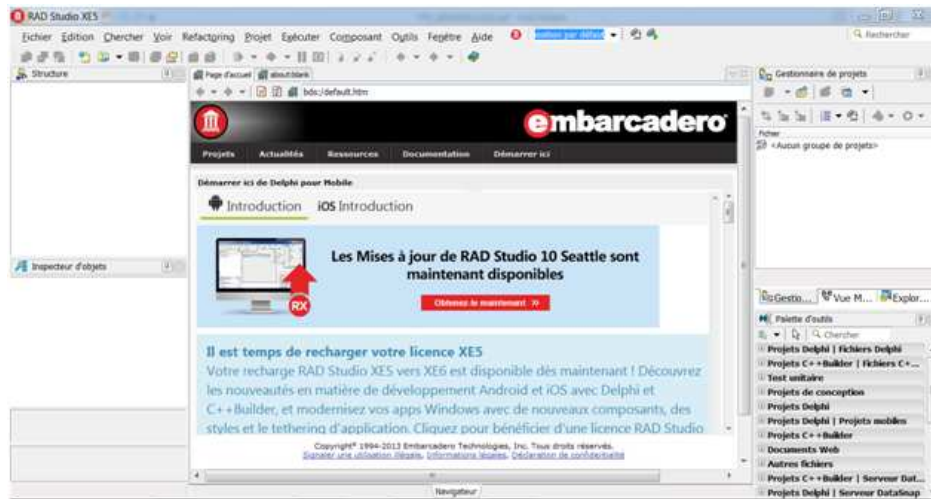


Figure IV.1 Interface de C++ Builder XE5

- **Création d'un nouveau projet** : Pour créer un nouveau projet dans RAD Studio, vous devez cliquer sur : "Fichier" ensuite "Nouveau", pour notre cas nous utiliserons "Application multi-périphérique- C++Builder", une autre fenêtre apparaîtra pour choisir le type de l'application. Pour la création de notre logiciel notre choix sera porté sur une application vide.

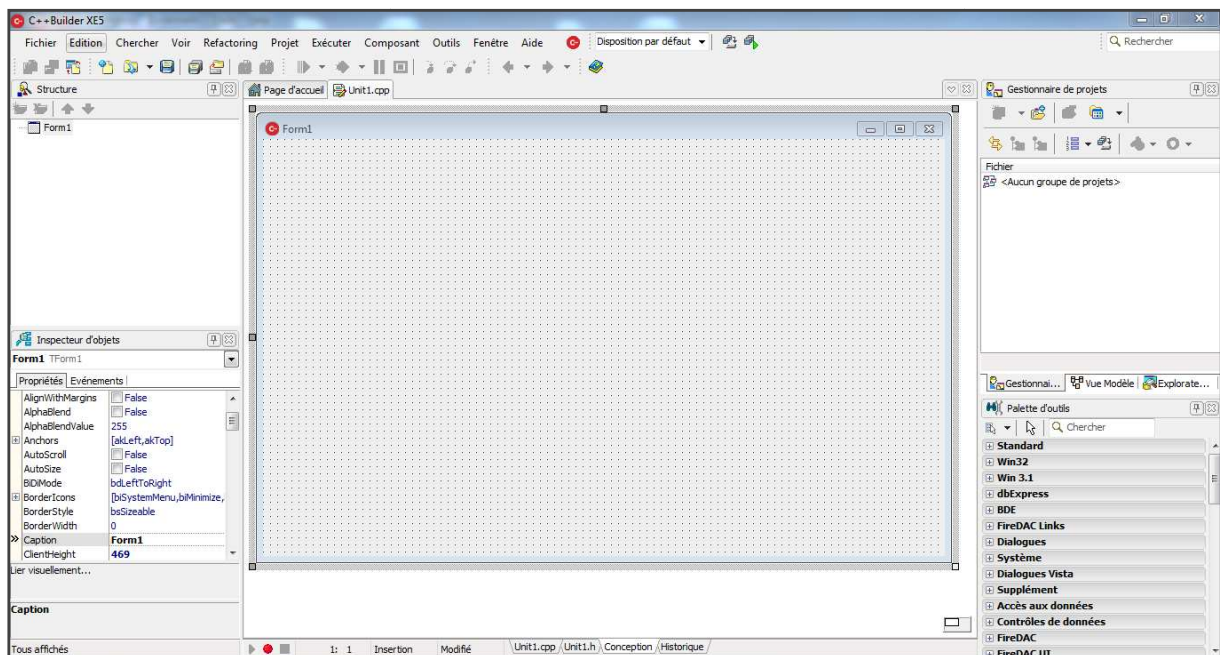


Figure IV. 2. Fenêtre d'une application vide sur Borland C++ Builder XE5

On peut distinguer plusieurs grandes parties :

- La barre de menu.

-L'inspecteur d'objets : Toutes les propriétés en lecture et écriture d'une fiche sont accessibles à travers l'inspecteur d'objet qui permet de les manipuler et d'associer du code à leurs événements. Chaque composant comme le bouton a des propriétés telles la taille, la police, la hauteur qu'il possible de les modifier grâce à l'inspecteur d'objets.

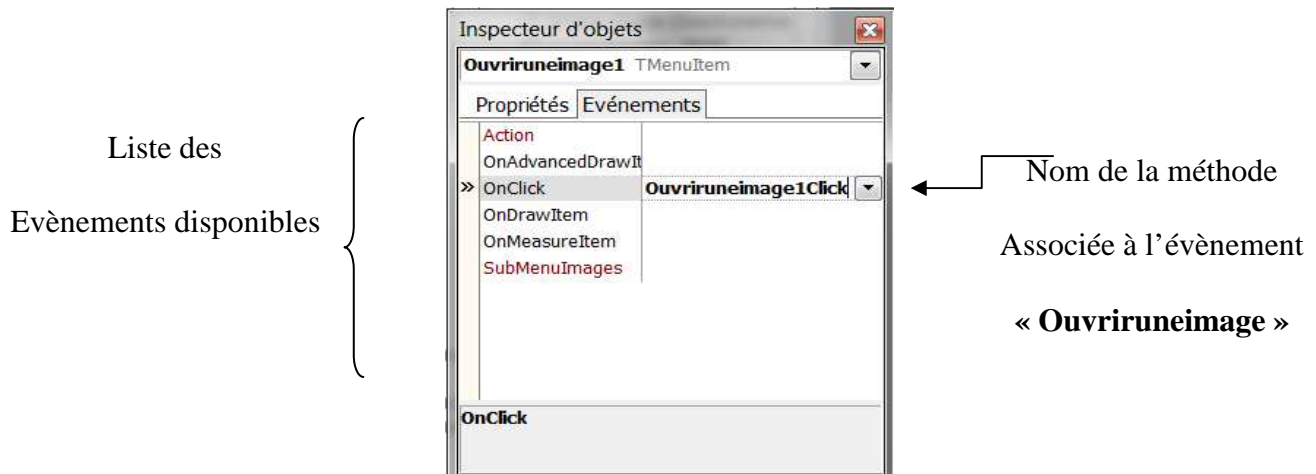


Figure V.3. Manipulation des gestionnaires d'événements

Les gestionnaires d'événements sont toujours des méthodes de la fiche simplifient la tâche du programmeur. La liste contient un paramètre *Sender* qui contient l'adresse du composant ayant généré le message, on peut trouver aussi les positions de la souris ou bien l'état des touches de modifications du clavier.

- La palette d'outils : contient les composants que nous utilisons pour développer nos applications. Elle est affichée sous la forme d'une liste de catégories de composants et est généralement située dans la colonne de droite de l'EDI. Chaque catégorie de la Palette d'outils contient des icônes qui représentent les composants visuels ou non visuels. Les catégories classent les composants en groupes fonctionnels. Par exemple, la catégorie Dialogues inclut les boîtes de dialogue communes permettant d'effectuer des opérations sur les fichiers, telles que l'ouverture et l'enregistrement des fichiers. Voici une figure qui montre la palette d'outils:

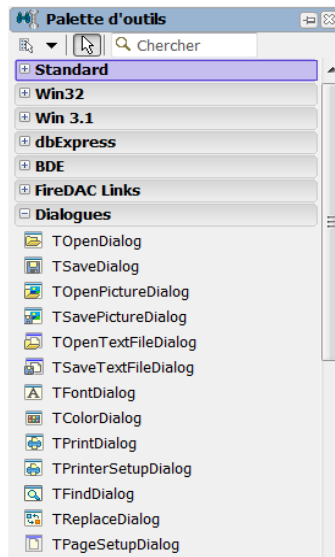


Figure V.4. La palette d'outils présentant la catégorie Dialogues

-Fenêtre d'interface créée par l'utilisateur : C'est la fenêtre de l'application en cours de création, elles portent ici le nom de fiche (form en anglais) [60].

-Editeur de code : Après chaque création d'une Application multi-périphérique- C++Builder, des éléments seront créés automatiquement :

- *une fiche Form1* : Les fiches représentent l'interface utilisateur (IHM) d'une application sous l'apparence d'une fenêtre visuelle. La classe Form1 est la classe de base de tout style de fiche à utiliser dans nos applications.
- *Deux fichiers associés Unit1.cpp* qui contient le code des composantes utilisées dans nos applications, et le fichier Unit1.h.

#### IV.1.2. Notre application (VS)

Dans le cadre de notre projet nous avons développé notre application sous le nom VS (acronyme de Virtual Signature en anglais) en utilisant le logiciel Borland C ++ Builder XE5. Le GUI (Graphical User Interface) de notre application se compose d'un menu principal et des sous-menus qui contiennent les commandes de divers techniques de traitement d'image (les outils de base et les différentes techniques utilisées pour trouver la mesure de similarité ou bien calculer la distance entre les images avec des différentes métriques).

L'interface graphique de notre application VS est représentée dans la figure (IV.5).

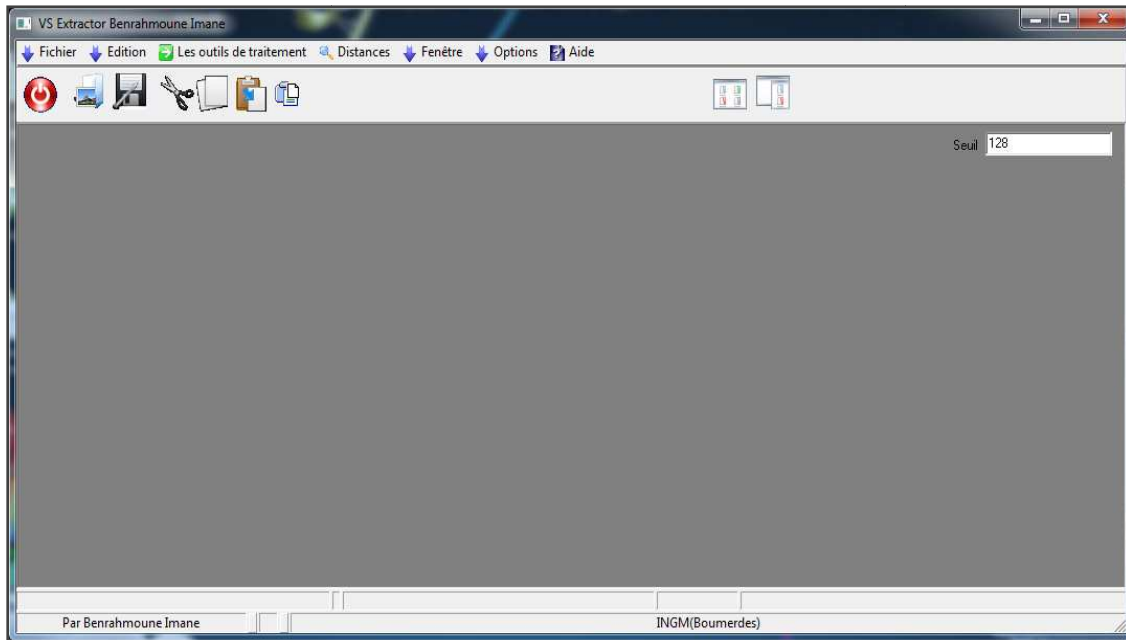


Figure IV. 5: Le GUI de notre VS application

Le menu « Outils de traitement », dans notre application, contient les outils de base utilisés dans le traitement d'image comme montre la figure (IV-6) ci-dessous.

