Práctica 3 – Titulo

Realizada por Mario Blanco Domínguez y Juan Tecedor Roa

* Objetivo de la práctica

En esta práctica aplicamos la regresión logística multi-clase y usamos redes neuronales.

Tenemos dos archivos. El primero: “ex3data.1.mat” son 5.000 ejemplos de entrenamiento que son imágenes de 20x20 que han sido desplegadas en un vector de 400 componentes. Estas imágenes son números escritos a mano que tendremos que clasificar entrenando una red neuronal.

El segundo archivo “ex3weights.mat” contiene dos matrices de pesos que son resultados de haber entrenado una red neuronal. Con este archivo implementaremos la red neuronal y calcularemos su precisión, que debería estar alrededor de 97.5%.

* Código de la práctica

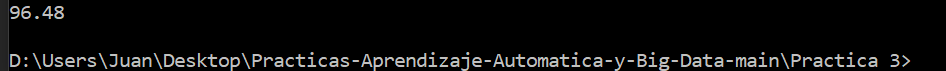
Primera parte:

|  |
| --- |
| import sys  import numpy as np  import matplotlib.pyplot as plt  from scipy.io import loadmat  import scipy.optimize as opt  import sklearn.preprocessing  def sigmoid(X):  # x > 50 returns 1  return 1 / (1 + np.exp(-X))  def costRegression(T, XX, Y, l):  m = Y.size  H = sigmoid(XX.dot(T))  l1 = np.transpose(np.log(H))  l2 = np.transpose(np.log(1 - H + 1e-6))  ret = (-1 / m) \* ((np.matmul(l1, Y)) + (np.matmul(l2, (1 - Y))))  return ret + l / (2 \* m) \* np.sum(H \* H)  def gradiente(theta, X, Y, l):  m = np.shape(X)[0]  H = sigmoid(X.dot(theta))  ret = (1 / m) \* np.matmul(np.transpose(X), H - Y)  return ret + (l / m) \* theta  def oneVsAll(X, Y, num\_etiquetas, l):  result = []  mapFeatureX = X  T = np.zeros(mapFeatureX.shape[1])  for i in range(0, num\_etiquetas + 1):  YY = (Y == i) \* 1  result.append(opt.fmin\_tnc(func = costRegression, x0 = T, fprime = gradiente,  args = (mapFeatureX, YY, l))[0])  return result, mapFeatureX  def calcularAciertos(X, Y, T):  aciertos = 0  j = 0  tags = len(T)  for i in range(len(X)):  maxi = sys.float\_info.min  for tag in range(0, tags):  pred = sigmoid(X[i].dot(T[tag]))  if(pred > maxi):  p = tag  maxi = pred  if Y[i] == p:  aciertos += 1  j += 1  return aciertos / len(Y) \* 100  def main():  data = loadmat('./ex3data1.mat')  X = data['X']  Y = data['y']  Y = np.ravel(Y)  sample = np.random.choice(X.shape[0], 10)  plt.imshow(X[sample, :].reshape(-1, 20).T)  plt.axis('off')  plt.show()  X = np.hstack([np.ones([np.shape(X)[0], 1]), X])  l = .1  tags = 10  result, X = oneVsAll(X, Y, tags, l)  print(calcularAciertos(X, Y, result))  main() |

Primero cargamos correctamente una imagen de ejemplos cogidos aleatoriamente:



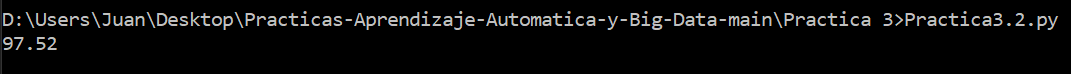
Tras ejecutar el resto del código (entrenando para cada número del 0 al 10) obtenemos la siguiente precisión:



Segunda parte:

|  |
| --- |
| import sys  import numpy as np  import matplotlib.pyplot as plt  from scipy.io import loadmat  import scipy.optimize as opt  import sklearn.preprocessing  def sigmoid(X):  return 1 / (1 + np.exp(-X))  def hypothesis(X, T):  return sigmoid(np.matmul(T.T, X))  def nn(X, theta1, theta2):  a1 = X  a2 = np.matmul(theta1, a1.T)  a2 = sigmoid(a2).T  a2 = np.hstack([np.ones([np.shape(a2)[0], 1]), a2])  a3 = np.matmul(theta2, a2.T)  a3 = sigmoid(a3).T  return a3  def calcularAciertos(X, Y, H):  aciertos = 0  for row in range(len(H)):  guess = np.argmax(H[row]) + 1  if guess == Y[row]:  aciertos += 1  return aciertos / len(H) \* 100  def main():  data = loadmat('./ex3data1.mat')  X = data['X']  Y = data['y']  Y = np.ravel(Y)  weights = loadmat('./ex3weights.mat')  theta1, theta2 = weights['Theta1'], weights['Theta2']  X = np.hstack([np.ones([np.shape(X)[0], 1]), X])  result = nn(X, theta1, theta2)  print(calcularAciertos(X, Y, result))  main() |

En esta segunda parte cargamos los pesos de la red neuronal y calculamos el porcentaje de aciertos según los ejemplos proporcionados:



* Conclusiones

En la primera parte de la práctica aprendemos como es bastante sencillo crear el clasificador de dígitos y como además obtenemos una precisión bastante buena teniendo en cuenta lo simple que es la función de la hipótesis.

En la segunda parte vemos como se puede almacenar y cargar los datos de una red neuronal ya entrenada y como esta puede tener un muy buen porcentaje de aciertos.