

(https://www.bigdatauniversity.com)

Decision Trees

En este ejercicio, aprenderás un algoritmo muy popular de machine learning llamado Árboles de Decisión. Utilizarás un algoritmo de clasificación para construir un modelo basado en datos históricos de pacientes y sus respectivos medicamentos. Luego, utilizarás el árbol de decisión recién entrenado para predecir la clase de paciente desconocido o para encontrar la droga adecuada para el mismo.

Import the Following Libraries:

- numpy (as np)
- pandas
- DecisionTreeClassifier from sklearn.tree

```
In [1]: import numpy as np
import pandas as pd
from sklearn.tree import DecisionTreeClassifier
```

Acerca del set de datos

Imagina que eres un investigador médico recolectando datos para un estudio. Has colectado datos de un grupo de pacientes, todos sufrieron la misma enfermedad. Durante su tratamiento, cada paciente respondio a una de 5 medicaciones, Droga A, Droga B, Droga c, Droga x e y.

Parte de tu trabajo es construir un modelo para encontrar la droga apropiada para un próximo paciente con la misma enfermedad. El conjunto de características son Edad, Sexo, Presión Sanguínea y Colesterol. El objetivo es la droga ante la cual cada paciente respondió.

Este es un ejemplo de un clasificador binario donde puedes utilizar un set de entrenamiento del set de datos para construir un árbol de decisión para predecir la clase de pacientes desconocidos o para prescribirle a un nuevo paciente.

Descargando los Datos

Para descagar los datos, utilizaremos !wget desde IBM Object Storage.

```
In [2]:
        !wget -0 drug200.csv https://s3-api.us-geo.objectstorage.softlayer.net/cf-co
        urses-data/CognitiveClass/ML0101ENv3/labs/drug200.csv
        --2020-05-27 08:31:38-- https://s3-api.us-geo.objectstorage.softlayer.net/cf
        -courses-data/CognitiveClass/ML0101ENv3/labs/drug200.csv
        Resolving s3-api.us-geo.objectstorage.softlayer.net (s3-api.us-geo.objectstor
        age.softlayer.net)... 67.228.254.196
        Connecting to s3-api.us-geo.objectstorage.softlayer.net (s3-api.us-geo.object
        storage.softlayer.net) | 67.228.254.196 | : 443... connected.
        HTTP request sent, awaiting response... 200 OK
        Length: 6027 (5.9K) [text/csv]
        Saving to: 'drug200.csv'
        drug200.csv
                            100%[======>]
                                                         5.89K --.-KB/s
                                                                            in 0s
        2020-05-27 08:31:38 (12.9 MB/s) - 'drug200.csv' saved [6027/6027]
```

¿Sabías? Cuando se trata de Machine Learning, seguro trabajarás con grandes datasets (juego de datos). Entonces, ¿dónde podrás guardar esos datos? IBM ofrece una oportunidad única para las empresas, con 10 Tb de IBM Cloud Object Storage: Registrate ahora gratuitamente (http://cocl.us/ML0101EN-IBM-Offer-CC)

ahora, lee los datos utilizando el marco de datos de panda:

```
In [13]: my_data = pd.read_csv("drug200.csv", delimiter=",")
#my_data[0:5]
my_data.head()
```

Out[13]:

	Age	Sex	ВР	Cholesterol	Na_to_K	Drug
0	23	F	HIGH	HIGH	25.355	drugY
1	47	М	LOW	HIGH	13.093	drugC
2	47	М	LOW	HIGH	10.114	drugC
3	28	F	NORMAL	HIGH	7.798	drugX
4	61	F	LOW	HIGH	18.043	drugY

Práctica

¿Cuál es el tamaño de los datos?

```
In [9]: # escribe tu código aquí
my_data.shape
Out[9]: (200, 6)
```

Pre-procesamiento

Utilizando my_data como los datos de panda el archivo Drug.csv, declara las siguientes variables:

- X as the Feature Matrix (datos de my data)
- y como el vector de respuesta (target)

Elimina la columna que contiene el target ya que no posee valores numéricos.

Como te puedes imaginar, algunas características son de categoría, tales como **Sex** o**BP**. Desafortunadamente, los árboles de Decisión Sklearn no manejan variables categóricas. Pero las podemos convertir en valores numéricos. **pandas.get_dummies()** Convertir variable categórica en indicadores de variables.

```
In [104]: from sklearn import preprocessing
          le sex = preprocessing.LabelEncoder()
          le_sex.fit(['F','M'])
          X[:,1] = le sex.transform(X[:,1])
          le_BP = preprocessing.LabelEncoder()
          le_BP.fit([ 'LOW', 'NORMAL', 'HIGH'])
          X[:,2] = le BP.transform(X[:,2])
          le Chol = preprocessing.LabelEncoder()
          le Chol.fit([ 'NORMAL', 'HIGH'])
          X[:,3] = le\_Chol.transform(X[:,3])
          X[0:5]
Out[104]: array([[23, 0, 0, 0, 25.355],
                  [47, 1, 1, 0, 13.093],
                  [47, 1, 1, 0, 10.11399999999999],
                  [28, 0, 2, 0, 7.7979999999999],
                 [61, 0, 1, 0, 18.043]], dtype=object)
```

Ahora, podemos completar la variable objetivo (target).

