

Proyecto 2 - Análisis Exploratorio

Problema: Incumplimiento de pago de tarjetas de crédito.

1. Situación problemática

La situación se basa en un caso particular: el promedio de deuda en Estados Unidos ha ido en tendencia bajista durante el 2020. Dado este contexto, se busca encontrar una manera de predecir los clientes que caerán en impagos de su tarjeta de crédito basado en sus características particulares que incluyen cosas como: género, estado civil, edad, pagos, etcétera.

2. Problema científico

La situación se resolverá con datos de clientes de Taiwán y se intentará hacer un símil con los clientes de Estados Unidos que son usuarios de tarjetas de crédito, lo que podría generar un modelo que no se adecue correctamente a los datos estadounidenses debido a las barreras culturales y sociales. Por otra parte, el problema científico principal podría ser determinar un modelo que se ajuste de forma precisa a los datos y arroje resultados fidedignos; los cuales podrían ser obtenidos con una red neuronal, tentativamente.

3. Objetivos

3.1. General

Crear un modelo que determine, basado en características de los clientes, la tendencia a caer en impagos a deudas de tarjetas de crédito.

3.2. Específicos

1. Medir las características necesarias e innecesarias de los clientes a la hora de caer en impagos de sus tarjetas de crédito.
2. Comprobar las relaciones entre variables de los clientes que caen en impagos de su tarjeta de débito.

4. Descripción de los datos

Descripción original de los datos:

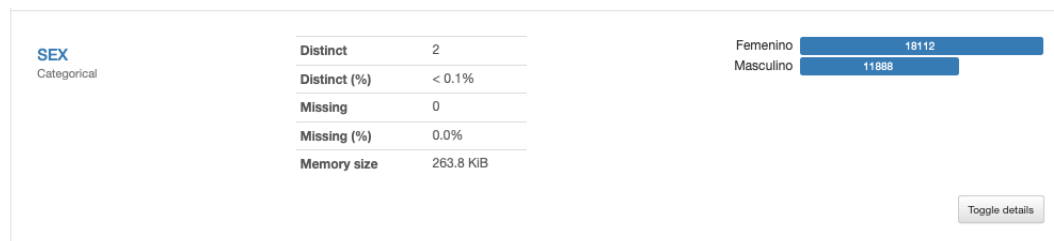
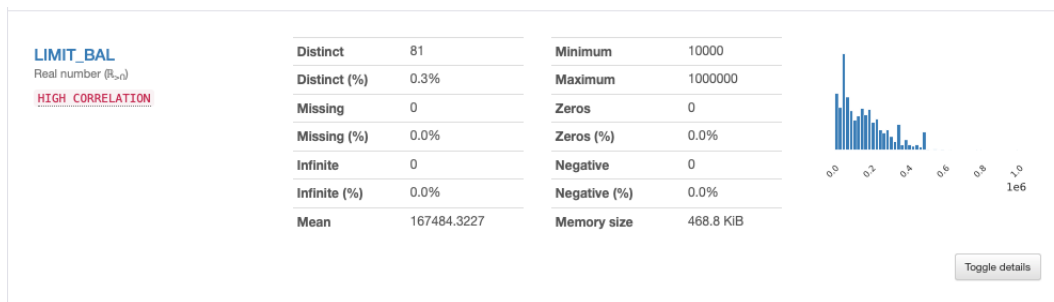
- **ID:** ID de cada cliente
- **LIMIT_BAL:** cantidad del crédito otorgado en dólares NT (incluye crédito individual y familiar / suplementario)
- **SEX:** Género (1 = masculino, 2 = femenino)
- **EDUCATION:** (1 = estudios de posgrado, 2 = universidad, 3 = bachillerato, 4 = otros, 5 = desconocidos, 6 = desconocidos)
- **MARRIAGE:** Estado civil (1 = casado, 2 = soltero, 3 = otros)
- **AGE:** Edad en años
- **PAY_0:** Estado de reembolso en septiembre de 2005 (-1 = pago debidamente, 1 = retraso en el pago durante un mes, 2 = retraso en el pago durante dos meses,... 8 = retraso en el pago durante ocho meses, 9 = retraso en el pago durante nueve meses o más)
- **PAY_2:** Estado de reembolso en agosto de 2005 (escala igual a la anterior)
- **PAY_3:** Estado de reembolso en julio de 2005 (escala igual a la anterior)
- **PAY_4:** Estado de reembolso en junio de 2005 (escala igual a la anterior)
- **PAY_5:** Estado de reembolso en mayo de 2005 (escala igual a la anterior)
- **PAY_6:** Estado de reembolso en abril de 2005 (escala igual a la anterior)
- **BILL_AMT1:** Monto de la factura en septiembre de 2005 (dólar NT)
- **BILL_AMT2:** Monto de la factura en agosto de 2005 (dólar NT)
- **BILL_AMT3:** Monto de la factura en julio de 2005 (dólar NT)
- **BILL_AMT4:** Monto de la factura en junio de 2005 (dólar NT)
- **BILL_AMT5:** Monto de la factura en mayo de 2005 (dólar NT)
- **BILL_AMT6:** Monto de la factura en abril de 2005 (dólar NT)
- **PAY_AMT1:** Monto del pago anterior en septiembre de 2005 (dólar NT)
- **PAY_AMT2:** Monto del pago anterior en agosto de 2005 (dólar NT)
- **PAY_AMT3:** Monto del pago anterior en julio de 2005 (dólar NT)
- **PAY_AMT4:** Monto del pago anterior en junio de 2005 (dólar NT)
- **PAY_AMT5:** Monto del pago anterior en mayo de 2005 (dólar NT)
- **PAY_AMT6:** Monto del pago anterior en abril de 2005 (dólar NT)
- **default.payment.next.month:** incumplimiento de pago al mes siguiente (1 = sí, 0 = no)

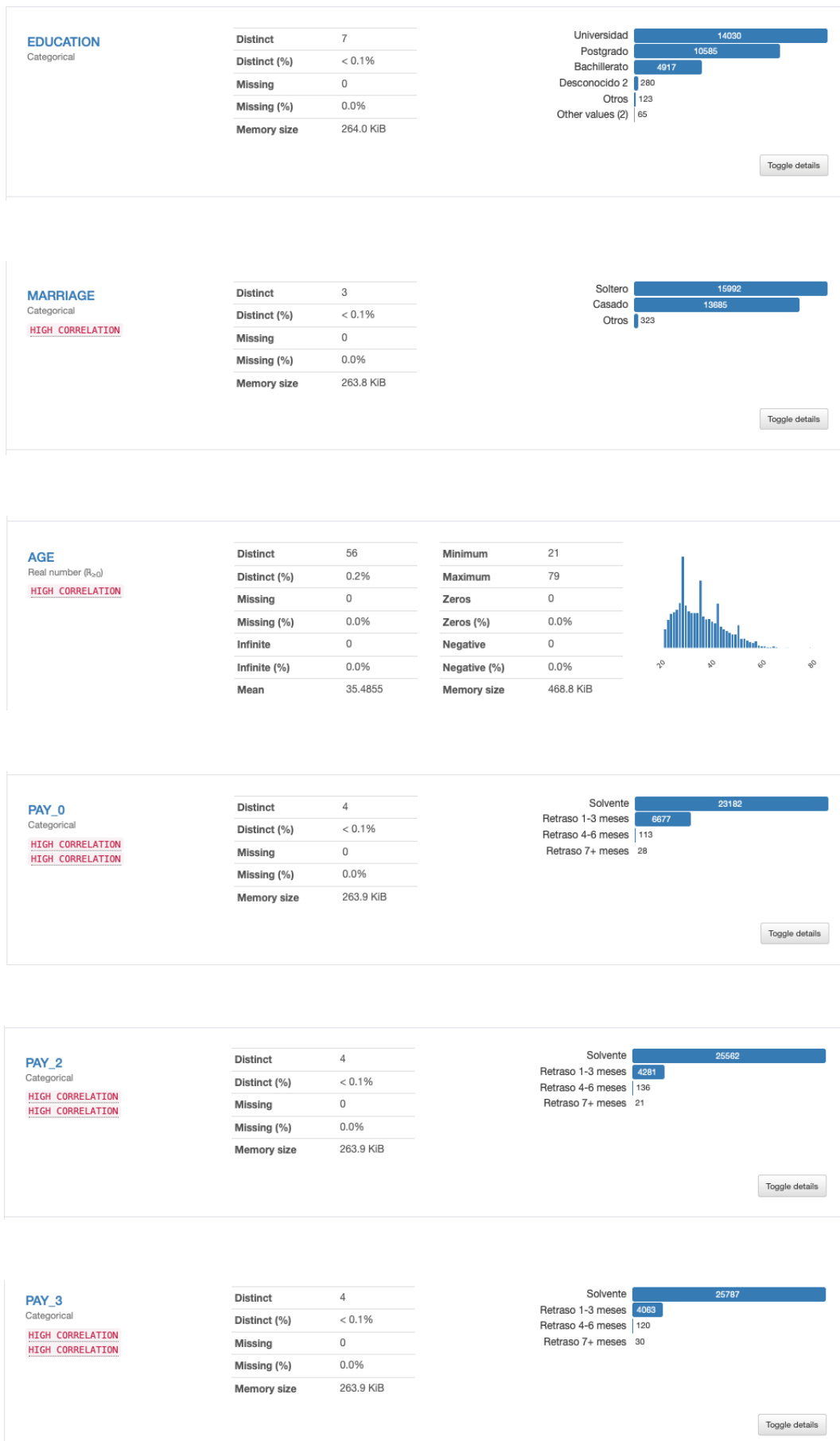
Estadísticas de los datos luego de la limpieza:

	dtypes	count	null_sum	null_pct	nunique	min	25%	50%	75%	max	mean	median	std	skew
AGE	int64	30000	0	0.0	56	21	28	34	41	79	35.4855	34	9.2179	0.732246
AGE_LABEL	category	30000	0	0.0	6	Joven	-	-	-	Mayor 70+	-	-	-	-
BILL_AMT1	float64	30000	0	0.0	22723	-165580	3558.75	22381.5	67091	964511	51223.3	22381.5	73635.9	2.66386
BILL_AMT2	float64	30000	0	0.0	22346	-69777	2984.75	21200	64006.2	983931	49179.1	21200	71173.8	2.70522
BILL_AMT3	float64	30000	0	0.0	22026	-157264	2666.25	20088.5	60164.8	1.66409e+06	47013.2	20088.5	69349.4	3.08783
BILL_AMT4	float64	30000	0	0.0	21548	-170000	2326.75	19052	54506	891586	43262.9	19052	64332.9	2.82197
BILL_AMT5	float64	30000	0	0.0	21010	-81334	1763	18104.5	50190.5	927171	40311.4	18104.5	60797.2	2.87638
BILL_AMT6	float64	30000	0	0.0	20604	-339603	1256	17071	49198.2	961664	38871.8	17071	59554.1	2.84664
EDUCATION	category	30000	0	0.0	7	-	-	-	-	-	-	-	-	-
ID	int64	30000	0	0.0	30000	1	7500.75	15000.5	22500.2	30000	15000.5	15000.5	8660.4	0
LIMIT_BAL	float64	30000	0	0.0	81	10000	50000	140000	240000	1e+06	167484	140000	129748	0.992867
MARRIAGE	category	30000	0	0.0	3	-	-	-	-	-	-	-	-	-
PAY_0	category	30000	0	0.0	4	-	-	-	-	-	-	-	-	-
PAY_2	category	30000	0	0.0	4	-	-	-	-	-	-	-	-	-
PAY_3	category	30000	0	0.0	4	-	-	-	-	-	-	-	-	-
PAY_4	category	30000	0	0.0	4	-	-	-	-	-	-	-	-	-
PAY_5	category	30000	0	0.0	4	-	-	-	-	-	-	-	-	-
PAY_6	category	30000	0	0.0	4	-	-	-	-	-	-	-	-	-
PAY_AMT1	float64	30000	0	0.0	7943	0	1000	2100	5006	873552	5663.58	2100	16563.3	14.6684
PAY_AMT2	float64	30000	0	0.0	7899	0	833	2009	5000	1.68426e+06	5921.16	2009	23040.9	30.4538
PAY_AMT3	float64	30000	0	0.0	7518	0	390	1800	4505	896040	5225.68	1800	17607	17.2166
PAY_AMT4	float64	30000	0	0.0	6937	0	296	1500	4013.25	621000	4826.08	1500	15666.2	12.905
PAY_AMT5	float64	30000	0	0.0	6897	0	252.5	1500	4031.5	426529	4799.39	1500	15278.3	11.1274
PAY_AMT6	float64	30000	0	0.0	6939	0	117.75	1500	4000	528666	5215.5	1500	17777.5	10.6407
SEX	category	30000	0	0.0	2	-	-	-	-	-	-	-	-	-
default.payment.next.month	int64	30000	0	0.0	2	0	0	0	0	1	0.2212	0	0.415062	1.3435

4.1. Descripciones individuales

Todas las operaciones de limpieza fueron ejecutadas automáticamente por medio de QuickDA: duplicados, nulos y tipo de variables.





