

Actividad Semanal -- 4 Dimensionality Reduction and Normalization

Equipo 30

- A01793999 - Nathalia Prada

- A01793933 - Christian Suárez Gil

Importación de librerías

```
In [1]: import pandas as pd
import numpy as np
from sklearn.decomposition import PCA
import plotly.io as pio
pio.templates.default = "plotly_white"
import plotly.express as px
from sklearn.preprocessing import StandardScaler
from sklearn.pipeline import Pipeline
import seaborn as sns
from sklearn.pipeline import make_pipeline
import matplotlib.pyplot as plt
import matplotlib as mpl
import seaborn as sns
```

Propósito de la actividad

Esta actividad está orientada a implementar el análisis de componentes principales como estrategia para reducir, sin perder demasiada información, la dimensionalidad de nuestro conjunto de datos. Esto es realmente importante, porque el proceso de entrenamiento de modelos de aprendizaje automático puede requerir muchos recursos computacionales y requiere mucho más para cada variable adicional que tiene nuestro conjunto de datos. Por otro lado, algunos modelos, como los modelos de regresión, no funcionarán correctamente si nuestras características están correlacionadas porque esta técnica exige que los predictores sean independientes y no estén correlacionados.

Lectura de Datos

```
In [2]: Path = 'https://raw.githubusercontent.com/PosgradoMNA/Actividades_Aprendizaje-/main/def
```

Se leen los datos y se cambia el nombre de las columnas por nombres más descriptivos para facilitar el análisis.

```
In [3]: credit_df = pd.read_csv(Path, index_col = 0)
Loading [MathJax]/extensions/Safe.js
credit_df.rename(columns = {'X1' : 'credit', 'X2': 'gender', 'X3': 'education', 'X4': '

```

```
'X6' : 'hpp Sep 2005', 'X7' : 'hpp Aug 2005', 'X8' : 'hpp Jul 2005',
'X12' : 'abs Sep 2005', 'X13' : 'abs Aug 2005', 'X14' : 'abs Jul 2005',
'X18' : 'app Sep 2005', 'X19' : 'app Aug 2005', 'X20' : 'app Jul 2005'

df = credit_df.copy()
df
```

Out[3]:

	credit	gender	education	marital	age	hpp Sep 2005	hpp Aug 2005	hpp Jul 2005	hpp Jun 2005	hpp May 2005	...	abs Jun 2005	abs May 2005
ID													
1	20000	2.0	2.0	1.0	24.0	2.0	2.0	-1.0	-1.0	-2.0	...	0.0	0.0
2	120000	2.0	2.0	2.0	26.0	-1.0	2.0	0.0	0.0	0.0	...	3272.0	3455.0
3	90000	2.0	2.0	2.0	34.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	...	14331.0	14948.0
4	50000	2.0	2.0	1.0	37.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	...	28314.0	28959.0
5	50000	1.0	2.0	1.0	57.0	-1.0	0.0	-1.0	0.0	0.0	...	20940.0	19146.0
...
29996	220000	1.0	3.0	1.0	39.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	...	88004.0	31237.0
29997	150000	1.0	3.0	2.0	43.0	-1.0	-1.0	-1.0	-1.0	0.0	...	8979.0	5190.0
29998	30000	1.0	2.0	2.0	37.0	4.0	3.0	2.0	-1.0	0.0	...	20878.0	20582.0
29999	80000	1.0	3.0	1.0	41.0	1.0	-1.0	0.0	0.0	0.0	...	52774.0	11855.0
30000	50000	1.0	2.0	1.0	46.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	...	36535.0	32428.0

30000 rows × 24 columns



Matriz de Correlaciones entre variables

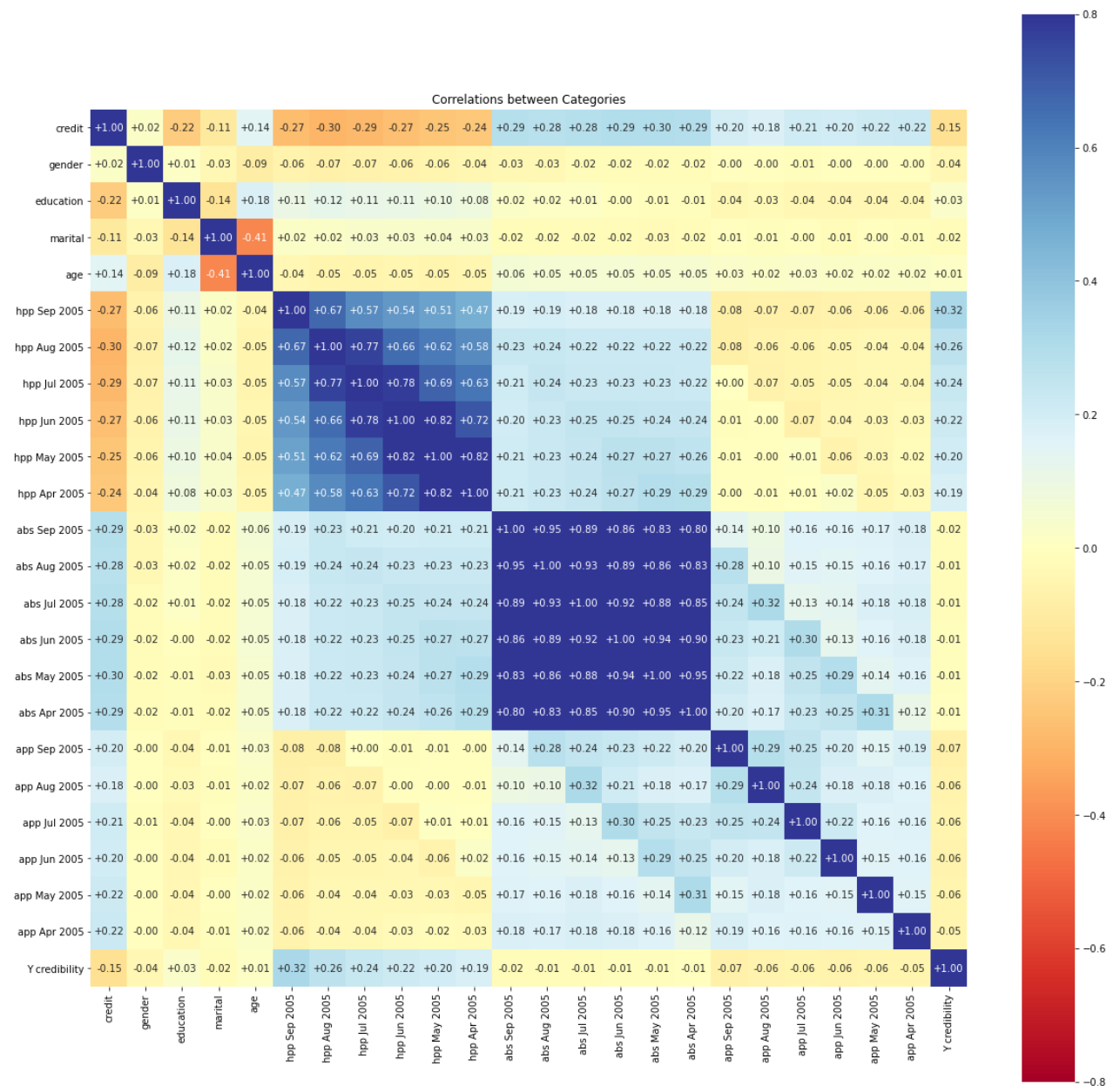
Se muestra una matriz con las correlaciones de la variables, para hacer un análisis inicial de la información y las posibles correlaciones entre los datos.

