

Presentacion de resultados proyecto #1

Realizado por:

- Augusto Alonso - 181085
- Joohno Molina - 18096
- Mario Sarmientos - 17055

```
In [1]: #Install all dependencies
!pip install plotly
!pip install pyreadstat
!pip install seaborn
!pip install xlrd==1.2.0
!pip install sklearn
!pip install yellowbrick
!pip install scipy
!pip install numpy
!pip install statsmodels
!pip install pandas
!pip install graphviz
Requirement already satisfied: numpy>=1.15.4 in /Library/Frameworks/Python.framework/Versions/3.7/lib/python3.7/site-packages (from pandas>0.24.0->pyreadstat) (1.19.5)
Requirement already satisfied: pytz>=2017.2 in /Library/Frameworks/Python.framework/Versions/3.7/lib/python3.7/site-packages (from pandas>0.24.0->pyreadstat) (2019.3)
Requirement already satisfied: python-dateutil>=2.7.3 in /Library/Frameworks/Python.framework/Versions/3.7/lib/python3.7/site-packages (from pandas>0.24.0->pyreadstat) (2.7.3)
Requirement already satisfied: six>=1.5 in /Library/Frameworks/Python.framework/Versions/3.7/lib/python3.7/site-packages (from python-dateutil>=2.7.3->pandas>0.24.0->pyreadstat) (1.15.0)
WARNING: You are using pip version 21.0.1; however, version 21.1.1 is available.
You should consider upgrading via the '/Library/Frameworks/Python.framework/Versions/3.7/bin/python3.7 -m pip install --upgrade pip' command.
Requirement already satisfied: seaborn in /Library/Frameworks/Python.framework/Versions/3.7/lib/python3.7/site-packages (0.11.1)
Requirement already satisfied: pandas>=0.23 in /Library/Frameworks/Python.framework/Versions/3.7/lib/python3.7/site-packages (from seaborn) (1.1.5)
Requirement already satisfied: scipy>=1.0 in /Library/Frameworks/Python.framework/Versions/3.7/lib/python3.7/site-packages (from seaborn) (1.6.2)
Requirement already satisfied: numpy>=1.15 in /Library/Frameworks/Python.framework/Versions/3.7/lib/python3.7/site-packages (from seaborn) (1.19.5)
Requirement already satisfied: matplotlib>=2.2 in /Library/Frameworks/Python.framework/Versions/3.7/lib/python3.7/site-packages (from seaborn) (3.4.1)
```

Dependencias

Procederemos a importar todas las dependencias que utilizaremos para nuestros modelos e analisis de los mismos

```
In [1]: #import dependencies
import pandas as pd
import seaborn as sns
import matplotlib.pyplot as plt
import pyreadstat
import numpy as np
import plotly.express as px
from sklearn import tree
import csv
import time
import random
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.metrics import mean_squared_error,r2_score,accuracy_score
import statsmodels.api as sm
from sklearn.metrics import plot_confusion_matrix, classification_report, confusion_matrix
import scipy.stats as stats
from sklearn.model_selection import RepeatedStratifiedKFold
from sklearn.model_selection import cross_val_score
from sklearn.datasets import make_classification
from sklearn.ensemble import RandomForestClassifier
```

Preparacion

Procederemos a preparar nuestro data set para que pueda ser legible por nuestros modelos y dejaremos unicamente los campos que nos son utiles

```
In [2]: years_range = range(2009,2020)
data_prefix_path = "Data/defunciones"
lista = []
nombres = ['Depreg', 'Mupreg', 'Mesreg', 'Añoreg', 'Depocu', 'Mupocu', 'Areag',
           'Sexo', 'Diaocu', 'Mesocu', 'Añoocu', 'Edadif', 'Perdif', 'Getdif',
           'Ecidif', 'Ocudif', 'Dnadif', 'Mnadif', 'Nacdif', 'Dredif', 'Mredif',
           'Caudef', 'Asist', 'Ocur', 'Cerdef', 'year']
palabras = ['mupreg', 'mupocu', 'añoocu', 'Escodif', 'mnadif i in columnas:if', 'Pnadif', 'Predif', 'Puedif', 'Ciuodif',
            'caudef.descrip']
```

Procedemos a cargar nuestra informacion iterando en los años y cargando las columnas

```
In [4]: for k in years_range:
    #We load the .sav file
    path = data_prefix_path + str(k) + ".sav"
    df, meta = pyreadstat.read_sav(path)
    columnas = df.columns
    columnas = list(columnas)
    for i in columnas:
        if i in palabras:
            for j in nombres:

                if i.lower() == j.lower():
                    df = df.rename(columns={i: j})
    df["year"] = k
    lista.append(df)
```

Creamos nuestro data set en pandas y vemos que columnas tenemos ya que definitivamente tendremos que eliminar varias

```
In [5]: #We create our data set with an appropriate name
defunciones = pd.concat(lista)
defunciones = defunciones
defunciones.shape
defunciones.columns
```

```
Out[5]: Index(['Depreg', 'Mupreg', 'Mesreg', 'Añoreg', 'Depocu', 'Mupocu', 'Areag',
   'Sexo', 'Diaocu', 'Mesocu', 'Añoocu', 'Edadif', 'Perdif', 'Getdif',
   'Ecidif', 'Ocudif', 'Dnadif', 'Mnadif', 'Nacdif', 'Dredif', 'Mredif',
   'Caudef', 'Asist', 'Ocur', 'Cerdef', 'year', 'Escodif', 'Pnadif',
   'Predif', 'Puedif', 'Ciuodif', 'caudef.descrip'],
  dtype='object')
```

No necesitamos

- Mupreg -> Municipio de registro
- Mesreg -> Mes de registro
- Añoreg -> Año de registro
- Depocu -> Departamento ocurrencia
- Mupocu -> Municipio ocurrencia
- Areag
- caudef.descrip -> Descripción de la causa
- year -> Año
- Diaocu -> Día de ocurrencia
- Añoocu -> Año de ocurrencia
- Nacdif -> Nacimiento del difunto
- Ciuodif -> Ciudad del difunto

```
In [6]: #We are gonna drop columns we dont need
#No necesitamos el municipio de registro
#No necesitamos el Mes ni año
#No necesitamos el Mes ni año
#El año no es un factor
#Mredif municipio residencia

defunciones = defunciones.drop(
    [
        'Mupreg', 'Mesreg', 'Añoreg', 'Depocu', 'Mupocu', 'Areag', 'caudef.descrip', 'year',
        'Diaocu', 'Añoocu', 'Nacdif', 'Cerdef', 'Ciuodif', 'Puedif', 'Mnadif', 'Nacdif', 'Ecidif', 'Perdif',
        'Dnadif', 'Dredif'
    ], axis=1
)
```

Creamos una función que nos permitirá poder pasar variables cualitativas como factor con un diccionario

```
In [7]: map_values = lambda mapped: lambda x: mapped[x]
defunciones.columns
```

```
Out[7]: Index(['Depreg', 'Sexo', 'Mesocu', 'Edadif', 'Getdif', 'Ocudif', 'Mredif',
   'Caudef', 'Asist', 'Ocur', 'Escodif', 'Pnadif', 'Predif'],
  dtype='object')
```

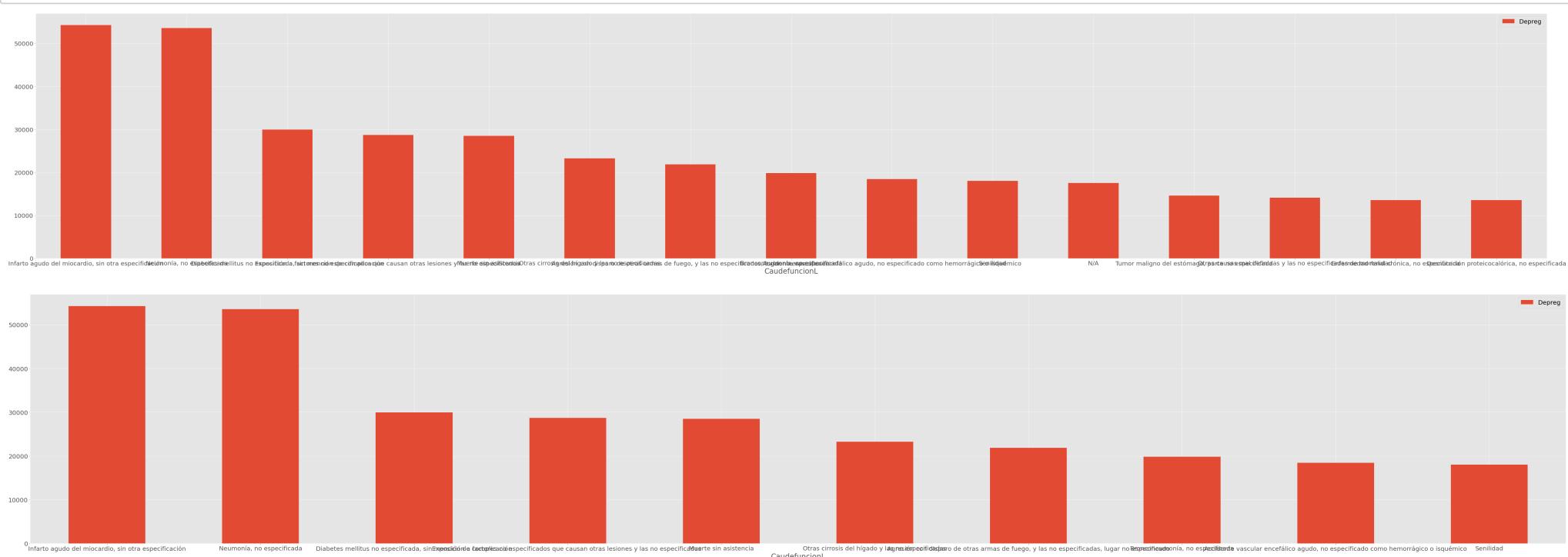
Procedemos a cargar un diccionario con los nombres de las causas de enfermedades para poder plotearlos y sean legibles esta información la botaremos luego y utilizaremos únicamente los códigos.

```
In [26]: df_dicc_enf = pd.read_excel (r'Data/DiccionarioE.xlsx')
dict_t_e = {}
for index, row in df_dicc_enf.iterrows():
    dict_t_e[row['CAUSA']] = row['DESCRIP']
defunciones['CaudefuncionL'] = defunciones['Caudef'].apply(lambda x:dict_t_e[x] if x in dict_t_e else 'N/A')
```

