

TP3 – Performance d'un classifieur

On travaille sur des images de la base Pratheepan Dataset (http://cs-chan.com/downloads_skin_dataset.html) dont on souhaite détecter les pixels de teinte chaire afin d'accélérer un algorithme de détection de visages. Pour cela, la vérité de terrain a été déterminée pour chaque image. On a récupéré dans X_{train} , y_{train} , les pixels des 26 premières images et dans X_{test} , y_{test} , ceux des 4 dernières images. Seul un pixel sur 2000 a été conservé pour avoir des temps de calcul raisonnables. X_{test} est composé des composantes chromatiques Cb, Cr de chaque pixel et y_{test} est composé de la classe du pixel, 1 si couleur peau, 0 sinon.

I. Chargement et visualisation des données

Observer les images dans l'explorateur de fichier puis charger les données et visualiser les points de chaque classe avec :

```
X_train, y_train, X_test, y_test] = np.load("TP3.npy,allow_pickle=True ")
#Pixel peau
T_train = X_train[np.where(y_train==1),:]
T_train = np.reshape(T_train,(T_train.shape[1],T_train.shape[2] ))
#Pixel non peau
F_train = X_train[np.where(y_train==0),:]
F_train = np.reshape(F_train,(F_train.shape[1],F_train.shape[2] ))

plt.plot(F_train[:,0], F_train[:,1], '.b')
plt.show
plt.plot(T_train[:,0], T_train[:,1], '.r')
plt.show
```

Questions

Combien y a-t-il de pixels de teinte chaire ? de teinte non chaire ? Quelle est la dimension des données ?

II. Estimation de la densité de probabilité a priori de la teinte chaire par une loi normale 2D avec des dimensions décorrélées

Comme il est difficile de modéliser tout ce qui n'est pas teinte chaire, on décide de travailler avec une seule classe, la teinte chaire, dont on estime la densité de probabilité *a priori*.

a. Estimation de la densité de probabilité a priori

On estime la densité de probabilité *a priori* des pixels de teinte chaire de la base d'apprentissage

$p(x)$, $x = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix}$ par :

$$p(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_1} \exp\left(-\frac{(x_1 - m_1)^2}{2\pi\sigma_1^2}\right) * \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_2} \exp\left(-\frac{(x_2 - m_2)^2}{2\pi\sigma_2^2}\right)$$

Où m_1 , m_2 , σ_1 , σ_2 représentent les moyennes et écarts-type de chacune des composantes.

Déterminer m_1 , m_2 , σ_1 , σ_2 puis écrire une fonction $\text{norm1}(x, m, \sigma)$ qui renvoie l'estimation de la densité de probabilité en un point x pour une loi normale 1D. Estimer la densité de probabilité *a priori* de tous pixels de teinte chaire $p(x)$ comme le produit des lois normales 1D de chacune de ses composantes. On stockera ces valeurs dans un vecteur $P1_{train}$.

Questions

Quelle est la dimension de $m_1, m_2, \sigma_1, \sigma_2$?
 Pour un pixel \mathbf{x} de teinte chaire donnée, quelle est la dimension de $p(\mathbf{x})$?
 Quelle est la dimension du vecteur P1_train ?
 Quelle hypothèse nous permet d'estimer la valeur de la loi normale à partir de l'équation précédente ?

b. Classification

Afin de classer les pixels de test comme teinte chaire ou non, on estime la valeur de $p(\mathbf{x})$ en ces points que l'on stockera dans P1_test. Pour réaliser la classification, on seuille P1_test en utilisant comme seuil initial la valeur moyenne de P1_train.

Sur la base de test, estimer :

- TP : le nombre de vrai positif
- TN : le nombre de vrai négatif
- FP : le nombre de faux positif
- FN : le nombre de faux négatif

puis la précision et le rappel. Quel est le taux de bonne reconnaissance

Questions

Que représentent TP, TN, FP et FN ? Comment estimer le rappel et la précision ? Comment estimer le taux de bonne classification ? Pourquoi avoir choisi ce seuil initial ?

c. Courbe ROC

Plutôt que de choisir un seuil arbitraire, on choisit 20 valeurs de seuil régulièrement réparties entre min(P1_train) et max(P1_train). Pour chaque valeur de seuil, estimer la précision et le rappel et tracer la courbe ROC.

Questions

Déterminer sur la courbe ROC le point de fonctionnement tel qu'il y ait autant de faux positifs que de faux négatifs. Que vaut le taux de reconnaissance pour ce point ?

III. Estimation de la densité de probabilité a priori de la teinte chaire par une loi normale 2D

Reprendre la partie II en utilisant une loi normale 2D définie par :

$$p(\mathbf{x}) = \frac{1}{2\pi \det(C)} \exp(-0.5(\mathbf{x} - \mathbf{m})^T \Sigma^{-1}(\mathbf{x} - \mathbf{m}))$$

Où \mathbf{x} et Σ sont les moyenne et matrice de covariance estimées sur les pixels de peau de la base d'apprentissage. On appellera $\text{norm2}(\mathbf{x}, \mathbf{m}, \sigma)$ la fonction qui renvoie l'estimation de la densité de probabilité en un point \mathbf{x} .

Tracer la nouvelle courbe ROC et comparer les deux modélisations de la densité de probabilité.

Questions

Quelle méthode amène aux meilleurs résultats ?