Configurando el Arbol de Decisión

Estaremos utilizando entrenar/probar separar en nuestro árbol de decisión. Importemos train_test_split de sklearn.cross validation.

```
In [101]: from sklearn.model_selection import train_test_split
```

Ahora train_test_split devolverá 4 parámetros diferentes. Los nombraremos:

X trainset, X testset, y trainset, y testset

El train_test_split necesitará los parámetros:

X, y, test size=0.3, and random state=3.

La X e y son los arreglos necesarios ántes de la operación dividir/separar, **test_size** representa el grado del dataset de pruebas, y el **random_state** asegura que obtendremos las mismas divisiones.

```
In [169]:
           X_trainset, X_testset, y_trainset, y_testset = train_test_split(X, y, test_s
            ize=0.3, random state=3)
           print('X_trainset: ',X_trainset[0:5])
print('y_trainset: ',y_trainset[0:5])
           X trainset: [[26 0 0 1 19.16099999999998]
            [41 0 2 1 22.905]
            [28 0 2 0 19.675]
            [19 0 0 0 13.31299999999999]
            [50 1 2 1 15.79]]
           y_trainset: 77
                                drugY
           73
                  drugY
           71
                  drugY
           78
                  drugA
           42
                  drugY
           Name: Drug, dtype: object
```

Práctica

Imprimir la forma X trainset e y trainset. Asegurarse que las dimensiones coincidan

```
In [51]: # your code
    print('Dimension of X_trainset:',X_trainset.shape)
    print('Dimension of y_trainset:',y_trainset.shape)

if X_trainset.shape[0] == y_trainset.shape[0]:
    print('OK, Dimensions match')

else:
    print("NOK, Dimension don't match")

Dimension of X_trainset: (140, 5)
    Dimension of y_trainset: (140,)
    OK, Dimensions match
```

Imprimir la forma de X_testset e y_testset. Asegurarse que las dimensiones coincidan

```
In [52]: # tu código
    print('Dimension of X_testset:',X_testset.shape)
    print('Dimension of y_testset:',y_testset.shape)

if X_testset.shape[0] == y_testset.shape[0]:
    print('OK, Dimensions match')

else:
    print("NOK, Dimension don't match")

Dimension of X_testset: (60, 5)
    Dimension of y_testset: (60,)
    OK, Dimensions match
```

Modelando

Primero crearemos una instancia del DecisionTreeClassifier llamada drugTree.

Dentro del clasificador, especificaremos *criterion="entropy"* para que podamos ver la nueva información de cada nodo.

Luego, adaptaremos los datos con la matriz de entrenamiento X_trainset y el vector de respuesta y_trainset

Predicción

Ahora hagamos algunas predicciones en el dataset de pruebas y guardémoslas en una variable llamada predTree.

```
In [55]: predTree = drugTree.predict(X_testset)
```

Puedes imprimir **predTree** y **y_testset** si quieres comparar visualmente la predicción con los valores actuales.

```
In [ ]:
```

Evaluación

Luego, importemos metrics de sklearn y revisemos la precisión de nuestro modelo.

```
In [57]: from sklearn import metrics
    import matplotlib.pyplot as plt
    print("Precisión de los Arboles de Decisión: ", metrics.accuracy_score(y_tes
    tset, predTree))
```

Accuracy classification score calcula la precisión del subconjunto: las etiquetas predichas para una muestra deben coincidir con las correspondientes etiquetas en y_true.

En la clasificación multietiqueta, la función devuelve un subconjunto de precisión. Si el conjunto de etiquetas predichas para una muestra coincide totalmente con el conjunto de etiquetas, entonces la precisión del subconjunto es 1.0; de no ser así, es 0.0.