Procedemos a visualizar como se comporta la causa de defunción ya que hay más de 1000 causas y no todas nos interesan de igual manera para esto crearemos una gráfica de barras para poder visualizar los resultados

```
In [53]: plt.rcParams['figure.figsize'] = (90, 15)
plt.style.use('ggplot')
plt.rcParams.update({'font.size': 20})
df_res_d = defunciones.groupby('CaudefucionL').count()
df_res_d = df_res_d.sort_values('Depreg', ascending=False).head(30)

#Visualizamos las siguientes 15
ax_2 = df_res_d.head(15).plot.bar(y='Depreg', rot=0)
#Visualizamos las siguientes 10
ax_2 = df_res_d.head(10).plot.bar(y='Depreg', rot=0)
```



Como no se visualiza del todo bien los nombres si no mas que todo las cantidades procedemos a imprimirlas para saber cuales son

```
In [50]: head_def_causes_des = df_res_d.head(15)
print("---Top 15 enfermedades---")
i = 0
for index, row in head_def_causes_des.iterrows():
    print(str(i+1), " ", index)
    i+=1

head_def_causes_des_10 = df_res_d.head(10)
print("---Top 10 enfermedades---")
i = 0
for index, row in head_def_causes_des_10.iterrows():
    print(str(i+1), " ", index)
    i+=1

---Top 15 enfermedades---
1 ) Infarto agudo del miocardio, sin otra especificación
2 ) Neumonía, no especificada
3 ) Diabetes mellitus no especificada, sin mención de complicación
4 ) Exposición a factores no especificados que causan otras lesiones y las no especificadas
5 ) Muerte sin asistencia
6 ) Otras cirrosis del hígado y las no especificadas
7 ) Agresión con disparo de otras armas de fuego, y las no especificadas, lugar no especificado
8 ) Bronconeumonía, no especificada
9 ) Accidente vascular encefálico agudo, no especificado como hemorrágico o isquémico
10 ) Senilidad
11 ) N/A
12 ) Tumor maligno del estómago, parte no especificada
13 ) Otras causas mal definidas y las no especificadas de mortalidad
14 ) Enfermedad renal crónica, no especificada
15 ) Desnutrición proteicocalórica, no especificada
---Top 10 enfermedades---
1 ) Infarto agudo del miocardio, sin otra especificación
2 ) Neumonía, no especificada
3 ) Diabetes mellitus no especificada, sin mención de complicación
4 ) Exposición a factores no especificados que causan otras lesiones y las no especificadas
5 ) Muerte sin asistencia
6 ) Otras cirrosis del hígado y las no especificadas
7 ) Agresión con disparo de otras armas de fuego, y las no especificadas, lugar no especificado
8 ) Bronconeumonía, no especificada
9 ) Accidente vascular encefálico agudo, no especificado como hemorrágico o isquémico
10 ) Senilidad
```

```
In [86]: #Botamos el valor que ya no nos es util en nuestro data frame
defunciones = defunciones.drop(['CaudefucionL'], axis=1)
```

Observaciones de la Causa de defunción

Como podemos observar en las gráficas de arriba notamos que luego de la 10ma causa de muerte ya la cantidad es menos de 1500 y se convierten la minoria por eso es que decidimos que no eran relevantes para nuestro dataset

A continuación procederemos a filtrar únicamente los datos que nos interesan en base a la causa de defunción. Y mappeamos los valores para poder tener un valor numérico que los represente

```
In [57]: # Tomaremos las 10 enfermedades mas comunes
df_res = defunciones.groupby('Caudef').count()
df_res = df_res.sort_values('Depreg', ascending=False).head(10)
#Solo jalamos el top 10 de enfermedades ya que ocupan casi todo
mapped_v = {
    'I219': 0, #Infarto agudo del miocardio, sin otra especificación
    'J189': 1, #Neumonía, no especificada
    'E149': 2, #Diabetes mellitus no especificada, sin mención de complicación
    'X599': 3, #Exposición a factores no especificados que causan otras lesiones y las no especificadas
    'R98X': 4, #Muerte sin asistencia
    'K746': 5, #Otras cirrosis del hígado y las no especificadas
    'X959': 6, #Agresión con disparo de otras armas de fuego, y las no especificadas, lugar no especificado
    'J180': 7, #Bronconeumonía, no especificada
    'I64X': 8, #Accidente vascular encefálico agudo, no especificado como hemorrágico o isquémico
    'R54X': 9, #Senilidad
}
defunciones = defunciones[(defunciones.Caudef == 'I219') |
                           (defunciones.Caudef == 'J189') |
                           (defunciones.Caudef == 'E149') |
                           (defunciones.Caudef == 'X599') |
                           (defunciones.Caudef == 'R98X') |
                           (defunciones.Caudef == 'K746') |
                           (defunciones.Caudef == 'X959') |
                           (defunciones.Caudef == 'J180') |
                           (defunciones.Caudef == 'I64X') |
                           (defunciones.Caudef == 'R54X')]
]
# df_res
defunciones['Caudef'] = defunciones['Caudef'].apply(map_values(mapped_v))
```

/Library/Frameworks/Python.framework/Versions/3.7/lib/python3.7/site-packages/ipykernel_launcher.py:29: SettingWithCopyWarning:
A value is trying to be set on a copy of a slice from a DataFrame.
Try using .loc[row_indexer,col_indexer] = value instead

See the caveats in the documentation: https://pandas.pydata.org/pandas-docs/stable/user_guide/indexing.html#returning-a-view-versus-a-copy
(https://pandas.pydata.org/pandas-docs/stable/user_guide/indexing.html#returning-a-view-versus-a-copy)

```
In [58]: defunciones.Caudef
```

```
Out[58]: 2      6
7      6
8      3
9      3
25     0
..
83055   8
83062   0
83065   1
83068   3
83070   0
Name: Caudef, Length: 296277, dtype: int64
```

La escolaridad de los difuntos solo tiene valores numéricos pero para pandas son textos procedemos a cambiarles el valor para poder utilizarlos en nuestro modelo

```
In [59]: #Normalizaremos las escolaridades
defunciones['Escodif'] = defunciones['Escodif'].apply(lambda x: float(x))
```

/Library/Frameworks/Python.framework/Versions/3.7/lib/python3.7/site-packages/ipykernel_launcher.py:2: SettingWithCopyWarning:
A value is trying to be set on a copy of a slice from a DataFrame.
Try using .loc[row_indexer,col_indexer] = value instead

See the caveats in the documentation: https://pandas.pydata.org/pandas-docs/stable/user_guide/indexing.html#returning-a-view-versus-a-copy
(https://pandas.pydata.org/pandas-docs/stable/user_guide/indexing.html#returning-a-view-versus-a-copy)

Quitamos las defunciones que tengan ocupaciones no validas.

```
In [60]: #Tremovemos las ocupaciones no validas
defunciones = defunciones[defunciones.Ocudif != '9999']
```

La ocupación del difunto tambien es un valor cualitativo por ende queremos ver los que mas se repiten y tratar los que nos interesan como factores.

Debido a que las ocupaciones tambien estan en codigos y queremos entender las que vamos a seleccionar vamos a utilizar un diccionario para estas gráficas y mappear valores

```
In [81]: df_dicc_oc = pd.read_excel (r'Data/Diccionario0.xlsx')
dict_t_o = {}
for index, row in df_dicc_oc.iterrows():
    dict_t_o[str(row['Code'])] = row['description']
defunciones['OcudifL'] = defunciones['Ocudif'].apply(lambda x: dict_t_o[str(x)] if str(x) in dict_t_o else 'N/A')
print(defunciones['Ocudif'])
lol = defunciones[defunciones['OcudifL'] != 'N/A'].copy()
lol
```

```
2      9712
7      9712
8      9712
9      9711
25     9712
...
83055    NaN
83062    NaN
83065    NaN
83068    NaN
83070    NaN
Name: Ocudif, Length: 291383, dtype: object
```

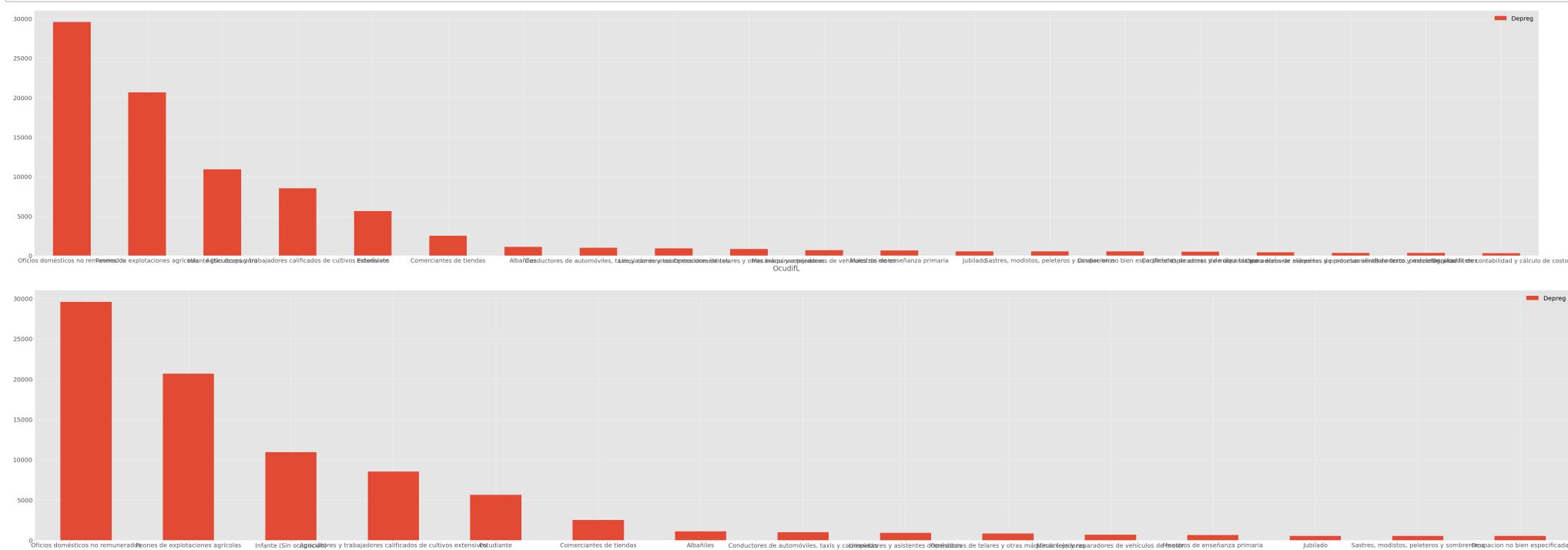
Out[81]:

	Depreg	Sexo	Mesocu	Edadif	Getdif	Ocudif	Mredif	Caudef	Asist	Ocur	Escodif	Pnadif	Predif	CaudefuncionL	OcudifL
2	22.0	2.0	8.0	18.0	1.0	9712	0101	6	4.0	3.0	NaN	NaN	NaN	Agresión con disparo de otras armas de fuego, ...	Estudiante
7	1.0	1.0	1.0	22.0	1.0	9712	0101	6	4.0	3.0	NaN	NaN	NaN	Agresión con disparo de otras armas de fuego, ...	Estudiante
8	5.0	2.0	4.0	22.0	1.0	9712	0101	3	4.0	3.0	NaN	NaN	NaN	Exposición a factores no especificados que cau...	Estudiante
9	5.0	2.0	1.0	24.0	1.0	9711	0101	3	4.0	3.0	NaN	NaN	NaN	Exposición a factores no especificados que cau... Oficios domésticos no remunerados	
25	1.0	2.0	10.0	36.0	1.0	9712	0101	0	9.0	3.0	NaN	NaN	NaN	Infarto agudo del miocardio, sin otra especifi...	Estudiante
...
72229	1.0	1.0	8.0	1.0	9.0	9714	9999	7	5.0	6.0	1.0	9999.0	9999.0	Bronconeumonía, no especificada	Infante (Sin ocupación)
72230	1.0	2.0	4.0	8.0	9.0	9714	9999	4	5.0	6.0	1.0	9999.0	9999.0	Muerte sin asistencia	Infante (Sin ocupación)
72231	1.0	1.0	10.0	2.0	9.0	9714	9999	4	5.0	6.0	1.0	9999.0	9999.0	Muerte sin asistencia	Infante (Sin ocupación)
72232	2.0	1.0	9.0	999.0	9.0	9714	9999	6	5.0	6.0	1.0	9999.0	9999.0	Agresión con disparo de otras armas de fuego, ...	Infante (Sin ocupación)
72235	19.0	1.0	1.0	999.0	2.0	9714	9999	6	5.0	9.0	1.0	9999.0	9999.0	Agresión con disparo de otras armas de fuego, ...	Infante (Sin ocupación)

91318 rows × 15 columns

In [82]:

```
df_res_ocu_d = lol.groupby('OcudifL').count()
df_res_ocu_d = df_res_ocu_d.sort_values('Depreg', ascending=False).head(20)
ax = df_res_ocu_d.plot.bar(y='Depreg', rot=0)
ax_2 = df_res_ocu_d.head(15).plot.bar(y='Depreg', rot=0)
```



La gráfica a continuación nos da idea para poder visualizar los datos con sus cantidades de una buena manera pero notamos que los textos no se distinguen bien. Para poder aclarar los valores a tomar . Seleccionaremos el top 10 a desplegarse de ocupaciones y filtraremos por código

In [84]:

```
head_def_causes_des_10 = df_res_ocu_d.head(10)
print("---Top 10 enfermedades---")
i = 0
for index, row in head_def_causes_des_10.iterrows():
    print(str(i+1), " ", index)
    i+=1
```

---Top 10 enfermedades---

- 1) Oficios domésticos no remunerados
- 2) Peones de explotaciones agrícolas
- 3) Infante (Sin ocupación)
- 4) Agricultores y trabajadores calificados de cultivos extensivos
- 5) Estudiante
- 6) Comerciantes de tiendas
- 7) Albañiles
- 8) Conductores de automóviles, taxis y camionetas
- 9) Limpiadores y asistentes domésticos
- 10) Operadores de telares y otras máquinas tejedoras

Botamos el valor que ya no necesitaremos

In [87]:

```
defunciones = defunciones.drop(['OcudifL'], axis=1)
```

Observaciones

Aca notamos que en las primeras 10 ocupaciones se acumula la mayor parte de nuestra muestra. De la septima a la decima son bastante parecidas las muestras y en adelante se reduce aun mas la cantidad lo consideramos despreciable.

Procedemos a filtrar únicamente las ocupaciones que nos interesan. Y mappeamos los valores a factores

In [47]:

```
df_res_ocu = defunciones.groupby('Ocudif').count()
df_res_ocu = df_res_ocu.sort_values('Depreg', ascending=False).head(10)
# Ocudif
mapped_v = {
    '9711': 0, #Oficios domésticos no remunerados
    '9211': 1, # Peones de explotaciones agrícolas
    '9714': 2, # Sin ocupación infante
    '6111': 3, # Agricultores y trabajadores calificados de cultivos extensivos
    '9712': 4, # Estudiante
    '5221': 5, # Comerciantes de tiendas
    '7112': 6, # Albañiles
    '8322': 7, # Conductores de automóviles, taxis y camionetas
    '9111': 8, # Limpiadores y asistentes domésticos
    '8152': 9, # Operadores de telares y otras máquinas tejedoras
}
df_res_ocu
defunciones = defunciones[(defunciones.Ocudif == '9711') | (defunciones.Ocudif == '9211') | (defunciones.Ocudif == '9714') | (defunciones.Ocudif == '6111') | (defunciones.Ocudif == '9712') | (defunciones.Ocudif == '5221') | (defunciones.Ocudif == '7112') | (defunciones.Ocudif == '8322') | (defunciones.Ocudif == '9111') | (defunciones.Ocudif == '8152')]
]
defunciones['Ocudif'] = defunciones['Ocudif'].apply(map_values(mapped_v))
```

Dentro de nuestro data set procedemos a observar las defunciones que son validas y las que no lo son para ver si es viable utilizar esta columna como variable de respuesta

In [48]:

```
invalid_deaths = defunciones[defunciones.Edadif==999].Edadif
#.shape[0]
valid_deaths = defunciones[defunciones.Edadif!=999].Edadif
print("El numero de elementos disponibles dentro de nuestro data set son : ", defunciones.shape[0])
print("El numero de elementos con información invalida (edad == 999) es: ", invalid_deaths.shape[0])
print("El numero de elementos con información valida (edad != 999) es: ", valid_deaths.shape[0])
print("El porcentaje aprovechable de nuestro data set es: ", (valid_deaths.shape[0]/defunciones.shape[0]) * 100, "%")
```

El numero de elementos disponibles dentro de nuestro data set son : 81545
El numero de elementos con información invalida (edad == 999) es: 342
El numero de elementos con información valida (edad != 999) es: 81203
El porcentaje aprovechable de nuestro data set es: 99.58059966889448 %

Como podemos observar arriba:

El numero de elementos disponibles dentro de nuestro data set son : 81545
El numero de elementos con información invalida (edad == 999) es: 342
El numero de elementos con información valida (edad != 999) es: 81203
El porcentaje aprovechable de nuestro data set es: 99.58059966889448 %
Nuestra muestra es el 99% de los posibles elementos en nuestro data set lo cual nos permitira tener un modelo fiable.

In [49]:

```
defunciones = defunciones[defunciones.Edadif!=999]
#Process our N/A variables
data = defunciones.fillna(0)
data.describe()
```

Out[49]:

	Depreg	Sexo	Mesocu	Edadif	Getdif	Ocudif	Caudef	Asist	Ocur	Escodif	Pnadif	Predif
count	81203.000000	81203.000000	81203.000000	81203.000000	81203.000000	81203.000000	81203.000000	81203.000000	81203.000000	81203.000000	81203.000000	81203.000000
mean	9.792865	1.446966	6.430723	56.097780	3.963684	1.607982	3.520633	3.386033	4.473591	1.303289	82.180855	81.659385
std	6.567169	0.497183	3.439103	28.987187	3.533156	1.901816	2.935147	1.677548	1.919933	2.436364	202.723776	190.162546
min	1.000000	1.000000	1.000000	0.000000	1.000000	0.000000	0.000000	1.000000	1.000000	0.000000	0.000000	0.000000
25%	4.000000	1.000000	3.000000	33.000000	1.000000	0.000000	1.000000	1.000000	4.000000	0.000000	0.000000	0.000000
50%	10.000000	1.000000	6.000000	64.000000	2.000000	1.000000	3.000000	4.000000	4.000000	0.000000	0.000000	0.000000
75%	14.000000	2.000000	9.000000	80.000000	9.000000	3.000000	6.000000	5.000000	6.000000	1.000000	0.000000	0.000000
max	22.000000	2.000000	12.000000	129.000000	9.000000	9.000000	9.000000	9.000000	9.000000	9.000000	9999.000000	9999.000000

De nuestra data observamos que aun hay columnas con valores 9999 que es no aplica o inválido procedemos a terminar de limpiar nuestro data set de estos valores

In [50]:

```
#Remover 9999
data = data[(data.Pnadif != 9999) & (data.Predif != 9999)]
```

Se decidio llenar los vacios con 0 Puesto que si la columna es categórica entonces no habría problema porque a la hora de contar no se categorizaría al elemento. Ademas observamos que que la asistencia, Ocurriencia, Escolaridad, Pais de residencia y Pais de nacionalidad tienen 9999 que es que falta la informacion falta limpiar eso

In [51]:

```
data.Edadif.describe()
data.columns
```

Out[51]:

```
Index(['Depreg', 'Sexo', 'Mesocu', 'Edadif', 'Getdif', 'Ocudif', 'Mredif',
       'Caudef', 'Asist', 'Ocur', 'Escodif', 'Pnadif', 'Predif'],
      dtype='object')
```

Aca ya empezamos aobserver cosas como que hay niños de 0 años dentro de nuestro data set lo mas probable es que sean recien nacidos y la media es 52 años.

```
In [52]: #Plot config  
plt.rcParams['figure.figsize'] = (15, 9)  
plt.style.use('ggplot')  
  
data = data.select_dtypes(exclude=['object'])  
data.columns  
  
# pd.get_dummies(data_lol.Ocudif)
```

```
Out[52]: Index(['Depreg', 'Sexo', 'Mesocu', 'Edadif', 'Getdif', 'Ocudif', 'Caudef',  
'Asist', 'Ocur', 'Escodif', 'Pnadif', 'Predif'],  
dtype='object')
```

