

RECONNAISSANCE DE CARACTERES MANUSCRITS

Groupe 4

KAPTCHOUANG YVAN DERICK 20U2869
NGEUKU MEKENGUIM ROBINSON BRADLEY 20U2628
FOKOU AROLE 20U2994

Université de Yaounde I

02/07/2024



Contents

- 1 Introduction
- 2 Historique
- 3 Problèmes rencontrées
- 4 Prétraitement des images
- 5 Méthodes d'extractions des caractéristiques locales
 - Extraction des régions stables avec MOPS
 - Detection des coins avec l'opérateur Harris
 - Detection des coins avec l'opérateur SIFT
- 6 Algorithme de machine learning pour la reconnaissance des caractères manuscrit
 - Methodes d'apprentissage classique
 - Algorithme du DeepLearning
 - Convolutional Neural Network (CNN)
- 7 Application de la reconnaissance des caractères manuscrits
- 8 Conclusion

Introduction

Introduction

La reconnaissance de caractères manuscrits (Handwritten Character Recognition, HCR) est un domaine d'étude et de technologie visant à convertir le texte écrit à la main en un format numérique lisible par des ordinateurs. Il combine des techniques avancées de traitement d'images, d'extraction de caractéristiques et d'apprentissage automatique pour transformer le texte manuscrit en données numériques. Les progrès dans ce domaine permettent d'automatiser de nombreuses tâches autrefois manuelles et ouvrent la voie à de nouvelles applications dans divers secteurs.

Historique

Historique

- **Années 1950-1960 : Les Débuts** : Approches basées sur les gabarits (Template Matching) qui utilisaient la correspondance de gabarits, où chaque caractère était comparé à des modèles stockés.
- **Années 1970-1980 : Approches Basées sur les Traits et les Caractéristiques** : l'utilisation de la transformation de Hough pour l'extraction des caractéristiques utilisant les traits individuels des caractères, tels que les lignes, les courbes et les intersections
- **Années 1990 : L'Ère des Réseaux de Neurones (MLP)**: Les perceptrons multicouches ont été largement utilisés pour la reconnaissance des caractères manuscrits, permettant des améliorations significatives en termes de précision.
- **Années 2000 : Méthodes Basées sur les Modèles Cachés de Markov et les SVM**
- **Années 2010 : Réseaux de Neurones Profonds : LeNet , AlexNet , Restnet**
- **Années 2020 : Modèles Préentraînés et Transfer Learning**

Problèmes rencontrés

Problèmes rencontrées

Malgré les avancées significatives dans le domaine de la reconnaissance optique de caractères pour les textes imprimés, la reconnaissance de l'écriture manuscrite reste un défi majeur.

- **Variabilité de l'écriture** : La grande variabilité de l'écriture manuscrite entre différentes personnes pose un défi majeur.
- **Bruitage et qualité d'image** : Les images de mauvaise qualité ou bruitées peuvent affecter la précision des systèmes de reconnaissance.
- **Reconnaissance multilingue** : La reconnaissance des caractères manuscrits dans différentes langues

Prétraitement des images

Prétraitement des images

Le prétraitement des images est une étape cruciale dans la reconnaissance de caractères manuscrits (RCM). Il vise à améliorer la qualité des images afin de faciliter l'extraction des caractéristiques et la reconnaissance des caractères.

- **La normalisation**
- **La binarisation**
- **La suppression du bruit**

Méthodes d'extractions des caractéristiques locales

MOPS((Multi-Scale Oriented Patches)

Elle permet de détecter les régions dans une image qui restent stables sur une large gamme de seuils de segmentation.

- **Détection des points d'intérêt** utilise un détecteur de points d'intérêt, comme Harris, pour identifier des points caractéristiques dans l'image.
- **Extraction de patches** : Pour chaque point d'intérêt détecté, un patch d'image centré sur ce point est extrait. Ce patch est généralement de petite taille, par exemple 40x40 pixels.
- **Normalisation** : Le patch extrait est normalisé pour être invariant aux transformations d'échelle et de rotation.

