arbol-decision

September 17, 2021

[179]:
```
# Import the necessary modules and libraries
import numpy as np
from sklearn.tree import DecisionTreeClassifier
import matplotlib.pyplot as plt
import pandas as pd
from sklearn import preprocessing
from sklearn.model_selection import train_test_split
```

[180]:
```
df=pd.read_csv('persona_hogares_nuevo_activo.csv', sep=',')
df.head()
```

```
/opt/anaconda/lib/python3.8/site-packages/IPython/core/interactiveshell.py:3146:
DtypeWarning: Columns (137,170,171,175,176,178,179) have mixed types.Specify
dtype option on import or set low_memory=False.
  has_raised = await self.run_ast_nodes(code_ast.body, cell_name,
```

[180]:

	folio	depto	area	nro	genero	edad	dianac	\
0	514-00377165338-A-0151	Potosí	Urbana	7	2.Mujer	17	10	
1	814-07304888064-A-0091	Beni	Urbana	2	2.Mujer	55	25	
2	722-05544092985-A-0211	Santa Cruz	Urbana	2	2.Mujer	38	4	
3	111-00416110273-A-0051	Chuquisaca	Urbana	2	2.Mujer	31	30	
4	723-05165997060-A-0271	Santa Cruz	Urbana	4	2.Mujer	7	4	

	mesnac	anionac	relacionjefehogar	…	yhog	\
0	11	2002	3.HIJO/A O ENTENADO/A	…	8405.5263671875	
1	4	1964	2.ESPOSA/O O CONVIVIENTE	…	6231	
2	9	1981	2.ESPOSA/O O CONVIVIENTE	…	8125	
3	8	1988	2.ESPOSA/O O CONVIVIENTE	…	3511.39990234375	
4	4	2012	3.HIJO/A O ENTENADO/A	…	6897	

	yhogpc	z	zext	pcero	puno	\
0	1050.69079589844	939.419983	460.089996	No pobre	0	
1	2077	862.669983	420.010010	No pobre	0	
2	1354.16662597656	789.750000	404.579987	No pobre	0	
3	702.279968261719	1020.330017	494.549988	Pobre	0.311712920665741	
4	1724.25	789.750000	404.579987	No pobre	0	

	pdos	pextcero	pextuno	pextdos

```
0                   0  No pobre extremo       0       0
1                   0  No pobre extremo       0       0
2                   0  No pobre extremo       0       0
3  0.097164943814278  No pobre extremo       0       0
4                   0  No pobre extremo       0       0

[5 rows x 180 columns]
```

[181]:
```
# renombramos la columna condicion laboral
df = df.rename(columns={'condact': 'target'})
```

[182]:
```
label_encoder = preprocessing.LabelEncoder()
#df['target'] = label_encoder.fit_transform(df['target'])
#df['edad_e'] = label_encoder.fit_transform(df['edad'])
#df['genero_e'] = label_encoder.fit_transform(df['genero'])
#df['tipohogar_e'] = label_encoder.fit_transform(df['tipohogar'])
#df['razontrabaja_e'] = label_encoder.fit_transform(df['razontrabaja'])
#df['cobersalud_e'] = label_encoder.fit_transform(df['cobersalud'])
#df['hijos_e'] = label_encoder.fit_transform(df['hijos'])
#df['ocupacion_e'] = label_encoder.fit_transform(df['ocupacion'])
#df['relacionjefehogar_e'] = label_encoder.
 ↪fit_transform(df['relacionjefehogar'])
#df['interhouse'] = label_encoder.fit_transform(df['internet_casa'])

df.head()
```

[182]:
```
                    folio       depto    area  nro   genero  edad  dianac  \
0  514-00377165338-A-0151      Potosí  Urbana    7  2.Mujer    17      10
1  814-07304888064-A-0091        Beni  Urbana    2  2.Mujer    55      25
2  722-05544092985-A-0211  Santa Cruz  Urbana    2  2.Mujer    38       4
3  111-00416110273-A-0051  Chuquisaca  Urbana    2  2.Mujer    31      30
4  723-05165997060-A-0271  Santa Cruz  Urbana    4  2.Mujer     7       4

   mesnac  anionac         relacionjefehogar  …              yhog  \
0      11     2002     3.HIJO/A O ENTENADO/A  …   8405.5263671875
1       4     1964  2.ESPOSA/O O CONVIVIENTE  …              6231
2       9     1981  2.ESPOSA/O O CONVIVIENTE  …              8125
3       8     1988  2.ESPOSA/O O CONVIVIENTE  …  3511.39990234375
4       4     2012     3.HIJO/A O ENTENADO/A  …              6897

             yhogpc           z        zext     pcero               puno  \
0  1050.69079589844   939.419983  460.089996  No pobre                  0
1              2077   862.669983  420.010010  No pobre                  0
2  1354.16662597656   789.750000  404.579987  No pobre                  0
3  702.279968261719  1020.330017  494.549988     Pobre  0.311712920665741
4           1724.25   789.750000  404.579987  No pobre                  0
```

```
                pdos          pextcero pextuno pextdos
0                  0  No pobre extremo       0       0
1                  0  No pobre extremo       0       0
2                  0  No pobre extremo       0       0
3  0.097164943814278  No pobre extremo       0       0
4                  0  No pobre extremo       0       0

[5 rows x 180 columns]
```