Excluimos la informacion que no nos sea util

Vairable de respuesta

Nuestra variable de respuesta sera determinada en base de diferentes rangos de edad. A continuacion asignaremos nuestra variable de respuesta

- Recien nacido
 - Difunto de 0 años de edad
- Niño
 - Difunto de 1 año a 10 años de edad
- Adolescente
 - Difunto de 11 año a 17 años de edad
- Jovenes
 - Difunto de 18 año a 27 años de edad
- Adulto
 - Difunto de 28 año a 44 años de edad
- Adulto mayor
 - Difunto de 45 año a 70 años de edad
- Anciano
 - Difunto mayor de 70 años

```
In [53]: data['AgeRange'] = 0  
data.loc[data.Edadif == 0, 'AgeRange'] = 0  
data.loc[(data.Edadif > 0) & (data.Edadif < 11), 'AgeRange'] = 1  
data.loc[(data.Edadif >=11) & (data.Edadif < 18), 'AgeRange'] = 2  
data.loc[(data.Edadif >=18) & (data.Edadif < 28), 'AgeRange'] = 3  
data.loc[(data.Edadif >=28) & (data.Edadif < 45), 'AgeRange'] = 4  
data.loc[(data.Edadif >=45) & (data.Edadif < 71), 'AgeRange'] = 5  
data.loc[data.Edadif >=71, 'AgeRange'] = 6
```

```
In [54]: dictionaries_age = {  
    '0': 'Recien nacidos',  
    '1': 'Niños',  
    '2': 'Adolescentes',  
    '3': 'Jovenes',  
    '4': 'Adulto',  
    '5': 'Adulto mayor',  
    '6': 'Anciano'  
}  
dictionaries_age_array = ['Recien nacidos', 'Niños', 'Adolescentes', 'Jovenes', 'Adulto', 'Adulto mayor', 'Anciano']
```

Ahorita que ya creamos nuestra variable de respuesta procemos a eliminar la edad del difunto para que no afecte nuestros modelos.

```
In [55]: #Remove innecesary variable age  
data.pop('Edadif')
```

```
Out[55]: 2      18.0  
7      22.0  
8      22.0  
9      24.0  
25     36.0  
...  
72116   21.0  
72136   46.0  
72156   76.0  
72157   24.0  
72159   30.0  
Name: Edadif, Length: 81184, dtype: float64
```

Creando modelo arbol de desicion

```
In [56]: datos_copy = data.copy()  
y = datos_copy.pop('AgeRange')  
X = datos_copy
```

Separando nuestro train, test set

Nuestro train set tendra el 65% El test settendra el 35%

```
In [57]: random.seed(999)  
X_train, X_test,y_train, y_test = train_test_split(X, y,test_size=0.35,train_size=0.65)
```

```
In [58]: #Creamos nuestro arbol de desicion  
clf_age_range_1 = tree.DecisionTreeClassifier()
```

Entrenando el modelo

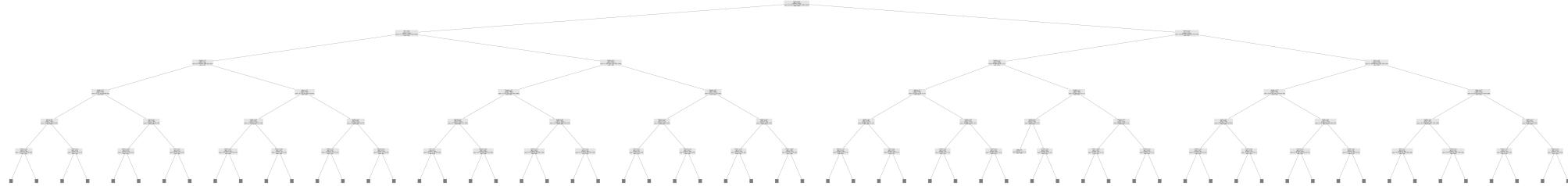
```
In [60]: timestamp1 = time.time()
clf_age_range_1.fit(X_train, y_train)
timestamp2 = time.time()
print("Se tomo %.2f segundos en entrenar el arbol de desición" % (timestamp2 - timestamp1))
```

Se tomo 0.14 segundos en entrenar el arbol de desición

```
In [61]: X_train.columns
```

```
Out[61]: Index(['Depreg', 'Sexo', 'Mesocu', 'Getdif', 'Ocudif', 'Caudef', 'Asist',
 'Ocur', 'Escodif', 'Pnadif', 'Predif'],
 dtype='object')
```

```
In [68]: from sklearn.tree import export_text
fig = plt.figure(figsize=(150,20))
_= tree.plot_tree(clf_age_range_1, feature_names=X_train.columns, class_names=True, max_depth=5)
# export_text(clf_age_range_1)
```



```
In [69]: fig.savefig("decistion_tree_1.png")
```

Predicción con el modelo

Procederemos a la predicción con el modelo

```
In [70]: timestamp1 = time.time()
y_pred_age_ranges_decision_tree = clf_age_range_1.predict(X_test)
timestamp2 = time.time()
print("Se tomo %.2f segundos en predecir los rangos de edades" % (timestamp2 - timestamp1))
```

Se tomo 0.01 segundos en predecir los rangos de edades

Calculo de Resultados y presición

A continuación procederemos a calcular el acierto de nuestro modelo. Luego procederemos a ver donde es que mas fallo y donde acerto mas con nuestra matriz de confusión.

```
In [71]: accuracy_model_1 = accuracy_score(y_test, y_pred_age_ranges_decision_tree)
print("% de actierto de nuestro modelo: ", accuracy_model_1*100, "%")

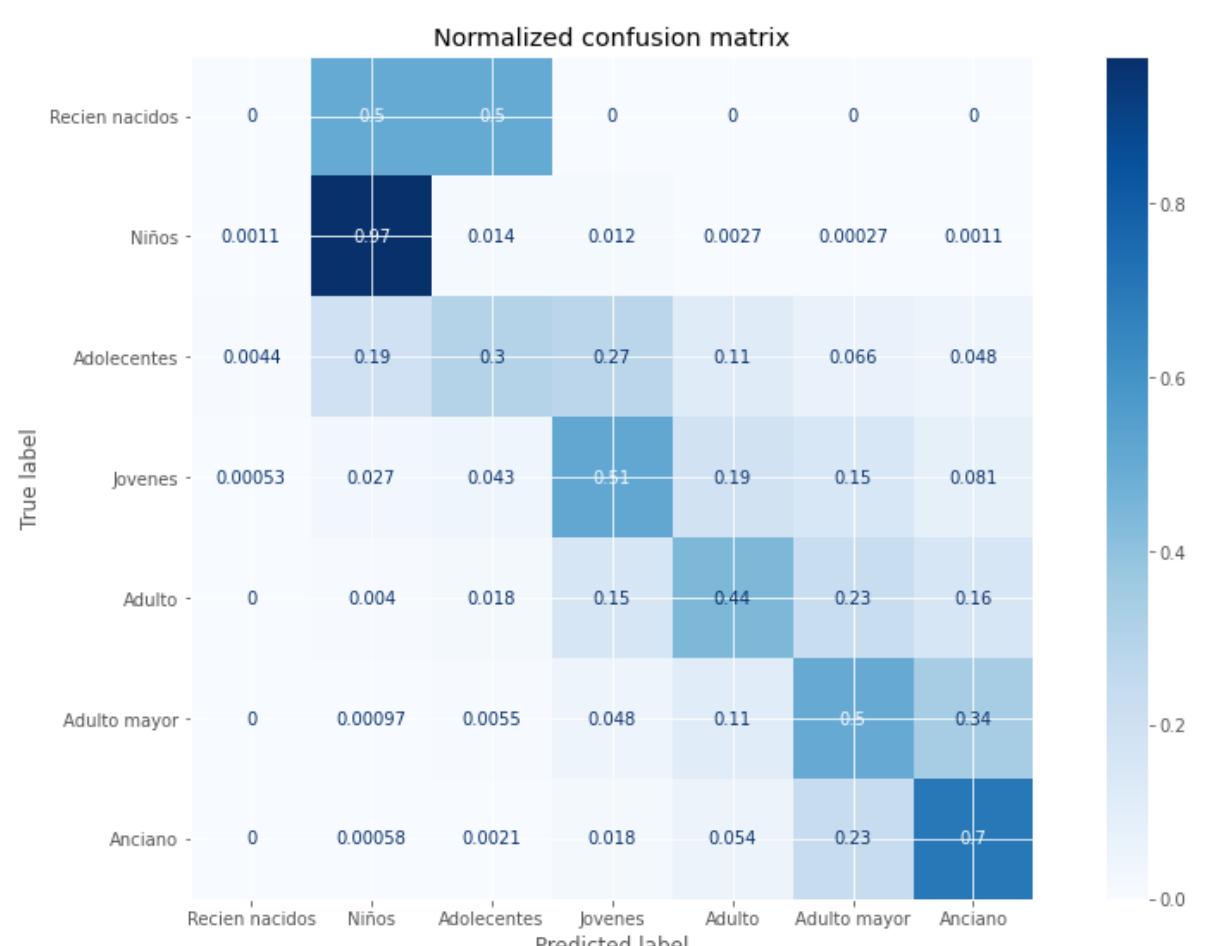
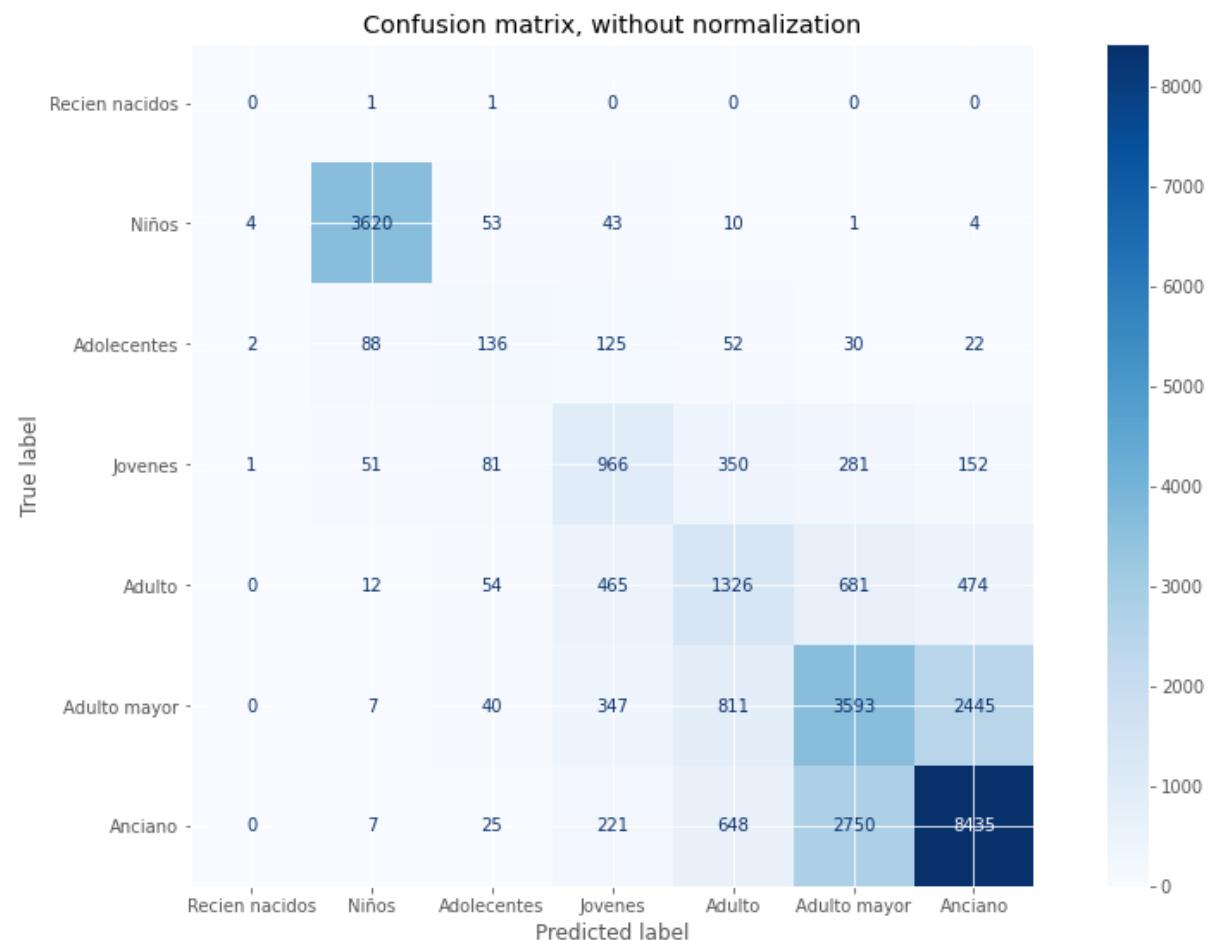
% de actierto de nuestro modelo: 63.614288228048565 %
```

```
In [72]: cm = confusion_matrix(y_test,y_pred_age_ranges_decision_tree)
print('Matriz de confusión: \n',cm)
```

```
Matriz de confusión:
[[ 0   1   1   0   0   0   0]
 [ 4 3620  53   43  10   1   4]
 [ 2   88  136  125  52  30  22]
 [ 1   51   81  966  350  281  152]
 [ 0   12   54  465 1326  681  474]
 [ 0    7   40  347  811 3593 2445]
 [ 0    7   25  221  648 2750 8435]]
```

```
In [73]: titles_options = [("Confusion matrix, without normalization", None),
                      ("Normalized confusion matrix", 'true')]

for title, normalize in titles_options:
    disp = plot_confusion_matrix(clf_age_range_1, X_test, y_test,
                                 cmap=plt.cm.Blues,
                                 display_labels=dictionaries_age_array,
                                 normalize=normalize)
    disp.ax_.set_title(title)
```



```
In [74]: data.Predif.sort_values(ascending=False)
```

```
Out[74]: 72159    723.0
72156    723.0
72157    723.0
72136    720.0
72116   340.0
...
71066     0.0
71065     0.0
71064     0.0
71063     0.0
2        0.0
Name: Predif, Length: 81184, dtype: float64
```