In [4]:

```
# subset of predictors to plot:
corrcats=['credit', 'gender', 'education', 'marital', 'age', 'hpp Sep 2005',
'hpp Aug 2005', 'hpp Jul 2005', 'hpp Jun 2005', 'hpp May 2005',
'hpp Apr 2005', 'abs Sep 2005', 'abs Aug 2005', 'abs Jul 2005',
'abs Jun 2005', 'abs May 2005', 'abs Apr 2005', 'app Sep 2005',
'app Aug 2005', 'app Jul 2005', 'app Jun 2005', 'app May 2005',
'app Apr 2005', 'Y credibility']

plt.figure(figsize=(20,20))
sns.heatmap(df[corrcats].corr(), cmap="RdYlBu",
annot=True, square=True,
vmin=-0.8, vmax=0.8, fmt="+.2f")
plt.title("Correlations between Categories")
```

Out[4]: Text(0.5, 1.0, 'Correlations between Categories')



Descripción de las variables:

- X1: credit
- X2: gender (1 = male; 2 = female)
- X3: education (1 = graduate school; 2 = university; 3 = high school; 4 = others)
- X4: marital (1 = married; 2 = single; 3 = others)
- X5: age
- X6 - X11: Historial de pagos pasados (History of Past Payment hpp)
- X12-X17: Importe del estado de cuenta (dólar NT) (Amount of bill statement (NT dollar) abs)
- X18-X23: Monto del pago anterior (dólar NT). (Amount of previous payment (NT dollar) app)
- Y: credibility

Principales Correlaciones:

El Historial de pagos pasados (History of Past Payment hpp) esta negativamente correlacionado con la credibilidad y positivamente correlacionado con la credibilidad.

El Importe del estado de cuenta (dólar NT) (Amount of bill statement (NT dollar) abs) esta positivamente correlacionado con el crédito y negativamente correlacionado con la credibilidad.

El Monto del pago anterior (dólar NT). (Amount of previous payment (NT dollar) app) esta positivamente correlacionado con el crédito y negativamente correlacionado con la credibilidad.

El crédito esta negativamente correlacionado con la credibilidad.

La edad esta positivamente correlacionada con la credibilidad.

La edad y el estado marital estan correlacionados.

La edad y el nivel de educación estan correlacionados.

Los siguientes grupos de variables tienen una fuerte correlación entre sí por tratarse del mismo tipo de datos en diferentes meses del año:

- X6 - X11: Historial de pagos pasados (History of Past Payment hpp)
- X12-X17: Importe del estado de cuenta (dólar NT) (Amount of bill statement (NT dollar) abs)
- X18-X23: Monto del pago anterior (dólar NT). (Amount of previous payment (NT dollar) app)

Selección de Características (para PCA)

Tenemos 24 variables, se escriben como numéricas, pero de hecho, las siguientes son categóricas y deben excluirse de este proceso porque PCA solo es válida en características numéricas:

- Gender
- Education
- Marital Status
- Y (Defalut)

```
In [5]: df_pca = df.drop(['gender', 'education', 'marital', 'Y credibility'], axis=1)
df_pca.shape
```

```
Out[5]: (30000, 20)
```

Valores Faltantes

Para cada cliente, los datos incluyen 20 variables numéricas. Y sabemos que, a menudo, las variables variarán juntas (covarán), y parte de la variación en una en realidad se duplica por la variación en otra. Por lo tanto, estamos implementando el análisis de componentes principales (PCA) para descubrir la forma en que las variables covarán, de modo que podamos obtener un conjunto de datos reducido con la mayor cantidad de información y menos variables.

Revisamos el porcentaje de campos vacíos que tenemos en cada una de las columnas o variables:

```
In [6]: df_pca.isna().sum()/len(df_pca)
```

```

age          0.000167
hpp Sep 2005 0.000100
hpp Aug 2005 0.000167
hpp Jul 2005 0.000233
hpp Jun 2005 0.000300
hpp May 2005 0.000533
hpp Apr 2005 0.000467
abs Sep 2005 0.000367
abs Aug 2005 0.000367
abs Jul 2005 0.000433
abs Jun 2005 0.000500
abs May 2005 0.000567
abs Apr 2005 0.000333
app Sep 2005 0.000267
app Aug 2005 0.000300
app Jul 2005 0.000267
app Jun 2005 0.000367
app May 2005 0.000367
app Apr 2005 0.000167
dtype: float64

```

De la tabla anterior, podemos ver que la cantidad de registros faltantes es extremadamente baja, por lo que vamos a dejarlos y continuar el proceso con el resto de los datos.

```
In [7]: df_pca.dropna(axis = 0, inplace = True)
```

Como PCA es un método que tiene en cuenta la varianza de las características, debemos validar si están en escalas similares porque, de lo contrario, las características en escalas más altas dominarán el proceso, incluso si no son tan relevantes como otras.

Además, los valores atípicos también pueden afectar este proceso porque solo un punto puede cambiar la varianza de una variable si está demasiado lejos del resto de ellos.

```
In [8]: #realizamos una descripción inicial de la data
df_pca.describe()
```

```
Out[8]:
```

	credit	age	hpp Sep 2005	hpp Aug 2005	hpp Jul 2005	hpp Jun 2005	hpp M 2005
count	29958.000000	29958.000000	29958.000000	29958.000000	29958.000000	29958.000000	29958.000
mean	167555.900928	35.483443	-0.017124	-0.134021	-0.166767	-0.221110	-0.266
std	129737.299088	9.214319	1.123989	1.197171	1.196026	1.168419	1.132
min	10000.000000	21.000000	-2.000000	-2.000000	-2.000000	-2.000000	-2.000
25%	50000.000000	28.000000	-1.000000	-1.000000	-1.000000	-1.000000	-1.000
50%	140000.000000	34.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000
75%	240000.000000	41.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000
max	1000000.000000	79.000000	8.000000	8.000000	8.000000	8.000000	8.000

Podemos ver que las escalas de las variables difieren mucho, por lo que antes de aplicar PCA

Loading [MathJax]/extensions/Safe.js
necesitamos implementar la Técnica StandardScaler, para que todas las variables tengan una

varianza similar.