[184]:
```
df[['edad','hijos', 'aestudio','target']]
```

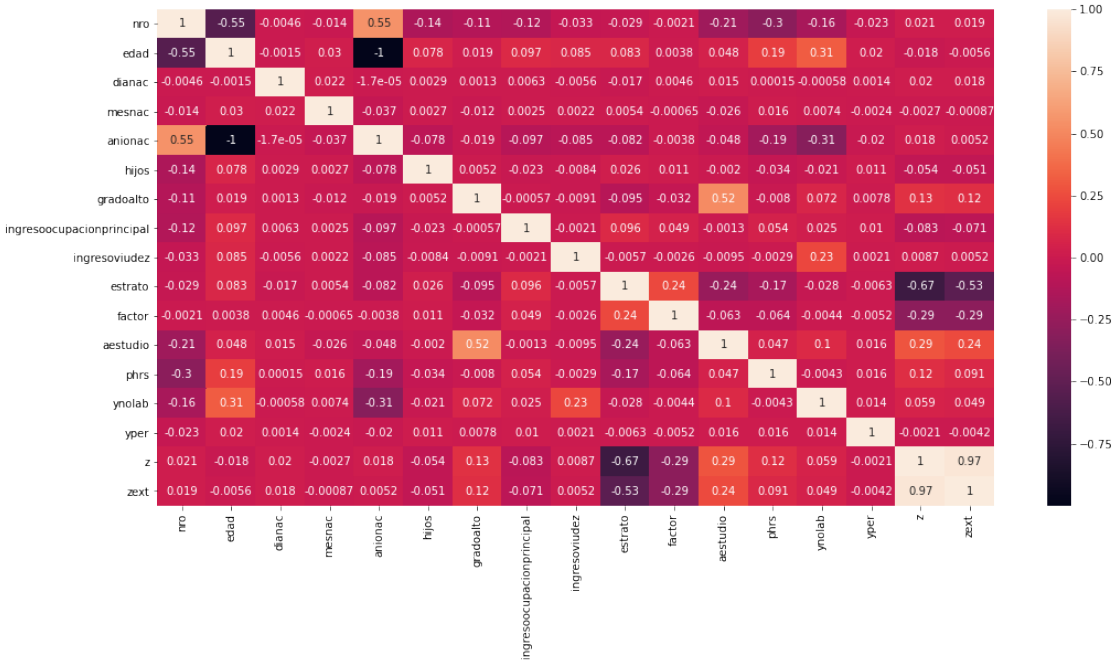
[184]:
```
       edad  hijos  aestudio        target
0        17      1         7   p_aspirante
1        55      0        17    p_temporal
2        38      3        15    p_temporal
3        31      3         4     p_ocupado
4         7      0         1  p_permanente
…      …     …        …            …
34231    26      2        12     p_ocupado
34232    21      2         9     p_ocupado
34233    50      6         5     p_ocupado
34234    40      0         3     p_ocupado
34235    79      0         1    p_temporal

[34236 rows x 4 columns]
```

[168]:
```
df['target'].value_counts()
```

[168]:
```
2    19151
3     9715
4     4396
1      656
0      318
Name: target, dtype: int64
```

[210]:
```
import seaborn as sns

import matplotlib.pyplot as plt

# taking all rows but only 6 columns
df_small = df[['edad','hijos', 'aestudio','target']]

correlation_mat = df.corr()


plt.subplots(figsize=(17, 8.27))
sns.heatmap(correlation_mat, annot = True)
```

```
#plt.figure(figsize=(2, 2), facecolor='0.9')
plt.show()
```



[185]:
```
nomcol = ['edad','hijos', 'aestudio','target']
df1=df[nomcol]
df1.head(1000)
```

