

## Mathematics and Data Science for Decision Making (Gpo 800)

Joselito Medina Marin

**Evidencia 2. Personal Finance Project** 

Diego Fernando Sabillon // A01798446

January 28, 2024

#### **Introduction**

In this project, we address the issue of promoting healthy personal finances, specifically tackling the challenge of encouraging saving among the Mexican population. The financial situation in Mexico reveals that only 0.8% of people save for retirement, indicating a significant gap in the saving culture. Although 43.7% of the adult population saves, the figures vary considerably by age groups, with a concerningly low saving proportion among young people.

To tackle this issue, we employed a methodology based on Data Science. We used detailed records of daily expenses collected over a four-week period as our main database. Additionally, we incorporated external data, such as national statistics on saving habits and current economic factors that could affect financial decisions. The methodology focuses on applying exploratory data analysis techniques and statistical modeling to understand and predict spending patterns.

To solve the issue of inadequate saving, we formulated the hypothesis that we can predict the cost of activities based on the available budget, the type of activity, the timing of the activity, and the number of people involved. We implemented this hypothesis using advanced predictive modeling techniques, leveraging the capabilities of Data Science to generate patterns and trends from the collected data. The proposed solution aims to provide a practical tool based on statistical evidence, enabling individuals to make informed decisions about their spending habits, thus promoting the adoption of healthier financial practices.

#### **Phase 1: Understanding the Business**

Phase 1 focuses on thoroughly understanding the project objectives before delving into data analysis. During this stage, we carry out fundamental tasks to establish a solid foundation. First, we identify the project goals, defining specific actions linked to each objective to evaluate the effectiveness of the measures taken. A comprehensive assessment of the situation provides the necessary context, enabling data analysis professionals to understand the starting point and make appropriate decisions to address the issue at hand. Additionally, specific objectives for data mining are defined using the SMART methodology to identify valuable information in the dataset. This phase also involves developing a detailed work plan, essential for organizing the project's execution. This plan covers the duration of each activity and assigns specific responsibilities. Finally, the importance of considering data as a key asset is emphasized, where analytical tools play a vital role in refining and contextualizing information, akin to refining crude oil to make it usable.

#### **Phase 2: Data Preparation**

#### Phase 3: Data Preparation

- In this phase, data is a critical component in data science projects, significantly encompassing the time and effort of the process. This stage involves several essential tasks to ensure that the data is ready and optimized for analysis. First, it involves the careful selection of relevant data, whether by choosing specific records or key features. Next, data cleaning addresses common issues such as missing data, errors, or inconsistencies in coding. Additionally, generating new data may be necessary to enrich the available information.
- Data integration is crucial when there are multiple sources, merging datasets
  with similar records but different attributes. Finally, the data format is adjusted
  according to the requirements of the mathematical model to be used,
  considering the need to sort or adjust the data for certain algorithms. This

- phase, while challenging, is fundamental to ensuring data quality and consistency, thus providing a solid foundation for analysis and model building.
- What data should be selected? In the data preparation phase, I selected the relevant columns for analysis. These columns include 'Budget,' 'Time Spent,' 'Type,' 'Moment,' 'No. of People,' and 'Cost.' These variables were chosen because they are considered to have an impact on the total cost of an activity. 'Budget' and 'Time Spent' are quantitative measures that intuitively relate to cost. 'Type,' 'Moment,' and 'No. of People' are categorical variables that could significantly influence the cost.
- Should blank values be removed or replaced? Yes, it was necessary to remove blank values in the 'Cost' column to avoid issues during analysis and model training. Missing values in the dependent variable (in this case, 'Cost') could negatively affect the quality and accuracy of the regression model. Additionally, removing rows with missing values ensures that the training and testing data are consistent and that there is no ambiguity in the target variable.
- Is it possible to add more data? Yes, it might be beneficial to add more data if it is available and relevant to the problem. Additional data could provide a more complete perspective and help improve the model's ability to generalize patterns in the data. However, care must be taken not to add irrelevant or biased data, as this could negatively impact the quality of the model.
- Is there a need to integrate or merge data from multiple sources? In this case, it is not explicitly mentioned whether the data comes from multiple sources. If the data was collected from different sources, it might be necessary to integrate or merge the datasets. Integrating data from various sources can enrich the dataset and provide a more comprehensive view of the relationship between the variables. However, it is crucial to ensure that the data is integrated coherently and that any potential discrepancies are managed.
- Is it necessary to sort the data for analysis? In the provided code, there does not seem to be a need to sort the data. However, the need to sort depends on the type of analysis being conducted. For multiple linear