PAY_4

Categorical

HIGH CORRELATION

HIGH CORRELATION

Distinct	4
Distinct (%)	< 0.1%
Missing	0
Missing (%)	0.0%
Memory size	263.9 KiB

Solvente

26490

9341

109

60

Retraso 1-3 meses

Retraso 4-6 meses

Retraso 7+ meses

Toggle details

PAY_5

Categorical

HIGH CORRELATION

HIGH CORRELATION

Distinct	4
Distinct (%)	< 0.1%
Missing	0
Missing (%)	0.0%
Memory size	263.9 KiB

Solvente

27032

2804

105

59

Retraso 1-3 meses

Retraso 4-6 meses

Retraso 7+ meses

Toggle details

PAY_6

Categorical

HIGH CORRELATION

HIGH CORRELATION

Distinct	4
Distinct (%)	< 0.1%
Missing	0
Missing (%)	0.0%
Memory size	263.9 KiB

Solvente

26921

2950

81

48

Retraso 1-3 meses

Retraso 4-6 meses

Retraso 7+ meses

Toggle details

BILL_AMT1

Real number (R)

HIGH CORRELATION

HIGH CORRELATION

HIGH CORRELATION

HIGH CORRELATION

ZEROS

Distinct	22723
Distinct (%)	75.7%
Missing	0
Missing (%)	0.0%
Infinite	0
Infinite (%)	0.0%
Mean	51223.3309

Minimum	-165580
Maximum	964511
Zeros	2008
Zeros (%)	6.7%
Negative	590
Negative (%)	2.0%
Memory size	468.8 KiB



BILL_AMT2

Real number (R)

HIGH CORRELATION

HIGH CORRELATION

HIGH CORRELATION

HIGH CORRELATION

ZEROS

Distinct	22346
Distinct (%)	74.5%
Missing	0
Missing (%)	0.0%
Infinite	0
Infinite (%)	0.0%
Mean	49179.07517

Minimum	-69777
Maximum	983931
Zeros	2506
Zeros (%)	8.4%
Negative	669
Negative (%)	2.2%
Memory size	468.8 KiB



BILL_AMT3

Real number (R)

HIGH CORRELATION

HIGH CORRELATION

HIGH CORRELATION

HIGH CORRELATION

ZEROS

Distinct	22026
Distinct (%)	73.4%
Missing	0
Missing (%)	0.0%
Infinite	0
Infinite (%)	0.0%
Mean	47013.1548

Minimum	-157264
Maximum	1664089
Zeros	2870
Zeros (%)	9.6%
Negative	655
Negative (%)	2.2%
Memory size	468.8 KiB



BILL_AMT4

Real number (R)

HIGH CORRELATION

HIGH CORRELATION

HIGH CORRELATION

HIGH CORRELATION

ZEROS

Distinct	21548
Distinct (%)	71.8%
Missing	0
Missing (%)	0.0%
Infinite	0
Infinite (%)	0.0%
Mean	43262.94897

Minimum	-170000
Maximum	891586
Zeros	3195
Zeros (%)	10.7%
Negative	675
Negative (%)	2.2%
Memory size	468.8 KiB



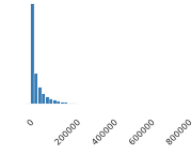
BILL_AMT5

Real number (R)

HIGH CORRELATION
 HIGH CORRELATION
 HIGH CORRELATION
 HIGH CORRELATION
 ZEROS

Distinct	21010
Distinct (%)	70.0%
Missing	0
Missing (%)	0.0%
Infinite	0
Infinite (%)	0.0%
Mean	40311.40097

Minimum	-81334
Maximum	927171
Zeros	3506
Zeros (%)	11.7%
Negative	655
Negative (%)	2.2%
Memory size	468.8 KiB

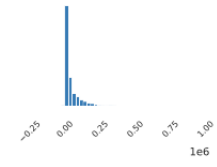
**BILL_AMT6**

Real number (R)

HIGH CORRELATION
 HIGH CORRELATION
 HIGH CORRELATION
 HIGH CORRELATION
 ZEROS

Distinct	20604
Distinct (%)	68.7%
Missing	0
Missing (%)	0.0%
Infinite	0
Infinite (%)	0.0%
Mean	38871.7604

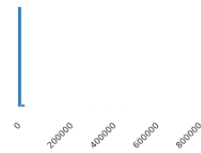
Minimum	-339603
Maximum	961664
Zeros	4020
Zeros (%)	13.4%
Negative	688
Negative (%)	2.3%
Memory size	468.8 KiB

**PAY_AMT1**Real number (R_{S,N})

HIGH CORRELATION
 HIGH CORRELATION
 HIGH CORRELATION
 ZEROS

Distinct	7943
Distinct (%)	26.5%
Missing	0
Missing (%)	0.0%
Infinite	0
Infinite (%)	0.0%
Mean	5663.5805

Minimum	0
Maximum	873552
Zeros	5249
Zeros (%)	17.5%
Negative	0
Negative (%)	0.0%
Memory size	468.8 KiB

**PAY_AMT2**Real number (R_{S,G})

HIGH CORRELATION
 HIGH CORRELATION
 HIGH CORRELATION
 SKEWED
 ZEROS

Distinct	7899
Distinct (%)	26.3%
Missing	0
Missing (%)	0.0%
Infinite	0
Infinite (%)	0.0%
Mean	5921.1635

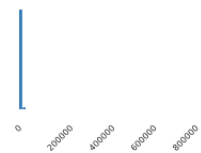
Minimum	0
Maximum	1684259
Zeros	5396
Zeros (%)	18.0%
Negative	0
Negative (%)	0.0%
Memory size	468.8 KiB

**PAY_AMT3**Real number (R_{S,G})

HIGH CORRELATION
 HIGH CORRELATION
 ZEROS

Distinct	7518
Distinct (%)	25.1%
Missing	0
Missing (%)	0.0%
Infinite	0
Infinite (%)	0.0%
Mean	5225.6815

Minimum	0
Maximum	896040
Zeros	5968
Zeros (%)	19.9%
Negative	0
Negative (%)	0.0%
Memory size	468.8 KiB

**PAY_AMT4**Real number (R_{S,G})

HIGH CORRELATION
 HIGH CORRELATION
 HIGH CORRELATION
 ZEROS

Distinct	6937
Distinct (%)	23.1%
Missing	0
Missing (%)	0.0%
Infinite	0
Infinite (%)	0.0%
Mean	4826.076867

Minimum	0
Maximum	621000
Zeros	6408
Zeros (%)	21.4%
Negative	0
Negative (%)	0.0%
Memory size	468.8 KiB

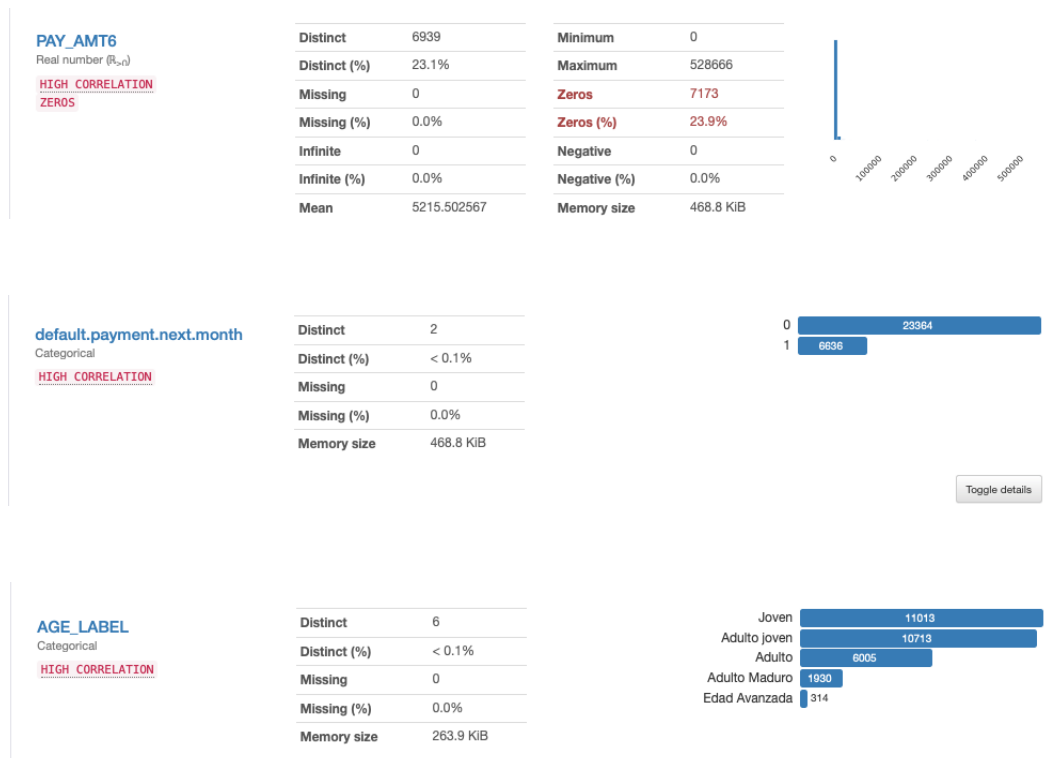
**PAY_AMT5**Real number (R_{S,G})

HIGH CORRELATION
 HIGH CORRELATION
 HIGH CORRELATION
 ZEROS

Distinct	6897
Distinct (%)	23.0%
Missing	0
Missing (%)	0.0%
Infinite	0
Infinite (%)	0.0%
Mean	4799.387633

Minimum	0
Maximum	426529
Zeros	6703
Zeros (%)	22.3%
Negative	0
Negative (%)	0.0%
Memory size	468.8 KiB





5. Análisis exploratorio

El análisis exploratorio (explicado) puede ser encontrado al final de este archivo.

6. Hallazgos y conclusiones

6.1. Resumen hallazgos

El resumen de hallazgos puede ser encontrado en la sección de «análisis específicos» del *Jupyter Notebook* adjuntado.

6.2. Conclusiones

1. Se determinaron nuevas subvariables para varias variables ya preexistentes con el propósito de dar una mejor perspectiva a los datos; como en el caso de la edad, para tener una distribución por edades.
2. Se cruzaron varias variables para determinar sus relaciones y su implicación directa con la cantidad de crédito otorgado; para entender a mayor profundidad y dar una perspectiva intuitiva acerca de los datos.
3. Se comprobó el estado de los datos para determinar datos atípicos, duplicados y datos nulos; los cuales ayudarán a obtener mejores resultados en el modelo.

AvancesProyecto2

September 24, 2021

Avances - Análisis Exploratorio - Proyecto 2 - Data Science

Catedrático: Luis Furlan

Realizado por:

Augusto Alonso, Rudik Rompich, David Cuellar

Grupo #2

Problema seleccionado: Tarjetas de crédito.

1 Paquetes y visualización rápida

Paquetes importantes que se utilizarán:

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

Para el problema de las tarjetas de crédito, será necesario investigar sobre las diferentes formas que hay para que el cliente pueda resolver el problema ante los emisores de tarjeta.