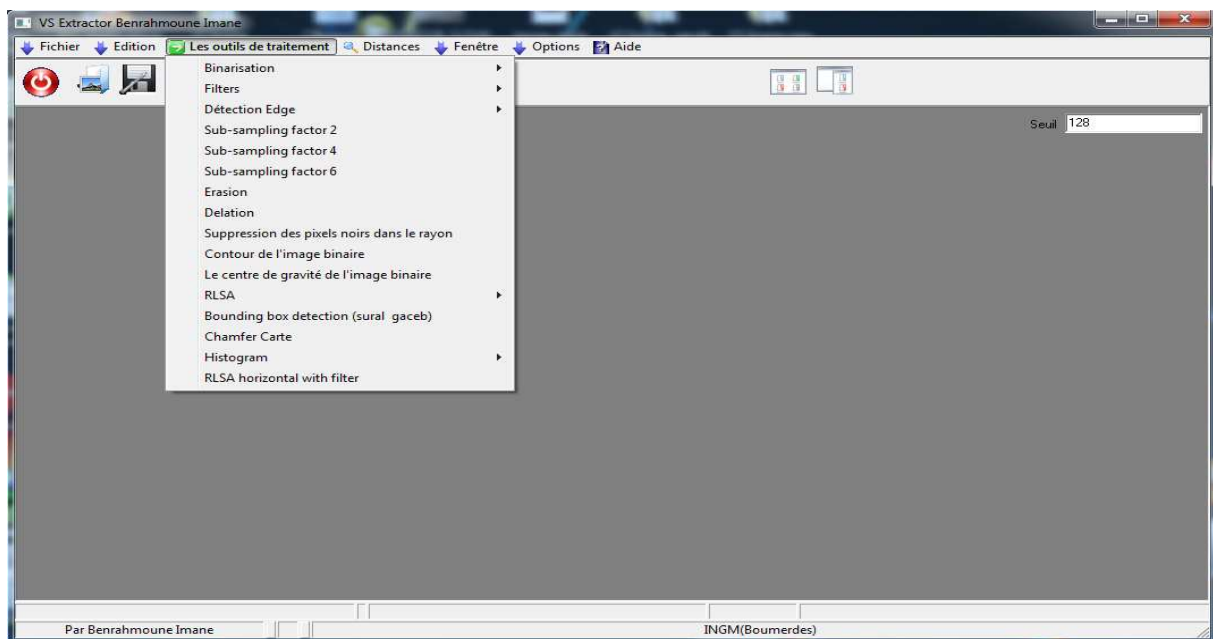


Figure IV. 6: Outils de traitement de base offerts par notre application VS

En plus des outils de traitement, l'application VS comprend les commandes des distances utilisées dans notre approche sous le nom de distances, comme indiqué dans l'image IV-7.

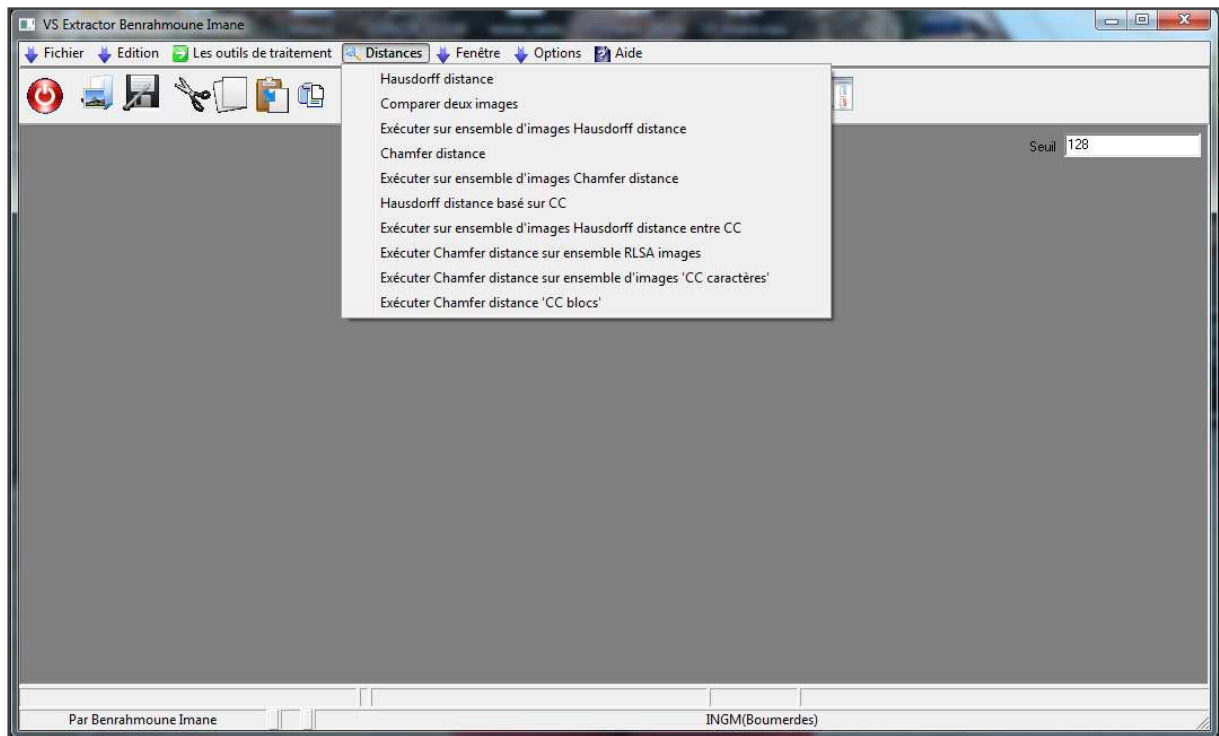


Figure IV. 7: Distances utilisées dans notre application VS

En outre, notre application VS contient une barre de menu avec plusieurs boutons. Chaque bouton est un raccourci vers la fonction de traitement de fichier standard comme : enregistrer, copier, fermer, etc. La barre de menu de notre application VS est représentée sur la figure (IV-8).



Figure IV. 1: Les boutons dans notre application VS

L'objectif principal de notre application VS est le calcul rapide des distances entre une image cible en deux passes et l'ensemble des images de une passe. Elle calcule toutes les distances automatiquement, puis elle les enregistre dans un fichier externe sur le disque, la figure (IV-6) montre la forme utilisée dans ce processus automatique.



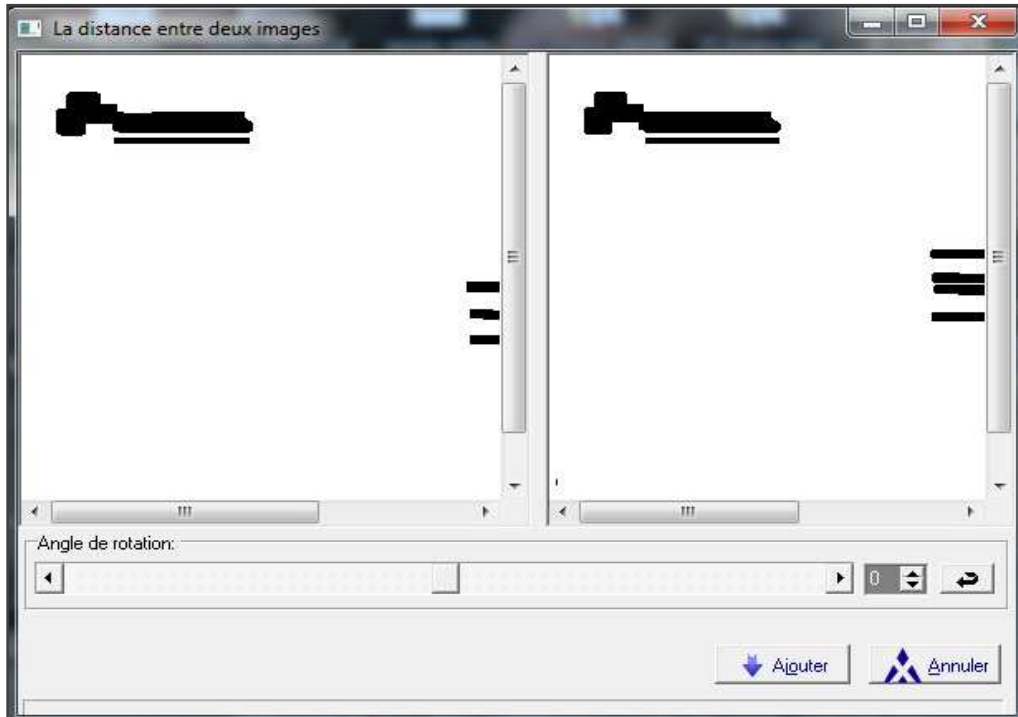


Figure IV. 8: Interface de calcul automatique des distances (dans cet exemple, le calcul est fait sur la base de second niveau de la structure physique, issu de HRLSA).

Après cet aperçu général de notre application, nous allons maintenant passer aux différents tests et résultats obtenus par notre application VS.

## IV.2 Résultats de la comparaison de l'image

La base des images d'enveloppes utilisée dans nos tests a été construite à partir d'une chaîne de tri de courriers réelle de la poste Française. Deux images ont été récoltées par chaque enveloppe en utilisant deux caméras. Certaines images présentent des différences lors de passage du première au deuxième caméra : décalage, rotation, changement de contraste et d'éclairage, etc. L'objectif est de pouvoir trouver la seconde image de même enveloppe par recherche de similarités d'image dans toute la base et ceci quel que soit le degré de différence (faible, élevé). L'écriture sur les images de la base peut être manuscrite ou imprimé contenant des caractères alphanumériques. Pour 21 enveloppes nous avons crée 21 images lors de premier passage et 21 images lors de second passage, ce qui fait un total de 441 (21x21) comparaisons ou distances différentes.

Notre application VS va calculer les 441 distances automatiquement ; puis enregistre les résultats dans un fichier sur l'ordinateur. Ces résultats sont résumés dans des tableaux pour offrir plus de clarté et simplicité.

### IV.2.1 Evaluation et résultats des approches basées sur la distance de Hausdorff

#### a) Evaluation et résultats de première approche : distance de Hausdorff entre l'ensemble des points de l'image

Les tableaux suivants contiennent les distances de Hausdorff issues de différents facteurs de réduction d'échelle de l'image de l'enveloppe (représentés par la variable FACT) et largeurs des marges à filtrer (représentées par la variable R):

Images	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21
1	120	386	193	902	828	729	424	263	432	398	552	661	545	488	508	477	504	765	523	494	1078
2	395	182	399	921	830	753	454	400	442	401	552	659	548	491	511	464	494	766	542	513	1071
3	367	390	498	913	800	690	423	364	432	360	552	661	548	491	503	456	488	765	534	503	1080
4	917	928	957	308	958	930	959	962	957	932	940	941	820	647	659	663	636	582	785	755	792
5	633	624	594	907	382	430	619	636	835	611	602	573	501	501	501	501	501	677	528	501	631
6	297	353	315	868	814	704	470	187	448	410	535	582	444	427	427	415	490	771	489	460	1009
7	363	465	370	920	818	713	422	554	459	392	424	629	496	479	479	472	494	694	541	512	1033
8	300	425	380	891	824	732	401	177	446	389	550	668	534	479	469	457	500	755	512	483	1068
9	673	672	677	882	724	609	632	642	659	678	509	315	471	471	471	471	471	486	503	474	883
10	416	333	554	928	898	710	423	330	445	303	552	660	504	487	487	471	501	772	549	520	1067
11	557	552	552	895	750	636	509	551	548	551	0	488	471	462	462	462	468	499	516	487	1078
12	618	618	625	878	432	590	569	623	566	622	510	480	496	496	494	496	496	482	499	494	599
13	547	530	541	506	598	440	475	520	483	442	462	468	172	180	192	183	178	370	305	342	675
14	520	520	555	520	601	458	487	521	487	460	468	469	164	90	100	116	134	366	295	350	667
15	504	483	520	519	601	439	471	471	466	441	462	468	144	92	92	90	148	368	304	349	671
16	507	490	555	517	602	428	476	460	455	430	462	468	158	86	79	88	153	370	311	334	675
17	503	494	555	507	512	455	489	506	482	481	465	466	179	156	150	159	65	361	261	318	637
18	759	759	759	490	595	742	573	741	736	741	485	486	339	339	342	340	341	255	354	344	667
19	529	540	569	552	570	542	571	574	569	544	552	553	356	354	351	309	329	355	189	308	612
20	467	478	555	486	596	480	509	512	507	482	490	491	344	349	347	330	325	360	311	119	668
21	1070	1066	1080	662	669	704	1037	1050	885	1066	1076	1004	671	670	667	672	625	667	621	667	122

Tableau IV. 1: Distances de Hausdorff, FACT=1, R= 1, FM appliqué

Les cellules marquées en couleur verte dans le tableau (IV.1) sont des résultats vrais positifs. Les cellules marquées en rouge sont des vrais négatifs. **Le taux reconnaissance vraies positives est égal à 90,02%**. Ce pourcentage est obtenu en additionnant toutes les valeurs vraies positives (y compris les cellules vertes) divisées par le nombre total des enveloppes.