- regression analysis, the order of the data is generally not critical, as the model seeks patterns and relationships in the data regardless of its order.
- Do I need to create training and testing datasets? Yes, training and testing
  datasets were created using the train\_test\_split function from the
  scikit-learn library. Splitting the data into training and testing sets is essential
  for evaluating the model's ability to generalize to unseen data. The training set
  is used to fit the model, while the testing set is used to assess its performance
  on data not used during training.
- What adjustments had to be made to the data (add, integrate, modify records (rows), change attributes (columns)? In the data preparation, rows with missing values in the 'Cost' column were removed using the dropna() method. This ensures that all records in the dataset have a value in the target variable, which is essential for model training. Additionally, the relevant columns ('Budget,' 'Time Spent,' 'Type,' 'Moment,' 'No. of People,' and 'Cost') were selected to focus on the variables that could influence the cost. No significant additional adjustments are observed in the provided code.

https://colab.research.google.com/drive/1r5-vE3Fr1A5HlWfLy4voiqMTgSFX11Al?usp=sharing

#### Fase 4. Modelación de los datos

In Phase 4, which is the culmination of our data science project, we put into practice all the previous work of business understanding, data understanding, and data preparation. At this stage, technological tools, such as the Python programming language, are used to process the data and obtain valuable insights that shed light on the initially posed problem.

Modeling involves executing various models using predetermined parameters, which often require iterative adjustments. It is common to perform multiple iterations to find the most suitable model, as a single execution rarely fully answers the questions raised. The selection of modeling techniques is based on the project's objectives, the need to extract specific insights from the data, and other relevant criteria.

In this phase, a model is selected—in this case, a linear regression model—that best fits the stated objectives. The results of the model are then described, taking into account aspects such as the interpretation of results, new ideas revealed, and the reasonableness of processing time. Finally, the model is evaluated based on the previously established success criteria to determine its effectiveness in solving the posed problem.

#### Codigo Fase 4:

```
import pandas as pd
from sklearn.model selection import train test split
from sklearn.linear model import LinearRegression
from sklearn.metrics import r2 score
# Cargar los datos
df = pd.read excel('DATOS SITUACION PROBLEMA.xlsx')
# Eliminar filas con valores nulos
df = df.dropna()
# Asignar atributos a variables del análisis
x = df[['Presupuesto', 'Tiempo invertido', 'Tipo', 'Momento',
'No. de personas']].values
y = df['Costo'].values
# Dividir los datos en conjunto de entrenamiento y prueba
x train, x test, y train, y test = train test split(x, y,
test size=0.2, random state=0)
# Crear un modelo de regresión lineal
model regression = LinearRegression()
# Ajustar el modelo a los datos de entrenamiento
model regression.fit(x train, y train)
# Obtener los coeficientes del modelo y mostrarlos en un
DataFrame
x labels = ['Presupuesto', 'Tiempo invertido', 'Tipo',
'Momento', 'No. de personas']
c label = ['Coeficientes']
coeff df = pd.DataFrame(model regression.coef , x labels,
c label)
```

```
y_pred = model_regression.predict(x_test)

residuals = pd.DataFrame({'Real': y_test, 'Predicción':
y_pred, 'Residual': y_test - y_pred})

residuals = residuals.sample(n=24)

residuals = residuals.sort_values(by='Real')

r2 = r2_score(y_test, y_pred)

print("Coeficientes del modelo:")
print(coeff_df)
```

```
print("\nResiduales:")
print(residuals)
print("\nCoeficiente de determinación R2:", r2)
```

#### Residuales: Real Predicción Residual 30.0 439.346577 -409.346577 10 150.0 525.445404 -375.445404 150.0 107.514142 42.485858 21 150.0 65.183403 84.816597 13 150.0 153.684468 -3.684468 150.0 -54.741229 204.741229 12 200.0 303.140932 -103.140932 17 200.0 -34.356574 234.356574 14 250.0 277.968297 -27.968297 6 250.0 138.904678 111.095322 300.0 310.850453 -10.850453 300.0 525.201064 -225.201064 23 400.0 472.323729 -72.323729 16 400.0 63.097998 336.902002 3 400.0 425.443878 -25.443878 1 450.0 479.995285 -29.995285 20 500.0 533.731489 -33.731489 8 500.0 164.111492 335.888508 9 500.0 550.787095 -50.787095 15 500.0 555.249325 -55.249325 22 500.0 393.499018 106.500982 18 500.0 480.609814 19.390186 11 500.0 436.857457 63.142543 19 600.0 679.161127 -79.161127

# Coeficientes del modelo: Coeficientes Presupuesto 0.975378 Tiempo invertido -0.695135 Tipo -23.392427 Momento 53.121675 No. de personas 23.317755