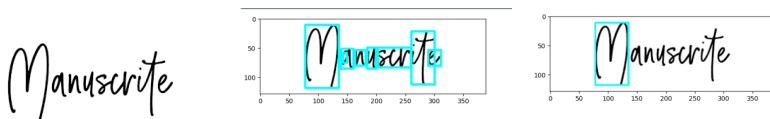


Figure: Extraction des régions stable avec MOPS

Harris

Les coins sont des points d'intérêt qui présentent des changements importants dans plusieurs directions

- Calculer le gradient en chaque point de l'image
- Créer la matrice H à partir des entrées du gradient
- Calculer les valeurs propres
- Trouver des points avec une réponse importante ($\lambda > \text{seuil}$)
- Choisir les points où λ est un maximum local comme caractéristiques

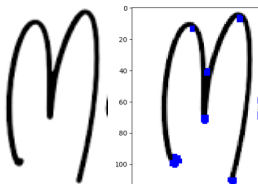


Figure: détection des coins avec Harris

SIFT (Scale-Invariant Feature Transform)

Il est conçu pour être invariant aux transformations d'échelle, de rotation et partiellement invariant aux changements d'illumination et aux transformations affines

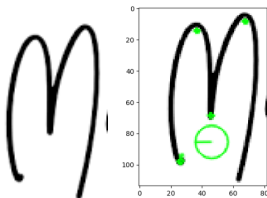


Figure: detection des coins avec SIFT

Algorithme de machine learning pour la reconnaissance des caractères manuscrit

Support Vector Machines (SVM)

- **Classification Linéaire** : Un SVM cherche à trouver l'hyperplan qui sépare les données de deux classes avec la plus grande marge possible
- **Classification Non Linéaire** : Pour les données qui ne sont pas linéairement séparables, le SVM utilise une fonction de noyau (kernel) pour transformer les données dans un espace de caractéristiques de dimension supérieure où un hyperplan linéaire peut être utilisé pour la séparation.
- **Optimisation : Paramètre de Régularisation (C)** il contrôle le compromis entre la maximisation de la marge et la minimisation des erreurs de classification.

Support Vector Machines (SVM)



Figure: Extraction des caracteristiques avant de passer au modèle

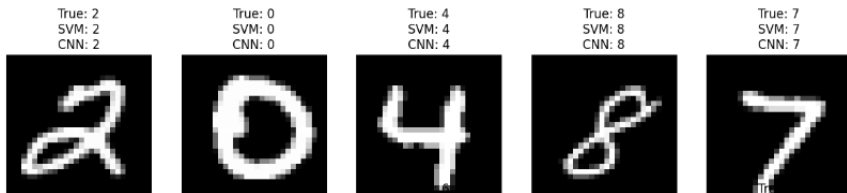


Figure: Prédiction sur le modèle SVM

Algorithme du DeepLearning : CNN

Les étapes de mise en oeuvre sont les suivantes :

- **Collecte des Données :**
- **Prétraitement des Données**
- **Conception de l'architecture du Modèle CNN :**
 - Convolutional Layers
 - Pooling Layers
 - Fully Connected Layers (Dense Layers)
 - Activation Functions :
- **Entraînement du modèle :** Utilisez les ensembles de données d'entraînement et de validation pour entraîner le modèle
- **Évaluation du Modèle :** Après l'entraînement, évaluez le modèle sur l'ensemble de test pour obtenir une mesure de sa performance.
- **Prédiction :** Utilisez le modèle entraîné pour prédire des caractères manuscrits sur des nouvelles images.

Algorithme du DeepLearning : CNN

Model: "sequential_1"

Layer (type)	Output Shape	Param #
conv2d_3 (Conv2D)	(None, 26, 26, 32)	320
max_pooling2d_3 (MaxPooling2D)	(None, 13, 13, 32)	0
conv2d_4 (Conv2D)	(None, 13, 13, 64)	18,496
max_pooling2d_4 (MaxPooling2D)	(None, 6, 6, 64)	0
conv2d_5 (Conv2D)	(None, 4, 4, 128)	73,856
max_pooling2d_5 (MaxPooling2D)	(None, 2, 2, 128)	0
flatten_1 (Flatten)	(None, 512)	0
dense_3 (Dense)	(None, 64)	32,832
dense_4 (Dense)	(None, 128)	8,320
dense_5 (Dense)	(None, 26)	3,354

Total params: 137,178 (535.85 KB)

Trainable params: 137,178 (535.85 KB)

Non-trainable params: 0 (0.00 B)

Application de la reconnaissance des caractères manuscrits

Application de la reconnaissance des caractères manuscrits

- **La numérisation des documents**
- **Reconnaissance de Plaques d'immatriculation**
- **Correction Automatique des Devoirs**
- **Traitement des chèques banquiers**

Conclusion

Conclusion

L'évolution rapide de la technologie et l'augmentation de la capacité de traitement des ordinateurs ont ouvert de nouvelles perspectives dans le domaine de la reconnaissance de caractères manuscrits. Ce domaine, autrefois limité par des contraintes techniques, bénéficie désormais de méthodes avancées et d'algorithmes sophistiqués qui permettent une reconnaissance plus précise et efficace des caractères manuscrits.

Merci pour votre attention !