Ces résultats montrent que la première approche présente une certaine sensibilité à la rotation et au décalage d'image. La présence des vrais négatif revient à l'incapacité de cette première approche de distinguer certaines détails de granularité très fines. Deux enveloppes qui ne se différencient qu'au niveau des noms de destinataires sont considérées comme similaires.

Afin de voir l'influence de la largeur de la marge à filtrer nous avons changé la valeur de R de 1 à 200. Le tableau suivant contient les distances de Hausdorff (FACT est toujours à 1).

**Images de passe 2**

Images	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21
1	120	550	193	737	197	164	271	263	264	275	304	295	155	159	162	159	155	359	316	154	363
2	621	182	523	747	509	517	501	485	506	369	463	496	627	609	612	601	509	413	377	633	501
3	233	592	143	741	140	196	368	999	398	274	417	404	253	268	266	265	219	305	343	255	274
4	696	694	717	43	718	709	736	729	724	745	742	722	652	669	659	670	663	633	652	635	632
5	301	536	318	728	392	182	175	206	267	278	270	269	223	248	256	252	238	501	358	202	466
6	297	482	315	735	329	179	179	206	276	273	278	269	240	243	240	242	190	498	325	217	466
7	287	465	370	761	368	350	141	115	163	302	176	143	158	161	161	161	198	530	312	191	532
8	300	463	380	735	379	345	204	48	137	297	168	152	153	133	145	142	203	527	296	188	529
9	302	466	398	741	382	365	204	193	219	330	206	210	221	206	204	185	213	529	269	220	532
10	275	333	278	775	275	273	311	275	298	36	344	335	263	243	248	237	219	365	250	269	333
11	325	432	410	782	401	377	204	161	89	342	6	93	181	191	188	186	234	547	322	204	550
12	531	447	414	728	406	381	200	190	308	346	121	506	190	195	195	196	240	553	316	212	555
13	189	573	364	686	258	229	204	284	194	236	181	177	179	180	192	183	178	401	305	194	403
14	170	566	267	699	256	239	204	177	177	238	214	184	48	46	41	42	134	397	295	246	400
15	178	574	268	696	249	239	204	137	139	241	183	147	52	44	34	46	146	399	304	118	401
16	180	578	272	693	260	239	204	134	133	240	183	142	52	46	40	41	153	402	312	143	404
17	180	479	209	673	220	183	210	203	203	222	236	220	179	156	150	142	28	176	261	170	347
18	391	382	318	657	307	324	330	526	527	372	548	333	399	401	396	398	382	15	329	387	332
19	348	359	356	668	343	323	327	299	323	247	328	320	334	318	314	305	265	329	18	335	331
20	180	595	235	661	247	199	204	150	183	257	229	220	106	132	103	149	148	388	318	79	391
21	394	458	290	680	275	286	532	529	530	334	550	536	402	401	397	399	350	132	329	389	36

Tableau IV. 2: Distances de Hausdorff, FACT=1, R= 200.

Dans cette nouvelle expérience le **taux de reconnaissance (taux des vraies positives) a été remonter de 90,02% à 93,19%** . Nous avons remarqué que l'augmentation de la marge R a permis de réduire la sensibilité de la première approche à la rotation tout en offrant une meilleure élimination de bruit et des éléments résidus qui se trouvent sur la marge des enveloppes. Cependant, l'augmentation de R n'avait pas un impact remarquable et systématique sur la sensibilité de l'approche au décalage à part des légères améliorations sur certaines types de décalage.

Afin de voir l'impact de la variation de facteur de réduction d'échelle sur la première approche nous augmenter cette fois-ci FACT de 1 à 2 (la valeur de R est gardée à 1, le filtrage des résidus sur la marge est toujours actionné). Le tableau suivant montre les distances de Hausdorff de comparaison des images d'enveloppes de la base de test.

Images	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21
1	354	392	200	896	854	806	462	352	458	288	582	676	546	538	526	492	508	766	514	498	1082
2	402	198	396	924	866	802	460	400	484	394	586	676	548	540	530	498	494	768	542	512	1074
3	368	420	116	918	746	804	462	314	486	404	582	678	548	560	544	546	560	766	560	560	1078
4	1048	1060	1088	1002	1088	1062	1042	1094	1038	1064	1072	1040	626	654	666	670	642	588	788	762	798
5	764	758	720	912	390	962	754	768	470	746	550	574	530	534	534	534	534	700	534	534	620
6	544	660	362	802	470	604	530	554	478	656	512	580	414	416	418	426	772	450	420	810	810
7	500	500	498	922	838	788	444	490	580	490	512	614	542	540	534	538	536	534	540	528	1030
8	300	432	392	896	850	814	402	212	440	288	564	658	528	488	484	482	500	750	514	484	1070
9	722	722	728	784	454	572	826	734	728	714	508	230	482	478	474	476	470	386	454	474	542
10	408	556	638	922	918	788	468	444	440	306	566	684	494	476	510	496	492	774	540	510	1074
11	612	588	586	900	440	662	504	376	574	564	0	530	518	520	520	520	518	502	522	520	868
12	618	616	622	860	454	372	570	584	566	606	470	264	496	496	494	496	496	462	492	496	598
13	568	552	582	532	614	458	562	550	498	458	502	468	178	180	190	182	180	372	308	344	680
14	602	586	646	558	590	458	560	584	492	460	468	468	192	200	158	174	168	368	306	350	672
15	506	496	598	540	610	458	562	482	498	452	518	462	178	92	112	10	132	368	304	346	674
16	564	538	646	542	612	458	562	536	498	430	516	468	174	140	142	154	154	370	310	334	680
17	500	494	632	532	534	458	556	504	498	482	518	460	196	156	150	162	72	362	260	318	642
18	770	766	772	506	606	742	540	768	668	774	490	458	370	372	370	370	364	396	356	368	668
19	528	540	644	560	568	542	554	574	518	544	552	520	356	354	352	330	342	356	270	306	614
20	470	482	646	520	608	484	554	516	498	486	518	468	342	346	344	328	328	360	332	328	670
21	1070	1068	1004	662	890	792	996	1050	886	1066	868	558	656	670	666	672	622	664	622	666	982

Tableau IV. 3: Distance de Hausdorff, FACT=2, R= 1, FM=appliqué

Les résultats de cette troisième expérience montrent que le **taux de reconnaissance (taux des vraies positives) a été augmenté de 90,02% à 91,60%**. On remarque ici que l'augmentation de facteur d'échelle (réduction élevée des dimensions de l'image) a un impact sur le résultat en améliorant la fiabilité de l'approche à la rotation de l'image. On a remarqué également que la variation de facteur de FACT n'avait pas d'impact remarquable sur le décalage qui persiste toujours à la variation (ou au réglage) de un des deux paramètres FACT et R.

Nous avons mené une quatrième expérience en modifiant les valeurs des deux paramètres en même temps avec FACT =2 et R=200. Les résultats sont indiqués dans le tableau suivant.

Images	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21
1	158	606	190	738	228	120	366	362	370	276	384	374	230	240	238	240	222	308	340	222	276
2	620	178	522	748	508	530	500	484	506	368	482	496	626	610	614	600	508	412	376	632	502
3	142	634	184	740	156	138	368	400	402	296	422	408	278	288	282	282	252	358	394	270	298
4	696	694	710	44	718	710	734	728	714	746	742	720	648	670	658	670	664	634	652	636	630
5	178	580	160	728	178	176	504	404	488	278	536	528	354	400	400	402	330	328	358	320	284
6	316	482	316	736	330	248	178	206	302	274	314	298	244	500	300	300	220	498	326	218	466
7	190	586	192	762	168	160	384	304	386	274	400	384	236	236	234	256	198	302	344	202	274
8	408	470	482	736	380	370	204	154	166	298	174	166	168	166	166	166	202	526	372	190	530
9	410	466	510	742	382	374	204	186	54	326	84	114	184	146	150	148	208	530	324	218	532
10	276	358	280	776	276	284	312	274	296	84	344	336	238	238	242	238	196	364	212	244	332
11	428	432	526	762	402	388	204	182	90	342	0	92	200	192	188	188	234	548	322	234	548
12	432	448	522	728	402	392	204	192	136	338	140	120	198	196	196	196	240	552	316	230	554
13	272	574	400	678	252	244	204	184	194	236	184	178	172	182	194	184	178	400	304	194	404
14	280	566	404	700	252	240	204	140	176	238	218	192	64	66	56	134	398	296	146	400	400
15	276	574	406	688	248	244	204	140	138	242	182	148	56	54	48	146	400	308	136	402	402
16	280	580	408	694	258	246	204	134	132	242	184	144	60	52	50	48	354	402	322	152	404
17	240	480	354	674	220	186	210	202	194	232	236	230	178	156	150	142	28	376	260	170	346
18	354	382	354	658	320	300	530	526	528	372	548	534	396	398	396	398	382	20	528	384	132
19	380	362	364	662	356	324	338	302	348	248	328	336	336	330	322	304	266	328	16	340	332
20	274	596	372	662	242	218	204	156	184	258	232	224	108	134	114	158	152	388	318	88	388
21	322	458	314	676	280	292	532	530	530	334	550	536	392	400	398	400	350	134	330	388	30

Tableau IV. 4: Distance de Hausdorff, FACT=2, R= 200, FM appliqué

Les résultats de cette expérience montrent une augmentation significative de taux de reconnaissance (taux des vraies positives) de 90.02% à 93,87% (meilleur taux par rapport aux trois expériences précédentes). Ceci est grâce à la variation mutuelle des deux paramètres FACT et R qui a donné à l'approche une meilleur fiabilité à la rotation, au décalage. Quelque soit la variation des paramètres (dans un compromis raisonnable), l'inconvénient de la première approche reste toujours le temps de calcul qui reste important à cause de traitement de tous les points de premier plan. Il ne faut pas réduire trop la résolution de l'image (en augmentant trop FACT) pour gagner en temps de calcul car ceci réduit aussi la fitness de la comparaison et fait chuter les taux de reconnaissance.

**b) Test de la seconde approche : distance de Hausdorff entre blocs issus de lissage RLSA**

Nous avons testé la seconde approche qui repose sur la comparaison de second ou de troisième niveau de la structure physique. Cette approche est très rapide par rapport à la première mais elle est plus adaptée à la comparaison des enveloppes de structures physiques très différentes. Le tableau suivant montre les distances obtenues en comparant les 21 images d'enveloppes de premier passage aux 21 images d'enveloppes de second passage.

Images	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21
1	120	387	190	1059	818	734	423	264	453	336	552	662	548	490	510	462	567	769	561	520	1077
2	392	201	411	1060	842	780	471	400	445	357	552	660	549	492	512	463	568	769	562	521	1075
3	395	388	485	1041	800	705	424	352	453	274	552	663	549	492	512	457	549	769	543	502	1077
4	1143	1137	1068	178	561	573	1153	1187	862	1150	1101	954	663	695	673	705	614	646	609	647	484
5	620	614	589	547	366	430	630	664	338	627	596	577	501	501	501	501	501	580	501	501	702
6	299	349	293	1033	792	697	427	188	438	373	511	592	478	446	468	436	541	728	535	494	1083
7	360	476	370	1059	818	728	426	354	448	342	426	617	504	476	494	473	567	620	561	520	1059
8	300	444	380	1064	823	746	405	105	457	339	552	659	509	477	499	467	572	751	566	525	1081
9	673	672	678	767	718	618	653	645	651	679	506	321	471	471	471	471	471	579	459	471	786
10	456	370	565	1014	899	736	423	329	447	312	552	667	459	427	449	417	522	735	516	475	1069
11	555	552	552	993	752	653	516	552	552	0	474	481	462	494	462	501	478	495	462	1087	
12	620	619	625	540	414	587	582	616	572	625	530	460	504	496	517	496	494	501	477	494	625
13	547	521	466	651	525	418	476	505	473	476	473	468	172	179	188	181	176	371	309	191	675
14	520	495	527	671	545	418	472	485	453	448	462	468	191	93	118	131	142	367	317	123	671
15	505	487	465	661	535	418	473	495	479	482	479	468	163	139	93	130	149	368	320	136	674
16	509	490	525	671	545	418	476	485	483	486	483	468	190	119	136	92	159	371	320	146	678
17	546	540	483	590	478	418	556	590	453	553	504	468	180	152	146	163	120	361	282	153	650
18	741	741	743	626	500	722	496	744	700	661	474	418	341	340	342	341	341	247	349	346	668
19	560	554	485	579	478	458	570	604	482	567	518	474	319	320	321	321	288	352	80	318	612
20	481	475	487	631	505	418	491	525	453	488	462	467	160	149	165	178	120	361	308	123	669
21	1069	1066	1081	504	677	700	1026	1081	812	1066	1086	1052	665	672	667	673	630	668	621	668	127

Tableau IV.5: Distances de Hausdorff, comparaison des cartes des blocs issues de lissage RLSA

Les résultats de tableau IV.5 montrent un taux de reconnaissances vraies positives égale à 90,70%. Cette comparaison qui repose sur une granularité grossière reste sensible à la rotation et au décalage d'images et de ce fait, elle présente le même inconvénient de l'approche précédente. Grâce à sa rapidité cette seconde approche peut être utilisée dans une phase préliminaire pour distinguer les enveloppes très différentes

à l'enveloppe requête, puis engager la première approche pour distinguer les enveloppes très similaires. Cette comparaison progressive en utilisant deux approches de granularités différentes (fine de caractères et grossière de blocs issus de RLSA).