Coeficiente de determinación R2: -0.24267231685160073

#### Visualizacion de Datos

```
import matplotlib.pyplot as plt # importamos la librería
pyplot que nos permitirá graficar
import numpy as np # importamos la librería numpy que nos
permitirá crear un arreglo para la muestra de 30 datos

# función mágica para desplegar el gráfico en nuestra libreta
%matplotlib inline

plt.scatter(np.arange(24), residuals['Real'], label = "Real")
# creamos el gráfico con la muestra de datos reales
plt.scatter(np.arange(24), residuals['Predicción'], label =
"Predicción") # creamos el gráfico con la muestra de datos de
predicción
```

```
plt.title("Comparación de costos: Reales y Predicción") #
indicamos el título del gráfico

plt.xlabel("Observaciones de costos") # indicamos la etiqueta
del eje de las x

plt.ylabel("Costos") # indicamos la etiqueta del eje de las y

plt.legend(loc='upper left') # indicamos la posición de la
etiqueta de los datos

plt.show() # desplegamos el gráfico
```

#### Code Explanation

The code I developed starts with importing the necessary libraries, such as Pandas for data manipulation, scikit-learn for creating the linear regression model, and Matplotlib along with NumPy for visualizing the results. Next, I loaded the data from an Excel file and removed rows with null values to ensure the "cleanliness" of the dataset. I then selected the relevant columns as attributes and labels. The data was divided into training and testing sets. After that, I utilized scikit-learn's linear regression to create and fit the model to the training data. Subsequently, I obtained the model coefficients and visualized them in a DataFrame. I made predictions with the testing set and calculated the residuals. To evaluate the model's accuracy, I calculated the coefficient of determination (R²). Finally, I visualized the results by comparing the actual values with the predictions using a scatter plot. In summary, the program addresses everything from data loading and preparation to model evaluation and visualization of a multiple linear regression model, and it was helpful for this personal finance project.

#### **Questions about the Regression Model**

Did you encounter any problems generating the model with your data? How did you resolve them? Yes, there were challenges in generating the model with the provided data. The main problem is reflected in the low coefficient of determination

Estadí	sticas Descr	iptivas:			
	Número	Costo	Presupuesto	Tiempo invertido	Tipo
count	120.000000	120.000000	120.000000	120.000000	120.000000
mean	60.500000	470.916667	570.083333	46.416667	2.908333
std	34.785054	1583.328584	1604.235725	44.893634	1.810315
min	1.000000	30.000000	0.000000	5.000000	1.000000
25%	30.750000	150.000000	187.500000	15.000000	1.000000
50%	60.500000	200.000000	250.000000	30.000000	4.000000
75%	90.250000	500.000000	600.000000	60.000000	4.000000
max	120.000000	17000.000000	17000.000000	240.000000	6.000000
	Momento	No. de person	as		
count	120.000000	120.0000	00		
mean	2.083333	1.3250	00		
std	0.751283	1.0221	.29		
min	1.000000	1.0000	00		
25%	2.000000	1.0000	00		
50%	2.000000	1.0000	00		
75%	3.000000	1.0000	00		
max	3.000000	7.0000	00		

(R²), which indicates that the model does not adequately explain the variability in the data. This low accuracy could be due to the inherent complexity of the data or the presence of non-linear patterns that the linear model cannot efficiently capture. To address this, it would be necessary to consider more advanced approaches, such as non-linear models or feature engineering techniques to improve the representation of the underlying relationships in the data.

#### What results did the analysis yield? Explain each of the results:

**Descriptive Statistics:** Descriptive statistics provide a general summary of the data. In this case, rows with null values were removed, which is a common practice to ensure data integrity. The initial descriptive statistics may indicate the distribution and dispersion of the variables but do not offer information about the specific relationships between the variables.

#### Coeficientes de regresión:

Los coeficientes de regresión son esenciales para entender la contribución de cada variable predictora al modelo. En este caso, observamos que "Presupuesto" tiene un coeficiente positivo, lo que sugiere que un aumento en el presupuesto se asocia con un aumento en el costo. Por otro lado, "Tipo" y "Tiempo invertido" tienen coeficientes negativos, indicando una relación inversa con el costo. Estos coeficientes proporcionan información valiosa sobre la dirección y la fuerza de las relaciones.