Con esta clase estandarizaremos los datos eliminando la media y escalando los datos de forma que su varianza sea igual a 1.

Parte 1: Ejercicio guiado

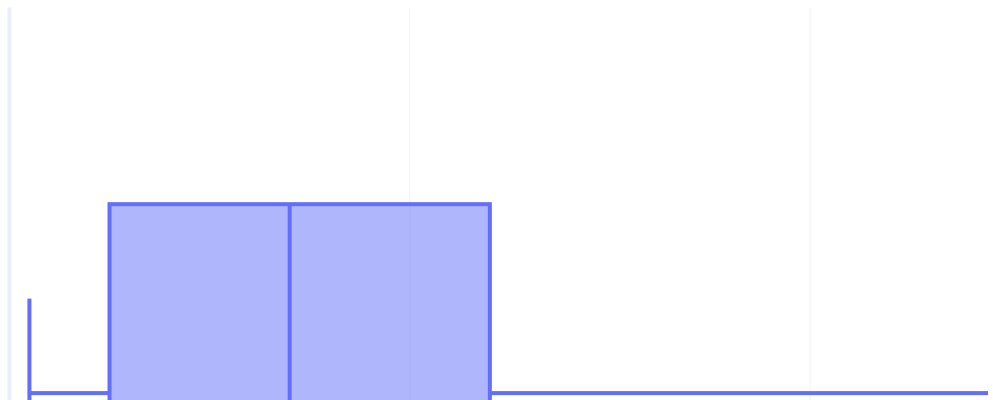
Paso 3: Identifique valores atípicos

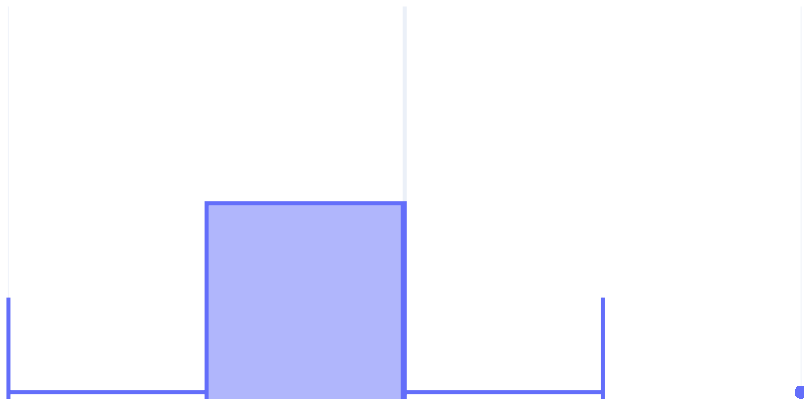
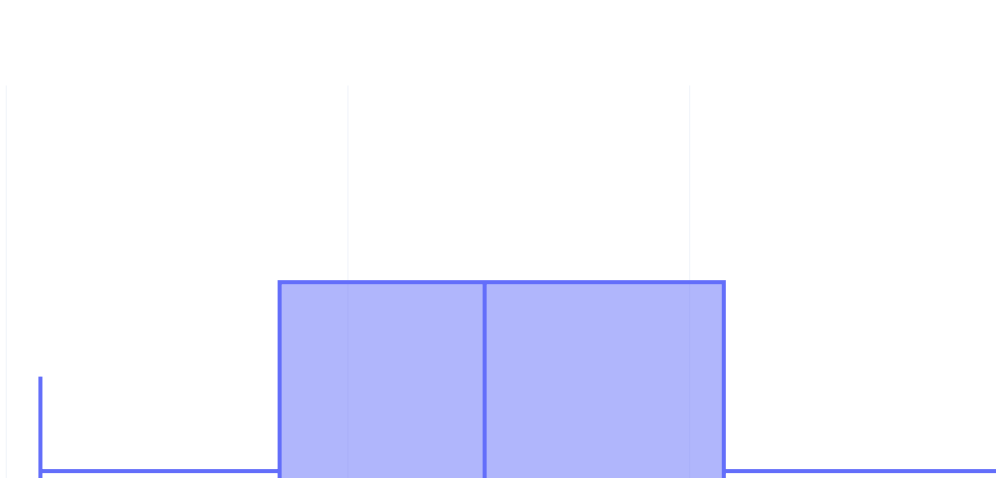
Realice alguna gráfica de valores atípicos o boxplot para identificar los valores atípicos. Cualquier punto que esté más alejado de la línea de referencia es un valor atípico.

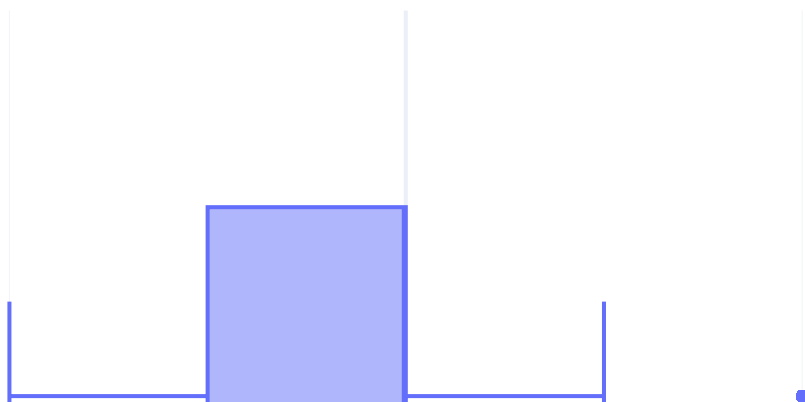
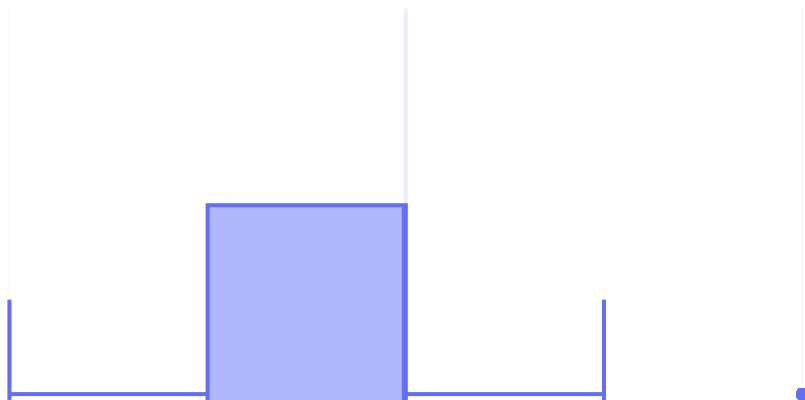
Validación de Valores Atípicos (Outliers)