**c) Distance de Hausdorff entre cartes des composantes connexes (CCs)**

Dans une troisième étape, nous avons élaboré cette approche qui repose sur la comparaison des cartes des composantes connexes. Le tableau suivant montre les distances obtenues.

images	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21
1	76	80	70	100	86	85	88	60	98	70	123	87	87	59	82	88	125	83	75	43	72
2	76	79	67	101	85	84	87	46	99	82	120	86	86	54	81	89	126	82	74	56	73
3	76	80	67	107	86	85	88	45	95	71	124	87	87	68	82	89	130	81	75	58	73
4	107	106	118	49	112	97	131	126	113	94	129	120	109	84	102	109	130	78	79	83	58
5	83	83	70	104	86	85	88	81	97	70	124	87	87	60	82	89	128	85	75	61	72
6	72	78	59	102	81	81	84	46	84	75	103	105	83	46	78	85	111	77	70	43	76
7	73	77	60	123	81	81	84	77	79	74	99	83	83	52	78	82	102	84	72	46	75
8	88	84	86	145	84	84	84	86	87	92	99	83	83	92	85	83	92	113	92	83	111
9	111	109	112	110	111	93	86	57	43	72	101	85	85	45	80	83	74	133	82	59	132
10	76	82	73	91	82	82	85	91	67	45	95	96	83	70	82	83	67	79	68	65	72
11	122	124	124	121	126	108	98	102	103	94	86	98	98	99	99	99	99	148	90	97	147
12	88	89	69	106	93	92	92	84	123	96	131	93	91	103	91	101	65	64	74	71	58
13	76	76	80	99	78	79	82	66	53	75	96	81	82	45	80	79	76	102	70	53	103
14	101	99	102	116	101	93	84	79	42	72	97	82	83	45	78	81	74	123	72	49	122
15	86	85	87	91	85	85	83	87	88	82	96	85	83	85	86	84	84	95	84	86	86
16	85	84	86	114	84	84	83	86	87	82	98	82	82	84	85	83	84	112	84	84	103
17	92	89	96	109	92	87	86	91	90	86	93	86	87	89	91	87	87	115	82	95	118
18	77	79	82	70	78	82	83	98	116	85	147	88	99	118	93	107	155	61	63	81	68
19	79	79	84	70	79	80	81	96	81	71	91	78	78	76	82	81	99	63	65	82	70
20	77	81	79	77	81	86	87	76	83	80	99	84	85	78	83	86	80	94	77	83	85
21	76	79	75	100	82	82	84	73	113	75	144	85	86	105	82	104	152	40	72	67	66

Tableau IV. 6: Distances de Hausdorff basées sur la comparaison des CCs

Ces résultats présentent une chute importante en taux de reconnaissances vraies positives au atteint un niveau très bas (72.10%). Ce résultat montre que cette approche est de très faible précision et présente également une forte sensibilité à la rotation et au décalage de l'image. L'utilisation d'une telle approche doit être évitée.

**d) Bilan sur les tests des approches basées sur la distance de Hausdorff**

Nous venons de tester les trois approches issues de la distances de Hausdorff, la première approche offre un meilleure taux de reconnaissance qui atteint les 93.87% avec un meilleur paramétrage. Ce taux reste au dessous de nous attente en terme de précision. En plus de la sensibilité négative de l'approche à la rotation et au décalage, cette approche présente

toujours un inconvénient majeur lié au coût très élevé de temps de calcul qui ne permet de répondre à notre seconde exigence d'une application de temps réels. La plupart des cas de confusions rapportés sont liés à l'incapacité de la distance de Hausdorff de distinguer certains détails, de légères différences ou déformations liées à la présence de bruit, de rotation ou décalage d'une même enveloppe entre les deux passe, et cela quelque soit le niveau de granularité et l'approche utilisé. De telle lacunes nous ont conduit à élaborer un autres approches que nous estimons plus adaptés aux deux contraintes qui cadrent notre application : temps et précision.

#### IV.2.2 Test des approches basée sur la distance de Chanfrein

Dans une seconde partie de nos tests, nous avons mené des tests d'une comparaison en utilisant la distance de Chanfrein.

##### a) Distance du chanfrein du premier niveau de la structure physique d'images binaires

Le tableau suivant contient les distances obtenues en comparant les cartes des distances de chanfrein issues des contours de premier niveau de la structure physique. La largeur de la marge R a été fixée à 10.

images	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21
1	1,16	6,27	4,19	143	3,2	5,88	12,1	22,2	34,7	47,4	66,2	46,9	33,3	47,6	49,6	46,6	86,8	68,4	91,4	63,5	49,4
2	4,24	2,84	3,63	138	5,28	5,9	8,12	19,2	38,7	46	81,4	52,3	28,9	50,6	60,5	52,6	81,7	69,2	84,3	52,2	49,4
3	3,87	6,11	1,99	144	6,62	9,82	12,4	30,8	44,9	53,7	69,5	52,3	38,6	56,4	65	64,3	84	67,2	88,2	66,2	47,7
4	73,6	81,8	77,3	6,08	86,8	76,5	94,9	93,7	67,7	61,6	77,3	75,5	71,9	80,8	73,3	71,1	86,6	66,1	70,5	78,1	69,5
5	23,2	22,9	15,7	144	2,04	8,67	9,06	18,1	29	60,5	51,2	31,9	28,4	39,8	47,9	38,2	63,8	65,4	79,3	50,2	52,3
6	12,2	13,1	9,69	143	8,62	2,59	10,8	19,3	29,3	47,6	55	35,7	27	42,3	51,6	43,1	60,1	62,1	78,1	51,3	48,4
7	17,6	14,3	11,9	146	8,09	9,67	0,33	9,68	29,7	50,3	45,8	29,6	28,5	38,6	45,3	37,3	59,7	61	72,6	45,5	48,7
8	19,6	20,2	15,7	142	18,1	16,4	7,81	0,72	23,2	42,2	33,2	16,9	32,4	35,1	31,3	30,5	51,2	61,9	71,7	45,1	50
9	26	22,2	18,5	125	5,29	6,6	6,94	6,05	1,7	50,2	10,7	9,54	21,3	20,5	19,4	17,2	38,4	45,6	56	35	32,6
10	10,5	8,23	9,46	105	9,3	9,63	4,45	6,84	21,5	1,2	55,6	35,3	19,6	37,3	39,8	34,3	52,9	42,1	59,9	46,6	23,3
11	28	23,4	24,9	140	13,6	18,5	12,7	15,9	16,5	58,8	0	11,5	20,4	23,9	22,6	19,7	42,3	59,9	68,1	38	63
12	40,3	37,3	30,6	137	18,3	21	16,8	23,1	29	65,8	16,8	16,4	25,6	31,8	30,2	29,8	42,3	52,9	66,7	41,8	58,5
13	5,63	7,04	6,63	97,2	7,26	6,33	5,35	8,62	15,6	27,9	19,9	13,5	0,84	3,3	2,33	1,83	23,4	38,8	43,2	12,9	33
14	7,8	8,45	8,63	107	8,5	7,58	6,64	9,74	16,7	28,9	19,9	14,8	3,88	1,2	3,57	2,96	19	43,4	42,4	13,3	34,9
15	4,68	6,94	6,72	102	6,91	7,19	5,75	7,29	15	28,6	18,4	12,3	2,63	1,79	0,65	1,62	19	43,4	40,5	11,2	34,8
16	5,46	7,14	6,38	104	7,82	7,81	6,1	8,35	15,5	29,7	18,8	13,3	1,93	1,28	2,28	0,65	19,3	41,2	40,8	11,5	33,9
17	14,2	16,4	18	91,1	16,5	16,3	16	20	26,5	29,6	34,1	23	18,5	16,8	19,2	20,6	0,06	33,6	28	19,9	20,6
18	32,1	38,4	34,3	82,3	35,3	47	55,2	69,2	59,4	67,9	93,2	81,9	84,1	65,2	91,9	90,5	56	0,06	39,1	64,8	5,58
19	16,2	18,1	17,4	51,4	16	24	18,5	26,4	31,9	35,3	45,8	31,7	23,9	28,9	41,8	35,9	22,3	5,31	0,61	20,2	6,2
20	4,36	3,68	3,6	99,2	4,56	5,6	4,41	5,72	18,5	30,5	35,5	20,2	9,45	15,3	17,1	14,5	19,5	47,4	37,4	0,19	35,6
21	28,7	28	27,1	109	30	39,7	46	74,6	90,3	71,8	147	115	78,1	82,8	118	111	116	19,4	77,3	98,1	0,98

Tableau IV.7: Distances de Chanfrein, R=10.

Pour voir l'impact de variation de R sur les résultats, nous avons fait des tests avec plusieurs valeurs de R. Le tableau suivant montre les distances de Chanfrein avec R=15. Ces résultats montrent également un taux de reconnaissance 100%.

Images de passe 2																					
images	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21
1	0,63	5,64	3,56	142	2,85	4,77	11,5	21,7	34	46,3	65,5	45,7	32,1	46,4	48,7	45,6	86	67,3	90,7	63	48,4
2	3,45	2,33	2,78	138	4,67	4,26	7	18,5	37,7	44,9	80,8	51	27,6	49,5	59,6	51,6	80,7	68,1	83,5	51,4	48,4
3	2,99	5,19	0,69	144	5,95	8,81	11,4	30	44,1	52,6	68,9	51,1	37,5	55,3	64,2	63,5	83	66,3	87,2	65,5	46,8
4	72,9	81,2	76,7	4,52	86,2	76,2	94,4	93,4	67,2	60,8	77	75	71,6	80,4	73	70,7	86,2	65,3	69,8	77,7	68,8
5	22,7	22,1	15,2	144	1,51	7,93	8,34	17,4	28,2	59,8	50,5	30,8	27,3	38,7	47,1	37,2	62,8	64,4	78,6	49,6	51,2
6	11,1	11,8	8,53	143	7,39	1,78	10,1	18,4	28,3	46,9	54,1	34,8	25,9	41,1	50,7	42,2	59,3	61	77,4	50,7	47,5
7	16,3	13,3	10,4	145	7,67	8,57	0,25	8,57	28,9	49,7	45	28,9	27,5	37,7	44,4	36,4	59	59,9	71,9	44,8	47,8
8	18,8	19,5	14,7	142	17,8	15,7	7,24	0,47	22,3	41,1	32,3	15,7	31,3	34,1	30,2	29,6	50,4	61,1	70,9	44,5	49,1
9	25	21,7	17,3	124	4,71	5,29	6,1	5,67	1,1	49,1	9,26	7,97	20,3	19,5	18,1	16	37,5	44,6	55,2	34,1	31,6
10	9,53	7,39	8,27	104	8,26	8,51	3,32	6,02	20,7	0,93	54,8	34,1	18,6	36,2	38,9	33,3	51,8	40,9	58,9	45,8	22,1
11	27	22,4	24	140	12,3	16,8	11,6	14,4	14,7	58	0	9,76	19,2	23	21,5	18,6	41	59	67	36,7	62,2
12	39,3	35,6	29,4	136	16,8	19,8	15,2	21,4	27,6	65	15,3	14	24	30,5	28,9	28,6	41	51,8	65,5	40,6	57,2
13	4,41	5,85	5,26	96,7	6,07	5,02	4,57	7,21	14,6	26,9	19,1	12,2	0,2	2,54	1,55	1,17	22,4	37,6	42,8	11,3	32,1
14	6,13	6,97	6,79	107	6,88	6,11	5,3	8,16	15,4	27,5	19	13,3	2,65	0,8	2,38	1,85	18	42	41,5	11,9	33,4
15	3,42	5,82	5,36	101	5,52	6,02	4,62	6,15	13,9	27,5	17,6	11,1	1,82	1,18	0,44	1,05	18,2	42,3	39,7	10	33,8
16	4,21	6,3	4,91	103	6,74	6,14	5,09	7,32	14	28,4	18,2	12,1	1,47	0,59	1,52	0,24	18,4	40	40,3	10,1	32,6
17	12,7	15,1	16,3	90,5	15,2	14,8	14,6	18,7	25,1	27,8	33,2	21,9	17,1	15,2	17,7	19,4	0,05	32,7	26,8	18,7	19,4
18	31,1	37,4	33,3	81,6	34,3	45,9	54,2	68,5	58,8	67,2	92,7	81,1	83,5	64,4	91,3	90	55,2	0,03	38,3	64	4,41
19	14,9	16,8	15,9	50,6	14,5	22,3	17,1	25,3	30,9	34,1	45	30,5	23	28	40,9	35,2	21,4	4,11	0,23	18,7	4,59
20	3,13	2,79	2,36	98,6	3,46	4,05	3,36	4,77	17,6	29,5	34,7	19,1	8,34	13,9	16	13,4	18,2	46,5	36	0,1	34,5
21	27,6	26,9	26	109	28,8	38,9	45,3	73,8	89,6	71,2	147	114	77,6	82,1	117	110	116	18,1	76,6	97,5	0,23

Tableau IV. 8: Distances de Chanfrein, R=15

De même, avec la distance de chanfrein R = 20, comme indiqué dans le tableau suivant, le taux des reconnaissances vraies positives est aussi égal à 100%.