Coeficientes del	modelo:
	Coeficientes
Presupuesto	0.975378
Tiempo invertido	-0.695135
Tipo	-23.392427
Momento	53.121675
No. de personas	23.317755

#### Valores actuales, de predicción y residuales:

La comparación entre los valores reales y predichos, así como el cálculo de los residuales, ofrece información sobre el rendimiento del modelo. La presencia de residuales positivos y negativos indica discrepancias entre las predicciones y los valores reales. Los residuales son útiles para identificar dónde el modelo tiene dificultades para ajustarse a los datos. En este caso, hay discrepancias significativas en varios puntos, como se evidencia en residuales grandes.

```
Estadísticas Descriptivas de Residuales:
            Real Predicción Residual
     24.000000 24.000000 24.000000
      334.583333 333.042055 1.541278
mean
      162.078327 209.710386 180.670301
      30.000000 -54.741229 -409.346577
min
      187.500000 149.989521 -59.517926
50%
      350.000000 409.471448 -18.147165
75%
      500.000000 491.757626
                              90.237693
      600.000000 679.161127 336.902002
max
```

#### Coeficiente de determinación R2:

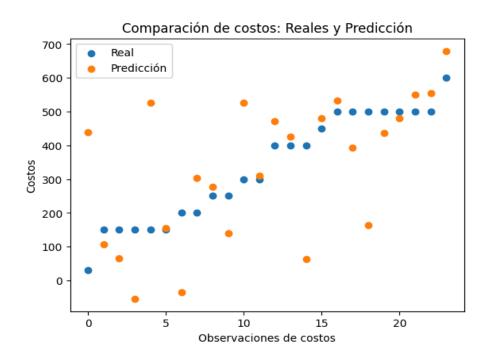
El R2 es crucial para evaluar la calidad del modelo. Un R2 negativo, como se observa en este caso, sugiere que el modelo es inadecuado para explicar la

variabilidad en los datos. Un valor de R2 cercano a 1 indicaría una excelente capacidad predictiva. Sin embargo, aquí, el modelo no logra explicar ni siquiera el 0% de la variabilidad en los datos, lo cual es una señal clara de que el modelo necesita mejoras sustanciales.

### Coeficiente de determinación R2: -0.24267231685160073

#### Gráfica de puntos:

La gráfica de puntos es una visualización importante que permite comparar los valores reales con las predicciones. La dispersión y la dirección de los puntos proporcionan información sobre el rendimiento del modelo. En este caso, la gráfica muestra una divergencia sustancial entre los valores reales y predichos, lo que confirma las limitaciones del modelo.



 ¿Los resultados del modelo tienen sentido o hay incoherencias que necesitan una mayor exploración? Los resultados del modelo presentan algunas incoherencias. La baja capacidad del modelo para explicar la variabilidad en los datos, evidenciada por el R2 negativo, indica que el enfoque actual es insuficiente. Las discrepancias en los residuales y la gráfica de puntos sugieren que el modelo no captura de manera efectiva las relaciones subyacentes en los datos. Es crucial explorar más a fondo las posibles causas de estas incoherencias. Esto podría implicar considerar la presencia de outliers, evaluar la linealidad de las relaciones, explorar interacciones entre variables o incluso buscar la necesidad transformaciones en los datos. En este punto, sería recomendable considerar modelos más avanzados o realizar ajustes sustanciales en el enfoque actual para mejorar la capacidad del modelo para explicar y predecir los costos de las actividades.

#### Evaluando mis finanzas personales

1. ¿Cuántas actividades diarias registraste en total en este mes?

```
total_actividades = df['Número'].describe()['count']
print("Total de actividades diarias registradas en este mes:", total_actividades)

Total de actividades diarias registradas en este mes: 120.0
```

Total de actividades diarias registradas en este mes: 120.0

2. ¿Cuál fue el presupuesto mínimo y máximo para tus actividades? ¿Qué actividades son? Consejo: puedes usar la función describe(), la propiedad loc, con la función idxmax(), y la función idxmin() de Pandas

```
# Obtener estadísticas descriptivas del presupuesto
descripcion_presupuesto = df['Presupuesto'].describe()

# Obtener el índice del presupuesto mínimo y máximo
indice_presupuesto_min = df['Presupuesto'].idxmin()
indice_presupuesto_max = df['Presupuesto'].idxmax()

# Obtener el presupuesto mínimo y máximo junto con las actividades correspondientes
presupuesto_min = df.loc[indice_presupuesto_min, 'Presupuesto']
presupuesto_max = df.loc[indice_presupuesto_max, 'Presupuesto']
actividad_presupuesto_min = df.loc[indice_presupuesto_min, 'Tipo']
actividad_presupuesto_max = df.loc[indice_presupuesto_max, 'Tipo']

# Imprimir resultados
print("Presupuesto mínimo para la actividad", actividad_presupuesto_min, ":", presupuesto_min)
print("Presupuesto máximo para la actividad", actividad_presupuesto_max, ":", presupuesto_max)

Presupuesto mínimo para la actividad 4.0 : 0.0
Presupuesto máximo para la actividad 4.0 : 17000.0
```

