Exercício 1 - MO444 - Aprendizado de máquina e reconhecimento de padrões

Renato Lopes Moura - 163050

Importando os módulos que serão utilizados no exercício

Leitura dos dados do arquivo csv (utilizando o pandas) e conversão para arrays do numpy (necessário para aplicar o PCA do scikit-learn)

Separando os dados entre:

- Atributos: primeiras 166 colunas
- Classes: última coluna

```
In [4]: X = array[:, 0:165]

Y = array[:, 166]
```

Inicialmente, é aplicado o PCA considerando todos os atributos de cada amostra e então é verificada a variância acumulada.

```
In [6]: pca = PCA()
       pca.fit(X)
       var=np.cumsum(np.round(pca.explained_variance_ratio_, decimals=4) *100)
       print var
[ 31.37 45.37 53.01 58.15 62.86
                                66.96 70.15 73.2
                                                     75.2
                                                           76.93
              81.23 82.49 83.59 84.58 85.45 86.27 87.03 87.75
 78.48 79.9
 88.43 89.07 89.7 90.29 90.85 91.37 91.87 92.36 92.83 93.27
 93.67 94.07 94.44 94.77 95.06 95.34 95.61 95.87 96.1
                                                           96.3
                                                                  96.5
 96.69 96.87 97.04 97.2 97.34
                                 97.48 97.62 97.74 97.86 97.97
```

```
98.45
98.08
      98.18
              98.28
                     98.37
                                    98.53
                                            98.61
                                                   98.68
                                                          98.75
                                                                 98.81
98.87
      98.93
             98.98
                     99.03
                             99.08
                                    99.13
                                            99.17
                                                   99.21
                                                          99.25
                                                                 99.28
                                                                 99.55
                                                          99.53
99.31
      99.34
              99.37
                     99.4
                             99.43
                                    99.46
                                           99.49
                                                   99.51
99.57
      99.59
              99.61
                     99.63
                             99.65
                                    99.67
                                            99.69
                                                   99.7
                                                          99.71
                                                                 99.72
99.73
      99.74
              99.75
                     99.76
                             99.77
                                    99.78
                                            99.79
                                                   99.8
                                                          99.81
                                                                 99.82
99.83
      99.84
              99.85
                     99.86
                             99.87
                                    99.88
                                            99.89
                                                   99.9
                                                          99.91
                                                                 99.92
                     99.94
                             99.94
                                    99.94
99.93
      99.94
              99.94
                                           99.94
                                                   99.94
                                                          99.94
                                                                 99.94
99.94
      99.94
             99.94
                     99.94
                             99.94
                                    99.94
                                                  99.94
                                                          99.94
                                                                 99.94
                                           99.94
99.94
      99.94
             99.94
                     99.94
                             99.94
                                    99.94
                                            99.94
                                                   99.94
                                                          99.94
                                                                 99.94
                             99.94
                                    99.94
99.94
      99.94
              99.94
                     99.94
                                                   99.94
                                                          99.94
                                                                 99.94
                                           99.94
99.94 99.94
             99.94
                     99.94
                             99.94
                                    99.94
                                            99.94
                                                   99.94
                                                          99.94
                                                                 99.94
99.94 99.94
             99.94
                     99.94]
```

Pela variância acumulada acima, podemos ver que para manter pelo menos 80% da variância original precisamos considerar **13 componentes** na transformação do PCA. Aplicando o PCA novamente, agora com o número de componentes desejado e salvando os dados transformados.

```
In [7]: pca = PCA(n_components=13)
     X_transf = pca.fit_transform(X)
```

Agora os dados do conjunto original e os dados transformados pelo PCA serão utilizados para treinar dois modelos de regressão logística. Apenas os 200 primeiros dados de cada conjunto serão utilizados no treinamento.

```
In [8]: model = LogisticRegression()
    model = model.fit(X[:200,:],Y[:200])

model_transf = LogisticRegression()
    model_transf = model_transf.fit(X_transf[:200,:],Y[:200])
```

Os modelos treinados agora serão testados no restante dos dados dos respectivos conjuntos.

```
In [9]: predicted = model.predict(X[200:])
    predicted_transf = model_transf.predict(X_transf[200:])
```

E então podemos verificar a acurácia de cada modelo na classificação:

Repetindo o procedimento para o LDA e verificando a acurácia dos modelos:

```
In [11]: model_LDA = LDA()
    model_LDA = model_LDA.fit(X[:200],Y[:200])

model_LDA_transf = LDA()
    model_LDA_transf = model_LDA_transf.fit(X_transf[:200],Y[:200])

predicted_LDA = model_LDA.predict(X[200:])

predicted_LDA_transf = model_LDA_transf.predict(X_transf[200:])

print "Acuracia do LDA no conjunto de dados original: "+ \
    str(metrics.accuracy_score(Y[200:], predicted_LDA))

print "Acuracia do LDA no conjunto de dados transformado: "+ \
    str(metrics.accuracy_score(Y[200:], predicted_LDA_transf))

Acuracia do LDA no conjunto de dados original: 0.677536231884

Acuracia do LDA no conjunto de dados transformado: 0.79347826087
```

Baseado nos resultados das acurácias, verificamos que o melhor modelo para a classificação dos dados é o que utiliza **Regressão Logística com PCA**.