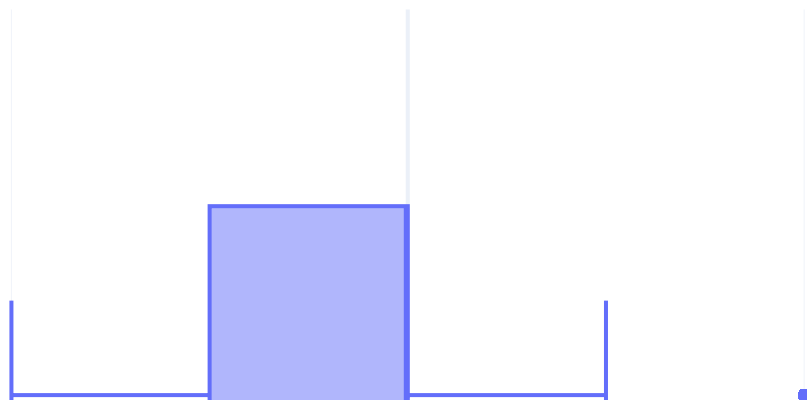
Se grafican los diagramas de cajas y bigotes para cada una de las variables y de esta manera identificar si existen valores atípicos que puedan afectar el estudio:

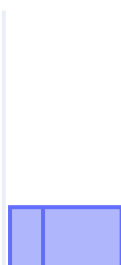
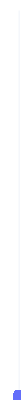
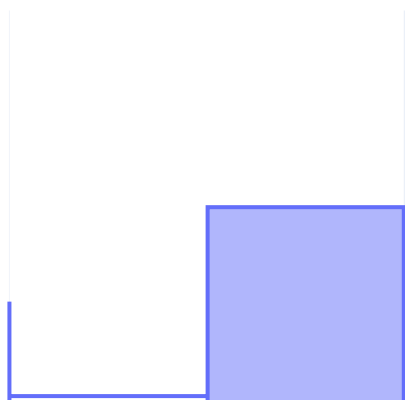
```
In [9]: for i in df_pca.columns:  
        fig = px.box(df_pca, x=i)  
        fig.show()
```

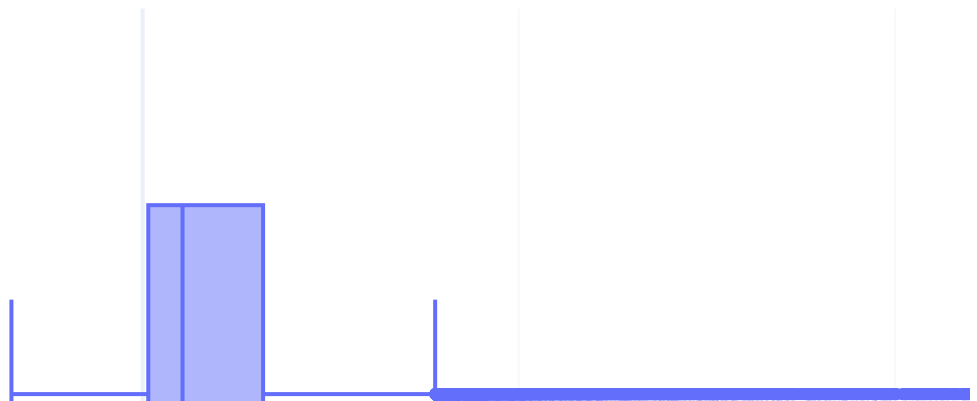
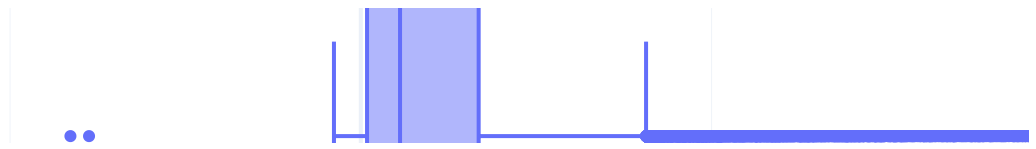


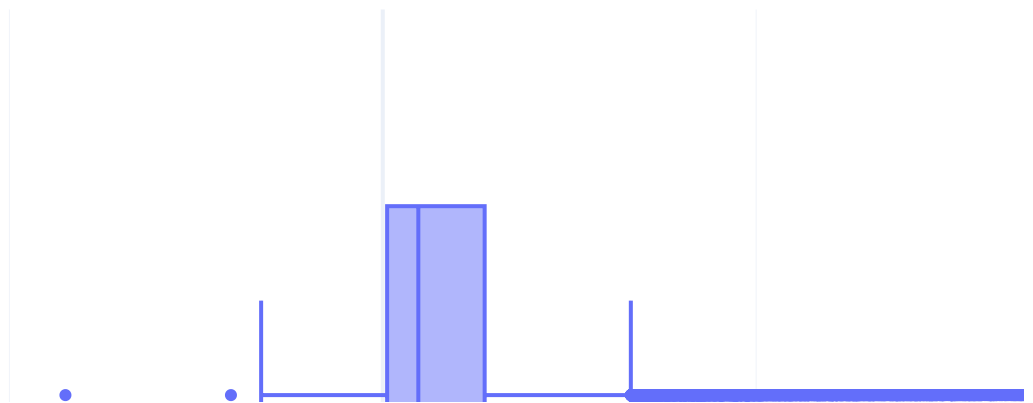
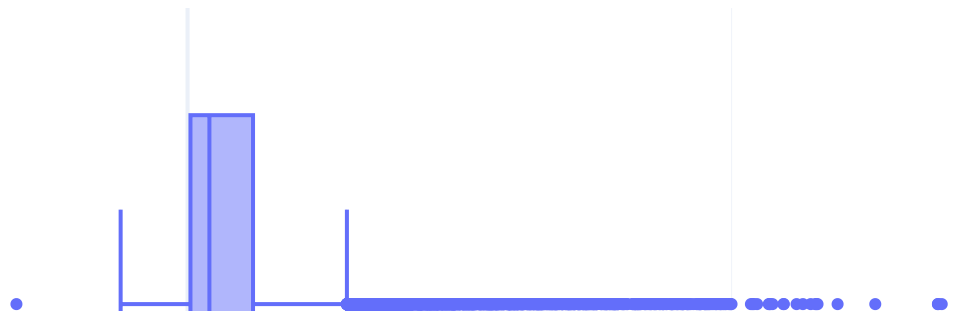