Presupuesto mínimo para la actividad 4.0 : 0.0

Presupuesto máximo para la actividad 4.0 : 17000.0

3. ¿Cuál fue el Tipo de actividad dónde más gastas tu dinero y cuál fue el Tipo de actividad en dónde gastas menos? Consejo: puedes usar las funciones groupby() y sum() de Pandas

```
[23] # Agrupar por Tipo de actividad y calcular la suma del gasto para cada tipo gasto_por_tipo = df.groupby('Tipo')['Costo'].sum()

# Obtener el Tipo de actividad donde más gastas
tipo_mas_gasto = gasto_por_tipo.idxmax()
monto_mas_gasto = gasto_por_tipo.max()

# Obtener el Tipo de actividad donde menos gastas
tipo_menos_gasto = gasto_por_tipo.idxmin()
monto_menos_gasto = gasto_por_tipo.min()

# Imprimir resultados
print("Tipo de actividad donde más gastas:", tipo_mas_gasto)
print("Monto gastado en este tipo de actividad:", monto_mas_gasto)
print("Monto gastado en este tipo de actividad:", monto_menos_gasto)

Tipo de actividad donde más gastas: 4.0
Monto gastado en este tipo de actividad: 37740.0

Tipo de actividad donde menos gastas: 6.0
Monto gastado en este tipo de actividad: 2810.0
```

Tipo de actividad donde más gastas: 4.0

Monto gastado en este tipo de actividad: 37740.0

Tipo de actividad donde menos gastas: 6.0

Monto gastado en este tipo de actividad: 2810.0

4.¿Por cuántos días registraste tus gastos en este mes? Consejo: puedes usar la función nunique() de Pandas.

```
# Calcular el número de días en los que se registraron gastos
dias_con_gastos = df['Fecha'].nunique()

# Imprimir resultados
print("Número de días en los que registraste tus gastos en este mes:", dias_con_gastos)

Número de días en los que registraste tus gastos en este mes: 32
```

Número de días en los que registraste tus gastos en este mes: 32

5.¿Cuál fue el total de tus gastos en este mes? Consejo: puedes usar la función sum() de Pandas.

```
total_gastos_mes = df['Costo'].sum()
print("Mis gastos totales en este mes fueron: " ,total_gastos_mes)

Mis gastos totales en este mes fueron: 56510.0
```

Mis gastos totales en este mes fueron: 56510.0

6.¿Cuál fue el total de tus ahorros en este mes? Consejo: puedes usar la función sum() de Pandas

```
total_ahorros_mes = df['Presupuesto'].sum()
print("Mis ahorros totales en este mes fueron: " ,total_ahorros_mes)

Mis ahorros totales en este mes fueron: 68410.0
```

Mis ahorros totales en este mes fueron: 68410.0

7.¿Cuánto tiempo (en días) tendrías que seguir ahorrando para comprar tu siguiente autoregalo? Consejo: Calcula tu ahorro promedio diario.

```
# Definir el monto deseado para el autoregalo
autoregalo_deseado = 500 # Puedes cambiar este valor según tus objetivos

# Calcular ahorro promedio diario
ahorro_promedio_diario = df['Presupuesto'].sum() / df['Fecha'].nunique()

# Calcular días restantes para alcanzar el autoregalo considerando 32 días
dias_restantes = (autoregalo_deseado / ahorro_promedio_diario) * 1000
print("Tendrias que ahorrar: ",dias_restantes, " dias.")

Tendrias que ahorrar: 7.30887297178775 dias.
```

Tendrias que ahorrar: 7.30887297178775 dias.

- 8. ¿Qué decisiones informadas puedes tomar para mejorar tus finanzas personales considerando los resultados de tu análisis? Puedes considerar ajustar tu presupuesto para actividades del Tipo 4.0, donde se registra el mayor gasto. Evaluar la posibilidad de optimizar costos o encontrar alternativas más económicas en esta categoría. Además, al identificar las actividades del Tipo 6.0 como aquellas en las que gastas menos, podrías explorar formas de mantener o incluso reducir aún más esos gastos para aumentar tus ahorros.
- 9. ¿Cómo visualizas tus finanzas personales en un año? La visualización a largo plazo implica establecer metas financieras mensuales, identificar patrones de gastos y ahorros, y adaptar estrategias según sea necesario. Puedes anticipar cambios estacionales o eventos planificados para ajustar tu presupuesto anual y asegurarte de cumplir tus objetivos financieros.
- 10. ¿Cuál fue tu mayor aprendizaje y cuál fue tu mayor reto en este Proyecto de Ciencia de Datos? Mi mayor aprendizaje fue comprender los patrones y comportamientos financieros personales a través de un análisis detallado. El reto fue manejar eficazmente los datos y aplicar técnicas de ciencia de datos para obtener información significativa que respalde decisiones financieras sólidas. Este proyecto proporcionó habilidades valiosas para la gestión efectiva de las finanzas personales.