Discusión de la matriz de confusión y resultados

Accuracy del modelo

Nuestro modelo presentó una presición del 63.62% no siendo excelente pero siendo decente para el modelo que hemos elegido. Aunque definitivamente es algo que se puede mejorar.

Árbol generado

El arbol nos muestra que el primer valor que determina la predicción de un fallecido es la causa de difuncion así que podemos asumir que hay una fuerte relación entre la edad y la causa de enfermedad entre las 10 mas comunes. Esto nos puede servir para determinar que es un factor importante a tomar en cuenta cuando alguna persona con mezcla (edad + enfermedad que presente riesgo) a esa edad sea evaluada y tambien esta información se puede empezar a tomar gracias a esto. Ademas observamos que la ramificación es cuando la enfermedad pertenece a las primeras dos y la otra ramificación es las restantes. Hay dos enfermedades que determinan bastante dentro de nuestro arbol. Nuestro arbol decidimos asignarle una

profundidad máxima en sus ramas de 5 debido a que era muy pesado plottear el arbol completo pero sentimos que esta profundidad nos permitira tener como minimo 5 valores realmente importantes dentro de la relación de edad - defunción. Dentro de nuestro arbol de desición en el primer rango es tan grande que el arbol decide volver a ramificar en base de la causa esto siempre dentro de la ramificación de la izquierda. Y luego ya pasamos a otros valores diferentes a la causa que serian la ocurrencia y el departamento nos llama la atencion que el departamento sea un factor importante para la prediccion de la edad esto puede ser debido a una de las enfermedades dentro de esta ramificación es Nuemonia y como habiamos visto en nuestros clusters habia una relacion fuerte de esta enfermedad con los departamentos frios ademas que el sitio de ocurrencia es un factor practicamente separando a cuando es en una casa de salud o un domicilio lo cual tiene sentido. Dentro de estas causas incluyendo ahora la diabetes observamos que el sexo es un factor para determinar la edad de defuncion. Por el otro lado observamos que nuestro arbol nos indica que el mes de ocurrencia puede ser un factor seguido de la escolaridad y la etnia del difunto. Esto nos hace pensar que probablemente en el siguiente nivel podriamos observar la ocupacion justo debajo de la escolaridad o incluso debajo de la etnia al ser concientes que en Guatemala existe un problema de discriminación. Tambien nos fijamos que hay enfermedades

Matriz de confusión

Dentro de nuestra matriz de confusión normalizada podemos observar que nuestras predicciones de los niños y ancainos fueron los mas acertados con 97 y 70 % de acierto respectivamente. Por el otro lado observamos que los adolescentes tuvieron el mas bajo promedio de aciertos siendo confundidos en su mayoria con niños y con jovenes esto pudo haber pasado por dos razones nuestro rango no esta bien establecido o la muestra no es lo suficientemente confiable para poder predecir esto. Para corregirlo podemos estratificar los datos asegurandonos que todos tengan de cada uno de los grupos en un procentaje. El resto de los grupos que obtuvimos obseravamos en promedio que alrededor de un 50% de acierto se tuvo. Como dato importante podemos notar que los recien nacidos tuvieron bastante confusión con los adultos mayores consideramos que esto puede ser al delimitar el rango en un valor unicamente (0 años) o bien puede ser que los valores en este data set no muestren tener una relacion realmente con este grupo y no haya factores para predecir la muerte de un recien nacido.

Random Forest

Realizaremos un modelo de random forest para ver si con mas deision trees podemos llegar a un mejor resultado y si si donde fue que el modelo mejoro en base de nuestras matrices de confusión.

```
In [75]: rf = RandomForestClassifier(n_estimators = 1000)
```

Procederemos a entrenar el modelo

```
In [76]: timestamp1 = time.time()
rf.fit(X_train, y_train)
timestamp2 = time.time()
print("Se tomo %.2f segundos en entrenar el random forest" % (timestamp2 - timestamp1))
```

Se tomo 40.04 segundos en entrenar el random forest

Como primer diferencia notamos ya el tiempo entre ambos vario drasticamente el primer modelo (desicion tree) no tomo ni un segundo meintras el random forest tomo 40.04 segundos en entrenarlo definitivamente es mas pesado.

Prediccion con el modelo random forest

Procederemos a la prediccion con el modelo de random forest

```
In [77]: timestamp1 = time.time()
pred_y_random_forest = rf.predict(X_test)
timestamp2 = time.time()
print("Se tomo %.2f segundos en predecir el modelo de random forest" % (timestamp2 - timestamp1))
```

Se tomo 9.88 segundos en predecir el modelo de random forest

Calculo de Resultados y presicion

```
In [78]: from sklearn.metrics import classification_report, confusion_matrix, accuracy_score
print("Reporte de clasificacion: ", classification_report(y_test,pred_y_random_forest))
print("Accuracy de nuestro modelo: ", accuracy_score(y_test, pred_y_random_forest))
```

		precision	recall	f1-score	support
0	0.00	0.00	0.00	2	
1	0.96	0.98	0.97	3735	
2	0.48	0.26	0.34	455	
3	0.53	0.51	0.52	1882	
4	0.50	0.42	0.46	3012	
5	0.52	0.50	0.51	7243	
6	0.72	0.79	0.75	12086	
accuracy			0.67	28415	
macro avg	0.53	0.49	0.51	28415	
weighted avg	0.66	0.67	0.67	28415	

Accuracy de nuestro modelo: 0.6717930670420552

```
/Library/Frameworks/Python.framework/Versions/3.7/lib/python3.7/site-packages/sklearn/metrics/_classification.py:1245: UndefinedMetricWarning: Precision and F-score are ill-defined and being set to 0.0 in labels with no predicted samples. Use `zero_division` parameter to control this behavior.
    _warn_prf(average, modifier, msg_start, len(result))
/Library/Frameworks/Python.framework/Versions/3.7/lib/python3.7/site-packages/sklearn/metrics/_classification.py:1245: UndefinedMetricWarning: Precision and F-score are ill-defined and being set to 0.0 in labels with no predicted samples. Use `zero_division` parameter to control this behavior.
    _warn_prf(average, modifier, msg_start, len(result))
/Library/Frameworks/Python.framework/Versions/3.7/lib/python3.7/site-packages/sklearn/metrics/_classification.py:1245: UndefinedMetricWarning: Precision and F-score are ill-defined and being set to 0.0 in labels with no predicted samples. Use `zero_division` parameter to control this behavior.
    _warn_prf(average, modifier, msg_start, len(result))
```

