

Fernando Anaya Delgado - A01793832 Christian Emilio Saldaña Lopez - A506509 Equipo 95

## Parte 1:

Fundamentos de bases de datos y para cienc Se llama base de datos, o también banco de perteneciente a un mismo contexto, ordenad posterior recuperación, análisis y/o trans

Fundamentos de almacenes de datos (Data Wa El Data Warehouse concentra y almacena de información obtenida a partir de las múlti organización, permitiendo así una rápida i minería de datos, análisis y reportes (das

En ambos la limpieza de datos también cono varios procesos destinados a mejorar la ca utilizan para corregir o eliminar registro conjunto de datos.

Fernando Anaya Delgado - A01793832 Christian Emilio Saldaña Lopez - A506509 Equipo 95

## Parte 1:

Fundamentos de bases de datos y para ciencia de datos.

Se llama base de datos, o también banco de datos, a un conjunto de información perteneciente a un mismo contexto, ordenada de modo sistemático para su posterior recuperación, análisis y/o transmisión.

Fundamentos de almacenes de datos (Data Warehouse) para ciencia de datos. El Data Warehouse concentra y almacena de forma estructurada toda la información obtenida a partir de las múltiples fuentes de datos en nuestra organización, permitiendo así una rápida integración con herramientas de minería de datos, análisis y reportes (dashboards).

En ambos la limpieza de datos también conocida como «Data Cleansing» engloba varios procesos destinados a mejorar la calidad de los datos. Estos procesos se utilizan para corregir o eliminar registros inexactos en una base de datos o conjunto de datos.

Parte 2: Selección y limpieza de los Datos en Python

```
import pandas as pd
import numpy as np
import random
```

# Cargar el archivo y mostrar las primeras columnas
df = pd.read\_csv ('https://raw.githubusercontent.com/PosgradoMNA/Actividades\_Aprendiz
df

	ID	X1	X2	Х3	X4	X5	X6	X7	X8	X9		X15	X16	7
0	1	20000	2.0	2.0	1.0	24.0	2.0	2.0	-1.0	-1.0	•••	0.0	0.0	
1	2	120000	2.0	2.0	2.0	26.0	-1.0	2.0	0.0	0.0		3272.0	3455.0	326
2	3	90000	2.0	2.0	2.0	34.0	0.0	0.0	0.0	0.0	•••	14331.0	14948.0	1554
3	4	50000	2.0	2.0	1.0	37.0	0.0	0.0	0.0	0.0	•••	28314.0	28959.0	2954
4	5	50000	1.0	2.0	1.0	57.0	-1.0	0.0	-1.0	0.0	•••	20940.0	19146.0	1913
•••	•••	•••				•••	•••	•••	•••	•••	•••	•••	•••	
29995	29996	220000	1.0	3.0	1.0	39.0	0.0	0.0	0.0	0.0	•••	88004.0	31237.0	1598
29996	29997	150000	1.0	3.0	2.0	43.0	-1.0	-1.0	-1.0	-1.0	•••	8979.0	5190.0	
29997	29998	30000	1.0	2.0	2.0	37.0	4.0	3.0	2.0	-1.0	•••	20878.0	20582.0	1935
29998	29999	80000	1.0	3.0	1.0	41.0	1.0	-1.0	0.0	0.0	•••	52774.0	11855.0	4894
29999	30000	50000	1.0	2.0	1.0	46.0	0.0	0.0	0.0	0.0	•••	36535.0	32428.0	1531
30000 ro	30000 rows × 25 columns													
∢														•