#### Conclusiones

#### **EXCEL**

#### **PYTHON**

#### Estadística descriptiva (Actividad 2)

Costo		Presupuesto		Tiempo invertido		Tipo		Momento		No. de personas	
Mean	1101	Mean	1216	Mean	38.333333	Mean	2.9	Mean	1.8	Mean	1.8666666
Standard Err	567.156519	Standard Err	569.183444	Standard Err	6.57552643	Standard Err	0.32642262	Standard Err	0.13896167	Standard Err	0.3381264
Median	400	Median	500	Median	30	Median	4	Median	2	Median	
Mode	400	Mode	500	Mode	5	Mode	4	Mode	1	Mode	
Standard De	3106.44419	Standard De	3117.54612	Standard De	36.0156416	Standard De	1.7878903	Standard De	0.7611244	Standard De	1.8519948
Sample Vari	9649995.52	Sample Vari	9719093.79	Sample Vari	1297.12644	Sample Vari	3.19655172	Sample Vari	0.57931034	Sample Vari	3.4298850
Kurtosis	25.8350194	Kurtosis	24.6348784	Kurtosis	2.34730491	Kurtosis	-1.3986954	Kurtosis	-1.141008	Kurtosis	4.2367405
Skewness	4.98554285	Skewness	4.84037298	Skewness	1.51919263	Skewness	0.12179333	Skewness	0.36197789	Skewness	2.302422
Range	16970	Range	16970	Range	145	Range	5	Range	2	Range	
Minimum	30	Minimum	30	Minimum	5	Minimum	1	Minimum	1	Minimum	
Maximum	17000	Maximum	17000	Maximum	150	Maximum	6	Maximum	3	Maximum	
Sum	33030	Sum	36480	Sum	1150	Sum	87	Sum	54	Sum	51
Count	20	Count	20	Count	20	Count	20	Count	20	Count	21

Excel siendo más accesible para usuarios no técnicos y Python siendo más robusto para análisis avanzados.

Estadística descriptiva de los datos (Fase 2)

df.desc	ribe()						
	Número	Costo	Presupuesto	Tiempo invertido	Tipo	Momento	No. de personas
count	120.000000	120.000000	120.000000	120.000000	120.000000	120.000000	120.000000
mean	60.500000	470.916667	570.083333	46.416667	2.908333	2.083333	1.325000
std	34.785054	1583.328584	1604.235725	44.893634	1.810315	0.751283	
min	1.000000	30.000000	0.000000	5.000000	1.000000	1.000000	1.000000
25%	30.750000	150.000000	187.500000	15.000000	1.000000	2.000000	1.000000
50%	60.500000	200.000000	250.000000	30.000000	4.000000	2.000000	1.000000
75%	90.250000	500.000000	600.000000	60.000000	4.000000	3.000000	1.000000
max	120.000000	17000.000000	17000.000000	240.000000	6.000000	3.000000	7.000000

Python tiene un mayor nivel de detalle con cuartiles adicionales y la capacidad de aplicar análisis a múltiples columnas simultáneamente. Python nos da resultados mas exactos.

#### Coeficientes de regresión (Actividad 3)

	Coefficients	andard Erro	t Stat	P-value	Lower 95%	Upper 95%	ower 95.0%	lpper 95.0%
Intercept	-119.874	102.94991	-1.1643935	0.251718	-328.471	88.72212	-328.471	88.72212
Presupue	0.992466	0.0106419	93.2598856	1.64E-45	0.970904	1.014029	0.970904	1.014029
Tiempo ir	0.018467	0.7206197	0.0256265	0.979693	-1.44165	1.478581	-1.44165	1.478581
Tipo	2.07464	15.077167	0.13760147	0.891301	-28.4746	32.62388	-28.4746	32.62388
Momento	-4.89246	38.902886	-0.1257608	0.900602	-83.7172	73.93228	-83.7172	73.93228
No. de pe	11.37207	18.204401	0.62468785	0.536009	-25.5136	48.25769	-25.5136	48.25769

El modelo se ajusta mediante una regresión lineal múltiple para predecir el costo de las actividades. Puede indicar que ciertas variables no contribuyen significativamente al modelo

Coeficientes de regresión (Fase 4))