Práctica

¿Puedes calcular la precisión sin sklearn?

```
In [141]: # tu código aquí
from sklearn import preprocessing

le_predTree_drug = preprocessing.LabelEncoder()
le_predTree_drug.fit(['drugA','drugB','drugC','drugX','drugY'])

#Predict_matrix[:,1] = le_y_testset_drug.transform((Predict_matrix[:,1]))
```

```
40
       drugY
       drugX
drugX
51
139
197
        drugX
170
        drugX
        drugC
82
183
        drugY
46
        drugA
        drugB
70
100
        drugA
179
        drugY
83
        drugA
25
        drugY
190
        drugY
159
        drugX
        drugY
173
95
        drugX
3
        drugX
        drugB
41
        drugX
58
14
        drugX
143
        drugY
        drugY
12
        drugY
6
182
        drugX
161
        drugB
128
        drugY
        drugY
122
       drugA
drugX
101
86
64
        drugB
       drugC
drugC
47
158
        drugX
34
38
        drugX
196
        drugC
        drugY
4
72
        drugX
67
        drugX
145
        drugX
156
        drugA
       drugY
drugC
115
155
        drugY
15
61
        drugA
        drugY
175
120
        drugY
130
        drugY
        drugY
23
        drugX
153
31
        drugB
103
        drugX
        drugY
89
132
        drugX
109
        drugY
126
        drugY
17
        drugA
30
        drugX
178
        drugY
162
        drugX
```

Name: Drug, dtype: object

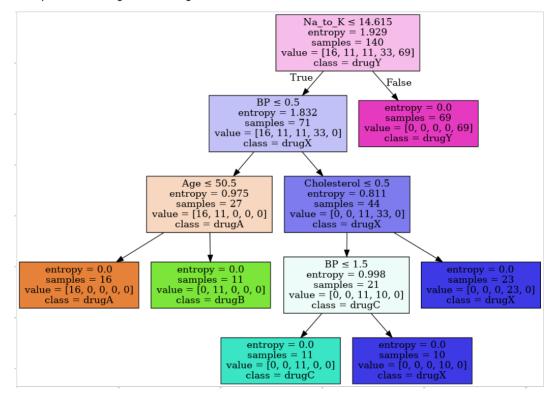
```
KevError
                                          Traceback (most recent call last)
<ipython-input-141-4f40c9bc7268> in <module>
     10 print(M[0])
     11
---> 12 y testset[0]
~/conda/envs/python/lib/python3.6/site-packages/pandas/core/series.py in ge
titem__(self, key)
                key = com.apply_if_callable(key, self)
    869
    870
                try:
--> 871
                    result = self.index.get value(self, key)
    872
    873
                    if not is scalar(result):
~/conda/envs/python/lib/python3.6/site-packages/pandas/core/indexes/base.py i
n get_value(self, series, key)
   4402
                k = self._convert_scalar_indexer(k, kind="getitem")
   4403
                trv:
-> 4404
                    return self. engine.get value(s, k, tz=getattr(series.dty
pe, "tz", None))
   4405
                except KeyError as el:
   4406
                    if len(self) > 0 and (self.holds_integer() or self.is_boo
lean()):
pandas/ libs/index.pyx in pandas. libs.index.IndexEngine.get value()
pandas/_libs/index.pyx in pandas._libs.index.IndexEngine.get_value()
pandas/ libs/index.pyx in pandas. libs.index.IndexEngine.get loc()
pandas/ libs/hashtable class helper.pxi in pandas. libs.hashtable.Int64HashTa
ble.get item()
pandas/_libs/hashtable_class_helper.pxi in pandas._libs.hashtable.Int64HashTa
ble.get item()
KeyError: 0
```

Visualización

Observemos el árbol

```
In [106]: from sklearn.externals.six import StringIO
    import pydotplus
    import matplotlib.image as mpimg
    from sklearn import tree
%matplotlib inline
```

Out[108]: <matplotlib.image.AxesImage at 0x7faca4402da0>



¿Deseas aprender más?

IBM SPSS Modeler es una plataforma para analytics que contiene varios algoritmos de machine learning. Fue diseñada para acercar inteligencia predictiva a las decisiones hechas por individuos, grupos, sistemas, toda la empresa. Un free trial está disponible a través de este curso en: SPSS Modeler (http://cocl.us/ML0101EN-SPSSModeler).

Asi mismo, puedes utilizar Watson Studio para ejecutar estos notebooks más rápido y con datasets más grandes. Watson Studio es una solución en la nube lider de IBM's para científicos de datos, construída por científicos de datos. Con Jupyter notebooks, RStudio, Apache Spark y librerías conocidas pre instaladas en la nube, Watson Studio posibilita a los científicos de datos colaborar en sus proyectos sin tener que instalar nada. Sumate a la comunidad de usuarios Watson Studio hoy mismo por medio de una cuenta gratuita en Watson Studio (https://cocl.us/ML0101EN_DSX)

¡Gracias por completar esta lección!

Laboratorio creado por: Saeed Aghabozorgi (https://ca.linkedin.com/in/saeedaghabozorgi)

Copyright © 2018 <u>Cognitive Class (https://cocl.us/DX0108EN_CC</u>). Este lab y su código fuente fueron registrados bajo los términos de <u>MIT License (https://bigdatauniversity.com/mit-license/</u>).