Images de passe 2																					
images	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21
1	0,33	5,39	3,33	141	2,68	3,97	10,9	21	33	45,1	64,8	44,4	30,5	45	47,6	44,4	85,2	66,3	89,9	62,4	47,5
2	3,04	1,96	2,24	137	4,26	2,71	6,42	17,9	36,7	43,6	80,2	49,9	25,9	48,2	58,5	50,3	80	67,2	82,6	50,4	47,4
3	2,35	4,39	0,53	143	5,29	7,96	10,6	29,3	43,1	51,5	68,1	49,9	36	54,3	63,4	62,6	82,2	65,5	86,5	64,6	45,9
4	72,1	80,6	75,7	2,92	85,3	75,7	93,8	93,1	66,8	59,9	76,5	74,2	71,2	80	72,5	70,3	85,5	64,5	69	77,3	68,1
5	22,3	21,4	14,8	144	1,09	6,86	7,8	16,8	27,3	59	49,7	30	25,7	37,5	46,2	36	62,1	63,6	77,8	48,8	50,2
6	9,68	9,71	6,93	142	6,25	1,59	9,29	17,3	27	46,1	52,9	34,1	24,6	39,6	49,6	41	58,6	59,9	76,6	49,9	46,5
7	15,3	12,7	9,35	145	7,41	8,16	0,21	7,82	28	49	44,3	28,1	26,2	36,6	43,3	35,2	58,4	58,8	71,3	43,8	46,8
8	18,3	19	14,1	141	17,6	15,1	6,68	0,12	21,4	40	31,3	14,6	30,1	32,9	29	28,4	49,6	60	70,1	43,8	48,1
9	24,1	21,2	16,3	124	4,2	4,32	5,25	5,36	0,96	48,3	8,13	6,54	19,3	18,5	16,9	14,9	36,5	43,6	54,4	33	30,7
10	8,41	6,46	7,17	103	7,58	7,32	2,35	5,27	19,8	0,73	53,8	33,2	17,3	35,1	37,7	32	50,7	40	58	44,7	21
11	26,2	21,7	23,1	139	11,4	15,1	10,6	13,5	13,2	57	0	8,16	17,8	21,9	20,4	17,2	39,5	57,9	66	35,1	61,2
12	38,4	34,7	28,6	136	15,7	18,8	14,2	20,2	26,4	64,3	14,1	12,7	22,8	29,3	27,8	27,5	39,9	50,5	64,4	39,6	55,8
13	3,2	4,95	4,1	96,1	5,06	4,22	3,93	6,31	13,6	26,1	18,4	11,4	0,09	2,06	1,01	0,75	21,7	36,7	42,4	9,94	31,3
14	4,37	5,57	5,36	105	5,59	4,83	4,16	6,74	14,1	26,3	17,9	12,2	1,54	0,49	1,47	0,98	17	40,5	40,5	10,7	31,9
15	2,73	5,01	4,41	101	4,62	4,63	3,79	5,32	13	26,5	17	10,3	1,06	0,63	0,38	0,77	17,5	41,2	39	9,26	32,9
16	3,53	5,78	4,22	103	6,18	5,05	4,47	6,78	12,7	27,4	17,6	10,7	0,97	0,34	1,04	0,14	17,6	38,7	39,8	9,23	31,8
17	11,7	14	15,3	89,9	14,1	13,6	13,4	17,6	23,8	26,5	32	20,5	15,7	14,1	16,3	18,2	0,04	31,5	25,5	17,4	18,2
18	30	36,5	32,3	80,9	33,2	44,8	53,3	67,8	58,3	66,6	92,3	80,4	82,9	63,5	90,6	89,5	54,3	0,03	37,6	63,2	3,63
19	13,8	15,5	14,4	49,7	13,3	20,7	16,1	24,3	30	33,2	44,2	29,3	21,9	27,3	39,9	34,4	20,5	2,87	0,15	17,4	3,43
20	1,75	1,53	1,45	97,8	2,13	2,59	2,2	3,38	16,7	28,4	33,8	17,9	7,01	12,4	14,7	12,6	16,8	45,6	34,4	0,09	33,2
21	26,8	26	25,2	108	27,9	38,1	44,6	73,2	88,8	70,7	146	114	76,9	81,1	117	110	115	17	76,1	96,6	0,01

Tableau IV.9: Résultats de la distance de chanfrein avec R=20

Le tableau suivant contient les distances de Chanfrein avec R=35.



Images	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21
1	0,2	4,78	2,69	139	2,1	3,16	9,94	19,7	30,5	42,6	62,4	41,1	25,9	41,7	43,9	40,3	83	62,6	87,7	59,2	44,9
2	1,86	1,67	0,78	135	3,81	0,97	5,47	16,6	34,3	41,2	78,3	46,8	22	45,4	55,4	47	77,9	62,9	80,2	46,6	44,6
3	1,08	2,26	0,31	140	3,02	5,79	8,86	27,9	39,2	48,5	65,5	46,9	31,6	50,9	60,3	59	79,8	61,1	84	61,3	43,1
4	68,6	78	72,3	0,3	82	72,4	91	91	65,1	56,4	74,2	71,6	68,8	77,5	69,5	67,5	83,2	61,6	66,5	73,2	65,3
5	21,3	20,4	13,6	141	0,98	4,28	6,43	14,9	25,1	55,9	47,3	26,9	21,3	34,1	43	32,4	59,8	59,3	75,6	45,8	47,7
6	5,97	5,11	3,06	140	3,45	1,3	6,43	14	23,7	43,3	48,6	31,5	20,7	36,2	47,1	37,9	55,9	56,6	73,6	46,8	43,6
7	13,7	11,4	8,02	142	6,52	6,8	0,13	5,95	25,2	46,7	41,6	24,2	22,1	33,4	40	31,4	56,2	55,2	68,8	39,8	44,1
8	17,2	17,5	12,5	140	17	14,4	5,25	0,07	18,6	37,3	27,8	10,2	26,8	30,3	26,1	25,7	46,5	55,6	66,6	40,8	45,5
9	22,9	20	14,5	122	2,66	2,19	3,77	4,36	0,62	46	5,68	3,63	16,1	16,3	13,9	12	33	39,3	50,2	29,4	28
10	4,71	3,39	3,77	100	5,15	4,66	1,21	3,78	16,5	0,43	49,9	30,1	11,8	31	33,2	27	47,8	36,7	55,1	39,6	17,7
11	23,1	19,6	20,3	136	8,73	12,2	8,05	9,76	10,4	53	0	4,87	14	18,4	17,3	13,8	36,1	53,9	63,5	30,8	57,9
12	36,4	32,1	26,7	134	13,4	16,4	11,4	17,1	21,6	60,8	11	-9,95	18,6	24,5	23,7	23,5	36,7	46,2	61,2	35,6	52,3
13	1,71	3,46	2,28	94,8	3,62	2,97	2,78	4,58	10,7	23,9	15,8	9,63	-0,06	1,62	0,52	0,33	19,8	34,6	38,6	7,52	29
14	2	3,51	2,6	103	3,77	3,05	2,88	4,65	11,6	23,4	14,7	8,92	0,14	0,26	0,42	0,39	13,8	37,2	35,6	8,25	29,5
15	1,62	3,31	2,42	99,1	3,17	2,79	2,48	3,98	10,8	24,4	14,1	8,22	0,06	0,27	0,27	0,31	14,9	37,8	34,2	7,18	30,5
16	2,35	4,68	3,24	102	4,74	3,61	3,42	5,64	10,8	25,4	15	8,56	0,14	0,13	0,48	0,09	14,8	36,4	35,9	7,22	30,1
17	9,24	11,2	12,5	86,8	11,4	10,9	10,8	14,7	20	23,5	27,7	16,6	11,2	10,5	12	13,9	0,03	28	22,5	13,1	15,7
18	27,1	33,5	29,4	78,2	30,1	41,7	51,3	65,7	56,1	65	90,7	78,9	81,1	61,5	88,7	87,6	52,2	-0,02	34,1	60,3	1,83
19	11,9	13	12,4	47,2	10,9	17,5	13,9	22,6	25,6	30,6	42	25,8	18,1	24,8	37,1	31	17,8	0,75	-0,07	13,5	1,28
20	0,37	0,27	0,32	95,1	0,38	0,57	0,39	1,62	13,5	24,8	30,4	14,3	3,4	9,47	11,4	10,4	13,2	43,3	30,3	-0,07	30,3
21	25	23,9	23,6	107	25,5	35,9	42,7	72	87,2	69,2	145	113	75,3	79,4	115	108	115	14,8	75	94	0

Tableau IV.10: Distances de chanfrein avec R=35

Nous remarquons que l'augmentation de R est accompagnée avec une baisse de taux des reconnaissances vraies positives qui descend à 99,09%. Quand R prend des valeurs élevées sa sensibilité au décalage de l'enveloppe dans l'image augmente. En revanche, nous n'avons pas trouvé une sensibilité à la rotation de l'enveloppe dans l'image. On peut le voir dans le tableau suivant que ce taux reconnaissance descend encore à 98,41% quand la valeur de R remonte à 50.

Images	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21
1	0,15	3,53	1,15	136	1,4	1,69	8	18,2	28	40	59,4	39,4	22,2	39,5	41,3	37	81,1	59,6	85,5	55,8	42,9
2	1,1	1,25	0,23	131	3	0,54	5	14,7	33	38,9	76,7	44,8	19,5	43,9	53,3	45	76,3	60,4	77,9	43	42,9
3	0,4	1,74	0,21	138	2,4	2,82	7,9	26,6	37	46,4	62,8	44,6	27,5	47,6	56,9	55	77	57,9	81,3	58,2	41
4	65	75,2	70	0,05	80	69	89	87,3	62	53,2	70	68,4	63,7	73	64,6	62	80,5	58,7	64,1	67,4	61,3
5	21,1	19,7	12,7	138	0,9	2,04	5,2	13	23	52,3	44,3	23,7	17,1	31,3	40	29	57	57,2	73,7	42,7	46,4
6	4,09	4,02	1,71	137	2,8	0,98	4,7	13	21	40,9	44,7	27,8	17,7	34,7	45,1	36	53,3	53,8	70,9	44	41,4
7	11,9	9,65	6,77	139	4,5	4,44	0,1	3,77	22	44,4	37,9	21,3	17,8	30,1	36	27	53,2	52,6	65,7	35,3	41,7
8	14,5	15,4	10,8	136	16	13	4,5	0,04	16	35,1	23,8	6,97	23	27,5	22,8	22	42,6	53,2	64	36,7	43,4
9	22,3	18,9	13,5	120	1,6	0,33	2,9	2,65	0,3	44,1	3,88	2,18	12,5	15,1	11,9	11	29,1	37,5	46,8	23,8	25,6
10	2,6	1,57	1,38	98,8	1,6	2,17	0,5	3,18	14	0,39	45,8	26,8	8,12	28,1	30	23	45,9	35,4	53,2	36,1	15,9
11	18,9	16,1	16,3	134	5,9	9,79	5,3	6,76	8,5	49,3	0	2,88	10,5	15,4	14,7	11	33,3	50,5	60,4	27,2	55,1
12	32,1	28,5	21,8	130	9,5	12,5	8	11,7	15	56,2	7,85	5,71	13,4	19,6	19,1	18	32,5	43	57,9	31,2	49
13	0,92	2,58	1,48	93	2,8	2,01	2,1	3,56	9,1	22,1	10,6	8,2	-0,05	1,32	0,25	0,1	17,4	32,8	34,9	5,51	26,9
14	0,75	2,74	1,65	101	2,7	2,16	2,1	3,79	10	21,5	10	6,82	0,04	0,17	0,26	0,2	9,93	35,6	30,7	5,77	27,7
15	0,23	2,28	1,32	97,4	2,3	1,58	1,8	3,16	9,5	22,5	8,79	6,49	0,01	0,16	0,16	0,2	11,7	35,6	29,9	4,84	28,1
16	1,72	3,78	2,37	100	3,8	2,58	2,8	4,68	9,7	23,5	10,9	7,31	0,05	0,08	0,42	0,1	10,8	35,3	31	5,06	28,7
17	7,31	8,48	9,59	84	9,4	8,99	8,3	12,1	16	20,8	21,6	12,3	7,12	6,97	7,84	9,2	0,02	25,5	20,5	9,15	13,2
18	24,8	30,8	26,9	76,2	27	39,1	50	63,3	54	62,8	85,9	77	79,6	60,1	87	87	50	0	30,3	58	0,95
19	10,8	11,6	10,9	45,9	8,9	15,6	12	20,1	21	27,7	37,8	22,2	14,4	21,9	34,3	27	15,9	0,15	0,01	9,38	0,59
20	0,18	0,16	0,08	91,4	0,2	0,34	0,3	0,38	11	22,8	26	10,5	1,91	7,9	8,8	9	9,67	39,7	28	0,06	28,1
21	23,7	22,3	22,1	105	24	33,7	41	70,7	86	67,4	143	112	73,8	78	114	107	114	13,9	74,1	91,5	0

Tableau IV.11: Distances de chanfrein, R=50

Nous avons remis en cause la nécessité de l'application de filtrage des marges. Après la désactivation de filtrage FM, les distances de Chanfrien obtenues sont données dans le tableaux suivant. Ces résultats montrent un taux des reconnaissances vraies positives qui atteint 100%. Cette expérience démontre la non nécessité de l'application de filtrage de marge quand on utilise la distance de Chanfrien.

