### Classement de caractère manuscrits

La reconnaissance de caractères manuscrits par un système automatisé est un problème aux multiples applications: reconnaissance des codes postales, création de petit système mobile de saisie de texte (par exemple, pour les ordinateurs de poche), numérisation de documents manuscrits, etc. Les méthodes les plus performantes pour reconnaître un caractère manuscrit sont basées sur des méthodes d'apprentissage statistique: leur principe commun est de fonder leur prédiction sur la comparaison de l'image du caractère manuscrit à classer à d'autres images de caractères manuscrits pour lesquels la nature du caractère est connue. Par exemple, si une image arrive et qu'elle est très similaire à l'image de nombreux '1' de notre base d'apprentissage, l'algorithme classera l'image dans la catégorie '1'.

Nous allons évaluer l'algorithme kNN et Naïve Bayes sur une base de données d'images de chiffres manuscrits au format 28 pixels par 28 pixels où chaque pixel est représenté par un niveau de gris allant de 0 à 255 (i.e. un chiffre manuscrit est un vecteur de  $\{0, \ldots, 255\}^{28 \times 28}$ ).

#### 1 Visualiser les Données

- Téléchargez le fichier de données "mnist\_all.mat"
- Suivez les instructions suivantes pour visualiser le premier chiffre manuscrit.

```
loadmatfile('mnist_all.mat');
y=matrix(train0(1,:),28,28)';
Matplot(y)
```

• Comment peut-on modifier le code pour visualiser les autres chiffres manuscrits? 1%

Attention: Mettez la taille de pile au max, i.e. stacksize('max').

# 2 L'algorithme de plus proche voisin ou kNN

Le but de cette partie est de réaliser l'algorithme kNN comme méthode de classification. Nous allons pour cela utiliser la distance Euclidienne. La distance Euclidienne  $d(\mathbf{x}, \mathbf{y})$  entre deux vecteurs  $\mathbf{x} := (x_1, x_2, \dots, x_n)$  et  $\mathbf{y} := (y_1, \dots, y_n)$  est donnée par

$$d(\mathbf{x}, \mathbf{y}) := \sqrt{\sum_{i=1}^{n} (x_i - y_i)^2}.$$

- 1. Est-ce que les résultats changent si  $d^2(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \sum_{i=1}^n (x_i y_i)^2$  est utilisée comme distance? 2%
- 2. Complétez le code de kNN.sci et tester le pour la classification des chiffres manuscrits. Soit  $\mathbf{y} := (y_1, \dots, y_m)$  le vecteur contenant les vraies étiquettes et  $\hat{\mathbf{y}} := (\hat{y}_1, \dots, \hat{y}_m)$  vecteur contenant les classes estimées par l'algorithme. On va calculer l'erreur de classement par la formule suivante

$$e := \frac{1}{m} \sum_{i=1}^{m} \mathbb{I}\{\hat{y}_i \neq y_i\}$$
 (1)

où pour une expression logique P on a  $\mathbb{I}\{P\} := 1$  si P est vrai, et  $\mathbb{I}\{P\} := 0$  sinon. Quelles sont les erreurs moyennes de classification pour k = 1, 3, 5, 10? 6%

3. Vrai ou faux? "Cette approche est supervisée." Expliquez pourquoi. 2%

### 3 L'algorithme Naïve Bayes

Nous allons évaluer la performance de l'algorithme Naïve Bayes pour la classification des chiffres manuscrits.

- 1. Quelle est l'hypothèse principale dans cette approche? 2\%
- 2. Complétez le code de NB.sci et testez le avec n=200 et n=1000 exemplaires d'entrainements. (Calculez les erreurs de classification avec la formule donnée par l'équation (1)). 8%
- 3. Vrai ou faux? "Cette approche est supervisée." Expliquez pourquoi. 2%
- 4. Vrai ou faux? "Cette approche est probabiliste." Expliquez pourquoi. 2%

## À rendre

Un fichier [votre\_Prénom\_Nom].zip contenant:

- Vos codes, i.e. kNN.sci et NB.sci que vous avez complétés
- Un fichier .pdf ou .txt contenant de vos réponses aux toute les questions

(Envoyer par e-mail à azadeh.khaleghi@inria.fr)

La date limite de rendu est le mardi 2 février 2013 à 23:59