Se comienza exportando los datos desde un repositorio en GitHub en donde se alojará todo el proyecto.

```
[2]: df = pd.read_csv("https://raw.githubusercontent.com/RudiksChess/
↳UVG-DataScience-Proyecto2-/main/UCI_Credit_Card.csv")
```

Para una visualización detallada y eficiente de la base de datos, se propone utilizar *PandasProfiler* (del cual instalamos su última versión para no tener ningún problema):

```
[3]: ! pip install https://github.com/pandas-profiling/pandas-profiling/archive/
↳master.zip
```

Collecting https://github.com/pandas-profiling/pandas-profiling/archive/master.zip

Using cached https://github.com/pandas-profiling/pandas-profiling/archive/master.zip (34.6 MB)

Requirement already satisfied: joblib in /usr/local/lib/python3.7/dist-packages (from pandas-profiling==3.0.0) (1.0.1)

Requirement already satisfied: scipy>=1.4.1 in /usr/local/lib/python3.7/dist-packages (from pandas-profiling==3.0.0) (1.7.1)

Requirement already satisfied: pandas!=1.0.0,!=1.0.1,!=1.0.2,!=1.1.0,>=0.25.3 in /usr/local/lib/python3.7/dist-packages (from pandas-profiling==3.0.0) (1.1.5)

Requirement already satisfied: matplotlib>=3.2.0 in /usr/local/lib/python3.7/dist-packages (from pandas-profiling==3.0.0) (3.2.2)

Requirement already satisfied: pydantic>=1.8.1 in /usr/local/lib/python3.7/dist-packages (from pandas-profiling==3.0.0) (1.8.2)

Requirement already satisfied: PyYAML>=5.0.0 in /usr/local/lib/python3.7/dist-packages (from pandas-profiling==3.0.0) (5.4.1)

Requirement already satisfied: jinja2>=2.11.1 in /usr/local/lib/python3.7/dist-packages (from pandas-profiling==3.0.0) (2.11.3)

Requirement already satisfied: visions[type_image_path]==0.7.1 in /usr/local/lib/python3.7/dist-packages (from pandas-profiling==3.0.0) (0.7.1)

Requirement already satisfied: numpy>=1.16.0 in /usr/local/lib/python3.7/dist-packages (from pandas-profiling==3.0.0) (1.19.5)

Requirement already satisfied: htmlmin>=0.1.12 in /usr/local/lib/python3.7/dist-packages (from pandas-profiling==3.0.0) (0.1.12)

Requirement already satisfied: missingno>=0.4.2 in /usr/local/lib/python3.7/dist-packages (from pandas-profiling==3.0.0) (0.5.0)

Requirement already satisfied: phik>=0.11.1 in /usr/local/lib/python3.7/dist-packages (from pandas-profiling==3.0.0) (0.12.0)

Requirement already satisfied: tangled-up-in-unicode==0.1.0 in /usr/local/lib/python3.7/dist-packages (from pandas-profiling==3.0.0) (0.1.0)

Requirement already satisfied: requests>=2.24.0 in /usr/local/lib/python3.7/dist-packages (from pandas-profiling==3.0.0) (2.26.0)

Requirement already satisfied: tqdm>=4.48.2 in /usr/local/lib/python3.7/dist-packages (from pandas-profiling==3.0.0) (4.62.2)

Requirement already satisfied: seaborn>=0.10.1 in /usr/local/lib/python3.7/dist-packages (from pandas-profiling==3.0.0) (0.11.2)

Requirement already satisfied: attrs>=19.3.0 in /usr/local/lib/python3.7/dist-packages (from visions[type_image_path]==0.7.1->pandas-profiling==3.0.0) (21.2.0)

Requirement already satisfied: networkx>=2.4 in /usr/local/lib/python3.7/dist-packages (from visions[type_image_path]==0.7.1->pandas-profiling==3.0.0) (2.6.3)

Requirement already satisfied: multimethod==1.4 in /usr/local/lib/python3.7/dist-packages (from visions[type_image_path]==0.7.1->pandas-profiling==3.0.0) (1.4)

Requirement already satisfied: bottleneck in /usr/local/lib/python3.7/dist-packages (from visions[type_image_path]==0.7.1->pandas-profiling==3.0.0) (1.3.2)

Requirement already satisfied: imagehash in /usr/local/lib/python3.7/dist-packages (from visions[type_image_path]==0.7.1->pandas-profiling==3.0.0) (4.2.1)

Requirement already satisfied: Pillow in /usr/local/lib/python3.7/dist-packages (from visions[type_image_path]==0.7.1->pandas-profiling==3.0.0) (7.1.2)

Requirement already satisfied: MarkupSafe>=0.23 in /usr/local/lib/python3.7/dist-packages (from jinja2>=2.11.1->pandas-

```

profiling==3.0.0) (2.0.1)
Requirement already satisfied: kiwisolver>=1.0.1 in
/usr/local/lib/python3.7/dist-packages (from matplotlib>=3.2.0->pandas-
profiling==3.0.0) (1.3.2)
Requirement already satisfied: pyparsing!=2.0.4,!=2.1.2,!=2.1.6,>=2.0.1 in
/usr/local/lib/python3.7/dist-packages (from matplotlib>=3.2.0->pandas-
profiling==3.0.0) (2.4.7)
Requirement already satisfied: cyclor>=0.10 in /usr/local/lib/python3.7/dist-
packages (from matplotlib>=3.2.0->pandas-profiling==3.0.0) (0.10.0)
Requirement already satisfied: python-dateutil>=2.1 in
/usr/local/lib/python3.7/dist-packages (from matplotlib>=3.2.0->pandas-
profiling==3.0.0) (2.8.2)
Requirement already satisfied: six in /usr/local/lib/python3.7/dist-packages
(from cyclor>=0.10->matplotlib>=3.2.0->pandas-profiling==3.0.0) (1.15.0)
Requirement already satisfied: pytz>=2017.2 in /usr/local/lib/python3.7/dist-
packages (from pandas!=1.0.0,!=1.0.1,!=1.0.2,!=1.1.0,>=0.25.3->pandas-
profiling==3.0.0) (2018.9)
Requirement already satisfied: typing-extensions>=3.7.4.3 in
/usr/local/lib/python3.7/dist-packages (from pydantic>=1.8.1->pandas-
profiling==3.0.0) (3.7.4.3)
Requirement already satisfied: certifi>=2017.4.17 in
/usr/local/lib/python3.7/dist-packages (from requests>=2.24.0->pandas-
profiling==3.0.0) (2021.5.30)
Requirement already satisfied: charset-normalizer~2.0.0 in
/usr/local/lib/python3.7/dist-packages (from requests>=2.24.0->pandas-
profiling==3.0.0) (2.0.6)
Requirement already satisfied: urllib3<1.27,>=1.21.1 in
/usr/local/lib/python3.7/dist-packages (from requests>=2.24.0->pandas-
profiling==3.0.0) (1.24.3)
Requirement already satisfied: idna<4,>=2.5 in /usr/local/lib/python3.7/dist-
packages (from requests>=2.24.0->pandas-profiling==3.0.0) (2.10)
Requirement already satisfied: PyWavelets in /usr/local/lib/python3.7/dist-
packages (from imagehash->visions[type_image_path]==0.7.1->pandas-
profiling==3.0.0) (1.1.1)

```

```
[4]: from pandas_profiling import ProfileReport
```

```
[5]: pandasReporte = ProfileReport(df, title="Resumen rápido de los datos",
    ↪explorative=True)
    # Se coloca explorative=True para un análisis detallado de todos los datos que
    ↪se utilizarán.
    pandasReporte.to_notebook_iframe()
```

```
Summarize dataset: 0%|          | 0/38 [00:00<?, ?it/s]
```

```
Generate report structure: 0%|          | 0/1 [00:00<?, ?it/s]
```

```
Render HTML: 0%|          | 0/1 [00:00<?, ?it/s]
```

<IPython.core.display.HTML object>

2 Análisis exploratorio rudimentario

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

```
[6]:   ID  LIMIT_BAL  SEX  ...  PAY_AMT5  PAY_AMT6  default.payment.next.month
0    1    20000.0    2  ...         0.0         0.0                        1
1    2   120000.0    2  ...         0.0        2000.0                        1
2    3    90000.0    2  ...        1000.0        5000.0                        0
3    4    50000.0    2  ...        1069.0        1000.0                        0
4    5    50000.0    1  ...         689.0         679.0                        0
```

[5 rows x 25 columns]

```
[7]: df.shape
```

```
[7]: (30000, 25)
```

```
[8]: df.isna().sum()
```

```
[8]: ID                                0
LIMIT_BAL                            0
SEX                                  0
EDUCATION                            0
MARRIAGE                             0
AGE                                  0
PAY_0                                0
PAY_2                                0
PAY_3                                0
PAY_4                                0
PAY_5                                0
PAY_6                                0
BILL_AMT1                            0
BILL_AMT2                            0
BILL_AMT3                            0
BILL_AMT4                            0
BILL_AMT5                            0
BILL_AMT6                            0
PAY_AMT1                             0
PAY_AMT2                             0
PAY_AMT3                             0
PAY_AMT4                             0
PAY_AMT5                             0
PAY_AMT6                             0
default.payment.next.month            0
dtype: int64
```

3 Mapeos respecto a sus variables

Tiene como utilidad hacer más legible el dataframe.

```
[9]: map_education = {1:"Postgrado",2:"Universidad",3:"Bachillerato",4:"Otros",5:
    ↪ "Desconocido 2",6:"Desconocidos 3",0:"Desconocido 1"}
map_sex = {1:"Masculino",2:"Femenino"}
map_marriage = {1:"Casado",2:"Soltero",3:"Otros"}
map_pays = {-1:"Solvente",0:"Solvente",-2:"Solvente",1:"Retraso 1-3 meses",2:
    ↪ "Retraso 1-3 meses",3:"Retraso 1-3 meses",4:"Retraso 4-6 meses",5:"Retraso_
    ↪ 4-6 meses",
            6:"Retraso 4-6 meses",7:"Retraso 7+ meses",8:"Retraso 7+ meses",9:
    ↪ "Retraso 7+ meses"}
```

```
[10]: df["PAY_0"].unique()
```

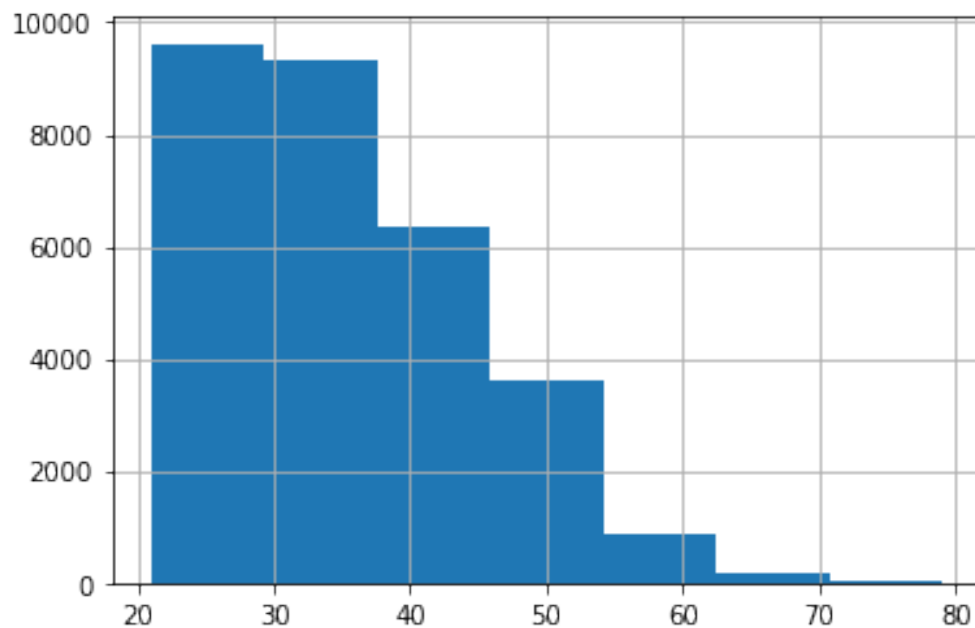
```
[10]: array([ 2, -1,  0, -2,  1,  3,  4,  8,  7,  5,  6])
```

```
[11]: df["SEX"] = df["SEX"].map(map_sex)
df["EDUCATION"] = df["EDUCATION"].map(map_education)
df["MARRIAGE"] = df["MARRIAGE"].map(map_marriage)
```

```
[12]: df["PAY_0"] = df["PAY_0"].map(map_pays)
df["PAY_2"] = df["PAY_2"].map(map_pays)
df["PAY_3"] = df["PAY_3"].map(map_pays)
df["PAY_4"] = df["PAY_4"].map(map_pays)
df["PAY_5"] = df["PAY_5"].map(map_pays)
df["PAY_6"] = df["PAY_6"].map(map_pays)
```

```
[13]: df["AGE"].hist(bins = 7)
```

```
[13]: <matplotlib.axes._subplots.AxesSubplot at 0x7fbf487ac450>
```



```
[14]: df["AGE_LABEL"] = pd.cut(df["AGE"],bins = 6, labels=["Joven", "Adulto joven", "Adulto", "Adulto Maduro", "Edad Avanzada", "Mayor 70+"])
```

```
[15]: pd.cut(df["AGE"],bins = 6).unique()
```

```
[15]: [(20.942, 30.667], (30.667, 40.333], (50.0, 59.667], (40.333, 50.0], (59.667, 69.333], (69.333, 79.0]]
Categories (6, interval[float64]): [(20.942, 30.667] < (30.667, 40.333] < (40.333, 50.0] < (50.0, 59.667] < (59.667, 69.333] < (69.333, 79.0]]
```

4 DF mapeado

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

```
[16]:   ID  LIMIT_BAL  ... default.payment.next.month  AGE_LABEL
0   1    20000.0  ...                          1      Joven
1   2   120000.0  ...                          1      Joven
2   3    90000.0  ...                          0  Adulto joven
3   4    50000.0  ...                          0  Adulto joven
4   5    50000.0  ...                          0  Adulto Maduro
```

```
[5 rows x 26 columns]
```

```
[17]: df.columns
```

```
[17]: Index(['ID', 'LIMIT_BAL', 'SEX', 'EDUCATION', 'MARRIAGE', 'AGE', 'PAY_0',  
        'PAY_2', 'PAY_3', 'PAY_4', 'PAY_5', 'PAY_6', 'BILL_AMT1', 'BILL_AMT2',  
        'BILL_AMT3', 'BILL_AMT4', 'BILL_AMT5', 'BILL_AMT6', 'PAY_AMT1',  
        'PAY_AMT2', 'PAY_AMT3', 'PAY_AMT4', 'PAY_AMT5', 'PAY_AMT6',  
        'default.payment.next.month', 'AGE_LABEL'],  
        dtype='object')
```