# Validar si hay valores que falten
df.isnull().any()

```
ID
       False
X1
       False
X2
        True
Х3
        True
Χ4
        True
X5
        True
X6
        True
X7
        True
X8
        True
X9
        True
X10
        True
X11
        True
X12
        True
X13
        True
X14
        True
X15
        True
X16
        True
X17
        True
X18
        True
X19
        True
X20
        True
X21
        True
X22
        True
X23
        True
Υ
        True
dtype: bool
```

```
# Eliminar renglones donde falte demasiada informacion.
nonEmptyDataFrame = df.copy()
nonEmptyDataFrame.dropna(thresh=6, inplace = True)
#print(random.choice([1,2]))
# reemplazar el <x2 - gender> con valores random
nonGenderDataFrame = nonEmptyDataFrame.copy()
nonGenderDataFrame = nonGenderDataFrame.astype({'X2':'Int64'})
nonGenderDataFrame['X2'].fillna(value = random.choice([1,2]), inplace = True)
nonGenderDataFrame['X2'].value counts()
    2
         18112
    1
         11887
    Name: X2, dtype: Int64
# reemplazar el <X3 - Education> con valor 'other' y los valores que tenga valores ba
nonEducationDT = nonGenderDataFrame.copy()
nonEducationDT = nonEducationDT.astype({'X3':'Int64'})
nonEducationDT['X3'].replace({5:4, 0:4, 6:4}, inplace = True)
nonEducationDT['X3'].fillna(4, inplace = True)
nonEducationDT['X3'].value counts()
    2
         14030
    1
         10585
    3
          4915
           469
    Name: X3, dtype: Int64
# reemplazar el <X4 - Marital> con valor 'other' y valores basura tambien con 'other'
nonMaritalDT = nonEducationDT.copy()
nonMaritalDT = nonMaritalDT.astype({'X4':'Int64'})
nonMaritalDT['X4'].replace(0, 3, inplace = True)
nonMaritalDT['X4'].fillna(3, inplace = True)
nonMaritalDT['X4'].value_counts()
    2
         15964
    1
         13657
    3
           378
    Name: X4, dtype: Int64
# reemplazar el <X5: Age (year)> con valor mediana
nonAgeDT = nonMaritalDT.copy()
nonAgeDT = nonAgeDT.astype({'X5':'Int64'})
edadMediana = nonAgeDT.X5.median()
```

nonAgeDT['X5'].fillna(value = edadMediana, inplace = True)
nonAgeDT['X5'].value\_counts()

```
29
      1605
27
      1477
28
      1409
30
      1395
26
      1256
31
      1217
25
      1186
34
      1166
32
      1158
33
      1146
24
      1127
35
      1113
36
      1108
37
      1041
39
        954
38
        943
23
        931
40
        870
41
        823
42
        794
44
        700
43
        669
45
        617
46
        570
22
        560
47
        499
48
        466
49
        452
50
        411
51
        340
53
        325
52
        304
54
        247
55
        209
56
        178
58
        122
57
        122
59
         83
60
         67
21
         67
61
         56
62
         44
64
         31
63
         31
         25
66
65
         24
67
         16
69
         15
70
         10
          5
68
73
```

```
72
              3
    75
              3
    71
              3
    79
              1
    74
              1
    Name: X5, dtype: Int64
# finalmente quitar todos los renglones que sobren porque no contener datos para proc
finalDT = nonAgeDT.copy()
finalDT.fillna(0, inplace = True)
finalDT.isnull().any()
    ID
            False
    X1
            False
    X2
            False
    X3
            False
    Χ4
            False
    X5
            False
```

X6 False X7 False X8 False X9 False X10 False X11 False X12 False X13 False X14 False X15 False X16 False X17 False X18 False X19 False X20 False X21 False X22 False X23 False False dtype: bool

Parte 3: Con base en los resultados de tu libreta de Google Colab de la Parte 2 responde detalladamente las siguientes preguntas:

¿Qué datos considero mas importantes? ¿Por qué? Consideramos que los datos mas importantes con los pagos porque ahi podemos conseguir informacion para otorgar credito o rechazarlo. Tambien consideramos importante la parte demografica para entender mejor a los clientes.

¿Se eliminaron o reemplazaron datos nulos? ¿Qué se hizo y por qué? En la parte demografica (x1-x6) reemplazamos los valores nulos con los 'other' y corregimos los valores que estaban fuera del rango.

¿Es necesario ordenar los datos para el análisis? Sí / No / ¿Por qué? Ordenar (sort) siento que no influye aun. Ordenar (clean) si es necesario porque la tabla traia muchos valores basura y vacio. Si se ocupaba corregir muchos valores.

¿Existen problemas de formato que deban solucionar antes del proceso de modelado? Sí / No / Por qué. si, muchos valores para matrimonio y genero venian en tipo flotante. Los tuvimos que corregir a int. Un resultado en flotante para este tipo de variables no tendria mucho sentido.

¿Qué ajustes se realizaron en el proceso de limpieza de datos (agregar, integrar, eliminar, modificar registros (filas), cambiar atributos (columnas)? En el caso de matrimonio fue agregar. Para matrimonio y estudios se tuvo que definir como 'other'. Para valores de pagos e historiales de pagos que estaban vacios se reemplazaron con zero.

Colab paid products - Cancel contracts here

✓ 0s completed at 5:18 PM