

The logo for CoderHouse, featuring the text "CODER HOUSE" in a bold, yellow, sans-serif font. The text is set against a dark background with a stylized, glowing green outline of a laptop or tablet screen behind it.

# Predicción de Morosos en Tarjeta de Crédito(Credit Card defaulter)

---

CoderHouse

Realizado por: Eduardo Cament Oviedo

Comisión curso: 52290

Profesor: Arturo Tapia Sanchez

Tutor: Karen Tamarin



A stylized, semi-circular graphic on the left side of the slide. It features a dark background with a white candlestick chart in the upper half and a white bar chart in the lower half. Overlaid on these charts are several white lines: a solid line, a dotted line, and a dashed line. In the top left corner of the graphic, the number '1.65' is visible next to a downward-pointing triangle. The overall aesthetic is modern and data-oriented.

# Predicción de Morosos en Tarjeta de Crédito

---

## Contenido

- ✓ Abstracto
- ✓ Audiencia
- ✓ Fuente de datos
- ✓ Hipótesis
- ✓ Preguntas
- ✓ Fuente de datos - Variables del DataSet
- ✓ Exploraciones visuales
- ✓ Conclusiones

A stylized, semi-circular graphic on the left side of the slide. It features a dark background with a white candlestick chart in the upper half and a white bar chart in the lower half. Overlaid on these charts are several white lines, including a solid line and two dotted lines, representing technical analysis indicators. A white arrow points downwards on the dotted line in the upper half. The numbers '0.6' and '1.65' are visible in the top left corner of the graphic.

# Predicción de Morosos en Tarjeta de Crédito

---

## 1. Abstracto

### 1.1 Contexto

Se selecciona este proyecto por ser de gran interés cuando se trata de analizar temas realizados con las finanzas bancarias y de sus usuarios.

Inspirado en el análisis de la realidad financiera ocurrida en Taiwán en 2005



# Predicción de Morosos en Tarjeta de Crédito

---

## 1.1 Contexto

Entes bancarios  
aumentan de manera  
no controlada la  
adjudicación de  
tarjetas de créditos

Sin análisis respecto a  
su capacidad de pago

A stylized financial chart with a dark background, featuring white candlesticks, a white line graph, and a white bar chart at the bottom. A white arrow points downwards with the number '1.65' next to it.

# Predicción de Morosos en Tarjeta de Crédito

---

## 1.2 Consecuencias

Esto provoca una crisis al aumentar la cantidad de tarjetas habientes con alta morosidad o deudas acumuladas.

deteriorando así la confianza entre entes financieros o bancarios y sus usuarios.





# Predicción de Morosos en Tarjeta de Crédito

---

## 1.2 Audiencia

El análisis que se realiza durante este proyecto resulta de gran interés tanto de parte de los entes bancarios como de sus clientes, puesto que busca en función de datos obtenidos durante 2005 sobre clientes tarjeta habientes, predecir si nuevos potenciales usuarios podrán cumplir con sus obligaciones financieras



# Predicción de Morosos en Tarjeta de Crédito

---

## 1.2 Audiencia

Ideal para quienes desean estudiar e integrarse en el mundo del Análisis de Datos y *"Data Science"*

A semi-circular graphic on the left side of the slide. It contains a blurred background image of a person's face. Overlaid on this are financial charts: a candlestick chart in the upper half and a bar chart in the lower half. A dotted line with a downward arrow and the value '1.65' is visible in the upper left.

# Predicción de Morosos en Tarjeta de Crédito

---

## 1.3 Fuente de Datos

basado en un "*DataSet*" en "*Kaggle*"

<https://www.kaggle.com/datasets/uciml/default-of-credit-card-clients-dataset/download?datasetVersionNumber=1>





# Predicción de Morosos en Tarjeta de Crédito

---

## 2. Hipótesis

Las exploraciones y visualizaciones básicas realizadas indican:

Nivel educativo, estado civil, y el género en menor medida pudieran tener una relación con la variable objetivo

El comportamiento de pago.

Análisis y exploraciones adicionales necesarias para comprobar estas hipótesis



# Predicción de Morosos en Tarjeta de Crédito

---

## 3. Preguntas

1. ¿la edad puede ser un factor o una variable que influya en la variable destino paga o no paga?

2. ¿Sería posible que al poseer un mayor nivel de estudio aumente la probabilidad que el cliente pague y no quede en mora?