5 Análisis específicos

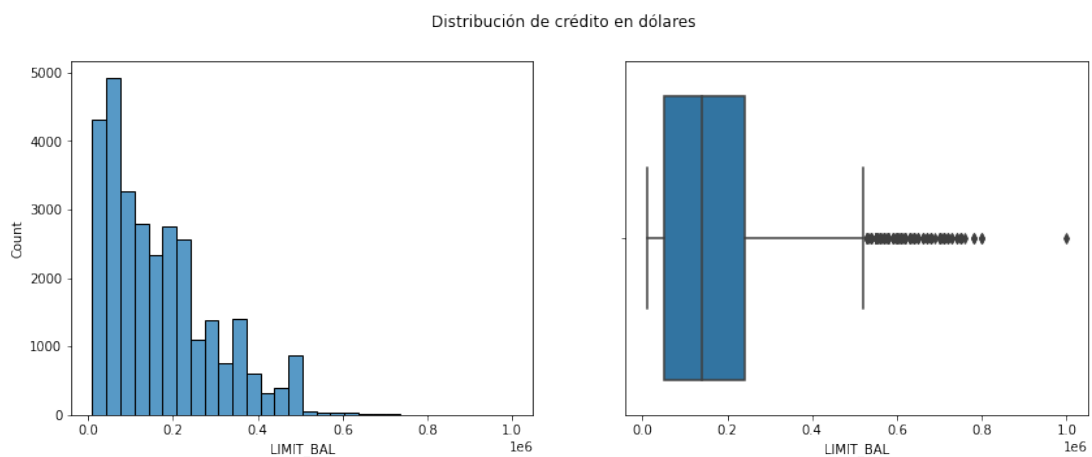
5.1 Análisis

5.1.1 Análisis de distribución de los préstamos

En la siguiente gráfica se puede observar que claramente los datos están sesgados hacia la derecha, los datos están acumulados aproximadamente entre 50 mil dólares y 230, además se puede notar que son raros los casos que presentan un cargo igual o superior al medio millón de dólares. Nótese que existen una serie de datos atípicos que serán necesarios eliminar en un análisis posterior para evitar que el modelo sea impreciso.

```
[18]: fig, axes = plt.subplots(1, 2, figsize=(14, 5))  
fig.suptitle('Distribución de crédito en dólares')  
  
sns.histplot(data= df, x="LIMIT_BAL", bins = 30, ax=axes[0])  
sns.boxplot(data= df, x="LIMIT_BAL", ax=axes[1])
```

```
[18]: <matplotlib.axes._subplots.AxesSubplot at 0x7fbf2f6fa510>
```



5.1.2 Análisis por género

```
[19]: df[["SEX", "LIMIT_BAL"]].groupby("SEX").agg(["mean", "count", "median"])
```

```
[19]:
```

	LIMIT_BAL		
	mean	count	median
SEX			
Femenino	170086.462014	18112	150000.0
Masculino	163519.825034	11888	130000.0

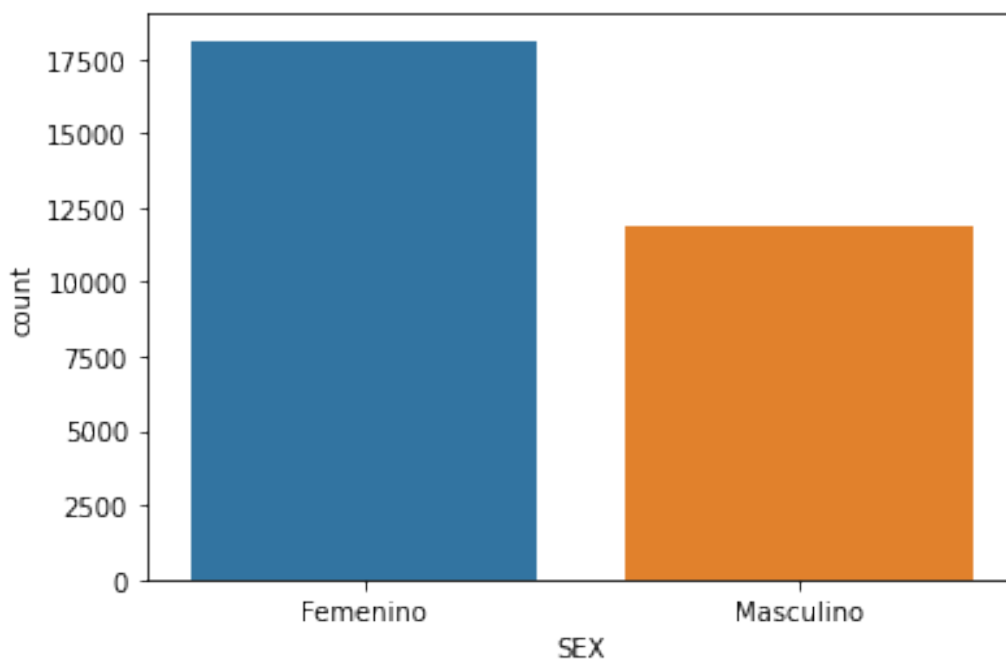
```
[20]: (18112 - 11888) / 18112
```

```
[20]: 0.34363957597173145
```

En el dataframe de arriba se puede observar que las mujeres tienen una media y una mediana un poco más grande que los hombres, además de contar con un 34% más de datos.

```
[21]: sns.countplot(x="SEX", data=df)
```

```
[21]: <matplotlib.axes._subplots.AxesSubplot at 0x7fbf2de17c50>
```



En la gráfica de abajo se puede observar que la distribución entre hombres y mujeres es bastante similar en cuanto a mediana, cuartiles y outliers, solamente en los histogramas se puede observar que las mujeres tienen barras más elevadas dado que hay más datos de mujeres. Nótese que los **outliers** serán necesarios revisarlos; aunque a primera instancia, parecen que son normales y no afectarían directamente al modelo.

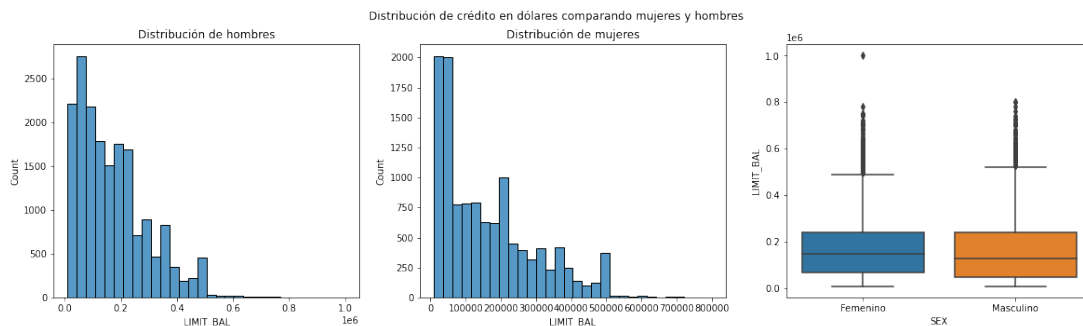
```
[22]: fig, axes = plt.subplots(1, 3, figsize=(20, 5))
fig.suptitle('Distribución de crédito en dólares comparando mujeres y hombres')

sns.histplot(data= df.loc[df["SEX"] == "Femenino"], x="LIMIT_BAL", bins = 30,
↪ax=axes[0])
axes[0].set_title("Distribución de hombres")

sns.histplot(data= df.loc[df["SEX"] == "Masculino"], x="LIMIT_BAL", bins = 30,
↪ax=axes[1])
axes[1].set_title("Distribución de mujeres")

sns.boxplot(data= df, x="SEX", y = "LIMIT_BAL", ax=axes[2])
# axes[2].set_title(bulbasaur.nam)
```

[22]: <matplotlib.axes._subplots.AxesSubplot at 0x7fbf2be5ea50>



```
[23]: df.columns
```

```
[23]: Index(['ID', 'LIMIT_BAL', 'SEX', 'EDUCATION', 'MARRIAGE', 'AGE', 'PAY_0',
          'PAY_2', 'PAY_3', 'PAY_4', 'PAY_5', 'PAY_6', 'BILL_AMT1', 'BILL_AMT2',
          'BILL_AMT3', 'BILL_AMT4', 'BILL_AMT5', 'BILL_AMT6', 'PAY_AMT1',
          'PAY_AMT2', 'PAY_AMT3', 'PAY_AMT4', 'PAY_AMT5', 'PAY_AMT6',
          'default.payment.next.month', 'AGE_LABEL'],
          dtype='object')
```

5.1.3 Análisis por educación

```
[24]: df[["EDUCATION", "LIMIT_BAL"]].groupby("EDUCATION").
↪agg(["mean", "count", "median"])
```

```
[24]:
```

	LIMIT_BAL			
	mean	count	median	
EDUCATION				
Bachillerato	126550.270490	4917	80000.0	

Desconocido 1	217142.857143	14	215000.0
Desconocido 2	168164.285714	280	150000.0
Desconocidos 3	148235.294118	51	100000.0
Otros	220894.308943	123	200000.0
Postgrado	212956.069910	10585	200000.0
Universidad	147062.437634	14030	110000.0

Los grupos más representativos con una gran diferencia en este conjunto de datos son aquellos que pertenecen a aquellos individuos que tienen estudios de post grado, universidad y bachillerato. Por otro lado en la gráfica de abajo se puede observar que los individuos de bachillerato son los individuos que piden préstamos mucho más bajos que el resto y los individuos que tienen estudios de postgrado, pertenecen al nivel de educación 0 y tienen otro grado de educación (Grupo 4), son los individuos que hacen préstamos más grandes.

```
[25]: mean_by_education = df[["EDUCATION", "LIMIT_BAL"]].groupby("EDUCATION").
      ↪agg("mean")
mean_by_education.reset_index(inplace = True)

median_by_education = df[["EDUCATION", "LIMIT_BAL"]].groupby("EDUCATION").
      ↪agg("median")
median_by_education.reset_index(inplace = True)
```

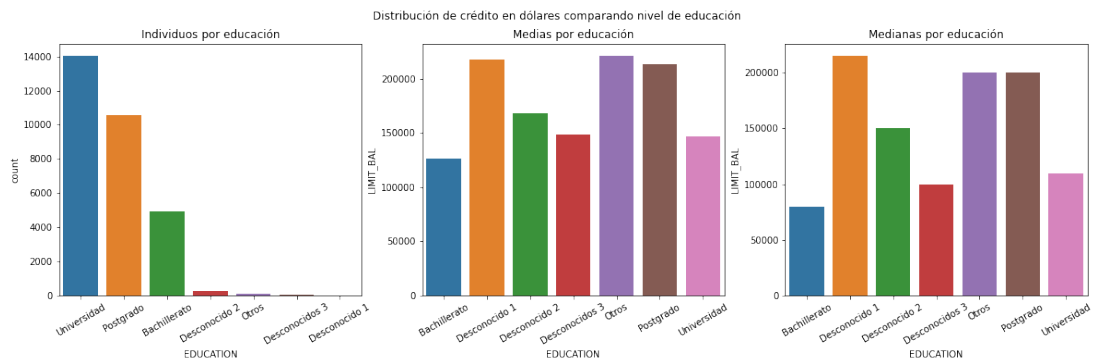
```
[26]: fig, axes = plt.subplots(1, 3, figsize=(20, 5))
fig.suptitle('Distribución de crédito en dólares comparando nivel de educación')

sns.barplot(x="EDUCATION", y="LIMIT_BAL", data=mean_by_education, ax = axes[1])
axes[1].set_title("Medias por educación")
axes[1].set_xticklabels(axes[1].get_xticklabels(), rotation = 30)

sns.barplot(x="EDUCATION", y="LIMIT_BAL", data=median_by_education, ax =
      ↪axes[2])
axes[2].set_title("Medianas por educación")
axes[2].set_xticklabels(axes[2].get_xticklabels(), rotation = 30)

sns.countplot(x="EDUCATION", data=df, ax = axes[0])
axes[0].set_title("Individuos por educación")
axes[0].set_xticklabels(axes[0].get_xticklabels(), rotation = 30)
```

```
[26]: [Text(0, 0, 'Universidad'),
      Text(0, 0, 'Postgrado'),
      Text(0, 0, 'Bachillerato'),
      Text(0, 0, 'Desconocido 2'),
      Text(0, 0, 'Otros'),
      Text(0, 0, 'Desconocidos 3'),
      Text(0, 0, 'Desconocido 1')]
```