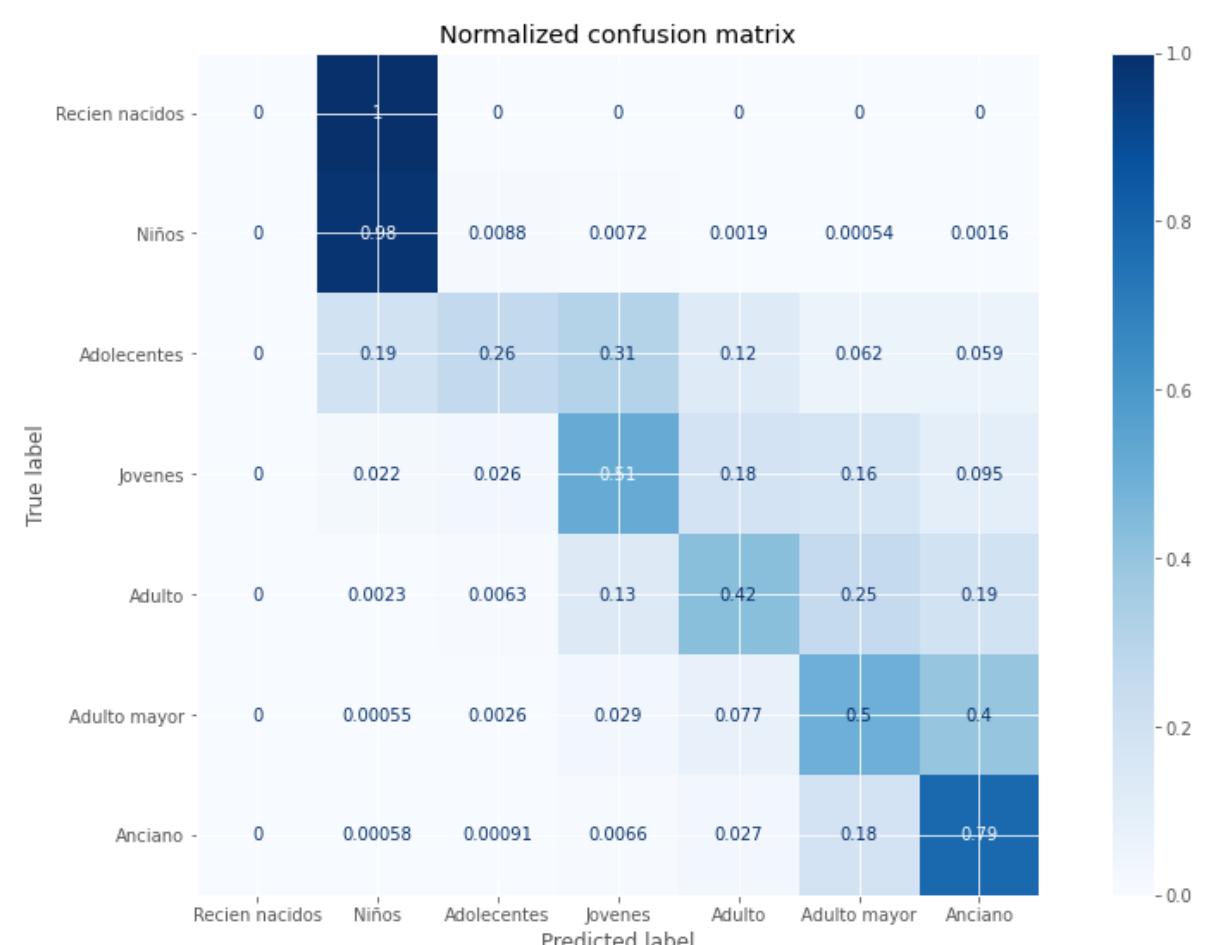
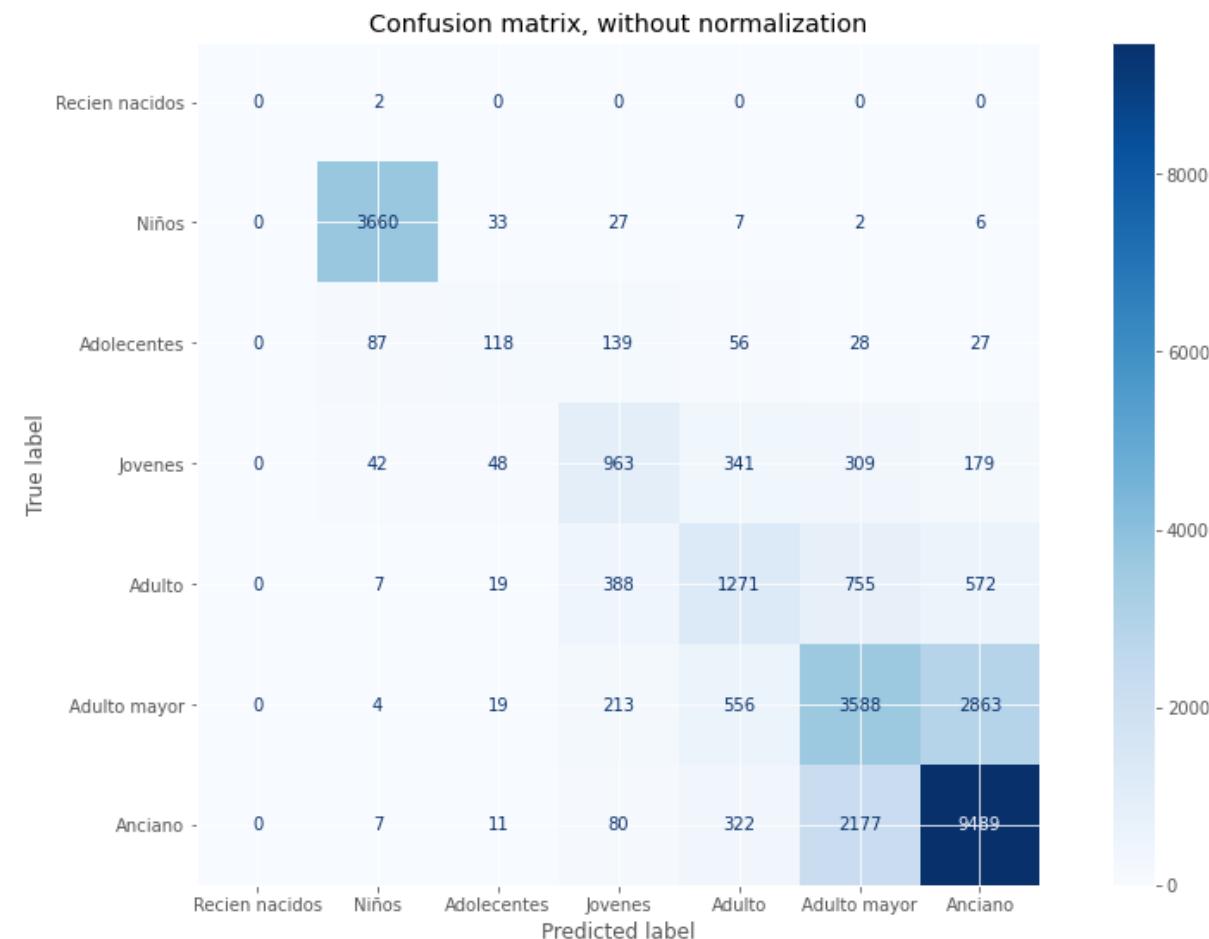
```
In [79]: cm = confusion_matrix(y_test,pred_y_random_forest)
print('Matriz de confusión: \n',cm)
```

Matriz de confusión:

```
[[ 0   2   0   0   0   0   0]
 [ 0 3660  33  27   7   2   6]
 [ 0  87 118 139  56  28  27]
 [ 0  42  48 963 341 309 179]
 [ 0   7  19 388 1271 755 572]
 [ 0   4  19 213 556 3588 2863]
 [ 0   7  11  80 322 2177 9489]]
```

```
In [80]: titles_options = [("Confusion matrix, without normalization", None),
                      ("Normalized confusion matrix", 'true')]
```

```
for title, normalize in titles_options:
    disp = plot_confusion_matrix(rf, X_test, y_test,
                                  cmap=plt.cm.Blues,
                                  display_labels=dictionaries_age_array,
                                  normalize=normalize)
    disp.ax_.set_title(title)
```



Discusión de la matriz de confusión y resultados

Accuracy del modelo

Lo primero que podremos observar es una mejora en nuestro accuracy de un 4%. No fue algo realmente significativo para tener una muestra de 1000 arboles dentro de nuestro random forest de clasificación. El modelo presentó un 67.17% de acierto.

Árbol generado

Este modelo no podemos mostrar los arboles ya que son 1000 y es en base al promedio.

Resultados de la matriz de confusión

Mejoras

Donde observamos mejoras es en la cantidad de niños acertados miramos un incremento del 96% -> 98% la diferencia de los resultados en esto orivienen en que ya no hubo confusión con Recien nacidos y Adolescentes.

Tambien los ancianos 70% -> 79% incrementaron un 9%. Esta mejora es dada en que hubo menor confusión en un 5% con los adultos mayores.

Empeoramientos

Los adolescentes si se vieron afectados de un 30% a un 26% La predicción de los Jovenes, Adultos, y adultos mayores vieron una perdida en su predicción no muy significativa la mayoría de un 1 % pero llama la atención.

Diferencias

Podemos observar que con los adultos mayores se tuvo una menor confusión con los adultos en general pero mas con los ancianos. También en el grupo de jóvenes nuestro modelo logró discernir mejor entre adolescentes y jóvenes pero empeoró con los adultos. Esto podría ser debido a overfitting y generalización.