A stylized background image on the left side of the slide. It features a dark, semi-circular area containing a white candlestick chart and a bar chart. Overlaid on these are several white and dotted trend lines. In the upper left corner of this area, the numbers '0.6' and '1.65' are visible next to a downward-pointing triangle.

# Predicción de Morosos en Tarjeta de Crédito

---

## 3. Preguntas

3. ¿Es el género importante a la hora de tener solvencia para pagar el crédito?

4. ¿El tener un buen comportamiento de pago y no poseer atrasos influye en que el cliente va a pagar?

A stylized background image on the left side of the slide. It features a dark blue and black color scheme with white and light blue lines. At the top, there's a candlestick chart with several green and red bars. Below it, there's a line graph with a solid white line and a dotted white line. A white arrow points downwards from the top left towards the center. At the bottom, there's a bar chart with several vertical bars of varying heights. The overall aesthetic is modern and financial.

# Predicción de Morosos en Tarjeta de Crédito

## 4. Variables del DataSet

Item	Variables características	Descripción
1	LIMIT_BAL	Monto inicial del crédito
2	AGE	Edad cliente
3	SEX	Género
4	MARRIAGE	Estado civil
5	EDUCATION	Escolaridad
6	PAY_0 – PAY_6	Indica meses de atraso de pago(Abril a Octubre 2005)
7	BILL_AMT1 – BILL_AMT6	Balance mensual (Abril a Octubre 2005)
8	PAY_AMT1 – PAY_AMT6	Monto cliente pagó (Abril a Octubre 2005)



# Predicción de Morosos en Tarjeta de Crédito

## 4. Variables del DataSet

Item	Variable a Predecir	Descripción
1	default.payment.next.month	Indica si el cliente pagó (0) o no pagó (1), valor tipo categórico con solo 2 valores

Existen variables  
numéricas:

LIMIT\_BAL, AGE, PAY\_AMT,  
BILL\_AMT

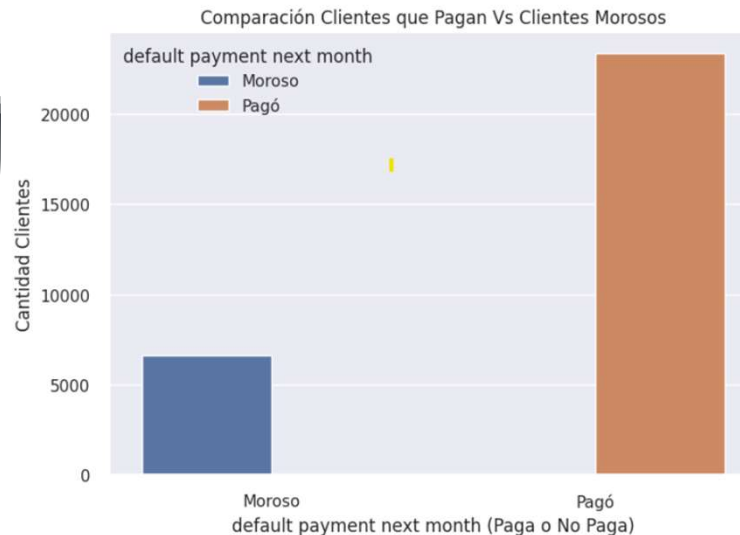
Existen variables  
categóricas:

SEX, MARRIAGE, EDUCATION,  
PAY\_0 a PAY\_6,  
default.payment.next.month

# Predicción de Morosos en Tarjeta de Crédito

## 5. Exploración Visual

### 5.1 Proporción morosos

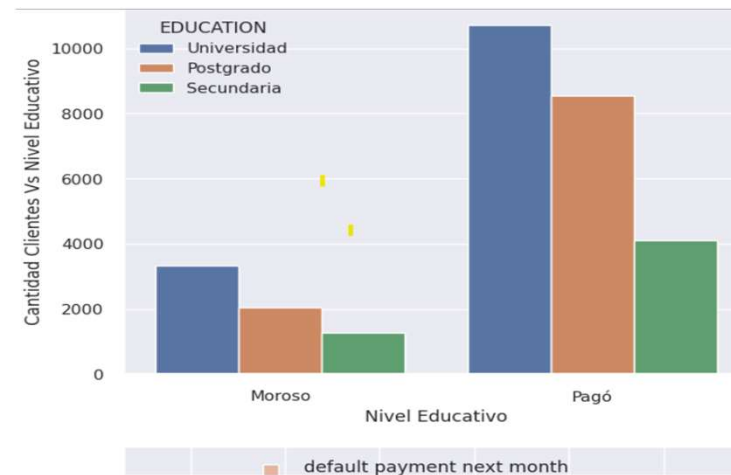


La proporción de clientes que morosos es de alrededor de un 22%, la cual puede significar una pérdidas para un ente bancario