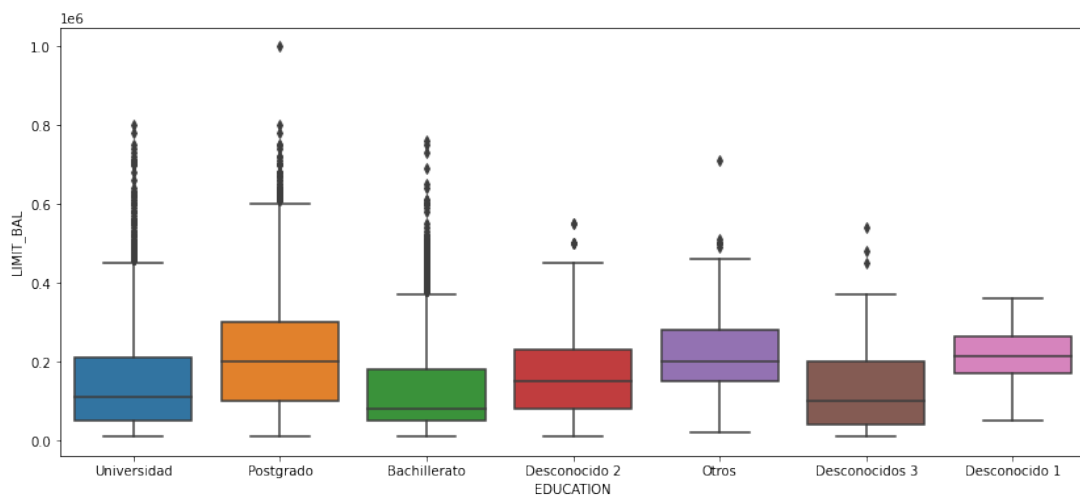


En la gráfica de abajo se puede confirmar las conclusiones del párrafo de arriba, es decir los individuos de Bachillerato son los que hacen préstamos más bajos pero tienen bastantes outliers y los individuos que tienen estudios en la universidad, postgrado o pertenecen al grupo desconocido 1 son los grupos que más gastan. Pero el grupo de desconocido 1 lo podemos descartar del análisis dado que tenemos muy pocos individuos en este grupo.

```
[27]: fig_dims = (14, 6)
fig, ax = plt.subplots(figsize=fig_dims)

sns.boxplot(data= df, x="EDUCATION", y = "LIMIT_BAL", ax = ax)
```

[27]: <matplotlib.axes._subplots.AxesSubplot at 0x7fbf2c331090>



5.1.4 Análisis por estado civil

```
[28]: df[["MARRIAGE", "LIMIT_BAL"]].groupby("MARRIAGE").agg(["mean", "count", "median"])
```

```
[28]:
```

	LIMIT_BAL		
	mean	count	median
MARRIAGE			
Casado	182200.893184	13659	160000.0
Otros	98080.495356	323	60000.0
Soltero	156413.660737	15964	130000.0

```
[29]: mean_by_marriage = df[["MARRIAGE", "LIMIT_BAL"]].groupby("MARRIAGE").agg("mean")
mean_by_marriage.reset_index(inplace = True)

median_by_marriage = df[["MARRIAGE", "LIMIT_BAL"]].groupby("MARRIAGE").
    ↪agg("median")
median_by_marriage.reset_index(inplace = True)
```

El grupo menos representativo con diferencia en este conjunto de datos son los que pertenecen al grupo de “Otros”. El grupo de los individuos que están casados son los que aparentan hacer préstamos más grandes de acuerdo a la media y a la mediana. Y el grupo de otros es con diferencia de los otros dos el que hace préstamos más pequeños

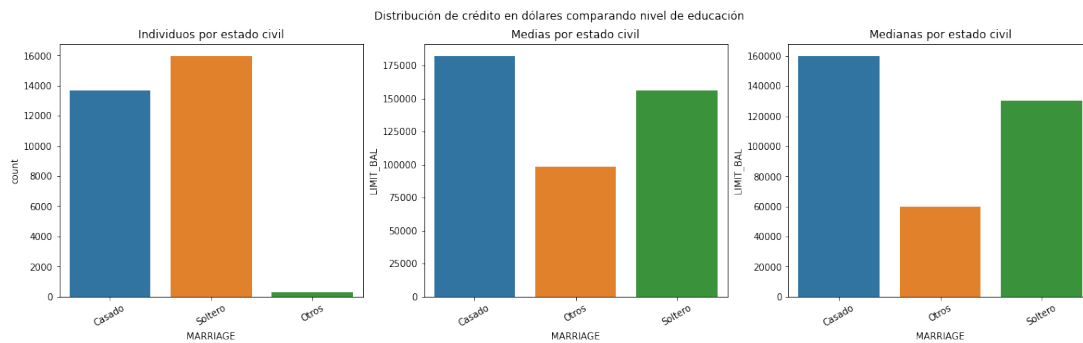
```
[30]: fig, axes = plt.subplots(1, 3, figsize=(20, 5))
fig.suptitle('Distribución de crédito en dólares comparando nivel de educación')

sns.barplot(x="MARRIAGE", y="LIMIT_BAL", data=mean_by_marriage, ax = axes[1])
axes[1].set_title("Medias por estado civil")
axes[1].set_xticklabels(axes[1].get_xticklabels(), rotation = 30)

sns.barplot(x="MARRIAGE", y="LIMIT_BAL", data=median_by_marriage, ax = axes[2])
axes[2].set_title("Medianas por estado civil")
axes[2].set_xticklabels(axes[2].get_xticklabels(), rotation = 30)

sns.countplot(x="MARRIAGE", data=df, ax = axes[0])
axes[0].set_title("Individuos por estado civil")
axes[0].set_xticklabels(axes[0].get_xticklabels(), rotation = 30)
```

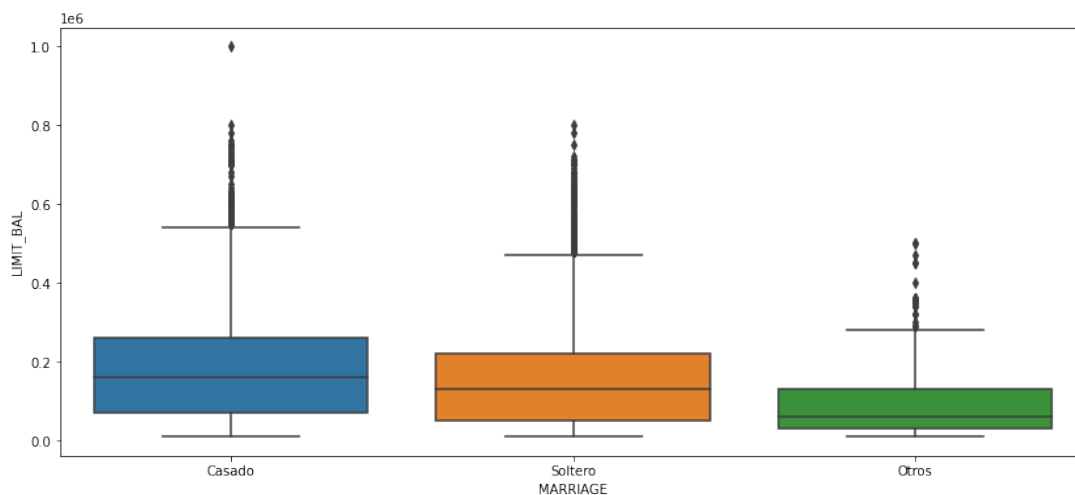
```
[30]: [Text(0, 0, 'Casado'), Text(0, 0, 'Soltero'), Text(0, 0, 'Otros')]
```



Aca se puede observar mejor los resultados anteriormente discutidos

```
[31]: fig_dims = (14, 6)
fig, ax = plt.subplots(figsize=fig_dims)
sns.boxplot(data= df, x="MARRIAGE", y = "LIMIT_BAL", ax = ax)
```

[31]: <matplotlib.axes._subplots.AxesSubplot at 0x7fbf2eeac490>



5.1.5 Análisis por grupo de edad

```
[32]: df[["AGE_LABEL", "LIMIT_BAL"]].groupby("AGE_LABEL").
      ↪agg(["mean", "count", "median"])
```

```
[32]:
```

	LIMIT_BAL			
	mean	count	median	
AGE_LABEL				
Joven	132490.692818	11013	100000.0	

Adulto joven	197271.539251	10713	180000.0
Adulto	179680.213156	6005	150000.0
Adulto Maduro	160300.518135	1930	110000.0
Edad Avanzada	185382.165605	314	160000.0
Mayor 70+	218800.000000	25	200000.0

```
[33]: mean_by_age = df[["AGE_LABEL", "LIMIT_BAL"]].groupby("AGE_LABEL").agg("mean")
mean_by_age.reset_index(inplace = True)

median_by_age = df[["AGE_LABEL", "LIMIT_BAL"]].groupby("AGE_LABEL").agg("median")
median_by_age.reset_index(inplace = True)
```

Los grupos de personas que se encuentran de 60 años para arriba se encuentran menos representados en comparación a los otros grupos, esto de alguna manera es explicable dado que es difícil que una persona a esa edad pueda pagar en un período de tiempo relativamente corto. Por otro lado las personas que se encuentran entre los 30 y 50 años son las personas que piden créditos más grandes, de acuerdo a sus medias, medianas y el boxplot que se encuentra más bajo.

```
[34]: fig, axes = plt.subplots(1, 3, figsize=(20, 5))
fig.suptitle('Distribución de crédito en dólares comparando nivel de educación')

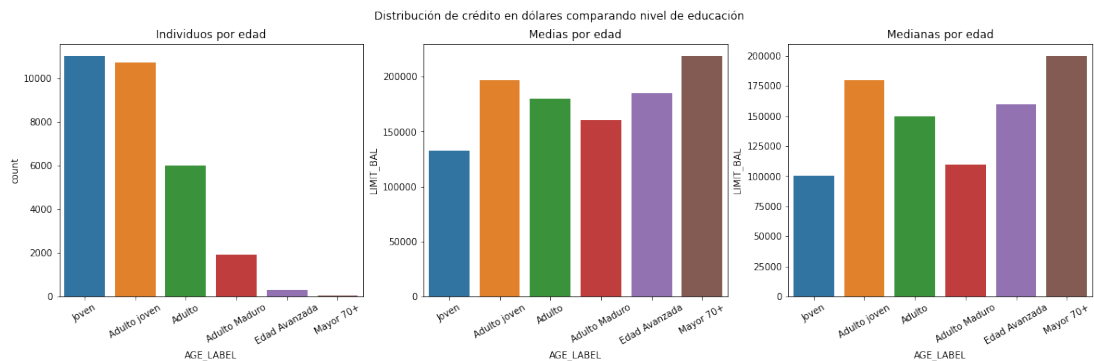
sns.barplot(x="AGE_LABEL", y="LIMIT_BAL", data=mean_by_age, ax = axes[1])
axes[1].set_title("Medias por edad")
axes[1].set_xticklabels(axes[1].get_xticklabels(), rotation = 30)

sns.barplot(x="AGE_LABEL", y="LIMIT_BAL", data=median_by_age, ax = axes[2])
axes[2].set_title("Medianas por edad")
axes[2].set_xticklabels(axes[2].get_xticklabels(), rotation = 30)

sns.countplot(x="AGE_LABEL", data=df, ax = axes[0])
axes[0].set_title("Individuos por edad")
axes[0].set_xticklabels(axes[0].get_xticklabels(), rotation = 30)
```

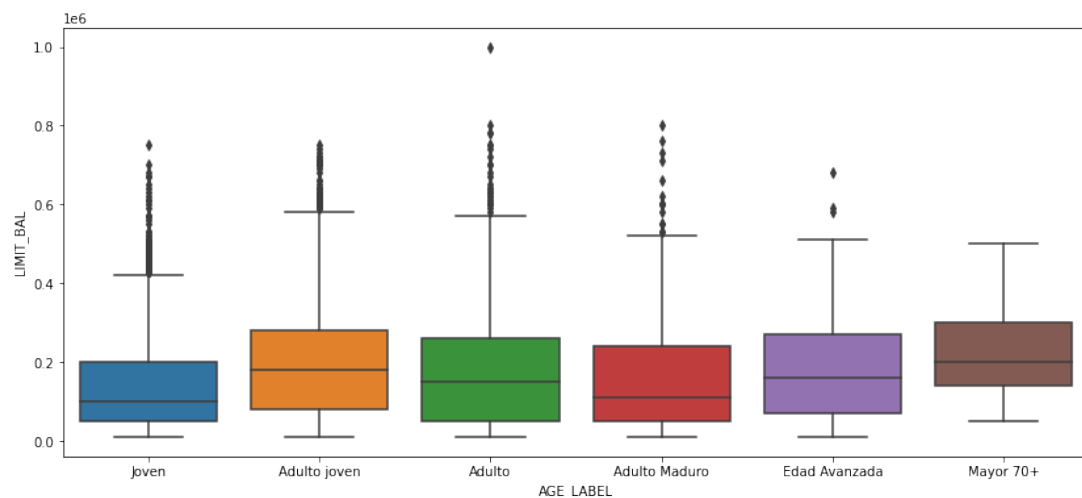
```
[34]: [Text(0, 0, 'Joven'),
Text(0, 0, 'Adulto joven'),
Text(0, 0, 'Adulto'),
Text(0, 0, 'Adulto Maduro'),
Text(0, 0, 'Edad Avanzada'),
Text(0, 0, 'Mayor 70+')]