Resultados aislados

Viendo nuestra matriz miramos justamente que la concentración de datos está en los niños, los adultos mayores y los ancianos. Por ejemplo los recién nacidos apenas hay 3 dentro de la muestra y ni uno fue bien predecido

Estratificación y optimización de nuestra variable de resultado

```
In [81]: datos_stratify = data.copy()
```

```
In [82]: print("Observamos que de recién nacidos hay: ", data[data.AgeRange == 0].shape[0], " elementos en el data set")
print("Observamos que de niños hay: ", data[data.AgeRange == 1].shape[0], " elementos en el data set")
print("Observamos que de adolescentes hay: ", data[data.AgeRange == 2].shape[0], " elementos en el data set")
print("Observamos que de jóvenes hay: ", data[data.AgeRange == 3].shape[0], " elementos en el data set")
print("Observamos que de adultos hay: ", data[data.AgeRange == 4].shape[0], " elementos en el data set")
print("Observamos que de adulto mayor hay: ", data[data.AgeRange == 5].shape[0], " elementos en el data set")
print("Observamos que de ancianos hay: ", data[data.AgeRange == 6].shape[0], " elementos en el data set")
```

Observamos que de recién nacidos hay: 8 elementos en el data set
Observamos que de niños hay: 10503 elementos en el data set
Observamos que de adolescentes hay: 1305 elementos en el data set
Observamos que de jóvenes hay: 5398 elementos en el data set
Observamos que de adultos hay: 8704 elementos en el data set
Observamos que de adulto mayor hay: 20924 elementos en el data set
Observamos que de ancianos hay: 34342 elementos en el data set

```
In [83]: # data.loc[data.AgeRange == 1] = 0
# data.loc[data.AgeRange == 3] = 1
# data.loc[data.AgeRange == 2] = 1
# data.loc[data.AgeRange == 4] = 2
# data.loc[data.AgeRange == 5] = 2
# data.loc[data.AgeRange == 6] = 2
```

```
In [84]: nacidos = datos_stratify[datos_stratify.AgeRange == 0]
niños = datos_stratify[datos_stratify.AgeRange == 1]
adolescentes = datos_stratify[datos_stratify.AgeRange == 2]
jóvenes = datos_stratify[datos_stratify.AgeRange == 3]
adultos = datos_stratify[datos_stratify.AgeRange == 4]
adultos_mayores = datos_stratify[datos_stratify.AgeRange == 5]
ancianos = datos_stratify[datos_stratify.AgeRange == 6]
#Procederemos a crear muestras proporcionalmente iguales
#Proporción 70 -30
```

#Nacidos
nacidos_train = nacidos.sample(frac=0.7)
nacidos_test = nacidos.drop(nacidos_train.index)

#Niños
niños_train = niños.sample(frac=0.7)
niños_test = niños.drop(niños_train.index)

#Niños
adolescentes_train = adolescentes.sample(frac=0.7)
adolescentes_test = adolescentes.drop(adolescentes_train.index)

#Jóvenes
jóvenes_train = jóvenes.sample(frac=0.7)
jóvenes_test = jóvenes.drop(jóvenes_train.index)

#Adultos
adultos_train = adultos.sample(frac=0.7)
adultos_test = adultos.drop(adultos_train.index)

#Adultos
adultos_mayores_train = adultos_mayores.sample(frac=0.7)
adultos_mayores_test = adultos_mayores.drop(adultos_mayores_train.index)

#Ancianos
ancianos_train = ancianos.sample(frac=0.7)
ancianos_test = ancianos.drop(ancianos_train.index)

```
In [85]: y_train = niños_train.pop('AgeRange').append(jóvenes_train.pop('AgeRange')).append(adultos_train.pop('AgeRange')).append(ancianos_train.pop('AgeRange'))
y_test = niños_test.pop('AgeRange').append(jóvenes_test.pop('AgeRange')).append(adultos_test.pop('AgeRange')).append(ancianos_test.pop('AgeRange'))
X_train = niños_train.append(jóvenes_train).append(adultos_train).append(ancianos_train).append(nacidos_train).append(adolescentes_train).append(ancianos_train)
X_test = niños_test.append(jóvenes_test).append(adultos_test).append(ancianos_test).append(nacidos_test).append(adolescentes_test).append(ancianos_test)
```

```
In [86]: y_test.describe()
```

```
Out[86]: count    13288.000000
mean      4.652694
std       1.630691
min       0.000000
25%      4.000000
50%      5.000000
75%      6.000000
max      6.000000
Name: AgeRange, dtype: float64
```

Con el código de arriba nos aseguramos que el 30% de cada una de las respectivas muestras se encuentren en el test set y el 70 porciento en los train set todos teniendo una cantidad proporcional igual.

Creando modelo arbol de desicion (con data estratificada)

```
In [87]: clf_age_range_2 = tree.DecisionTreeClassifier()
```

Entrendando el modelo

```
In [88]: timestamp1 = time.time()
clf_age_range_2.fit(X_train, y_train)
timestamp2 = time.time()
print("Se tomo %.2f segundos en entrenar el arbol de desicion" % (timestamp2 - timestamp1))
```

Se tomo 0.16 segundos en entrenar el arbol de desicion

Prediccion con el modelo

Para poder ver diferencias con el modelo no estratificado

```
In [89]: timestamp1 = time.time()
y_pred_age_ranges_decision_tree_strat = clf_age_range_2.predict(X_test)
timestamp2 = time.time()
print("Se tomo %.2f segundos en predecir los rangos de edades" % (timestamp2 - timestamp1))
```

Se tomo 0.01 segundos en predecir los rangos de edades

Calculo de Resultados y presición

```
In [90]: accuracy_model_1_strat = accuracy_score(y_test, y_pred_age_ranges_decision_tree_strat)
print("% de actierto de nuestro modelo: ", accuracy_model_1_strat*100, "%")
```

% de actierto de nuestro modelo: 53.43166767007826 %

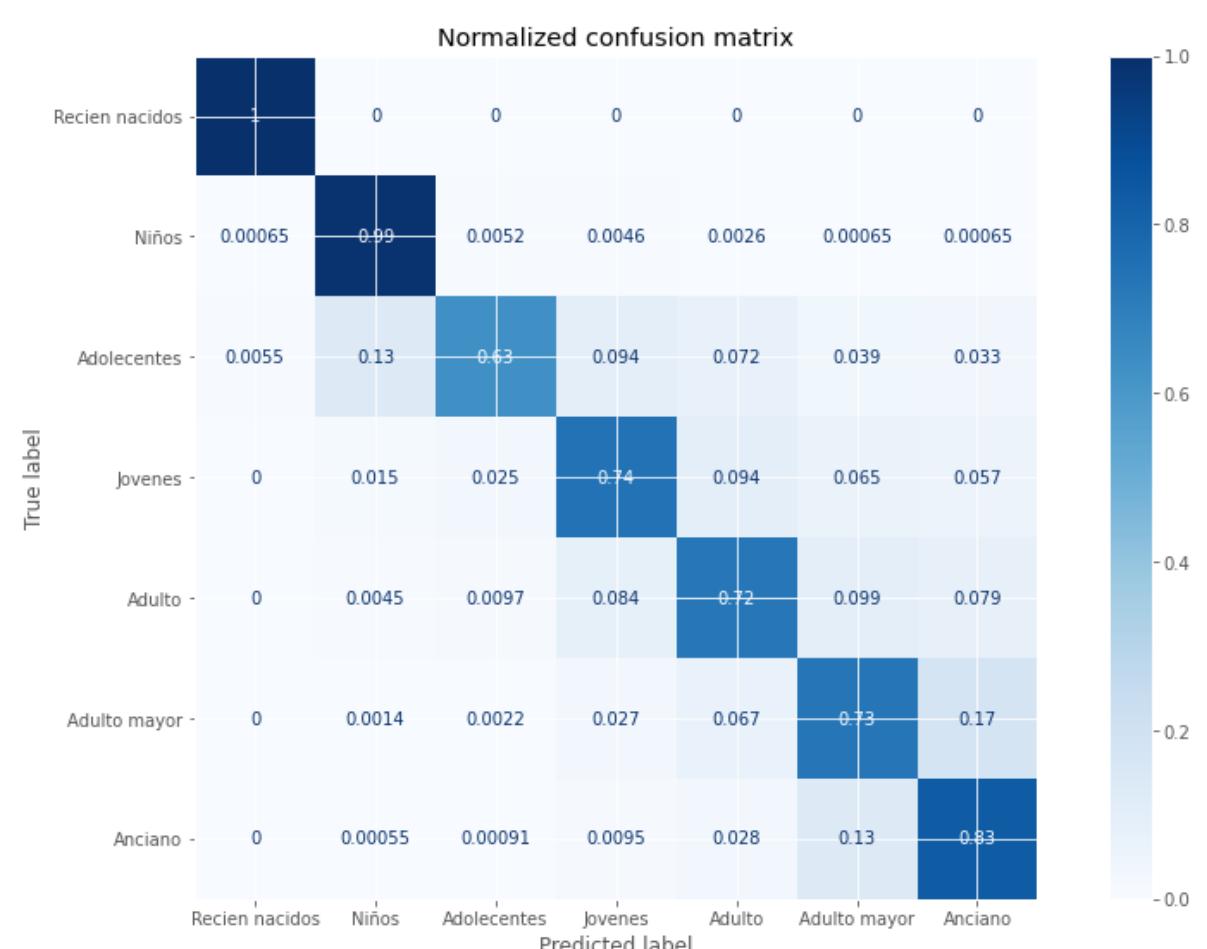
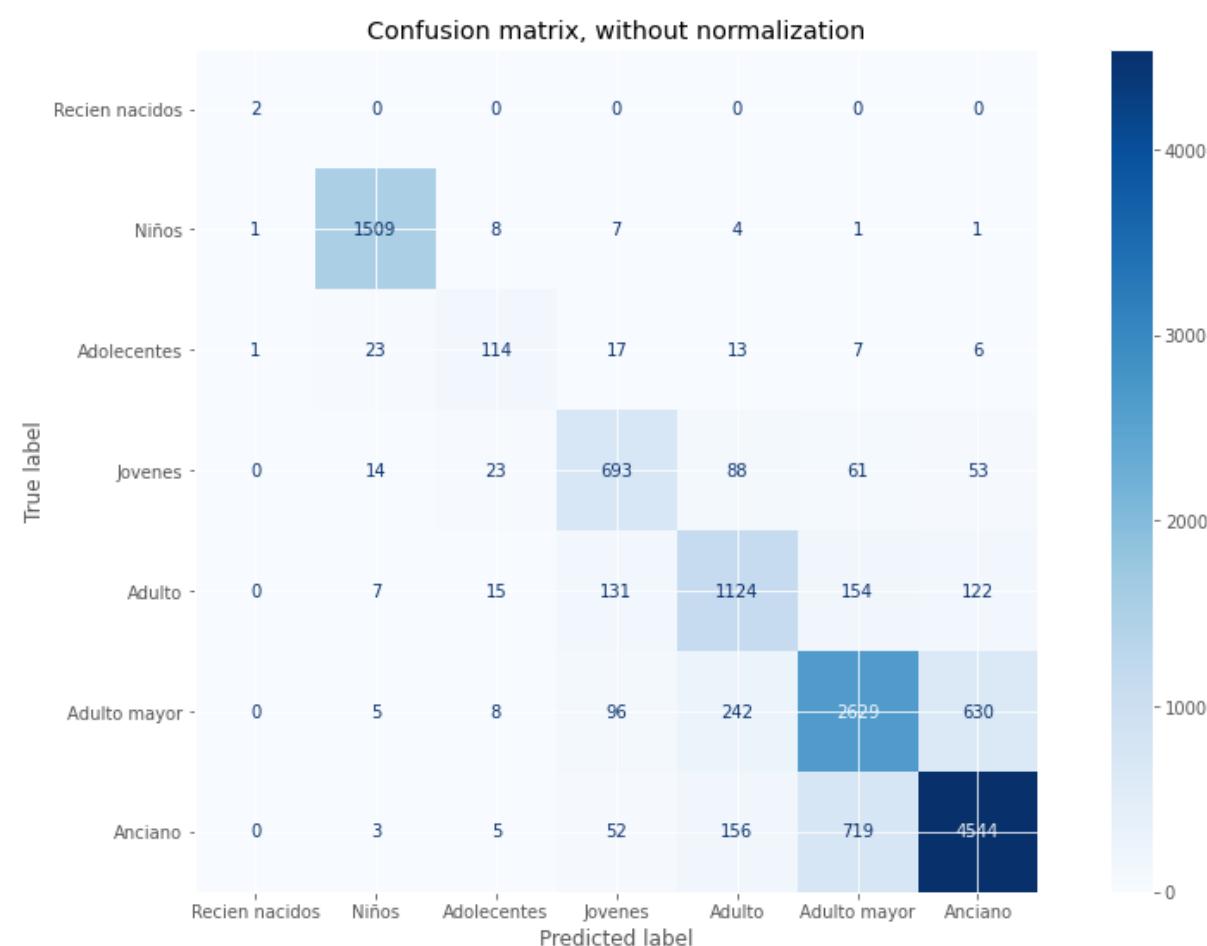
```
In [91]: cm = confusion_matrix(y_test,y_pred_age_ranges_decision_tree_strat)
print('Matriz de confusión: \n',cm)
```

```
Matriz de confusión:
[[ 0   1   1   0   0   0   0]
 [ 0 1449  46  26   4   1   5]
 [ 0   42  25  49  26  22  17]
 [ 0   20  50 302 271 174 115]
 [ 0   11  36 274 427 460 345]
 [ 0    6  20 188 497 1409 1490]
 [ 1    8  17 100 329 1536 3488]]
```

```
In [92]: titles_options = [("Confusion matrix, without normalization", None),
                      ("Normalized confusion matrix", 'true')]

for title, normalize in titles_options:
    disp = plot_confusion_matrix(clf_age_range_1, X_test, y_test,
                                 cmap=plt.cm.Blues,
                                 display_labels=dictionaries_age_array,
                                 normalize=normalize)

    disp.ax_.set_title(title)
```