# Predicción de Morosos en Tarjeta de Crédito

## 5.2 Exploración Visual - Escolaridad

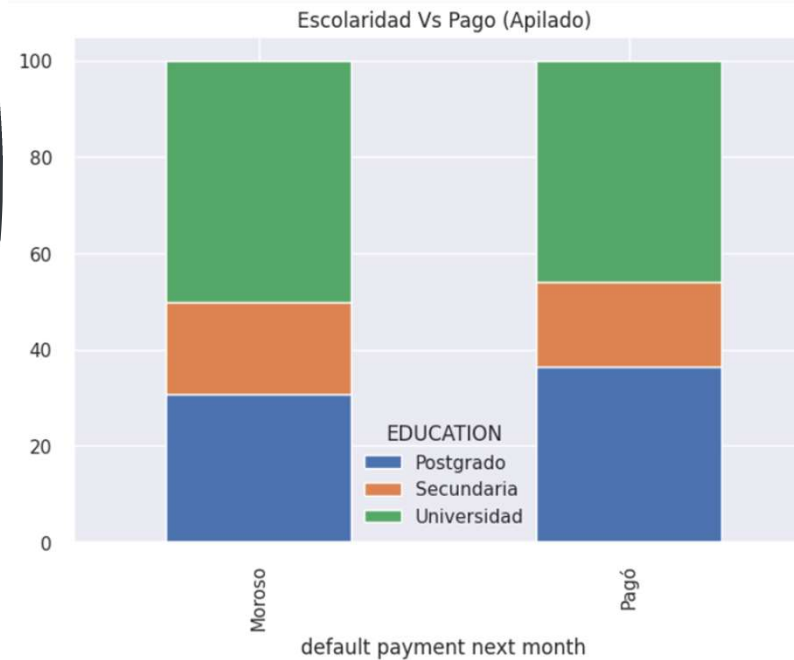


La mayor parte de los clientes poseen una formación profesional universitaria

La proporción de los que pagaron versus morosos es mayor entre los Postgrados, Universitarios versus Secundarios

# Predicción de Morosos en Tarjeta de Crédito

## 5.3 Exploración Visual – Escolaridad (Apilado)

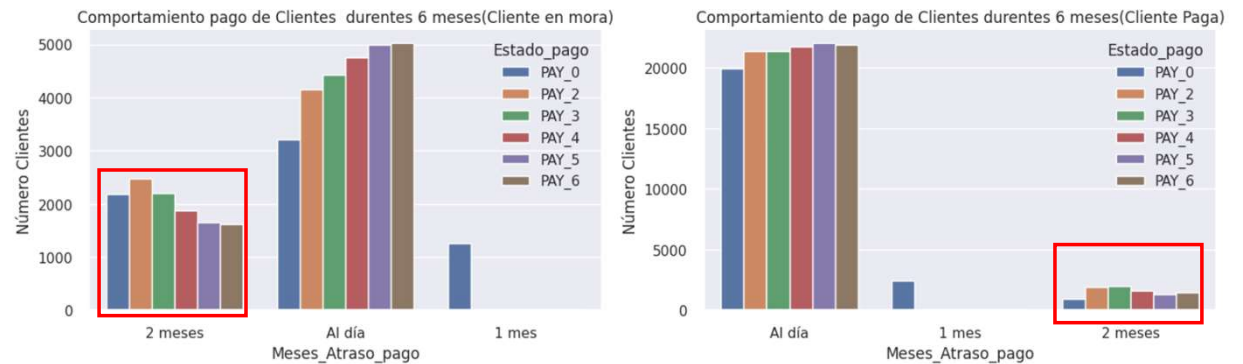


Los universitarios representan el mayor porcentaje en los grupos que pagaron y morosos, entre los morosos representan un 50%