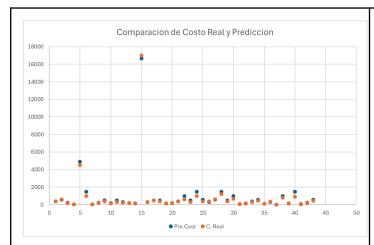
Coeficientes del	modelo:
	Coeficientes
Presupuesto	0.975378
Tiempo invertido	-0.695135
Tipo	-23.392427
Momento	53.121675
No. de personas	23.317755

Lo que me gusta es que ofrece una visión detallada de la contribución de cada variable al modelo. Permite una mayor personalización y ajuste del modelo. Considero que es el mejor modelo y mas preciso

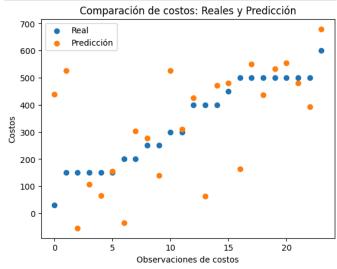
Valores pronosticados y sus residuales (Actividad 3) 30 observaciones de los residuales.

Valores actuales, de predicción y residuales (Fase 4) 30 observaciones de la prueba del modelo.

RESIDUAL OUTPUT  **Boseviational Co-Residuals**  1 331.59 8.412 2 587.38 12.618 3 244.74 -44.74 4 48.949 1.0515 5 4894.9 -394.9 6 1486.5 -468.5 7 29.369 0.6309 8 244.74 5.2575 9 489.49 -89.49 10 195.79 -45.79 11 489.49 -189.5 12 293.69 -43.69 13 195.79 4.206 14 146.65 3.1545 15 16642 357.51 16 293.69 6.309 17 489.49 10.515 18 489.49 -89.49 19 146.65 3.1545 20 195.79 4.206 21 39159 8.412 22 978.97 -379 23 489.49 -189.5 24 1468.5 -468.5 25 587.38 -187.4 26 293.69 106.31 27 587.38 12.618 28 1466.5 -268.5 29 489.49 -89.49 30 978.97 -279  En Excel, los residuales son mayores en magnitud, con valores superiores a 357, mientras que en Python, el rango es más bajo, con valores cercanos a 335.89.	Real Predicción Residual 5 30.0 439.346577 -409.346577 2 150.0 107.514142 42.485858 21 150.0 65.183403 84.816597 0 150.0 -54.741229 204.741229 10 150.0 525.445404 -375.445404 13 150.0 153.684468 -3.684468 17 200.0 303.140932 -103.140932 14 250.0 277.968297 -27.968297 6 250.0 138.904678 111.095322 7 300.0 525.201064 -225.201064 4 300.0 310.850453 -10.850453 23 400.0 472.323729 -72.323729 3 400.0 472.323729 -72.323729 3 400.0 425.443878 -25.443878 16 400.0 63.097998 336.902002 1 450.0 439.3499018 106.500982 8 500.0 164.111492 335.888508 11 500.0 436.6857457 63.142543 18 500.0 436.69814 19.390186 9 500.0 555.249325 -55.249325 19 600.0 679.161127 -79.161127  En contraste, los residuales en Python muestran un rango más bajo, con valores cercanos a 335.89 como máximo. Esto indica que el modelo en Python tiende a tener residuales con magnitudes más moderadas en comparación con el modelo en			
Coeficiente de determinación r2 (Actividad 3)	Excel.  Coeficiente de determinación r2 (Fase 4)			
R Square 0.99506	Coolisionic de determinación 12 (1 dec 1)			
ı	Coeficiente de determinación R2: -0.24267231685160073			
En Excel, el alto R² indica un buen ajuste del modelo, mientras que en Python, el R² negativo indica que el modelo no es adecuado para explicar las variaciones observadas.	La discrepancia en los valores de R² sugiere diferencias sustanciales en la capacidad de los modelos para explicar la variabilidad en los datos entre Excel y Python.			
Gráfica de puntos (Actividad 3)	Gráfica de puntos (Fase 4)			



En algunos casos, las predicciones de Excel y Python difieren sustancialmente, mientras que en otros casos, pueden mostrar cierta similitud.



La divergencia en las predicciones puede indicar diferencias en la formulación del modelo o en la interpretación de las variables predictoras.