Discusión de la matriz de confusión y resultados

Accuracy del modelo

Nuestro modelo en presicion decayo un poco podemos observar que bajo casi un 10% y viendolo unicamente desde este punto la estratificación no fue de gran ayuda. Pero falta examinar la matriz de confusión para ver realmente que paso

Matriz de confusión

Cuando visualizamos nuestra matriz de confusión podemos observar que efectivamente hemos tenido praticamente una mejora en la predicción en todos nuestros labels. Creemos que nuestro accuracy puede verse afectado por que la distribución de la muestra cambio y en el modelo sin estratificar casi todos eran ancianos y ahí hubo un buen % de acierto. Dos modelos que podemos observar a simple vista que mejoraron de gran manera fue los recien nacidos con un 100% de éxito aunque fue una muestra unicamente de 2 niños, el otro seria los adolescentes mejorando de un 30% a un 63% reduciendo en gran parte su confusión con los niños y jovenes.

Mejoras

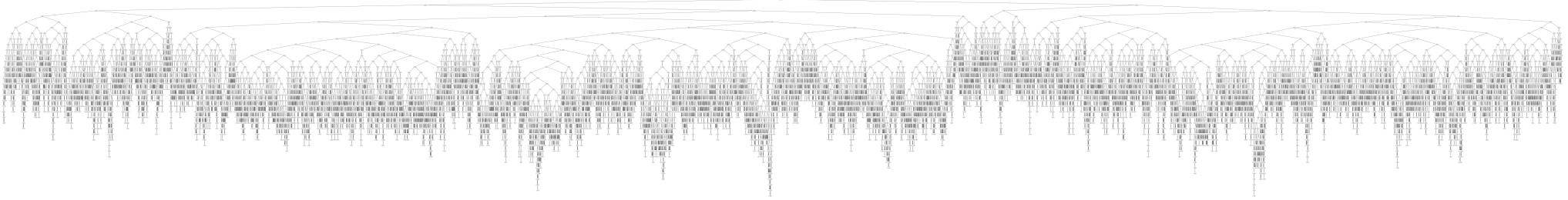
Este modelo mejoró en todos los aspectos posibles dentro de la matriz de confusión. Es un buen ejemplo porque no solo nos tenemos que fiar del accuracy para saber si un modelo es bueno si no una matriz de confusión nos indicara de mejor manera como se comporta el modelo con todos los casos en cuanto a la clasificación. Esto es para algoritmos de clasificación.

Arbol generado

Arbol generado

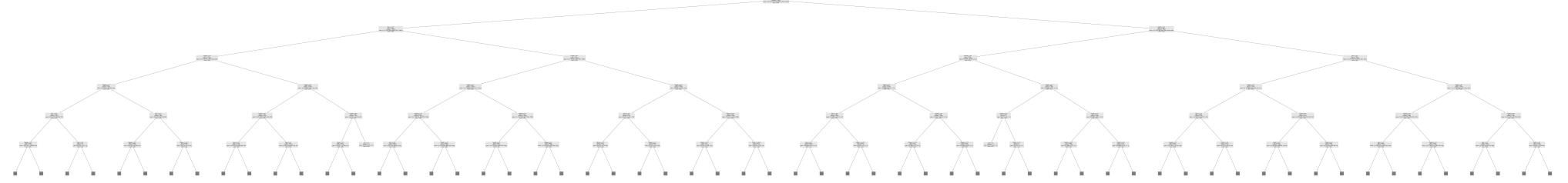
A continuación observamos porque solo mostramos los primeros 5 niveles del arbol a pesar que hemos limitado el valor de nuestras variables y las columnas a utilizar notamos que solo no es legible y nos otorga factores muy poco relevantes.

```
In [651]: fig = plt.figure(figsize=(150,20))
_ = tree.plot_tree(clf_age_range_2, feature_names=X_train.columns, class_names=True)
```



```
In [ ]: fig.savefig("decistion_tree_full.png")
```

```
In [93]: fig = plt.figure(figsize=(150,20))
_ = tree.plot_tree(clf_age_range_2, feature_names=X_train.columns, class_names=True, max_depth=5)
```



```
In [94]: fig.savefig("decistion_tree_2.png")
```

Analisis del arbol generado

Dentro del arbol notamos que la primera variable ahora es la ocupación del difunto. A diferencia del arbol no estratificado donde nos mostraba que el primer valor a tomarse en cuenta era la causa aca lo notamos tambien pero con un poco menos de relevancia aunque sigue siendo relevante aparece en el tercer nivel de la ramificación izquierda. Lo primeros que notamos es que la primera división se hace justo con peones de explotación y oficios domesticos no remunerados. De este grupo notamos que la edad en que muere segun nuestro modelo depende del sitio de ocurrencia especificamente si fue en un centro de salud u hospital o si fue en otra ubicación empezamos a notar que aca hay la causa empeiza a ser factor de si fue un infarto, diabetes o neumonia no especificada. Cuando ya es una neumonia vemos que dependen de si fue en un hospital o nada mas en un centro de salud y en un infarto depende de si fue en un hospital publico o privado o sie fue diabetes empieza ya a pesar factores como el departamento y el sexo. Del otro lado dentro de esta ramificacion notamos que factores como si fueron lesiones o muertes sin asistencia empiezan a relacionarse con el sexo. Es interesante ver como es un factor tan importante en especial para estos trabajos de explotación. Del otro lado notamos que cuando son infantes su escolaridad depende como factor de la edad lo cual tiene sentido hay una relacion fuerte en el grado y la edad de un difunto pero a partir de esto empezamos a notar que de nuevo los infartos y neumonia empiezan a ser factores como el mes de ocurrencia como en meses mas frios esto puede afectar. De ahí notamos que sifue en un hospital o centro medica dependiendo de si fue de nuevo un ataque, diabetes o neumonia el sexo empieza a ser un factor mientras que si fue otra causa de muerte ya tenemos el grupo de los agricultores.

En general notamos que quienes mandan aca en estos niveles son el sitio + la ocupación + la causa de la defunción.

Cual fue mejor?

Random Forest vs Arbol de Clasificación

Creemos nosotros que para tener un resultado mas acertado definitivamente un random forest sera lo que mejor nos ira pero hay que recordar que este es mas caro y nos genera una colección de arboles.

Arbol de Clasificación (estratificado) vs Arbol de Clasificación (no estratificado)

Respecto entre los dos modelos de arbol de desición generados preferimos el modelo con la data estratificada ya que su acierto esta mejor distribuido segun las matrices de confusión. La estratificacion nos permite entrenar al modelo de una manera proporcionalmente igual y aprendiendo de todas las posibles variables de respuesta ademas que es importante resaltar que en el caso de que no se estratifique ademas el modelo tambien podria crashear ya que si por ejemplo hay 10 bebes en el data set y ni uno aparece en el train set luego con test set habra una diferencia de niveles

Veredicto

Para tener los mejores resultados se debe de hacer un random forest con la informacion estratificada obtendremos mayor presicion para las diferentes clases en nuestra variable de respuesta. Ademas que nos permitira arboles mas acertados para identificar factores en la edad de un difunto

```
In [ ]:
```