Los Postgrados aumentan el porcentaje en el grupo de los que pagaron, sumados con los universitarios incrementan la proporción respecto a los secundarios

# Predicción de Morosos en Tarjeta de Crédito

## 5.4 Exploración Visual – Atraso de Pagos



Las variables categóricas relacionadas con los pagos con atrasos tienen relación respecto a los clientes morosos

Un atraso de 2 meses es relevante como se aprecia en los gráficos

# Predicción de Morosos en Tarjeta de Crédito

## 5.5 Exploración Visual – Atrasos (Apilado)

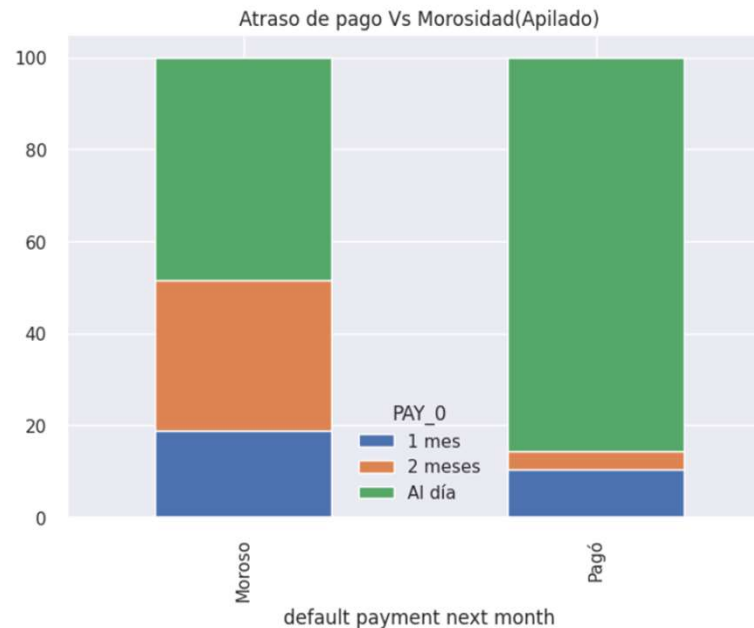


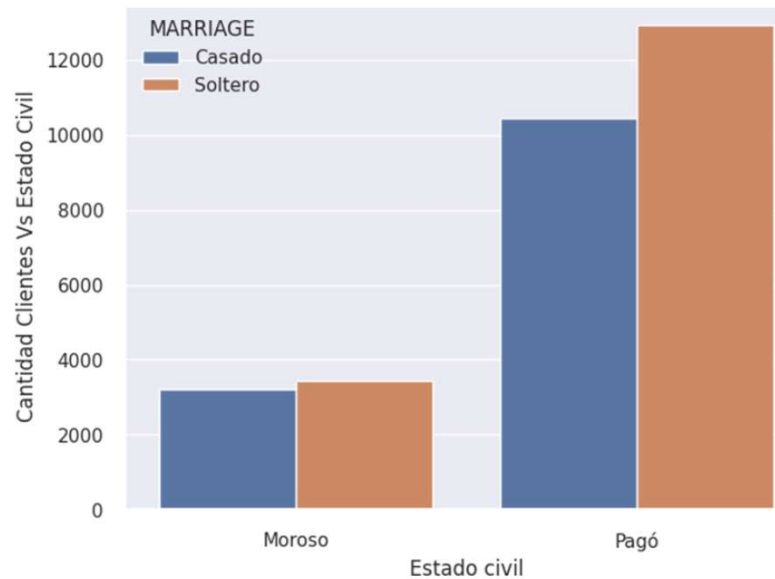
Gráfico que muestra atraso de pago del mes de Octubre(PAY\_0) para los morosos y aquellos que pagaron.