Images	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21
1	4.07	8.9	7.17	143	5.97	8.91	14	24.3	36.2	48.9	67.2	48.4	34.7	49.1	50.9	47.8	88	69.7	92.6	64.5	51
2	7.03	5.43	6.23	139	7.74	8.43	10.6	21.3	40.1	47.5	82.5	53.9	30.4	52.2	61.7	53.9	82.9	70.6	85.4	53.4	51.2
3	6.54	8.68	3.96	144	8.86	12.2	14.8	32.8	46.3	55	70.4	53.9	40	57.8	66.1	65.5	85.1	68.6	89.3	67.4	49.5
4	74.2	82.2	77.8	8.52	87.2	77.1	95.2	94.2	68.4	62.5	77.6	76.1	72.3	81.1	73.7	71.5	87.1	67.1	71.3	78.5	70.4
5	25.5	25	17.9	145	4.84	11.2	11.3	20.1	30.6	61.7	52.2	33.9	29.9	41.3	49.1	39.7	64.9	66.8	80.5	51.4	53.9
6	14.4	15	11.7	143	11	5.11	12.5	21.6	31	49.1	55.8	37.6	28.5	43.8	53	44.5	61	63.6	79.1	52.7	49.9
7	19.9	16.8	14.4	146	10.3	12.1	2.46	12.2	31.4	51.8	46.8	31.1	29.9	39.9	46.4	38.4	60.6	62.5	73.8	46.6	50.3
8	21.6	22	17.8	142	20	19	9.83	3.19	25.1	43.8	34.6	19.1	33.9	36.7	32.9	32	52.5	63.1	73.1	46.2	51.7
9	28.4	24.6	21.3	125	8.09	8.99	9.6	8.7	4.49	52.2	12.9	12	23.2	22.5	21.3	18.9	39.9	47	57.4	36.6	34.2
10	13	10.7	11.7	106	11.6	11.9	6.99	9.49	23.5	3.98	56.7	37.2	21.5	38.9	41.2	35.9	54.5	44.2	61.4	47.9	25.6
11	29.7	25.3	26.7	140	15.9	20.6	15	17.9	18.4	60	0	13.9	22.2	25.5	24.3	21.3	43.7	61.3	69.4	39.4	64.2
12	42.2	39.1	32.5	137	20.3	22.8	18.8	24.9	30.4	66.8	19	18.4	27.2	33.1	31.8	31.3	43.7	54.3	67.9	43.2	59.6
13	8.11	9.23	9.18	98.3	9.76	8.95	7.75	11.1	17.5	29.7	21.4	15.7	1.88	5.65	4.93	4.06	25.5	40.8	44.7	14.9	35.1
14	10.3	10.8	11.2	108	11.1	10.3	8.85	12.3	18.7	30.8	21.2	16.9	6.28	2.95	5.99	5.18	21.1	45.1	43.9	15.7	36.7
15	7.38	9.51	9.54	103	9.64	9.83	8.33	9.79	17	30.8	19.8	14.6	4.77	3.77	2.84	3.75	21.1	44.9	42.2	13.6	36.7
16	8.48	9.92	9.5	105	10.7	10.3	8.77	11	17.4	31.7	20	15.1	4.14	3.47	4.58	2.74	21.1	43.2	42.1	13.9	36.1
17	16.6	18.5	20.2	91.7	18.6	18.2	18.2	22	28.1	31.3	35.1	24.6	20.5	18.9	21	22.4	1.71	35.6	29.9	21.6	22.5
18	34	40.1	36.3	83.2	37	48.7	57	70.8	60.9	69.4	93.8	83	85.2	66.6	92.9	91.5	57.8	2.88	41.1	56.4	80.6
19	18.5	20.2	19.6	52.6	18.2	25.9	20.8	28.2	33.3	36.8	46.9	33.1	25.6	30.7	43.2	37.3	24.2	8.14	3.13	21.9	9.18
20	6.77	6.34	6.35	99.7	6.79	8.18	6.99	7.81	20.4	32.3	36.8	22.2	11.3	17.4	18.9	16.5	21.1	49.2	39.1	2.01	37.4
21	30.6	29.8	29.1	110	31.8	41.6	47.6	76.3	91.4	73.3	148	116	79.2	84.1	119	112	117	21.7	78.9	99.2	8.51

Tableau IV. 12: Distances de chanfrein sans rayon (R=0)

b) Test de la distance de Chanfrien sur le second niveau de la structure physique

Nous avons testé la distance de Chanfrien en comparant le second niveau de la structure physique de l'enveloppe obtenu par l'application de lissage RLSA.

Images	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21
1	0	0.25	0	48.8	0.24	0.48	1.75	7.8	11.7	18.8	22.3	13.4	9.14	13.1	14.4	11	29.7	16.1	26.1	13.5	15.8
2	0.63	0	0.14	50.3	1.34	0.12	1.46	6.6	11.3	19.5	21.2	14	11.9	12.9	16.6	12.5	29.9	16.7	26.4	13.1	16.9
3	0.19	0	0.1	50.4	0.85	1.18	1.93	8.44	13.5	20.8	24.4	15.5	11.2	14.4	17.1	12.3	31.9	16.5	27.7	14.4	16.6
4	34	34	37.3	0	36.2	33.2	38	45	31.2	22.3	22.8	41.1	24.2	29.5	30	23.6	29.9	25	21.2	36.6	24.8
5	0.4	0.57	0.35	51.1	0	2.08	2.16	9.5	14.6	19.2	24.3	14.4	8.65	14.2	13	11.4	30.2	16.5	27	13.2	16.3
6	0.4	0	0	46.3	1.15	0	1.01	4.69	7.93	17.6	17	12.8	10	10.1	13.9	9.26	26.3	15.2	24.4	11.8	15.2
7	1.52	1.15	0.26	56.3	0.92	2.39	0	1.45	8.56	21.5	14.9	13.7	9.59	11	10.8	7.87	27	18.5	27.1	10.9	20
8	6.87	5.83	3.66	67.6	5.76	7.8	1.67	0	8.62	27.5	12.1	12	15.3	12.2	11.6	8.91	23.7	24.5	31.1	13.2	25.6
9	0.21	0.08	0.28	46.8	1.1	0.25	1.14	0.61	0.02	15.4	2.58	3.87	6.74	3.97	7.48	4.2	10.5	16.5	18.5	6.7	17.1
10	0.2	0	0	26.7	0.15	0	0	0.89	2.31	0.98	6.73	6.23	0.68	3.21	1.73	1.99	10.6	7.67	11.2	6.89	4.32
11	2.54	1.44	3	43.9	2.42	1.82	1.73	2.41	1.57	15.2	0	2.24	6.91	5.33	5.95	5.18	9.24	15.7	16.9	7.65	18.4
12	5.86	7.09	6.44	41.6	5.71	8.03	8.93	12.4	10.3	17.5	9.23	1.47	7.69	10.9	9.34	9.21	10.1	11.4	15	11.7	13.7
13	0.86	1.35	0.7	34.2	1.8	1.78	2.06	1.73	5.31	7.45	9.7	5.91	0.01	2.52	1	0.88	11.9	9.95	14.6	8.07	7.34
14	0.38	0.48	0.47	40.2	1.08	0.35	0.65	1.25	4.89	10.7	8.45	6.45	3.19	0.43	4.22	1.27	11.1	11.4	16.1	6.23	8.33
15	0.69	0.62	0.93	37.7	0.96	0.32	0.82	1.26	5.22	9.88	8.31	5.88	0.92	1.7	0.1	0.48	9.93	11.2	16.3	6.85	8.58
16	0.72	0.86	1.13	40.6	1.22	0.48	1.38	1.71	4.17	12.7	7.05	5.25	1.64	1.48	1.74	0.38	10.9	12.9	17.6	5.28	11.8
17	1.53	1.73	2.28	28.4	2.06	1.78	1.99	2.4	3.02	5.15	4.94	1.8	1.53	1.38	1.74	2.98	0	6.94	7.44	5.41	2.84
18	5.34	7.03	5.98	19.6	6.95	9.02	12.2	19.3	18.3	18	25.9	11.1	12.9	11.5	19.4	16.9	20.6	0	6.71	13.5	0.17
19	1.43	1.82	1.91	14.6	1.95	2.91	2.54	4.38	5.5	7	7.49	4.97	4.5	3.32	6.01	5.61	6.73	0	0.1	4.74	0.03
20	0.06	0	0.07	42.7	0	0.02	0.13	1.36	5.59	12.5	9.98	5.7	3.06	2.79	2.93	3.01	11.5	13.9	15.4	0.21	14
21	5.64	5.16	5.76	27.1	6.38	7.15	9.94	20.2	26.8	18.7	38.8	22.4	16.1	20.1	25.1	20.5	36.3	2.17	19.2	21.8	0

Tableau IV. 13: Distances de Chanfrein sur cartes issues de lissage RLSA.

Le tableau (IV.13) montre un taux de reconnaissances vraies positives égal à 95,23%. Le taux de cette approche est inférieure à celui de l'approche précédente. L'aspect de lissage HRLSA, qui offre une caractérisation de granularité grossière, réduit uniquement la sensibilité de l'approche à la rotation des enveloppes dans l'image, la sensibilité au décalage persiste. Nous avons remarqué que les 4.77% des enveloppes non reconnues est liée à la forte ressemblance entre les structures physiques des enveloppes à comparer (même logo, même timbre, même taille d'enveloppe, même lignes publicitaires, même ville et rue de destinataire, la seule différence est dans le nom de destinataire et le numéro de la rue par exemple). Pour ce cas, il est impératif de distinguer des enveloppes de structure très similaire en utilisant une description plus fine apportée par le premier niveau de la structure physique. Cette approche présente également certaines confusions entres des lignes imprimées et des lignes manuscrites (écrites à la main) à cause de lissage qui rend l'information plus globale. Le temps d'exécution est très réduit grâce à ce lissage.

Nous avons testé également la comparaison de second niveau en appliquant la distance de Chanfrien sur les composantes connexes au lieu des pixels.