[185]:

	edad	hijos	aestudio	target
0	17	1	7	p_aspirante
1	55	0	17	p_temporal
2	38	3	15	p_temporal
3	31	3	4	p_ocupado
4	7	0	1	p_permanente
..	…	…	…	…
995	34	3	12	p_permanente
996	31	1	12	p_temporal
997	21	2	12	p_temporal
998	20	0	12	p_aspirante
999	43	3	10	p_temporal

[1000 rows x 4 columns]

[186]:
```
X=df1[df1.columns[:-1]]
y=df1['target']
y.head(100)
```

[186]:
```
0      p_aspirante
1       p_temporal
2       p_temporal
3        p_ocupado
4     p_permanente
          …
95       p_ocupado
96      p_temporal
97       p_ocupado
98       p_ocupado
99      p_temporal
Name: target, Length: 100, dtype: object
```

[187]:
```
# preparacion de la data de aprendizaje y de testeo
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.3,␣
↪random_state=25)
```

[188]:
```
# Fit regression model
#regr_2 = DecisionTreeRegressor(max_depth=4)
regr_2 = DecisionTreeClassifier(random_state=1234, max_depth=3)
regr_2.fit(X_train, y_train)
```

[188]:
```
DecisionTreeClassifier(max_depth=3, random_state=1234)
```

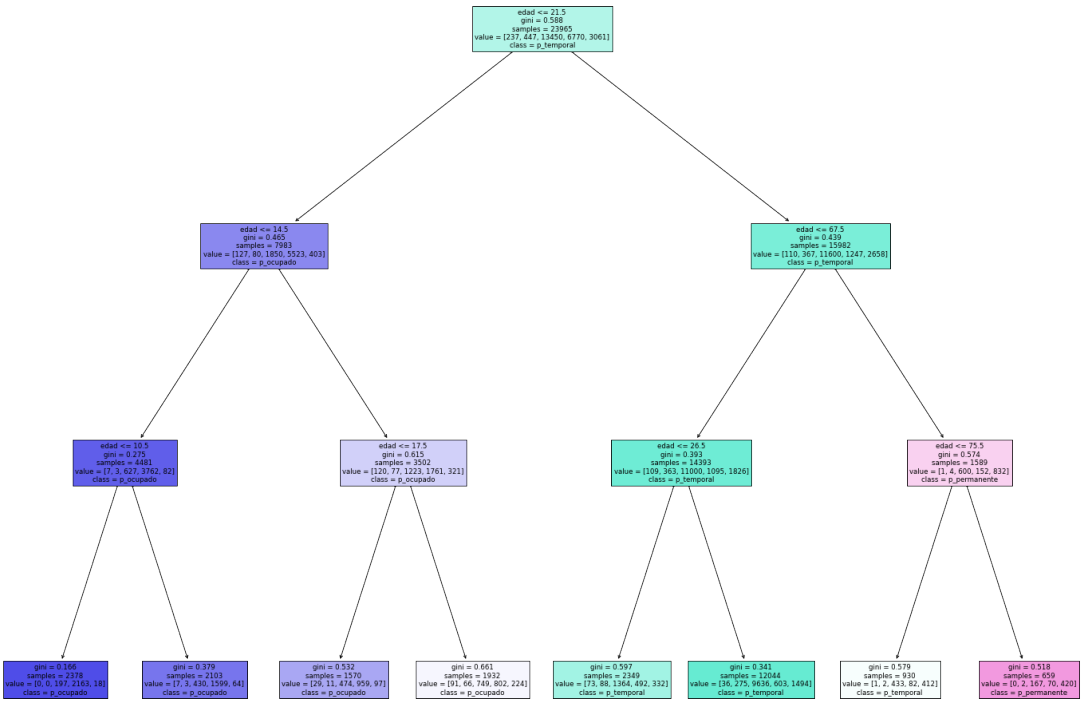
[189]:
```
y_2 = regr_2.predict(X_test)
```

[190]:
```
y_2
```

[190]:
```
array(['p_ocupado', 'p_ocupado', 'p_ocupado', …, 'p_ocupado',
       'p_ocupado', 'p_permanente'], dtype=object)
```

[191]:
```
from matplotlib import pyplot as plt
from sklearn import datasets
from sklearn import tree
```

[195]:
```
fig = plt.figure(figsize=(25,20))
_ = tree.plot_tree(regr_2,
                   feature_names=nomcol,
                   class_names=df.target,
                   filled=True)
```



Segun el grafico, la clasificacion de una persona cualquiera a una de las 6 categorias de condicion laboral, segun el modelo de arbol de decision, prima mas la edad, el numero de hijos, y los anios de estudio con 3 niveles de profundidad en cuanto al modelo.

[198]:
```
from sklearn.metrics import accuracy_score
print(accuracy_score(y_test, y_2))
```

```
0.7191120630902541
```