Existe una proporción importante entre los del grupo que pagaron versus los morosos para aquellos que están al día (85% vs 48%)

Aquellos con atraso de 2 meses aumentan en gran proporción en los morosos vs los que pagaron (32% vs 4%)

# Predicción de Morosos en Tarjeta de Crédito

## 5.6 Exploración Visual – Estado Civil

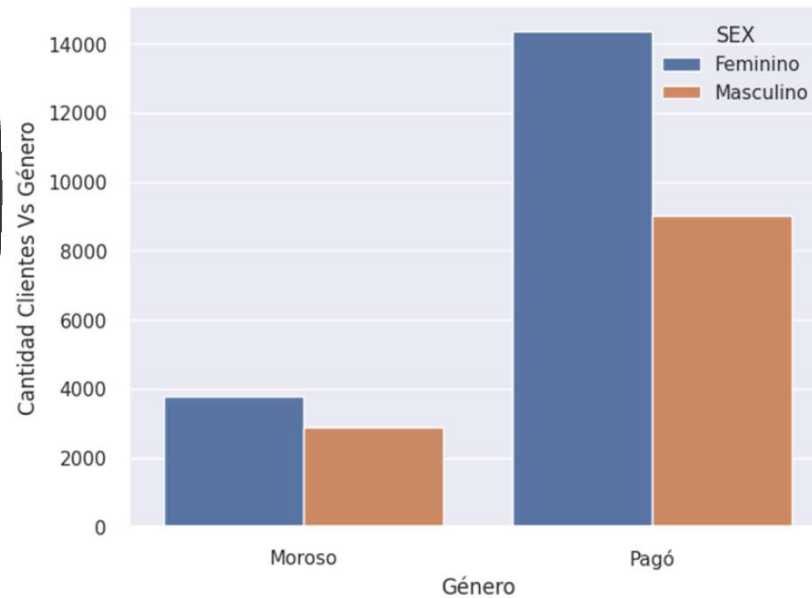


Pareciera los solteros poseen una mayor proporción de los que pagaron Vs los morosos comparados con los casados



# Predicción de Morosos en Tarjeta de Crédito

## 5.7 Exploración Visual - Género

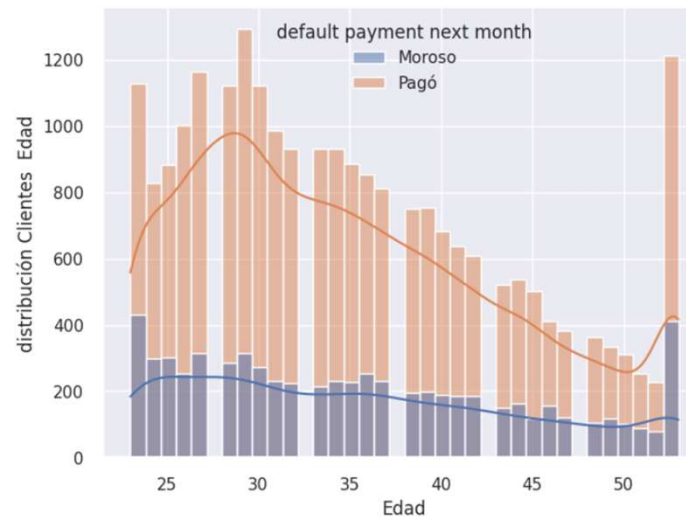


Pareciera el género femenino tuvo mejor comportamiento de pago, aumentó en mayor proporción en aquellas que pagaron vs las morosas comparado con el género masculino, además de tener mayor participación en la adquisición de crédito



# Predicción de Morosos en Tarjeta de Crédito

## 5.8 Exploración Visual - Edad



De acuerdo a la distribución de los grupos de morosos y los que pagaron no pareciera que la Edad tenga una relación o afecte la variable destino

A stylized background image on the left side of the slide. It features a dark, semi-circular area containing a white candlestick chart with several bars. Overlaid on the chart are several white and grey trend lines, including a dotted line and a solid line. In the upper left corner of this area, the number '1.65' is visible next to a downward-pointing triangle. Below the candlestick chart, there is a bar chart with vertical bars of varying heights. The overall aesthetic is that of a financial or data analysis visualization.

# Predicción de Morosos en Tarjeta de Crédito

## 6. Conclusiones

Tal como se muestra en las visuales, los factores demográficos y comportamientos de pago de los clientes tienen un efecto no menor sobre la variable destino, es decir para determinar si un tarjeta habiente va a pagar o va a quedar moroso

Por tanto , aún cuando la edad no mostró tener una relación, una forma de intentar reducir el número de morosos, se podría centrar las campañas hacia un segmento de población que se encuentre en un rango de edades más productivas, entre 22 y 40 años

Posean una formación universitaria, y de preferencia hacia la población soltera. Esto es buscando un segmento que posea más solvencia al cumplir con sus obligaciones crediticias