**Images de passe 2**

Images	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21
1	0	0.32	0	46,4	0,24	0,43	1,53	8,63	9,31	16,7	23,2	14,3	9,73	11,5	18	14,8	17	15,6	19,9	5,48	14,8
2	0,6	0	0,11	47,6	1,59	0,12	1,27	6,83	9,42	17,4	22,2	15	12,2	11	19,4	15,3	18,3	16,5	20,9	4,8	16,1
3	0,17	0	0,09	48,1	0,98	1,38	1,72	8,91	10,9	19,1	25,4	16,4	11,8	12,6	20,5	16,7	18,7	16,2	21,5	6,42	15,5
4	35,2	33	43,6	0	33,3	32,3	37,3	46,6	36,2	20,6	23,1	41,4	28,8	31,2	28,2	23	33,3	27,1	20,2	39,7	26,2
5	0,38	0,46	0,36	48,4	0	1,97	1,96	10,2	12,1	17,8	25,6	15,4	8,76	12,7	16,4	15,4	16,1	16	19,8	5,47	15,3
6	0,38	0	0	44,6	1,36	0	0,87	4,88	6,39	16,3	17,8	13,5	9,91	8,58	16,3	11,6	16,3	15	20	2,87	14,4
7	1,86	1,23	0,15	53,8	0,37	2,91	0	1,49	7,31	19,9	15,5	14,4	8,36	8,76	12,1	8,78	15,9	18,2	24	2,26	18,9
8	7,36	6,81	2,96	66,3	6,34	9,34	1,62	0	8,49	27,2	12,3	11,8	12,9	10	11,4	7,79	16,5	24	31,9	6,56	23,8
9	0,2	0,06	0,21	44,6	1,37	0,26	0,98	0,42	0,01	13,1	2,47	3,4	5,95	2,69	6,3	3,76	8,48	16,2	19,8	1,24	16,1
10	0,23	0	0	25,5	0,2	0	0,01	0,38	1,92	0,05	7,5	6,71	0,56	2,22	3,2	2,6	3,61	7,48	6,88	0	3,96
11	2,34	1,18	2,69	41,6	2,41	1,57	1,62	1,89	2,15	13,3	0	2,01	5,9	4,2	5,07	3,96	8,97	15,6	19,3	2,87	17,9
12	5,64	8	7,76	39	6,39	7,54	9,05	12,6	11	16,5	9,68	1,28	8,59	12,6	11,8	12,7	10,6	11,4	16,9	11,5	12,8
13	0,91	1,76	0,67	32,8	1,88	1,65	1,99	1,57	4,37	6,8	9,79	6,51	0,01	1,09	1,2	1,19	4,65	9,32	11	0,36	6,65
14	0,38	0,37	0,38	38,6	1,01	0,33	0,53	1,21	4,4	10,3	7,99	7,13	2,95	0,2	3,5	1,27	5,22	10,7	13,7	0,57	7,54
15	0,66	0,59	0,86	37	0,95	0,27	0,85	1,11	4,94	9,63	7,91	6,3	0,82	0,65	0,19	0,41	3,13	10,7	13,4	0,43	7,91
16	0,59	0,71	1,04	38,9	1,12	0,43	1,41	1,06	3,85	11,4	6,87	5,82	1,17	0,58	1,42	0,03	5,37	12,1	16,1	0,2	10,8
17	1,51	1,61	2,07	28,1	2,28	1,68	1,86	2,43	4,47	5,07	8,98	4,49	1,4	1,69	1,62	3,07	0,09	6,49	7,44	1,69	2,6
18	5,24	7,6	6,08	17,5	8,13	8,44	12,4	24,4	25,3	21,4	42,8	23,3	18,6	21,1	30,1	30,1	21,2	0	5,26	16,3	0,17
19	1,71	2,3	2,21	14,2	2,03	2,88	2,74	4,92	11,4	8,35	20,1	14,6	4,54	5,03	8,73	8,5	8,57	0	0	1,13	0,01
20	0,06	0	0,05	41,7	0	0	0,14	1,53	5,73	12,6	13,7	10,1	2,83	2,87	4,32	3,33	9,35	14,2	16	0	13,3
21	5,44	5,34	5,82	25,9	7,4	6,82	9,67	21,1	22,7	19,8	39,6	23,7	18,7	19,2	28,6	28	19,4	1,28	7,22	14,2	0

Tableau IV. 14: Distance de chanfrein sur CCs de caractères de HRLSA

Nous remarquons que le taux de reconnaissances vraies positives remonte vers 97,27% avec une augmentation de 2.05% par rapport à l'approche précédente. On constate que l'usage des composantes connexes de second niveaux est plus précis que l'usage de ce dernier en état brut (pixels noirs). Ceci a permis de gérer mieux les cas de confusion (enveloppes très similaires) et les cas où l'enveloppe a eu certains décalage dans l'image.

**c) Test de la distance de Chanfrien sur les CCs de premier niveau de la structure physique**

Dans une autre expérience nous avons essayer de voir l'impact de l'usage des composantes connexes de premier niveau de la structure physique sur la comparaison d'image d'enveloppe à l'aide de la distance de Chanfrien. Le tableau suivant contient les distances obtenues.

		Images de passe 2																				
Images de passe 1	Images	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21
	1	1,3	6,54	5,36	142	3,71	5,99	13,9	25,9	38	60,1	66,6	61,4	25,4	25,6	35,7	35,4	78,6	66	76,5	30,8	56,3
	2	4,94	1,24	3,87	139	5,9	4,81	8,48	21,9	42,1	56,2	82,5	69,5	21,4	32,1	51,7	43,2	76,7	67,4	76,1	25,8	56
	3	3,56	4,36	0,78	142	6,94	10,5	13,7	35,5	49,6	65,1	69,9	68,5	31,6	37,3	53,9	56,7	75,8	66,2	75,9	37,3	54,6
	4	76	85,1	78	4,21	88	81,5	97,3	98,6	74,6	59	78,2	72,5	71,5	80,6	70	70,8	87,1	65,7	64,4	68,6	73,7
	5	8,87	6,77	14,9	144	1,91	7,68	9,7	18,9	30,2	67,3	51,5	40,6	21,4	24,5	37,6	30,3	54,2	67,5	69,2	23,6	58,4
	6	12,6	10	13,2	143	9	0,49	12,2	21,8	30,2	61,6	55,3	47,1	20,4	28	42,4	36	52,4	64,2	70,3	25,5	54,7
	7	13,3	8,1	9,57	145	9,41	9,42	0,2	9,91	32	60,9	46	37,3	22,7	26,5	36,4	31,5	52,2	63,8	63	21,6	55,4
	8	26,4	21,5	26,1	142	22,4	19,1	8,55	0,42	24,8	55,6	33	20,9	28,5	25,2	23,4	24,6	43,7	67	60,9	23,4	57,1
	9	5,21	4,18	8,93	126	5,9	5,37	6,86	5,06	0,2	49,9	8,9	10,4	17	9,22	9,91	10,6	30,5	47,3	45,4	16,2	34,6
	10	12,3	7,5	13	103	10,4	8,71	3,32	6,48	21,3	3,91	56	47,1	13,6	21,3	29,5	25,5	50,6	39,1	45,2	21,2	23,8
	11	14,4	11	15,8	140	12,7	13,1	12	14	10,3	61,4	0	9,04	16	14,8	14,6	14,3	36	64,8	61,2	25,7	66
	12	17	17,1	19	133	17,5	16,7	17,1	22,1	23,2	65,9	12,9	14,5	21	23,2	22,7	24,9	36,9	58,3	58,8	30,2	61,6
	13	3,84	5,34	5,15	110	5,84	3,45	4,3	6,88	13,7	30,9	24,2	15,6	0,13	1,61	1,64	1,2	36,8	45,7	49,4	11,6	36
	14	5,87	6,67	7,22	119	6,84	4,66	5,29	8,08	14,8	31,6	25,7	16,2	2,77	0,84	2,47	1,68	38	50,2	51,8	15,2	38,5
	15	2,84	5,45	5,3	118	5,47	5,01	4,59	5,8	13	32	24,1	13,9	2,01	1,13	0,49	0,83	36,2	51,1	51,6	12,6	39,3
	16	3,42	5,58	4,49	120	6,42	5,08	4,74	6,92	13,3	32,5	23,5	14	1,57	0,68	1,64	0,25	37,5	48,5	50,5	12,1	37,7
	17	12,8	15,7	17,7	107	16,5	14,8	15,4	19,9	25,1	30,6	35,7	25,8	17,8	17,1	19,9	20,9	0,05	38,2	34	23	20,8
	18	37,8	44,4	39,1	87,3	40,8	58,8	67,7	95,7	90	87,2	128	119	90,1	73,5	105	108	89,9	0,03	34,4	68,7	4,94
	19	16	18,5	17,1	68,2	16,5	24,9	19	29,6	35,3	42	48,8	39,1	24,6	28,2	42,5	37	29,6	4,45	0,44	20,4	4,85
	20	3,27	2,89	2,78	121	3,56	3,85	3,33	5,34	21,5	33,8	43,5	28,6	7,68	14,8	17,2	14,2	33,1	53	49,3	0,15	39
	21	33,4	30	30,2	108	33,2	46,3	52,1	86,3	99,7	82,8	150	145	78,7	72,8	110	109	112	11,6	53,5	66,3	0,18

Tableau IV. 15: Distance de Chanfrein sur CCs de premier niveau (caractères).

Le tableau (IV-15) témoigne un taux de reconnaissances vraies positives qui atteint 99,77%. Nous constatons que cette méthode reste sensible à des rotations importantes; cependant une amélioration intéressante a été reportée sur les cas qui présentes un décalage de l'enveloppe. Malgré la légère réduction en taux de reconnaissance, l'usage des composants connexes accélère d'une manière significative la comparaison.

**d) Bilan sur l'approche basée sur la distance de Chanfrein**

Nous venons de tester les différentes approches qui reposent sur la distance de Chanfrien. L'analyse des tableaux précédents et les taux des reconnaissances obtenus montrent que l'exploitation de premier niveau en état brut (pixels noir) avec la distance de Chanfrien offre le meilleur taux de reconnaissance (100%). Il est possible de réduire les temps de calcul tout en préservant ce taux de reconnaissance en exploitant une comparaison ou

distinction progressive. On distingue au départ les structures d'enveloppes très différentes en utilisant leur second niveau de granularité de représentation grossière, par la suite, on distingue les enveloppes jugées comme similaires dans la première étape en utilisant le premier niveau de granularité de représentation plus fine.

#### IV.2.2 Conclusion sur les tests des deux distances (Hausdorff et Chanfrien)

Le Tableau suivant résume toutes les méthodes utilisées dans notre application VS avec leur pourcentage du ratio résultant pour varies positives.

Approches de comparaison	Taux de reconnaissance
Distance de Hausdorff, (Fact=1,R=1)	90,02%
Distance de Hausdorff, (Fact=1, R=200)	93,19%
Distance de Hausdorff, (Fact=2,R=1)	91,60%
Distance de Hausdorff (Fact=2,R=200)	93,87%
Distance de Hausdorff sur second niveau (HVRLSA)	90,70%
Distance de Hausdorff entre cartes des CCs	72,10%
Distance de Chanfrien: R=0	100%
Distance de Chanfrien: R=10	100%
Distance de Chanfrien: R=15	100%
Distance de Chanfrien: R=20	100%
Distance de Chanfrien: R=35	99,09%
Distance de Chanfrien: R=50	98,41%
Distance de Chanfrien sur second niveau (HRLSA)	95,23%
Distance de Chanfrien sur CCs de second niveau (HRLSA)	97,27%
Distance de Chanfrien sur CCs de premier niveau	99,77%

Tableau IV. 16: Résumé des méthodes utilisées dans application VS avec les pourcentages de bonne distance obtenues pour chacune d'elles.

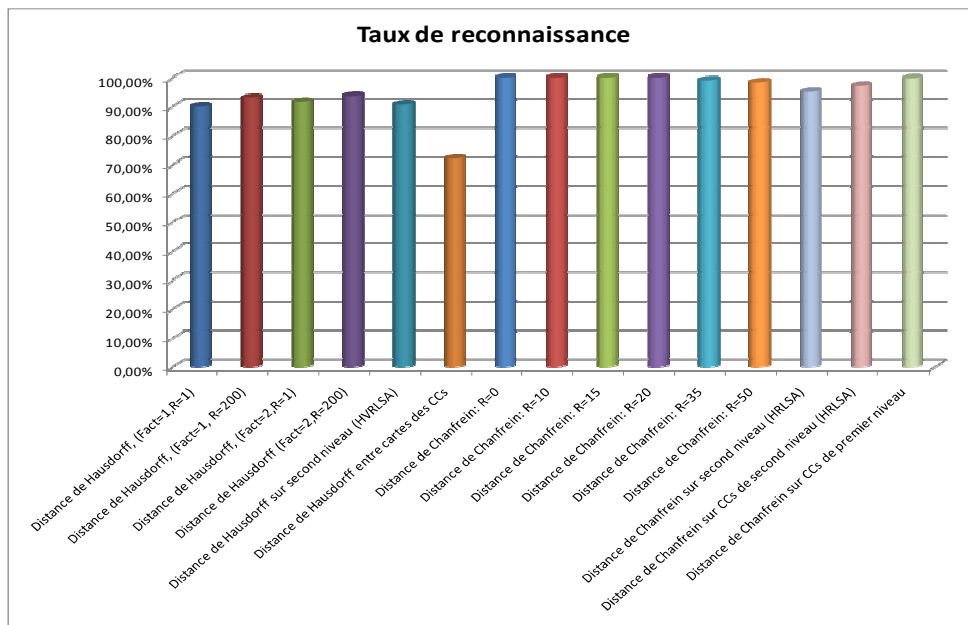


Figure IV. 9: Comparaison des différentes techniques développées

L'analyse des résultats montre que l'approche basée sur la distance de Chanfrien offre des meilleurs taux de reconnaissance en comparaison avec celle de Hausdorff. La distance de Chanfrein offre une meilleure fiabilité vis-à-vis la rotation et le décalage de l'enveloppe entre les deux passes grâce à l'exploitation de la notion des distances par rapport au contours. Le meilleur taux est obtenu en utilisant le premier niveau de la structure physique, mais cette distance a également une efficacité ou des taux de reconnaissance intéressante en exploitant le second niveau ou ses composantes connexes. Ceci montre la possibilité d'accélérer l'approche avec une comparaison de granularité progressive, de plus grossière (sur le second niveau) vers la plus fine (sur le premier niveau). L'algorithme de base de calcul de la distance de Chanfrien a été amélioré pour s'exécuter en temps très réduit (une centaine de millisecondes), pour respecter la contrainte de temps réel, en exploitant l'algorithme à deux scans pour la récupération rapide de la carte des distances ce qui rend l'approche beaucoup plus rapide et intéressante par rapport aux approches basées sur la distance de Hausdorff. La démarche et la manière dont on avait utilisé cette distance est originale.

