

Rapport KNN Tri Postal

Rédigé par : Bryan LEKE

Introduction

L'Objectif de ce projet est développer un modèle capable de reconnaître des chiffres manuscrits a partir d'images prétraitées. Ce rapport détaille les étapes suivies, depuis l'acquisition des image, le traitement jusqu'à la création et l'évolution du modèle KNN

1. Acquisition des Images

Les données sont constituées d'images de chiffres manuscrits (de 0 à 9) . Ces les images on été capture par les étudiant nous même et Organisées dans un dossier avec `""Prénom Nom/chiffre.jpg""`. La base de données est constituée de **477 images** de chiffre compris entre 0 et 9

2. Traitement des données

2.1 Prétraitement des images

Pour garantir une entrée uniforme et utilisable par le modèle j'ai :

1. **Conversion en niveaux de gris** : Les images sont convertie en niveau de gris
2. **Redimensionnement** : Chacune des images on été rementionnées en 40 × 40 pixels
3. **Amélioration du contraste** : Étirement de l'histogramme est appliquée pour augmenté le contraste des chiffres.

4. **Binarisation adaptative** : Une binarisation adaptative est utilisée pour séparer les pixels du chiffre de l'arrière plan.
5. **Réduction de bruit** : Des opérations d'érosion et de dilation sont effectuées pour améliorer les contours et supprimer les éléments parasites.
6. **Filtrage des petites régions** : Les petites régions indésirables (non associé au chiffre)

2.3 Extraction des caractéristiques

Des caractéristiques statistiques sont extraites pour chaque image :

- Aire (« area »).
- Excentricité (« eccentricity »).
- Rapport entre les axes majeur et mineur.
- Orientation.

3. Création du modèle

Le modèle choisi est KNN (k-Nearest Neighbors) pour sa simplicité d'implémentation et sa capacité à gérer des problèmes de classification supervisée.

Entraînement

Les données prétraitées sont divisées en deux ensembles :

- **Ensemble d'entraînement** : 376 images avec leurs labels correspondants.
- **Ensemble de test** : 100 images pour l'évaluation du modèle.

Chaque image est représentée par un vecteur de 784 pixels (0x28).

4. Résultats et analyse

4.1 Précision du modèle

- **Précision obtenue sur l'ensemble de test** : 49.00%

```
Ensemble d'entraînement : (376, 784) images, 376 labels  
Ensemble de test : (100, 784) images, 100 labels  
Précision du modèle KNN : 49.00%
```

4.2 Analyse des résultats

Les performances du modèle sont modestes, indiquant une prédiction correcte pour environ 47 chiffres sur 100. Plusieurs facteurs peuvent expliquer ce résultat :

1. **Taille limitée de l'ensemble d'entraînement** : Le nombre d'images utilisées pour entraîner le modèle est insuffisant pour une bonne généralisation.
2. **Dimensionnalité élevée** : Avec 784 dimensions, le modèle est sensible au bruit et aux variations non pertinentes.
3. **Qualité des images** : Le bruit résiduel et les variations dans les chiffres manuscrits peuvent avoir influencé les prédictions.

5. Pistes d'amélioration

Pour améliorer les performances du modèle, plusieurs approches sont proposées :

1. **Augmenter la taille du jeu de données** : Collecter ou générer plus d'images pour enrichir l'ensemble d'entraînement.
2. **Réduction de dimension** : Appliquer une analyse en composantes principales (PCA) pour réduire le bruit et optimiser les données d'entrée.
3. **Optimisation de k** : Tester différentes valeurs de k pour trouver le meilleur compromis entre biais et variance.
4. **Améliorer le prétraitement** : Appliquer des techniques plus robustes pour la binarisation et la suppression du bruit.

6. Conclusion

Ce projet a permis de mettre en œuvre un pipeline complet de reconnaissance de chiffres manuscrits, depuis le traitement des données jusqu'à l'évaluation d'un modèle. Bien que les performances obtenues soient modestes, cette étude offre une base solide pour explorer des approches plus sophistiquées et améliorer les résultats dans de futures itérations.