```



```
[35]: fig_dims = (14, 6)
fig, ax = plt.subplots(figsize=fig_dims)
sns.boxplot(data= df, x="AGE_LABEL", y = "LIMIT_BAL", ax = ax)
```

[35]: <matplotlib.axes._subplots.AxesSubplot at 0x7fbf2ec61b90>



5.1.6 Análisis de retrasos

Este es un análisis de los retrasos de acuerdo a los meses.

```
[36]: retrasos_abr = df['PAY_6']
retrasos_may = df['PAY_5']
retrasos_jun = df['PAY_4']
retrasos_jul = df['PAY_3']
retrasos_ago = df['PAY_2']
retrasos_sep = df['PAY_0']
```

```
[37]: retrasos = [retrasos_abr[retrasos_abr != "Solvente"].count(),
                 retrasos_may[retrasos_may != "Solvente"].count(),
                 retrasos_jun[retrasos_jun != "Solvente"].count(),
                 retrasos_jul[retrasos_jul != "Solvente"].count(),
                 retrasos_ago[retrasos_ago != "Solvente"].count(),
                 retrasos_sep[retrasos_sep != "Solvente"].count(),
                 ]
solventes = [retrasos_abr[retrasos_abr == "Solvente"].count(),
             retrasos_may[retrasos_may == "Solvente"].count(),
             retrasos_jun[retrasos_jun == "Solvente"].count(),
             retrasos_jul[retrasos_jul == "Solvente"].count(),
             retrasos_ago[retrasos_ago == "Solvente"].count(),
             retrasos_sep[retrasos_sep == "Solvente"].count(),
             ]
meses = ["Abril", "Mayo", "Junio", "Julio", "Agosto", "Septiembre"]
```

```
[38]: fig, axes = plt.subplots(1, 2, figsize=(20, 5))
fig.suptitle('Evolución de los atrasos y los solventes a lo largo de los meses')

sns.barplot(meses, retrasos, ax = axes[0])
axes[0].set_title("Retrasos")
axes[0].set_xticklabels(axes[0].get_xticklabels(), rotation = 30)

sns.barplot(meses, solventes, ax = axes[1])
axes[1].set_title("Solventes")
axes[1].set_xticklabels(axes[1].get_xticklabels(), rotation = 30)
```

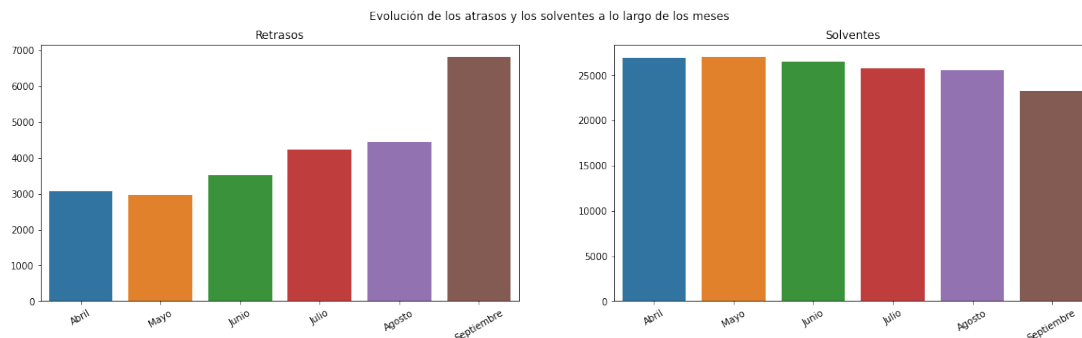
/usr/local/lib/python3.7/dist-packages/seaborn/_decorators.py:43: FutureWarning: Pass the following variables as keyword args: x, y. From version 0.12, the only valid positional argument will be `data`, and passing other arguments without an explicit keyword will result in an error or misinterpretation.

FutureWarning

/usr/local/lib/python3.7/dist-packages/seaborn/_decorators.py:43: FutureWarning: Pass the following variables as keyword args: x, y. From version 0.12, the only valid positional argument will be `data`, and passing other arguments without an explicit keyword will result in an error or misinterpretation.

FutureWarning

```
[38]: [Text(0, 0, 'Abril'),
       Text(0, 0, 'Mayo'),
       Text(0, 0, 'Junio'),
       Text(0, 0, 'Julio'),
       Text(0, 0, 'Agosto'),
       Text(0, 0, 'Septiembre')]
```



Es interesante notar en la gráfica de arriba que la cantidad de personas solventes se ha mantenido de forma similar a lo largo de los meses, sin embargo el número de personas insolventes ha ido en aumento

```
[39]: fig, axes = plt.subplots(1, 6, figsize=(25, 5), sharey=True)
fig.suptitle('Distribución de crédito en dólares comparando nivel de educación')

sns.barplot(retrasos_abr.values, retrasos_abr.index, ax = axes[0])
axes[0].set_title("Retrasos abril")
axes[0].set_xticklabels(axes[0].get_xticklabels(),rotation = 30)

sns.barplot(retrasos_may.values, retrasos_may.index, ax = axes[1])
axes[1].set_title("Medianas mayo")
axes[1].set_xticklabels(axes[1].get_xticklabels(),rotation = 30)

sns.barplot(retrasos_jun.values, retrasos_jun.index, ax = axes[2])
axes[2].set_title("Individuos junio")
axes[2].set_xticklabels(axes[2].get_xticklabels(),rotation = 30)

sns.barplot(retrasos_jul.values, retrasos_jul.index, ax = axes[3])
axes[3].set_title("Individuos julio")
axes[3].set_xticklabels(axes[3].get_xticklabels(),rotation = 30)

sns.barplot(retrasos_ago.values, retrasos_ago.index, ax = axes[4])
axes[4].set_title("Individuos agosto")
axes[4].set_xticklabels(axes[4].get_xticklabels(),rotation = 30)

sns.barplot(retrasos_sep.values, retrasos_sep.index, ax = axes[5])
axes[5].set_title("Individuos septiembre")
axes[5].set_xticklabels(axes[5].get_xticklabels(),rotation = 30)
```

/usr/local/lib/python3.7/dist-packages/seaborn/_decorators.py:43: FutureWarning: Pass the following variables as keyword args: x, y. From version 0.12, the only valid positional argument will be `data`, and passing other arguments without an explicit keyword will result in an error or misinterpretation.


```

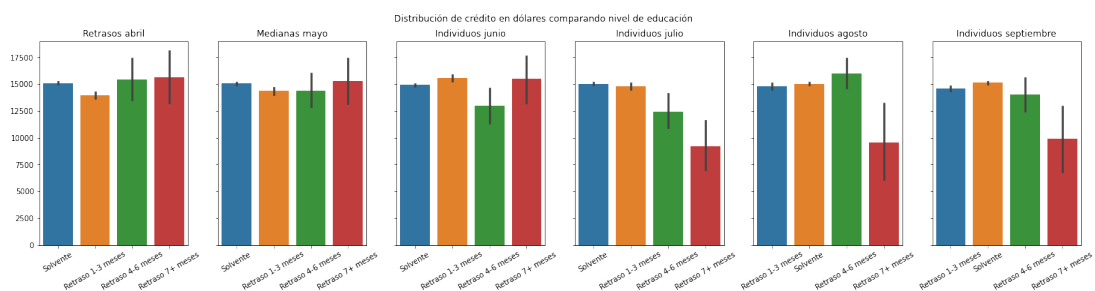
FutureWarning
/usr/local/lib/python3.7/dist-packages/seaborn/_decorators.py:43: FutureWarning:
Pass the following variables as keyword args: x, y. From version 0.12, the only
valid positional argument will be `data`, and passing other arguments without an
explicit keyword will result in an error or misinterpretation.
FutureWarning
/usr/local/lib/python3.7/dist-packages/seaborn/_decorators.py:43: FutureWarning:
Pass the following variables as keyword args: x, y. From version 0.12, the only
valid positional argument will be `data`, and passing other arguments without an
explicit keyword will result in an error or misinterpretation.
FutureWarning
/usr/local/lib/python3.7/dist-packages/seaborn/_decorators.py:43: FutureWarning:
Pass the following variables as keyword args: x, y. From version 0.12, the only
valid positional argument will be `data`, and passing other arguments without an
explicit keyword will result in an error or misinterpretation.
FutureWarning
/usr/local/lib/python3.7/dist-packages/seaborn/_decorators.py:43: FutureWarning:
Pass the following variables as keyword args: x, y. From version 0.12, the only
valid positional argument will be `data`, and passing other arguments without an
explicit keyword will result in an error or misinterpretation.
FutureWarning
/usr/local/lib/python3.7/dist-packages/seaborn/_decorators.py:43: FutureWarning:
Pass the following variables as keyword args: x, y. From version 0.12, the only
valid positional argument will be `data`, and passing other arguments without an
explicit keyword will result in an error or misinterpretation.
FutureWarning

```

```

[39]: [Text(0, 0, 'Retraso 1-3 meses'),
Text(0, 0, 'Solvente'),
Text(0, 0, 'Retraso 4-6 meses'),
Text(0, 0, 'Retraso 7+ meses')]

```



En la gráfica de arriba se puede observar como a lo largo del tiempo las personas que están solventes, tienen un retraso de 2 meses o un retraso de 3 a 6 meses se mantienen de cierta manera casi igual, sin un cambio abrupto. Es interesante que en los primeros meses no existían personas que se atrasaran un mes pero en junio empezaron a aparecer y luego empiezan a crecer bastante. También es interesante notar como ha ido disminuyendo el número de personas que se atrasaron más de 7

meses empezaron a disminuir a partir de junio. Lo que nos puede decir que hubo algún cambio importante a la hora de dar créditos. Viendo estas dos gráficas se puede decir que el número de personas insolventes ha ido en aumento pero por un periodo de tiempo corto lo cual puede ser negativo y positivo al mismo tiempo, porque también hay que notar que las personas que tienen un retraso superior a 7 meses a ido disminuyendo

5.1.7 Análisis del monto de factura

```
[73]: monto_facturacion =   
      ↪df[["BILL_AMT6", "BILL_AMT5", "BILL_AMT4", "BILL_AMT3", "BILL_AMT2", "BILL_AMT1"]]  
      monto_facturacion.describe()
```

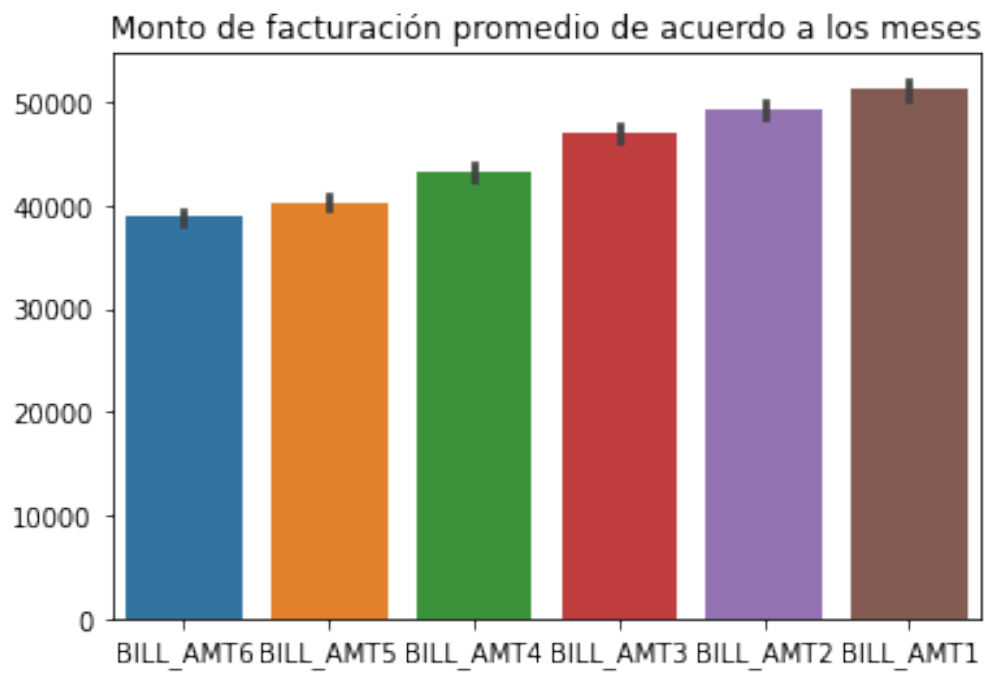
```
[73]:
```

	BILL_AMT6	BILL_AMT5	...	BILL_AMT2	BILL_AMT1
count	30000.000000	30000.000000	...	30000.000000	30000.000000
mean	38871.760400	40311.400967	...	49179.075167	51223.330900
std	59554.107537	60797.155770	...	71173.768783	73635.860576
min	-339603.000000	-81334.000000	...	-69777.000000	-165580.000000
25%	1256.000000	1763.000000	...	2984.750000	3558.750000
50%	17071.000000	18104.500000	...	21200.000000	22381.500000
75%	49198.250000	50190.500000	...	64006.250000	67091.000000
max	961664.000000	927171.000000	...	983931.000000	964511.000000

