Árvores de decisão e florestas aleatórias em Python

1 Árvores de decisão e florestas aleatórias em Python

1.1 Importando bibliotecas

```
[1]: import pandas as pd
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
import seaborn as sns
%matplotlib inline
```

1.2 Obtendo os dados

```
[2]: df = pd.read_csv('kyphosis.csv')
```

```
[3]: df.head()
```

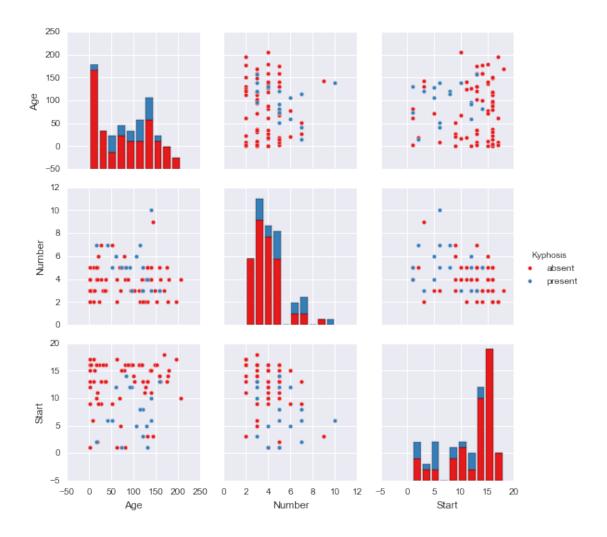
```
[3]:
      Kyphosis Age Number
                             Start
        absent
                 71
                          3
                                 5
    1
        absent 158
                          3
                                 14
    2 present 128
                          4
    3
        absent
                          5
                                 1
                                 15
        absent
                  1
```

1.3 EDA

Vamos observar um simples pairplot para este pequeno conjunto de dados.

```
[27]: sns.pairplot(df,hue='Kyphosis',palette='Set1')
```

[27]: <seaborn.axisgrid.PairGrid at 0x11b285f28>



1.4 Divisão treino-teste

Vamos dividir os dados em um conjunto de treinamento e um conjunto de testes!

```
[4]: from sklearn.model_selection import train_test_split
```

```
[5]: X = df.drop('Kyphosis',axis=1)
y = df['Kyphosis']
```

```
[]: X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.30)
```

1.5 Árvores de decisão

Começaremos apenas treinando uma única árvore de decisão.

```
[10]: from sklearn.tree import DecisionTreeClassifier
```

```
[11]: dtree = DecisionTreeClassifier()
```

```
[16]: dtree.fit(X_train,y_train)
```

1.6 Previsão e Avaliação

Vamos avaliar a nossa árvore de decisão.

```
[17]: predictions = dtree.predict(X_test)
```

```
[18]: from sklearn.metrics import classification_report,confusion_matrix
```

```
[19]: print(classification_report(y_test,predictions))
```

support	f1-score	recall	precision	
20	0.85	0.85	0.85	absent
5	0.40	0.40	0.40	present
25	0.76	0.76	0.76	avg / total

```
[20]: print(confusion_matrix(y_test,predictions))
```

```
[[17 3]
[ 3 2]]
```

1.7 Visualização de árvore

O Scikit learn possui alguns recursos de visualização incorporados para árvores de decisão. Você não usará isso com freqüência e requer que você instale a biblioteca pydot, mas aqui está um exemplo do código para executar isso:

```
[33]: from IPython.display import Image
  from sklearn.externals.six import StringIO
  from sklearn.tree import export_graphviz
  import pydot

features = list(df.columns[1:])
  features
```

```
[33]: ['Age', 'Number', 'Start']
```

```
[39]: dot_data = StringIO()
      export_graphviz(dtree,_
        →out_file=dot_data,feature_names=features,filled=True,rounded=True)
      graph = pydot.graph_from_dot_data(dot_data.getvalue())
      Image(graph[0].create_png())
[39]:
                                                   Start <= 8.5
                                                  gini = 0.3367
                                                  samples = 56
                                                 value = [44, 12]
                                                              False
                                               True
                                         Age <= 11.5
                                                            Start <= 12.5
                                          gini = 0.48
                                                            gini = 0.1356
                                        samples = 15
                                                            samples = 41
                                        value = [6, 9]
                                                            value = [38, 3]
                                       Number <= 2.5
                                                            Start <= 11.5
                       gini = 0.0
                                                                                 gini = 0.0
                                         gini = 0.426
                                                            gini = 0.3967
                     sămples = 2
                                                                               samples = 30
                                        samples = 13
                                                            samples = 11
                     value = [2, 0]
                                                                               value = [30, 0]
                                        value = [4, 9]
                                                            value = [8, 3]
                                        Age \leq 141.0
                                                           Number <= 3.5
                       gini = 0.0
                                                                                  gini = 0.0
                                                            gini = 0.1975
                                         gini = 0.375
                      samples = 1
                                                                                samples = 2
                                        samples = 12
                                                             samples = 9
                      value = [1, 0]
                                                                                value = [0, 2]
                                        value = [3, 9]
                                                            value = [8, 1]
                      Age <= 72.0
                                                            Age <= 132.0
                                          gini = 0.0
                                                                                 gini = 0.0
                                                            gini = 0.4444
                      gini = 0.2975
                                         samples = 1
                                                                               samples = 6
                                                            samples = 3
                      samples = 11
                                                                               value = [6, 0]
                                         value = [1, 0]
                      value = [2, 9]
                                                            value = [2, 1]
                     Number \leq 6.0
                                           qini = 0.0
                                                              qini = 0.0
                                                                                qini = 0.0
                       gini = 0.5
                                         samples = 7
                                                            samples = 2
                                                                               samples = 1
                      samples = 4
                                         value = [0, 7]
                                                            value = [2, 0]
                                                                               value = [0, 1]
                     value = [2, 2]
              gini = 0.0
                                 gini = 0.0
             samples = 2
                               samples = 2
```

value = [0, 2]

value = [2, 0]

1.8 Florestas aleatórias

Agora vamos comparar o modelo da árvore de decisão com uma floresta aleatória.

```
[41]: from sklearn.ensemble import RandomForestClassifier
rfc = RandomForestClassifier(n_estimators=100)
rfc.fit(X_train, y_train)
```

[41]: RandomForestClassifier(bootstrap=True, class_weight=None, criterion='gini', max_depth=None, max_features='auto', max_leaf_nodes=None, min_samples_leaf=1, min_samples_split=2, min_weight_fraction_leaf=0.0, n_estimators=100, n_jobs=1, oob_score=False, random_state=None, verbose=0, warm_start=False)

```
[45]: rfc_pred = rfc.predict(X_test)
```

[46]: print(confusion_matrix(y_test,rfc_pred))

[[18 2] [3 2]]

[47]: print(classification_report(y_test,rfc_pred))

	precision	recall	f1-score	support
absent	0.86	0.90	0.88	20
present	0.50	0.40	0.44	5
avg / total	0.79	0.80	0.79	25