# Report

110605006 資工三B 劉韶颺

## Logreg\_sgd \_

```
def logreg_sgd(X, y, alpha=0.001, epochs=10000, eps=1e-4):
   n, d = X.shape
   theta = numpy.zeros((d, 1)) # 初始化權重 theta,確保是列向量
   for epoch in range(epochs):
       prev_theta = copy.deepcopy(theta) # 複製前一次的權重
       for i in range(n):
           xi = X[i, :].reshape((1, d)) # 選取第 i 筆資料
           yi = y[i]
           gradient = (predict_prob(xi, theta) - yi) * xi.T # 計算梯度
           theta -= alpha * gradient # 以學習率 alpha 更新權重
       if numpy.all(numpy.abs(theta - prev_theta) < eps):</pre>
           break # 如果權重變化小於 eps, 結束訓練
   return theta
```

plot\_roc\_curve\_

使用 sklearn.metrics.roc\_curve 函式計算不同閾值下的 FPR 和 TPR,然後用 matplotlib.pyplot 繪製 ROC 曲線。

### 1. Accuracy&Precision

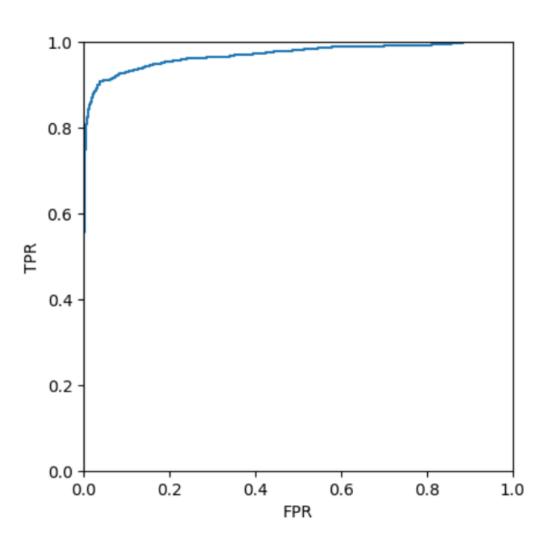
#### Output:

```
-9.60674324]
   0.44055363]
  16.91007862]
   0.80296092]
  -5.81492132]
    2.7510698
 -11.04899335]
    3.64117131]]
Logreg train accuracy: 0.975081
Logreg train precision: 0.937838
Logreg train recall: 0.796785
Logreg test accuracy: 0.977763
Logreg test precision: 0.943838
Logreg test recall: 0.787760
```

### 1. Accuracy&Precision

- Training Data Results
  - **✓ Training Accuracy:** 0.975
  - **✓ Training Precision:** 0.938
  - **✓ Training Recall:** 0.797
- Testing Data Results
  - **✓ Testing Accuracy:** 0.978
  - **✓ Testing Precision:** 0.944
  - **✓ Testing Recall:** 0.788

### 2. Roc curve



### 3. The effect of different parameters

#### Alpha:

學習率過大可能導致振盪或無法收斂;過小則可能使收斂速度過慢,甚至卡在局部最小值。

#### Epochs:

控制了sgd進行的最大回合數,過多的epochs可能導致overfitting;過少則會導致模型無法學習完整。

#### • Eps :

影響模型訓練時間,eps越小會使訓練時間更長,但結果更準確。

#### 4. Brief discussion of the result

• 這次採用sgd進行模型訓練,我以gd測試同樣的資料集對照,發現每次採用部份隨機資料進行訓練時,同步更新theta值的訓練方式,在大多時候都能有較高的準確率,另外在尋找達成更高準確率時,有看到Adagrad算法,是不斷的對學習率進行調整,這樣的算法能夠解決sgd在學習率過大時無法收斂的缺點。