## **V. Conclusion et perspectives**

### **V.1 Conclusion**

Nous venons de présenter dans ce rapport une nouvelle technique de virtualisation de la signature d'une enveloppe qui permettra de suivre cette dernière dans une chaîne de tri de courrier à haute vitesse. Une telle démarche réduira d'une manière significative les temps de tri de courrier et le coût matériel en supprimant l'installation des imprimantes et des lectures des codes à barres employés actuellement dans les installations de tri. L'impact économique était un des motifs importants pour ce travail mais aussi les challenges scientifiques et techniques qui s'imposaient nous ont attiré le plus pour mener notre recherche sur un sujet très exigeant en terme du temps de calcul et de précision de reconnaissance. Une présentation des techniques de base en traitement d'image et les méthodes existantes de comparaison d'image ou de recherche en mode image dans la littérature a été menée en première phase. L'idée de la seconde phase est de développer une approche capable d'extraire une signature ou empreinte virtuelle à partir de l'image de l'enveloppe pour pouvoir suivre et identifier l'enveloppe là-où elle va, comme l'association de l'adresse reconnue à l'enveloppe physique en déplacement dans une chaîne de tri afin de pouvoir l'acheminer vers le bon panier de destination. Pour cela, nous avons testé et élaboré plusieurs approches de comparaison d'image en se basant sur cette signature qui peut être de différents niveaux de granularité (fins ou grossiers) selon le degré de ressemblance de la structure physique de l'image. Deux grandes mesures de distances entre images (Hausdorff et Chanfrien) ont été développées et testées en utilisant différentes représentations et segmentations. Nous avons démontré la supériorité de la distance de Chanfrien par rapport à celle d'Hausdorff en terme de temps de calcul et de taux de reconnaissance. Une telle approche apporte une fiabilité intéressante à la rotation, au décalage et au changement de contraste lors de second passage de l'enveloppe. Cette étude originale montre la faisabilité de la virtualisation de courrier qui présente un potentiel important pour réduire les coûts et la durée de tri de courriers. Cette technologie apportera une révolution technologique dans ce domaine et un meilleur respect de notre environnement en évitant l'utilisation de l'encre pour imprimer les codes à barres sur les enveloppes (les coûts des imprimantes et des lectures des codes seront déduits).

Le projet en général m'a permis de découvrir un nouveau domaine en traitement et d'analyse d'image et d'apprendre d'avantage à développer une interface graphique sous l'IDE Builder et la programmation en C ++.

## **V.2 Perspectives**

En perspectives de ce travail nous comptons d'apporter à cette approche une analyse hiérarchique à trois niveaux de granularité (blocs, lignes et caractères) pour réduire les temps de traitement. Cette analyse doit suivre le degré de ressemblance entre la structure physique des enveloppes. Pour chercher en mode image l'enveloppe en requête dans une liste d'image, on exploite au départ le troisième niveau pour écarter les enveloppes très différentes, puis le second niveau pour écarter les enveloppes moyennement différentes puis le premier niveau pour identifier l'enveloppe exacte. Ce processus permet d'exploiter le niveau de détails (mettre le temps) qu'il faut là-où il faut. Une telle voie peut être développée dans le cadre d'un autre projet de fin d'étude à venir.

L'approche peut être également utilisée dans le cadre de d'autre applications dans le domaine de documents, comme la vérification de l'authenticité des documents, comparaison des écritures, reconnaissance des scripteurs. Il est possible aussi qu'elle soit utilisée dans les chaînes de production pour le contrôle de la qualité des produits.



## VI. Références bibliographiques

- [1] [http://en.wikipedia.org/wiki/Mail\\_sorter](http://en.wikipedia.org/wiki/Mail_sorter).
- [2] [https://fr.wikipedia.org/wiki/Machine\\_de\\_traitement\\_du\\_courrier](https://fr.wikipedia.org/wiki/Machine_de_traitement_du_courrier)
- [3] ANIL K. JAIN, Fundamentals of digital image processing, university of California. Davis, 1989, chapitre 6, pp.592.
- [4] [https://fr.wikipedia.org/wiki/Histogramme\\_%28imagerie\\_num%C3%A9rique%29](https://fr.wikipedia.org/wiki/Histogramme_%28imagerie_num%C3%A9rique%29)
- [5] ANIL K.JAIN, Fundamentals of digital image processing, university of California. Davis,1989, Chapter 7, pp. 244.
- [6] <http://homepages.inf.ed.ac.uk/rbf/HIPR2/gsmooth.htm>.
- [7] [https://fr.wikipedia.org/wiki/Morphologie\\_math%C3%A9matique](https://fr.wikipedia.org/wiki/Morphologie_math%C3%A9matique)
- [8] T. Kato, K. Hirata. Query by visual example in content-based image retrieval, Proc. EDB192. Lecture Notes in computer Science, 1992, pp.56-71.
- [9] Fuhar Joshi, analysis of existing CBIR systems: improvements and validation using color features, International Journal of Emerging Technology and Advanced Engineering V.3, N° 5, May 2013, pp.6.
- [10] Sung-Hyuk Cha, Comprehensive survey on distance/similarity measures between probability density functions, International journal of mathematical models and methods in applied sciences, V. 1, N°4, 2007, pp. 300-307.
- [11] A. Jain, A. Vailaya, Image retrieval using color and shape. Pattern Recognition, V.29, N°8, 1996, pp. 1233-1244.
- [12] J. Canny. A computational approach to edge detection. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, V. 8, N°6, Nov 1986, pp. 679-698.
- [13] H.V Dai. Association texte + images pour l'indexation et la recherche d'images. Rapport final. Juillet 2009.
- [14] M. Ferecatu, N. Boujema, M. Crucianu, Semantic interactive image retrieval combining visual and conceptual content description. Université de Versailles Saint-Quentin-En-Yvelines. Multimedia Systems, V. 13, N° 5, 2008, pp 309–322.
- [15] Sung-Hyuk Cha and Sargur N.Srihari, On measuring the distance between histograms, Pattern Recognition, June 2001, V.35, N°6, pp.1355.
- [16] Puzicha and Al, Empirical evaluation of dissimilarity measures for color and texture processing, International conference on computer vision, V.2, N°2, August 2001, pp. 1165.
- [17] [www.ijetae.co](http://www.ijetae.co), International Journal of Emerging Technology and Advanced Engineering, ISSN 2250-2459, ISO 9001:2008 Certified Journal, Volume 3, Issue 5, May 2013).

- [18] Donald Metzler, Susan Dumais, Christopher Meek, Similarity measures for short segments of text, of the series Lecture Notes in Computer Science, V.44, N°25, pp. 16-27.
- [19] Daniel Scharstein, Matching images by comparing their gradient fields, Pattern Recognition, Conference A: Computer Vision & Image Processing., Proceedings of the 12th IAPR International Conference on, Cornell university, Itchaca. USA, 1994. V. 1. pp. 572-575.
- [20] M.Narayana, And Subhash Kulkarni, Comparison between Euclidean Distance Metric and SVM for CBIR using Level Set Features, International Journal of Engineering Science and Technology, 2012, V. 4, N°1, P. 56.
- [21] Université du Québec en Outaouais. Détection des points d'intérêt et Segmentation des images RGB-D. Présentée par : Bilal Tawbe. Semaine de la recherche de l'UQO, pp. 6.
- [22] Marie Pierre Dubuisson And Anil K.Hain, A modified Hausdorff distance for objet matching, pp. 3.
- [23] Y. Bouaziz. Recherche d'information spatial: contribution a l'interrogation par croquis (sketch). Université Paul Sabatier Talouse. Master 2.2008-2009.
- [24] N. Idrissi. La navigation dans les bases d'images : prise en compte des attributs de texture. Université de Nantes. Thèse de Doctorat, Octobre 2008, pp.195.
- [25] Gwénéle Quellec. Indexation et fusion multimodale pour la recherche d'information par le contenu. Application aux bases de données d'images médicales. Université européenne Bretagne. Thèse de Doctorat, Septembre 2008, pp. 216.
- [26] T. O. Nguyen. Localisation de symboles dans les documents graphiques. Université Nancy 2. Thèse de Doctorat, Décembre 2009, pp. 131.
- [27] T. Katschl, K4 Hirata. Query by visual example in content-based image retrieval, Proc. EDB192. Lecture Notes in computer Science, 1992, Pages: 56-71.
- [28] A. Jain, A. Vailaya. Image retrieval using color and shape. Pattern Recognition, vol.29, N°8, 1996.
- [29] J. Canny. A computation approach to edge detection. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Novembre 1986, V.8, N°6, pp. 679 - 698.
- [30] R. Deriche. Using canny's criteria to derive an optimal edge detector recursively implemented. International Journal Computer Vision, 1987, V.1, N°2, , pp. 167-187.
- [31] B.S.Manjunath, W.Ma. Texture features for browsing and retrieval of image data. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence (PAMI-Special issue on Digital Libraries), 1996, V.18, N°8, pp. 837-42..
- [32] S. Marcelaje. Mathematical description of the response of simple cortical cells. Journal of Optical Society of America, Nov1980, V.70, N° 11, pp. 1297-1300.
- [33] B.S.Manjunath, W.Ma. Texture features for browsing and retrieval of image data. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence (PAMI-Special issue on Digital Libraries), Vol 18 N°8: 837-42.1996. Page 18.

- [34] J. Landré. Analyse multi-résolution pour la recherche et l'indexation d'images par le contenu dans les bases de données application à la base d'images paléontologique TransTyfipal. Université de Bourgogne. Thèse de Doctorat, Décembre 2005, pp.159.
- [35] J-Y Chen, C. A. Bouman, John C. Dalton. Hierarchical Browsing and Search of Large Image Databases. IEEE TIP : IEEE Transactions on Image Processing, 2000, V. 9, N°3, pp. 442-455.
- [36] Marie Pierre Dubuisson And Anil K.Hain,A, modified Hausdorff distance for objet matching, Proc. International Conference on Pattern Recognition, 1994, pp 566-568.
- [37] Daniel P.Hauttenlocher.Gregory A.Klanderma.And William J. Rucklidge,Comparing images using the Hausdorff distance, IEEE Transactions On Pattern Analysis And Machine Intelligence, Sep. 1993, V. 15, N°, pp.14.
- [38] H.G. Barrow, J.M. Tenenbaum, R. C. Bolles, and H.C Wolf, "Parametric correspondence and Chamfer matching: two new techniques for image matching" in proc.5th Int. Joint Conf. Artificial Intellegence, Cambridge, MA, 1977, pp. 659-663.
- [39] G. Borgefors. Hierarchical chamfer matching: A parametric edge matching algorithm. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Nov. 1988, V.10, N°6 , P :17.
- [40] Thèse : D. Gaceb, Contributions au tri automatique de documents et de courrier d'entreprises, L'institut national des sciences appliquées de Lyon, 2009, P : 292.
- [41] Sural, S ; NIIT Ltd., Calcutta, India ; Das, P.K., A two-step algorithm and its parallelization for the generation of minimum containing rectangles for document image segmentation, Document Analysis and Recognition, ICDAR '99. Proceedings of the Fifth International Conference on, IEEE, 1999, pp. 173 – 176.
- [42] Mikulas Stencel, Jiri Janacek, On calculation of Chamfer distance and Lipschitz covers in digital images.(Institute of physiology, Academy of Sciences of the Czech Republic, Praha, Czech Republic), P:6.
- [43] [http://eric.univ-lyon2.fr/~ricco/cours/cours/intro\\_ccp\\_builder.pdf](http://eric.univ-lyon2.fr/~ricco/cours/cours/intro_ccp_builder.pdf)bruno.garcia