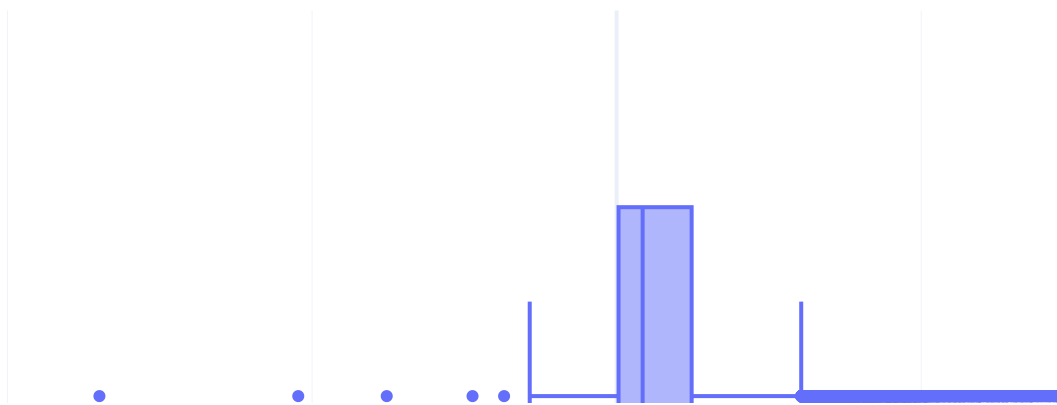
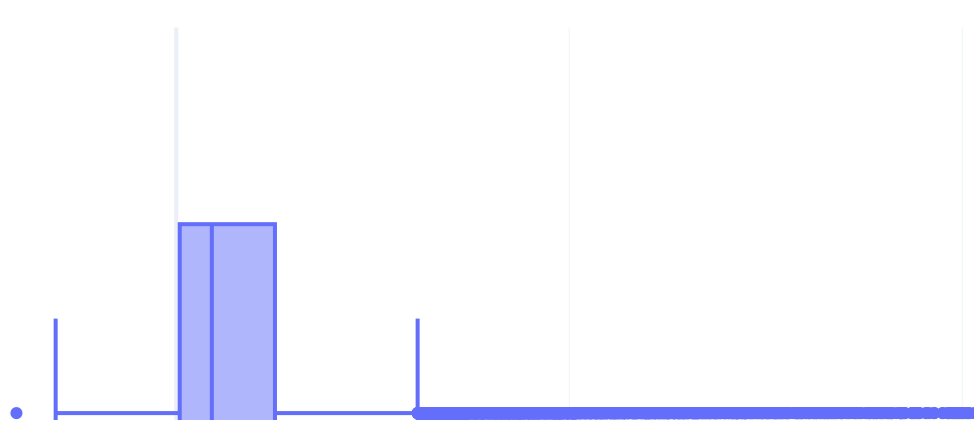


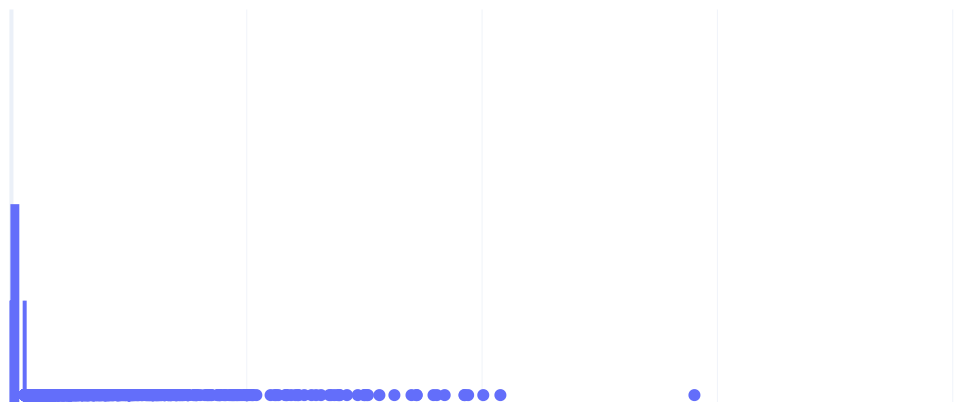
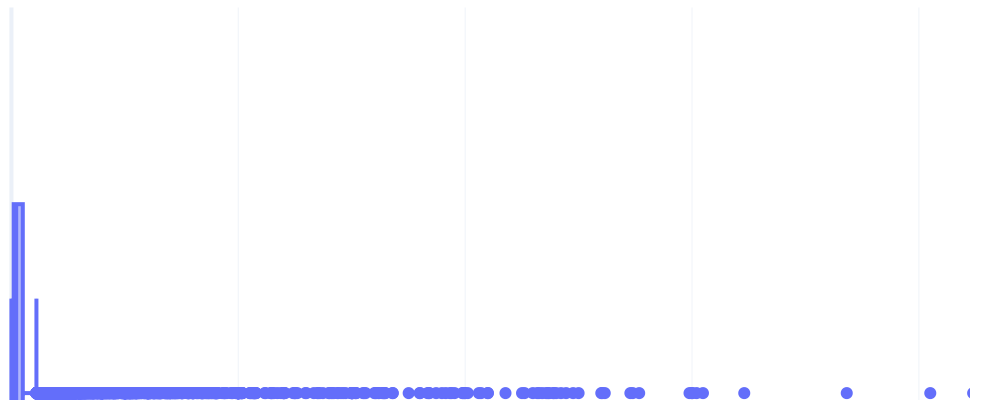