[8 rows x 6 columns]

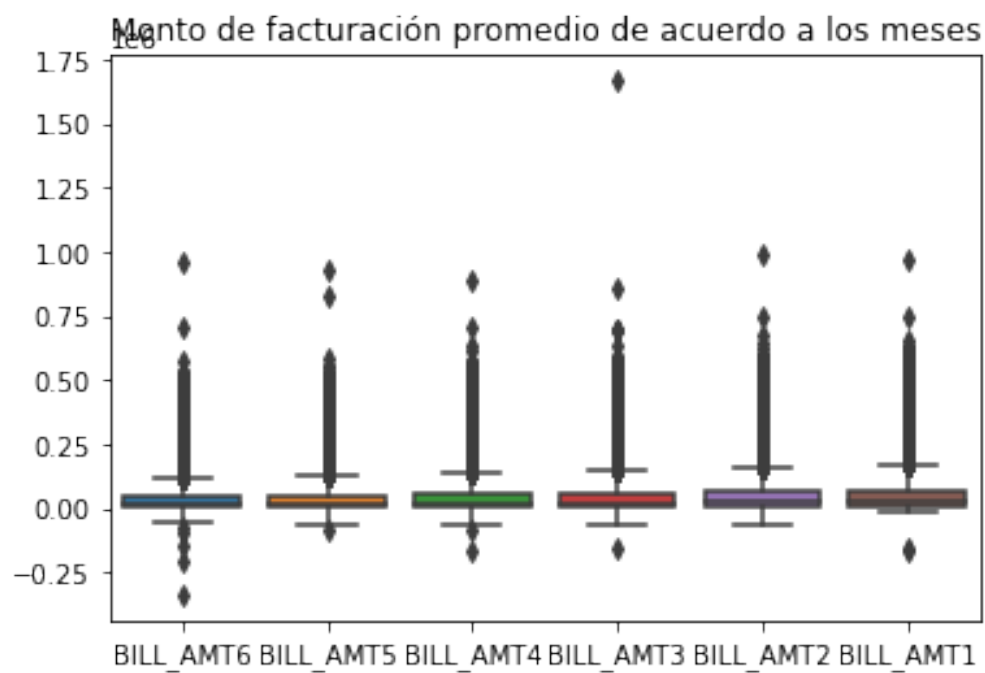
```
[81]: sns.barplot(data=monto_facturacion)  
      plt.title("Monto de facturación promedio de acuerdo a los meses")
```

```
[81]: Text(0.5, 1.0, 'Monto de facturación promedio de acuerdo a los meses')
```



```
[82]: sns.boxplot(data=monto_facturacion)
plt.title("Monto de facturación promedio de acuerdo a los meses")
```

```
[82]: Text(0.5, 1.0, 'Monto de facturación promedio de acuerdo a los meses')
```



El monto de facturación mensual va creciendo conforme a los meses; sin embargo, nótese que las cajas de bigotes reflejan muchos datos atípicos; por lo que no es uniforme el monto de facturación y varía demasiado.

5.1.8 Análisis del monto de pago

```
[79]: monto_pago = df[["PAY_AMT6", "PAY_AMT5", "PAY_AMT4", "PAY_AMT3", "PAY_AMT2", "PAY_AMT1"]]
monto_pago.describe()
```

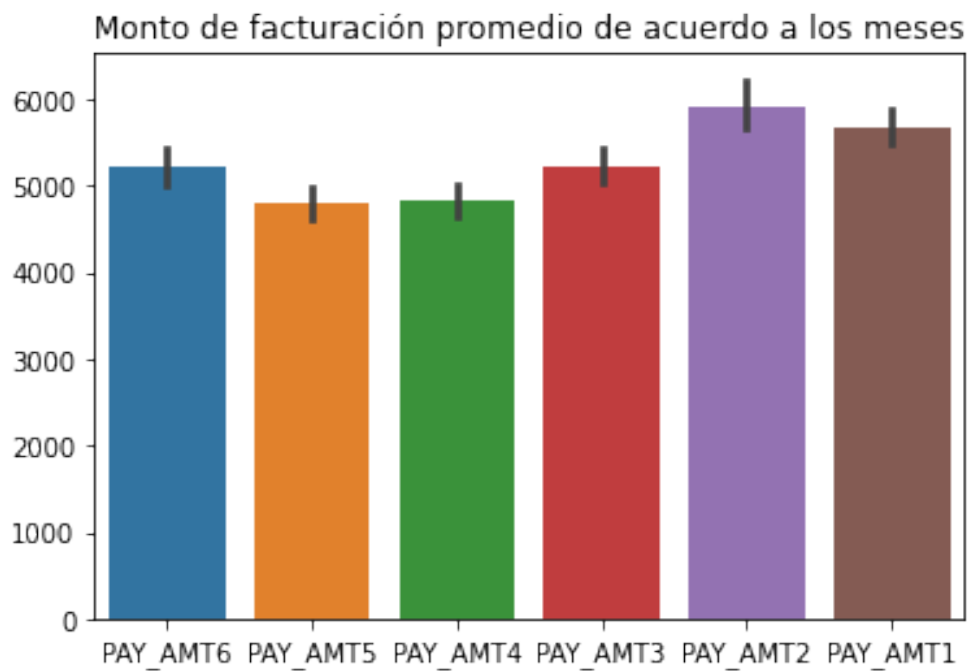
```
[79]:
```

	PAY_AMT6	PAY_AMT5	...	PAY_AMT2	PAY_AMT1
count	30000.000000	30000.000000	...	3.000000e+04	30000.000000
mean	5215.502567	4799.387633	...	5.921163e+03	5663.580500
std	17777.465775	15278.305679	...	2.304087e+04	16563.280354
min	0.000000	0.000000	...	0.000000e+00	0.000000
25%	117.750000	252.500000	...	8.330000e+02	1000.000000
50%	1500.000000	1500.000000	...	2.009000e+03	2100.000000
75%	4000.000000	4031.500000	...	5.000000e+03	5006.000000
max	528666.000000	426529.000000	...	1.684259e+06	873552.000000

[8 rows x 6 columns]

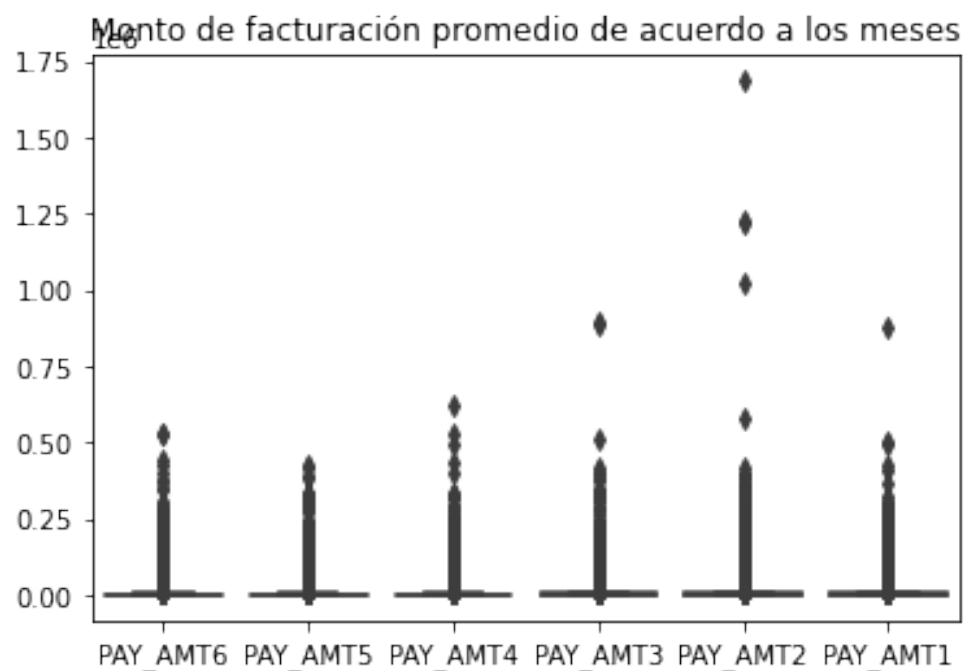
```
[83]: sns.barplot(data=monto_pago)
plt.title("Monto de facturación promedio de acuerdo a los meses")
```

```
[83]: Text(0.5, 1.0, 'Monto de facturación promedio de acuerdo a los meses')
```



```
[84]: sns.boxplot(data=monto_pago)
plt.title("Monto de facturación promedio de acuerdo a los meses")
```

```
[84]: Text(0.5, 1.0, 'Monto de facturación promedio de acuerdo a los meses')
```



El monto de pago mensual no tiene ninguna tendencia aparente; sin embargo, nótese que las cajas de bigotes reflejan muchos datos atípicos; por lo que no es uniforme el monto de pago y varía demasiado.

5.2 Cruzando variables

5.2.1 SEX vs EDUCATION

```
[40]: table = pd.pivot_table(df, values='LIMIT_BAL', index=['SEX'],
                             columns=['EDUCATION'], aggfunc='count', margins = True)
table.round(2) / 30000
```

```
[40]: EDUCATION  Bachillerato  Desconocido 1  ...  Universidad      All
SEX
Femenino      0.097567      0.000200  ...      0.288533  0.603733
Masculino      0.066333      0.000267  ...      0.179133  0.396267
All            0.163900      0.000467  ...      0.467667  1.000000
```

[3 rows x 8 columns]

```
[41]: table = pd.pivot_table(df, values='LIMIT_BAL', index=['SEX'],
                             columns=['EDUCATION'], aggfunc=np.mean)
table.round(2)
```

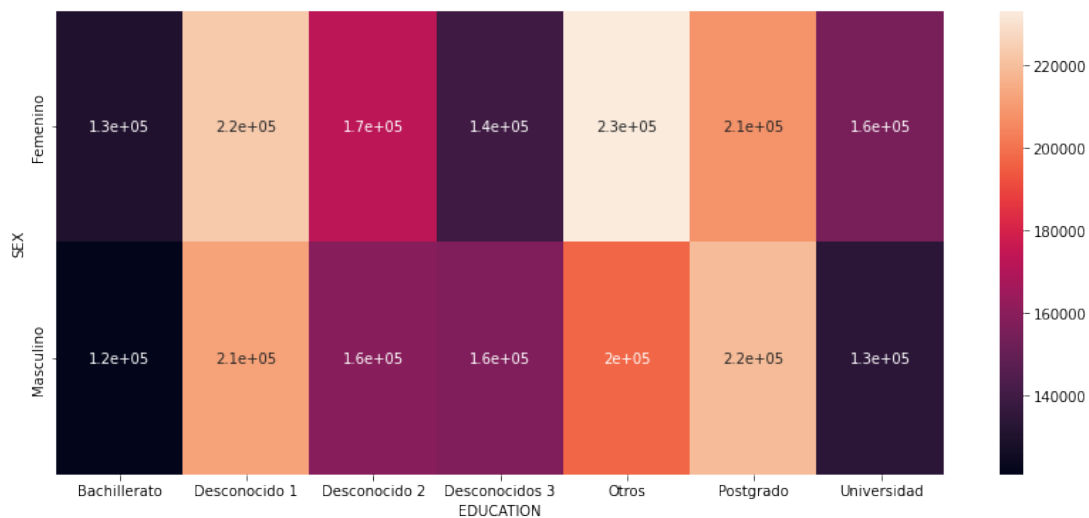
```
[41]: EDUCATION  Bachillerato  Desconocido 1  ...  Postgrado  Universidad
SEX
Femenino      130362.15      223333.33  ...  208557.21    155232.90
Masculino      120943.56      212500.00  ...  219251.26    133902.12
```

[2 rows x 7 columns]

En el primer dataframe de la sección se puede notar que los grupos mejor representados son aquellos que tienen estudios de post o universidad, además de ser las mujeres las que tienen mayor presencia como ya se había visto previamente. En cuanto a las medias más altas de créditos se puede observar que las personas con estudios de postgrado, otros o desconocido 1 son las personas con mayores medias independientemente del sexo

```
[42]: fig_dims = (14, 6)
fig, ax = plt.subplots(figsize=fig_dims)
sns.heatmap(table, ax = ax, annot = True)
```

```
[42]: <matplotlib.axes._subplots.AxesSubplot at 0x7fbf2e755710>
```