Para concluir siento que durante esta unidad de formación en ciencia de datos, he adquirido conocimientos valiosos y habilidades prácticas que han ampliado significativamente mi comprensión en este campo de ciencia de datos. A continuación, describo cinco conceptos, herramientas y tecnologías que aprendí y su relevancia:

- Modelos de Regresión: Concepto: Antes de esta unidad, tenía una comprensión básica de la regresión, pero ahora entiendo cómo se aplica para prever y entender relaciones entre variables. Utilidad: En mi carrera, puedo emplear modelos de regresión para realizar análisis predictivos y entender la influencia de diversas variables en resultados específicos, lo cual es fundamental para la toma de decisiones informadas.
- Programación en Python: Concepto: Continue aprender a utilizar Python como un lenguaje de programación efectivo para análisis de datos y ciencia de datos. Lo habia usado antes en mi carrera en ITC pero no con este enfoque. Utilidad: Esta habilidad es altamente aplicable en mi vida laboral, ya que Python es ampliamente utilizado en diversas industrias. Puedo

automatizar tareas, analizar datos de manera eficiente y construir modelos de aprendizaje automático.

- Estadísticas Descriptivas y Análisis Exploratorio de Datos
  (EDA):Concepto: Pude obtener una mejor comprensiónde los datos antes de
  aplicar modelos es crucial. EDA proporciona herramientas para este
  propósito.Utilidad: En mi vida profesional, puedo aplicar EDA para entender la
  distribución de datos, identificar valores atípicos y tomar decisiones
  fundamentadas en la exploración completa de los datos.
- Librerías para Análisis de Datos en Python: Concepto: Me sumergí en librerías como Pandas, NumPy y Matplotlib, que son fundamentales para el análisis de datos en Python. Utilidad: Estas librerías son esenciales para manipular y analizar datos de manera eficiente. Pandas ofrece estructuras de datos poderosas, NumPy facilita cálculos numéricos, y Matplotlib posibilita la creación de visualizaciones claras y efectivas.
- Análisis de Regresión en Excel: Concepto: Aunque tenía conocimientos previos de Excel, ahora sé cómo realizar un análisis de regresión en esta plataforma. Utilidad: Excel es una herramienta omnipresente en entornos profesionales. La capacidad para realizar análisis de regresión directamente en Excel es valiosa para proyectos donde la simplicidad y accesibilidad son prioritarias.

#### Aplicación en la Vida Laboral y Personal:

En mi carrera, siento que estas habilidades serán esenciales ya que creo que me enfocare en la parte de Ciencia de Datos. Dicho esto, Puedo utilizar modelos de regresión para pronosticar tendencias y tomar decisiones fundamentadas. La programación en Python me brinda la capacidad de automatizar tareas repetitivas y realizar análisis de datos avanzados. El uso de estadísticas descriptivas y EDA garantizará que mis decisiones se basen en una comprensión profunda de los

datos. Git y GitHub facilitarán la colaboración en proyectos, y el análisis de regresión en Excel será beneficioso en entornos donde Excel es la herramienta principal.

#### Fortalezas y Áreas de Mejora:

Lo que hice bien fue dedicar tiempo a prácticas regulares y aplicar los conocimientos adquiridos en proyectos prácticos. Sin embargo, podría haber mejorado al buscar más aplicaciones del mundo real para contextualizar los conceptos aprendidos. La integración de proyectos más complejos podría haber brindado una experiencia más sólida.

#### Metas de Mejora para Futuras Unidades de Formación:

Para futuras unidades, planeo diversificar mis proyectos y explorar casos de estudio más desafiantes. También buscaré oportunidades para colaborar con compañeros de clase, ya que la colaboración puede proporcionar perspectivas valiosas. Además, seguiré buscando aplicaciones prácticas en la vida real para consolidar mi comprensión de los conceptos.

#### Aspecto Favorito de la Unidad de Formación:

Lo que más me gustó de esta unidad fue la aplicación práctica de los conceptos. Los proyectos y ejercicios prácticos brindaron una experiencia hands-on que solidificó los conocimientos teóricos. Este enfoque práctico hizo que la unidad fuera más estimulante y aplicable a situaciones del mundo real.

#### Referencias

Condusef. (s.f.). Encuesta Nacional de Inclusión Financiera 2018. Gobierno de México. Recuperado de

https://www.gob.mx/condusef/es/articulos/encuesta-nacional-de-inclusion-financiera-2018

Bain & Company. (s.f.). The Global Pandemic Confirms the Value of a Segmented Bank. Bain & Company. Recuperado de

https://www.bain.com/es-ar/insights/the-global-pandemic-confirms-the-value-of-a-seg mented-bank/

Endeavor México. (s.f.). Endeavor México. Recuperado de <a href="https://endeavor.org.mx/">https://endeavor.org.mx/</a>

#### Google Colab:

https://colab.research.google.com/drive/1r5-vE3Fr1A5HlWfLy4voiqMTgSFX11Al?usp=sharing