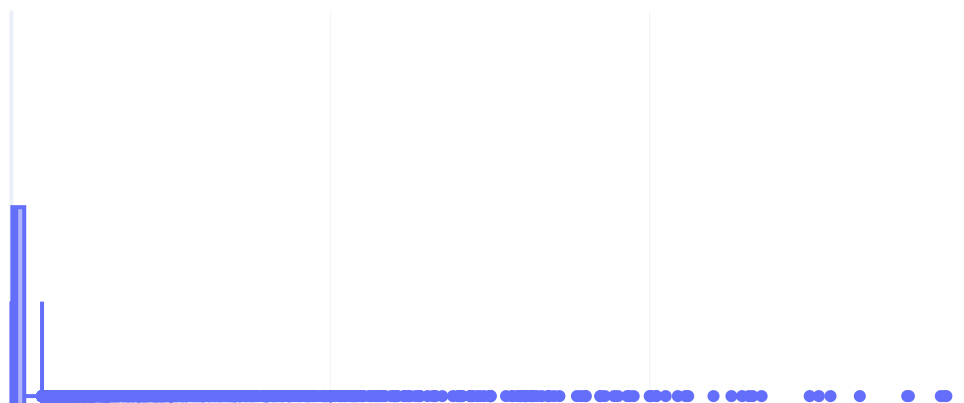
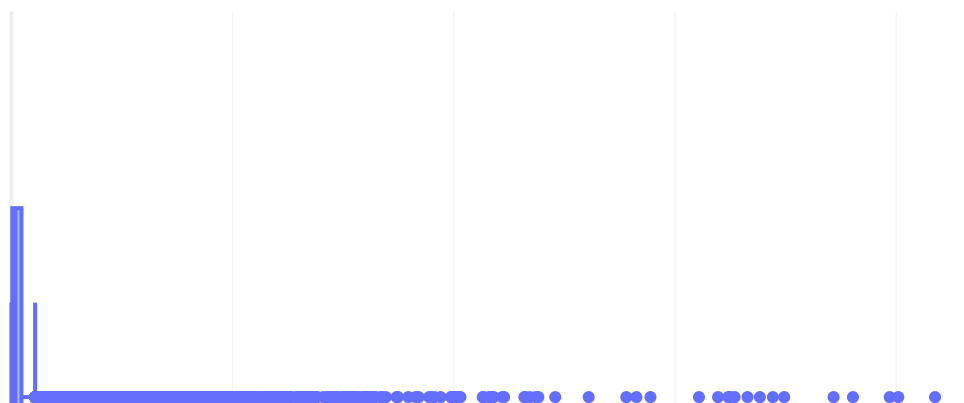


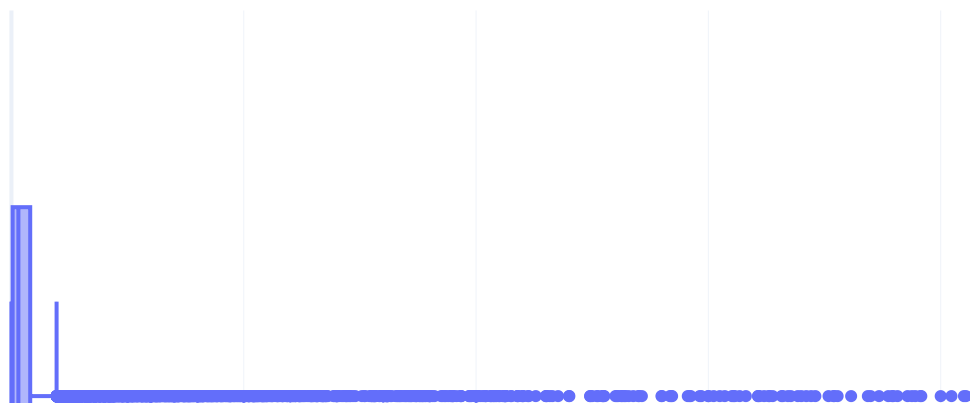












Loading [MathJax]/extensions/Safe.js





Todas las variables parecen tener valores atípicos estadísticos, pero al analizar el significado de cada variable podemos ver que son los esperados. por ejemplo, para las variables "X18-X23: Monto del pago anterior (dólar NT). (Amount of previous payment (NT dollar) app)", todos los valores son razonables, porque los bancos pueden tener algunos clientes extremadamente grandes, por lo que esos números deben ser reales y decidimos que no es una buena idea imputar datos reales en este punto.

PCA

```
In [10]: ## Función para resumir PCA

def pca_information(pca):
    pcsSummary = pd.DataFrame({'Standard deviation': np.sqrt(pca.explained_variance_),
                              'Proportion of variance': pca.explained_variance_ratio_,
                              'Cumulative proportion': np.cumsum(pca.explained_variance_rat
                              )
                              })

    pcsSummary = pcsSummary.transpose()
    pcsSummary.round(2)
    pca_columns = []
    for i in range(pca.n_components_):
        pca_columns.append('PC' + str(i+1))

    pcsSummary.columns = pca_columns
    pcsSummary = pcsSummary.round(4)
    return pcsSummary
```

```
In [11]: ## Gráfico de sedimentación
## Scree plot

def scree_plot(pca):

    PC_components = np.arange(pca.n_components_) + 1
```

Loading [MathJax]/extensions/Safe.js

```

_ = sns.set(style = 'whitegrid',
            font_scale = 1.2
            )

fig, ax = plt.subplots(figsize=(10, 7))

_ = sns.barplot(x = PC_components,
               y = pca.explained_variance_ratio_,
               color = 'b'
               )

_ = sns.lineplot(x = PC_components-1,
                y = np.cumsum(pca.explained_variance_ratio_),
                color = 'black',
                linestyle = '-',
                linewidth = 2,
                marker = 'o',
                markersize = 8
                )

plt.title('Scree Plot')
plt.xlabel('N-th Principal Component')
plt.ylabel('Variance Explained')
plt.ylim(0, 1)
plt.show()

```

```

In [12]: from sklearn.pipeline import make_pipeline
# Crear escalador: scaler
scaler = StandardScaler()

# Crear una instancia de PCA: pca
pca = PCA()

# Crear tubería: pipeline
pipeline = make_pipeline(scaler, pca)

# Ajustar (Fit) pipeline a 'samples'
pipeline.fit(df_pca)

# Trazar las varianzas explicadas

summary = pca_information(pipeline[1])
summary

```

```

Out[12]:

```

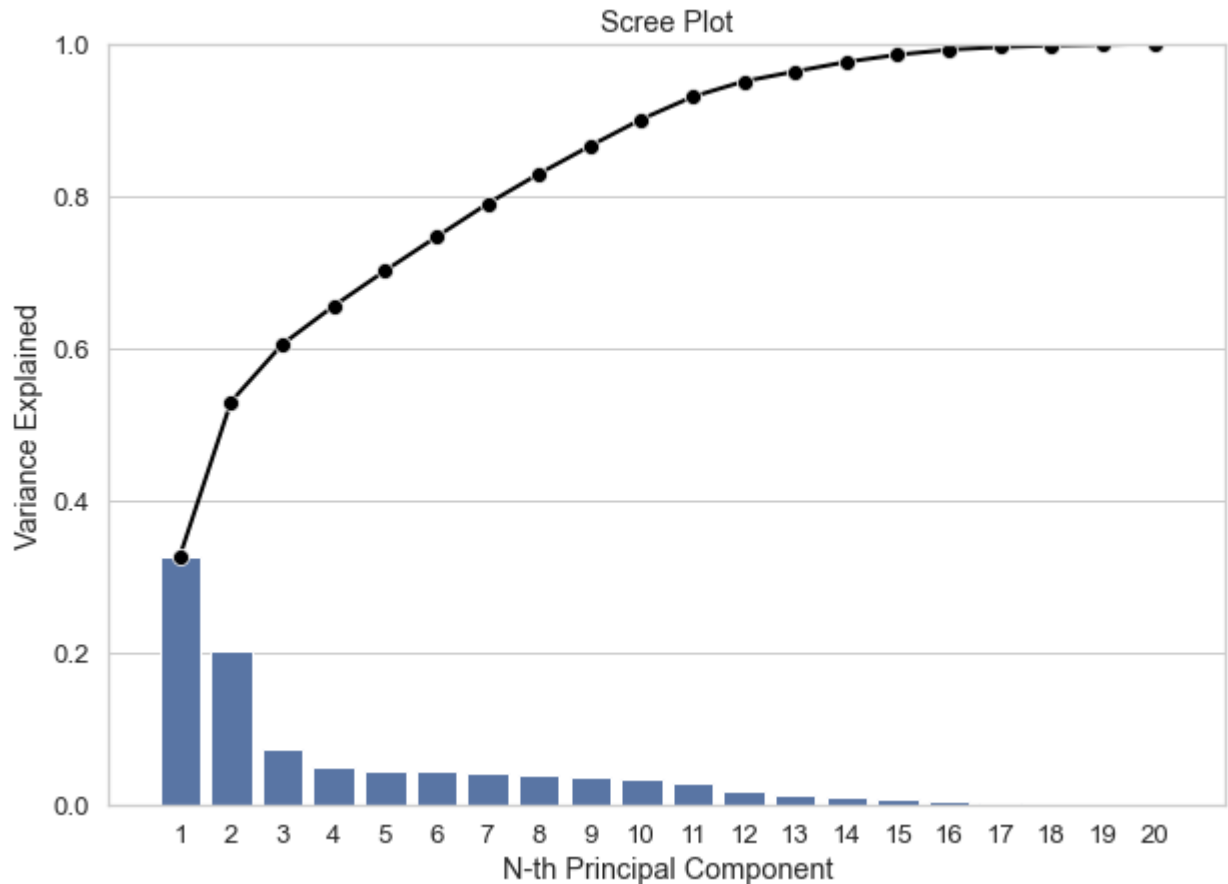
	PC1	PC2	PC3	PC4	PC5	PC6	PC7	PC8	PC9	PC10	PC11	PC12
Standard deviation	2.5572	2.0154	1.2282	1.0013	0.9608	0.9425	0.9348	0.8853	0.8560	0.8367	0.7691	0.6359
Proportion of variance	0.3269	0.2031	0.0754	0.0501	0.0462	0.0444	0.0437	0.0392	0.0366	0.0350	0.0296	0.0202
Cumulative proportion	0.3269	0.5300	0.6055	0.6556	0.7017	0.7462	0.7898	0.8290	0.8657	0.9007	0.9302	0.9505

Paso 1: Determine el número mínimo de componentes principales que representan la mayor parte de la variación en sus datos

Utilice la proporción acumulada de la varianza que explican los componentes para determinar la cantidad de varianza que explican los componentes principales.

Scree Plot

```
In [13]: scree_plot(pipeline[1])
```



Podemos ver que los primeros 10 PC explican el 90% de la variabilidad, y los últimos 8 explican menos del 2% de la variabilidad total cada uno, por lo que podríamos eliminarlos sin una pérdida significativa de información.

Paso 2: Interprete cada componente principal en términos de las variables originales

Examine la magnitud y la dirección de los coeficientes de las variables originales. Nota: Cuanto mayor sea el valor absoluto del coeficiente, más importante será la variable correspondiente en el cálculo del componente.

```
Loading [MathJax]/extensions/Safe.js relation(pca, variables):
```

```

pca_columns=[]
for i in range(pca.n_components_):
    pca_columns.append('PC' + str(i+1))

pcsComponents_df = pd.DataFrame(pca.components_.transpose(),
                                columns = pca_columns,
                                index = variables
                                )

return pcsComponents_df

pcsComponents_df = pc_features_relation(pipeline[1],df_pca.columns)
pcsComponents_df

```

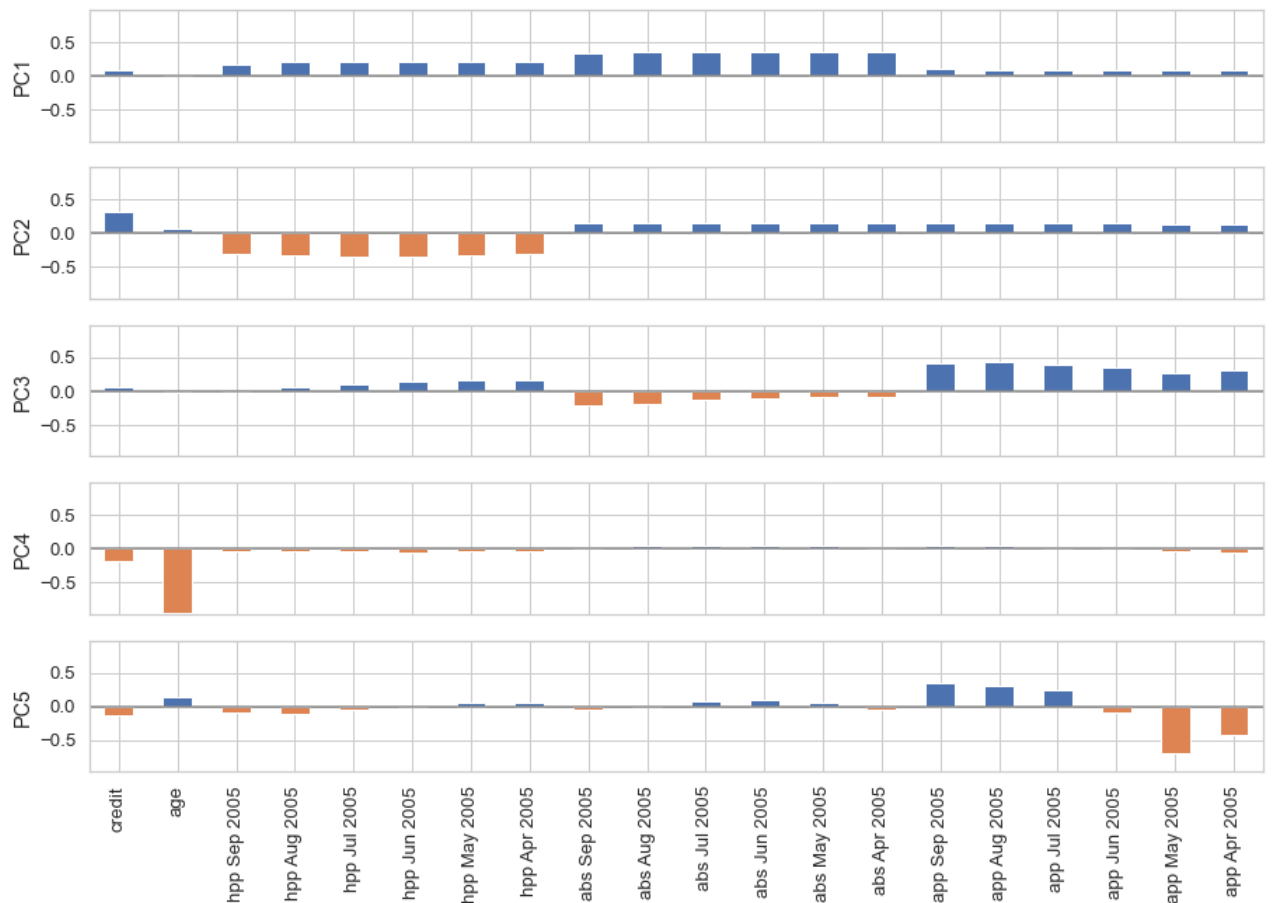
Out[14]:

	PC1	PC2	PC3	PC4	PC5	PC6	PC7	PC8	PC9	
credit	0.069780	0.313437	0.051573	-0.194615	-0.135536	-0.011427	-0.063919	0.062766	0.020745	-
age	0.013010	0.067907	-0.035171	-0.965201	0.131842	0.020011	0.037795	-0.040502	-0.003634	
hpp Sep 2005	0.160361	-0.300810	-0.004077	-0.044294	-0.088403	0.010623	-0.010361	-0.011895	0.035982	
hpp Aug 2005	0.193241	-0.337739	0.044682	-0.045093	-0.107884	0.006519	-0.017485	-0.003078	0.022684	
hpp Jul 2005	0.199463	-0.347033	0.099677	-0.047251	-0.051315	-0.023884	-0.016868	-0.024327	-0.107018	
hpp Jun 2005	0.206331	-0.348043	0.136655	-0.053572	-0.005521	-0.044943	0.018645	-0.044296	-0.001457	-
hpp May 2005	0.210280	-0.335178	0.155542	-0.043100	0.043093	-0.013095	0.015920	0.085432	0.017791	-
hpp Apr 2005	0.205797	-0.309409	0.153558	-0.034091	0.059376	0.074924	-0.036484	0.032124	0.031555	-
abs Sep 2005	0.334788	0.139942	-0.224208	0.021391	-0.050854	-0.029990	-0.050424	0.004863	0.008271	
abs Aug 2005	0.346225	0.140165	-0.193869	0.033234	0.019596	-0.078866	-0.041205	-0.042245	-0.134283	
abs Jul 2005	0.350255	0.145988	-0.131320	0.042314	0.064205	-0.136241	0.078675	-0.122907	0.099592	
abs Jun 2005	0.354416	0.144823	-0.119253	0.040206	0.092613	-0.032545	0.016985	0.124605	0.032966	
abs May 2005	0.358216	0.142874	-0.101026	0.040602	0.063033	0.125008	-0.068598	-0.005525	0.047153	-

	PC1	PC2	PC3	PC4	PC5	PC6	PC7	PC8	PC9
abs									
Apr 2005	0.345076	0.141030	-0.091300	0.032776	-0.059979	0.149849	0.099971	0.013458	-0.006012
app									
Sep 2005	0.094635	0.149647	0.400718	0.049592	0.334374	-0.253265	0.006037	-0.239385	-0.729125
app									
Aug 2005	0.079045	0.140516	0.437034	0.053739	0.293759	-0.242727	0.378826	-0.272882	0.596687
app									
Jul 2005	0.086787	0.152156	0.397246	0.020522	0.238549	0.255378	-0.041694	0.777448	0.017267
app									
Jun 2005	0.078189	0.141753	0.337373	0.017573	-0.099990	0.668058	-0.378567	-0.452963	0.074516
app									
May 2005	0.075728	0.137542	0.263248	-0.041810	-0.689363	0.080371	0.578557	0.044800	-0.186991
app									
Apr 2005	0.070304	0.129720	0.295544	-0.053644	-0.416272	-0.533927	-0.585758	0.085759	0.158559

Interpretacion Componentes Principales

```
In [15]: loadings = pd.DataFrame(pipeline[1].components_[0:5, :], columns=df_pca.columns)
maxPC = 1.01 * np.max(np.max(np.abs(loadings.loc[0:5, :])))
f, axes = plt.subplots(5, 1, figsize=(15, 10), sharex=True)
for i, ax in enumerate(axes):
    pc_loadings = loadings.loc[i, :]
    colors = ['C0' if l > 0 else 'C1' for l in pc_loadings]
    ax.axhline(color='#888888')
    pc_loadings.plot.bar(ax=ax, color=colors)
    ax.set_ylabel(f'PC{i+1}')
    ax.set_ylim(-maxPC, maxPC)
```



El primer componente principal está siendo más afectado por el valor de las facturas en cada uno de los meses

El segundo componente es un contraste entre el valor del crédito y la historia de pago

El tercer componente principal está afectado principalmente por la cantidad del pago anterior en cada uno de los meses

El cuarto componente principal representa principalmente a la edad de cada cliente

El quinto componente es un contraste entre los pagos en los primeros meses y los pagos en los últimos meses

Parte 2: Responde las siguientes preguntas en una celda de texto en Jupyter Notebook

¿Cuál es el número de componentes mínimo y por qué?

De manera inicial seleccionaría los primeros 10 componentes porque representan más del 90% de la variabilidad del data set. Sin embargo, la mejor forma de responder esta pregunta sería en la etapa de modelación realizando Cross Validation para determinar a partir de qué número de componentes el modelo no presenta una mejora significativa.

¿Cuál es la interpretación de los datos que representan esos componentes?

Representan un 90% del total de la variación.

¿Cuál es la pérdida de información después de realizar PCA?

Al seleccionar los primeros 10 componentes estaríamos perdiendo el 10% de la información en nuestras variables numéricas.

De las variables originales, ¿Cuál tiene mayor y cuál tiene menor importancia en los componentes principales?

La variable que tiene mayor importancia en los componentes principales es Amount of bill statement, dado que es la de mayor importancia en el primer componente.

¿Cuándo se recomienda realizar un PCA y qué beneficios ofrece para Machine Learning?

Se recomienda realizar PCA siempre que se tenga variables con alta correlación o covarianza, dado que algunos métodos de ML exigen que las variables predictoras sean independientes. Los beneficios principales son:

- la reducción de dimensionalidad, lo cual es importante para el performance computacional de los modelos
- ayuda al cumplimiento de los supuestos de independencia en algunos modelos
- permite lograr interpretabilidad de relaciones e importancia de las variables.