5.2.2 MARRIAGE vs EDUCATION

```
[43]: table = pd.pivot_table(df, values='LIMIT_BAL', index=['EDUCATION'],
                             columns=['MARRIAGE'], aggfunc='count', margins = True)
table.round(2) / 29946
```

```
[43]: MARRIAGE      Casado      Otros      Soltero      All
EDUCATION
Bachillerato      0.095539  0.003440  0.063748  0.162726
Desconocido 1      0.000134      NaN  0.000334  0.000468
Desconocido 2      0.005009  0.000100  0.004241  0.009350
Desconocidos 3     0.000935  0.000067  0.000701  0.001703
Otros              0.001736  0.000100  0.002271  0.004107
Postgrado          0.124290  0.001670  0.227376  0.353336
Universidad        0.228478  0.005410  0.234422  0.468310
All                0.456121  0.010786  0.533093  1.000000
```

```
[44]: table = pd.pivot_table(df, values='LIMIT_BAL', index=['EDUCATION'],
                             columns=['MARRIAGE'], aggfunc='mean')
table.round(2)
```

```
[44]: MARRIAGE      Casado      Otros      Soltero
EDUCATION
Bachillerato      133327.51  74951.46  119364.94
Desconocido 1      170000.00      NaN  236000.00
Desconocido 2      193506.67  106666.67  139685.04
Desconocidos 3     159642.86  185000.00  129523.81
Otros              241730.77  206666.67  205588.24
Postgrado          253113.92  172800.00  191310.03
```

```
Universidad      163460.39   86481.48  132434.47
```

En cuanto a las proporciones del dataset nuevamente son las personas de universidad de postgrado y universidad las mejor representadas, además de notar que los casados y los solteros de estos grupos son bastante similares. Las personas que estudian en postgrado u otros estudios y están casados tienden a tener una media bastante alta respecto a sus créditos. Del lado de los solteros se puede ver que los que pertenecen al grupo de estudios Desconocido 1 y Otros también tienen medias bastante altas.

```
[45]: fig_dims = (14, 6)
fig, ax = plt.subplots(figsize=fig_dims)
sns.heatmap(table, ax = ax, annot = True)
```

```
[45]: <matplotlib.axes._subplots.AxesSubplot at 0x7fbf2e63a6d0>
```



5.2.3 AGE vs EDUCATION

```
[46]: table = pd.pivot_table(df, values='LIMIT_BAL', index=['EDUCATION'],
                             columns=['AGE_LABEL'], aggfunc='count', margins = True)
table.round(2)/ 30000
```

```
[46]: AGE_LABEL      Joven  Adulto joven  ...  Mayor 70+      All
EDUCATION
Bachillerato      0.036033    0.046000  ...    0.000400  0.163900
Desconocido 1      0.000100    0.000233  ...           NaN  0.000467
Desconocido 2      0.003067    0.003733  ...           NaN  0.009333
Desconocidos 3      0.000233    0.000267  ...           NaN  0.001700
Otros              0.001933    0.001233  ...           NaN  0.004100
Postgrado          0.143467    0.137833  ...    0.000267  0.352833
Universidad        0.182267    0.167800  ...    0.000167  0.467667
All                0.367100    0.357100  ...    0.000833  1.000000
```


[8 rows x 7 columns]

```
[47]: table = pd.pivot_table(df, values='LIMIT_BAL', index=['EDUCATION'],
                             columns=['AGE_LABEL'], aggfunc='mean')
table.round(2)
```

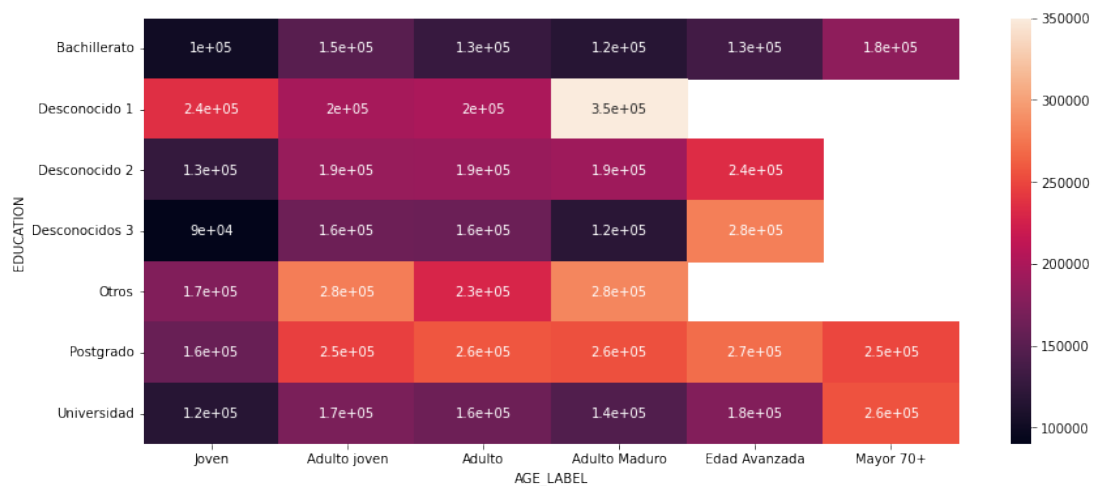
```
[47]: AGE_LABEL      Joven  Adulto joven  ...  Edad Avanzada  Mayor 70+
EDUCATION
Bachillerato      101285.85    148985.51  ...           134687.50    182500.0
Desconocido 1     236666.67    197142.86  ...              NaN           NaN
Desconocido 2     125652.17    187767.86  ...           235000.00           NaN
Desconocidos 3     90000.00    162500.00  ...           280000.00           NaN
Otros              174482.76    279459.46  ...              NaN           NaN
Postgrado         159107.81    245782.35  ...           270357.14    250000.0
Universidad       117375.64    170323.80  ...           175816.33    256000.0
```

[7 rows x 6 columns]

En la gráfica de abajo se puede observar que los adultos entre 50 y 60 años cuyo grado academico es Desconocido 1, tiene una media bastante eleveada respecto al resto llegando a los 350 mil dólares. También llama la atención que las personas que tienen un postgrado y tienen más de 30 años tienen medias de crédito bastante altas

```
[48]: fig_dims = (14, 6)
fig, ax = plt.subplots(figsize=fig_dims)
sns.heatmap(table, ax = ax, annot = True)
```

```
[48]: <matplotlib.axes._subplots.AxesSubplot at 0x7fbf2e58ad10>
```



5.2.4 SEX vs AGE

```
[90]: table = pd.pivot_table(df, values='LIMIT_BAL', index=['SEX'],  
                             columns=['AGE_LABEL'], aggfunc='count', margins = True)  
table.round(2) / 30000
```

```
[90]: AGE_LABEL      Joven  Adulto joven  Adulto  ...  Edad Avanzada  Mayor 70+  
All  
SEX  
Femenino    0.239033      0.211667  0.113933  ...      0.004933    0.000400  
0.603733  
Masculino   0.128067      0.145433  0.086233  ...      0.005533    0.000433  
0.396267  
All         0.367100      0.357100  0.200167  ...      0.010467    0.000833  
1.000000
```

[3 rows x 7 columns]

```
[91]: table = pd.pivot_table(df, values='LIMIT_BAL', index=['SEX'],  
                             columns=['AGE_LABEL'], aggfunc='mean')  
table.round(2)
```

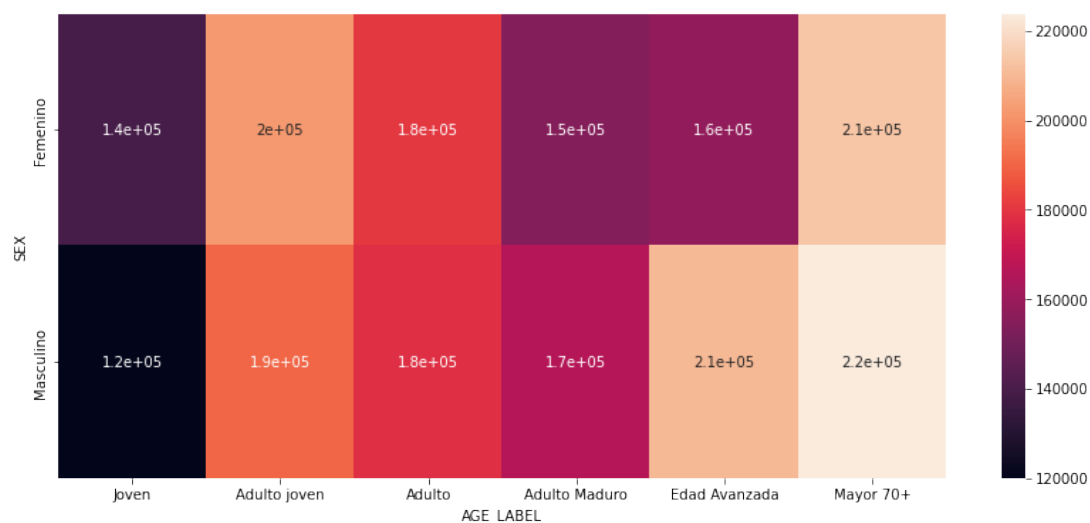
```
[91]: AGE_LABEL      Joven  Adulto joven  ...  Edad Avanzada  Mayor 70+  
SEX  
Femenino    139241.39      201929.13  ...      157702.70  213333.33  
Masculino   119890.68      190492.78  ...      210060.24  223846.15
```

[2 rows x 6 columns]

La correlación entre joven y sexo parece ser fuerte de sobremanera en un LIMIT_BAL bajo.

```
[92]: fig_dims = (14, 6)  
fig, ax = plt.subplots(figsize=fig_dims)  
sns.heatmap(table, ax = ax, annot = True)
```

```
[92]: <matplotlib.axes._subplots.AxesSubplot at 0x7fbf26b856d0>
```



5.2.5 AGE vs MARRIAGE

```
[94]: table = pd.pivot_table(df, values='LIMIT_BAL', index=['AGE_LABEL'],
                               columns=['MARRIAGE'], aggfunc='count', margins = True)
table.round(2) / 30000
```

```
[94]: MARRIAGE      Casado      Otros      Soltero      All
AGE_LABEL
Joven            0.062700  0.001467  0.302533  0.366700
Adulto joven     0.190733  0.002633  0.163000  0.356367
Adulto           0.145400  0.004200  0.050067  0.199667
Adulto Maduro    0.047233  0.002233  0.014700  0.064167
Edad Avanzada    0.008467  0.000233  0.001767  0.010467
Mayor 70+        0.000767      NaN  0.000067  0.000833
All              0.455300  0.010767  0.532133  0.998200
```

```
[95]: table = pd.pivot_table(df, values='LIMIT_BAL', index=['AGE_LABEL'],
                               columns=['MARRIAGE'], aggfunc='mean')
table.round(2)
```

```
[95]: MARRIAGE      Casado      Otros      Soltero
AGE_LABEL
Joven            133136.63  90454.55  132594.76
Adulto joven     195082.14  134050.63  201112.47
Adulto           188448.42  86746.03  162561.70
Adulto Maduro    172709.95  83731.34  131723.36
Edad Avanzada    196968.50  81428.57  143584.91
Mayor 70+        226956.52      NaN  125000.00
```

La correlación entre otros y cualquier edad tiene tendencia baja.

```
[96]: fig_dims = (14, 6)
fig, ax = plt.subplots(figsize=fig_dims)
sns.heatmap(table, ax = ax, annot = True)
```

```
[96]: <matplotlib.axes._subplots.AxesSubplot at 0x7fbf26aee990>
```



5.2.6 SEX vs MARRIAGE

```
[97]: table = pd.pivot_table(df, values='LIMIT_BAL', index=['SEX'],
                             columns=['MARRIAGE'], aggfunc='count', margins = True)
table.round(2) / 30000
```

```
[97]: MARRIAGE  Casado  Otros  Soltero  All
SEX
Femenino    0.2823  0.006400  0.313700  0.6024
Masculino    0.1730  0.004367  0.218433  0.3958
All          0.4553  0.010767  0.532133  0.9982
```

```
[98]: table = pd.pivot_table(df, values='LIMIT_BAL', index=['SEX'],
                             columns=['MARRIAGE'], aggfunc='mean')
table.round(2)
```

```
[98]: MARRIAGE  Casado  Otros  Soltero
SEX
Femenino    176772.46  101614.58  165620.02
Masculino    191058.96   92900.76  143192.08
```

Otros y cualquier sexo tiene correlación dominante baja.

```
[99]: fig_dims = (14, 6)
fig, ax = plt.subplots(figsize=fig_dims)
```

```
sns.heatmap(table, ax = ax, annot = True)
```

[99]: <matplotlib.axes._subplots.AxesSubplot at 0x7fbf26a8b690>

