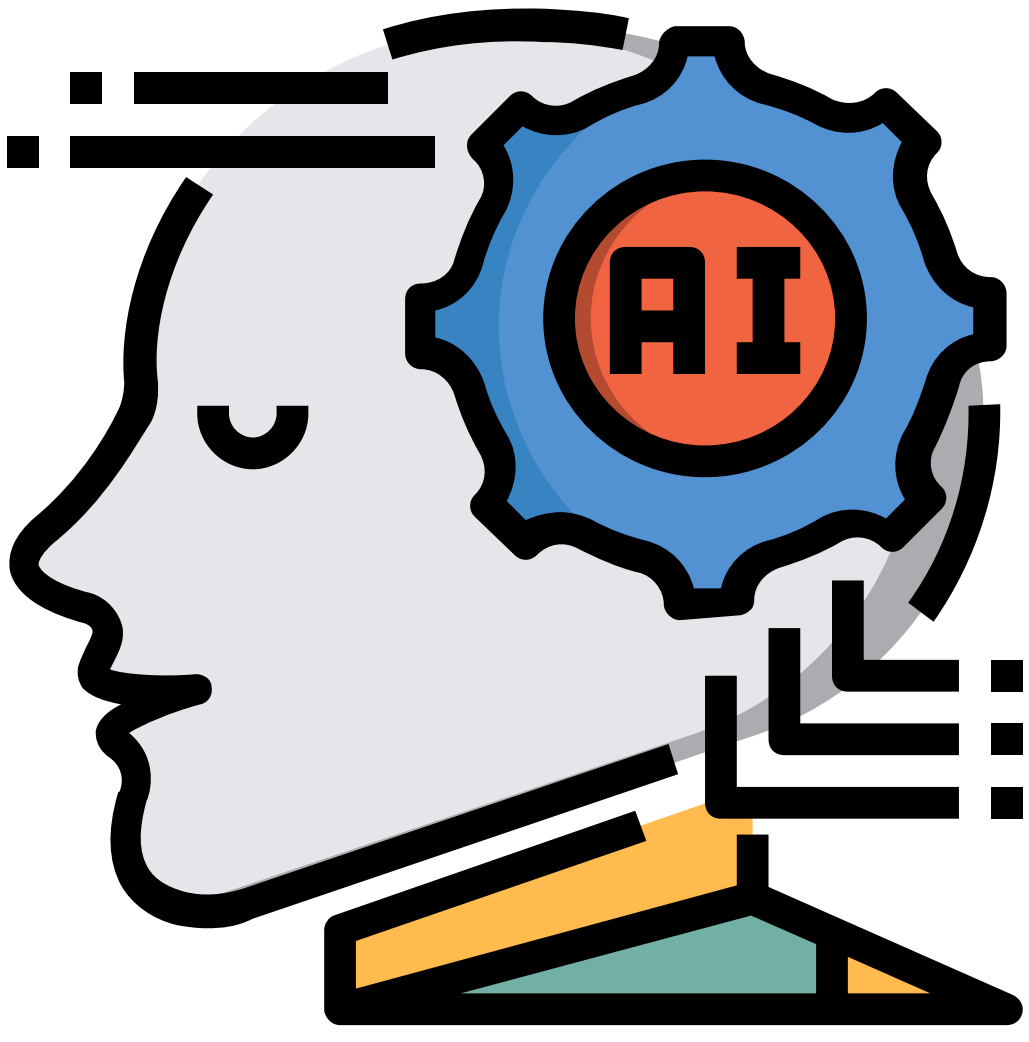
Universidad Nacional Autónoma de México
Facultad de Ingeniería

Inteligencia Artificial

PRÁCTICA 8. PRONÓSTICO CON REGRESIÓN LINEAL MÚLTIPLE

Casasola García Oscar
316123747
oscar.casasola.g7@gmail.com
Grupo 03

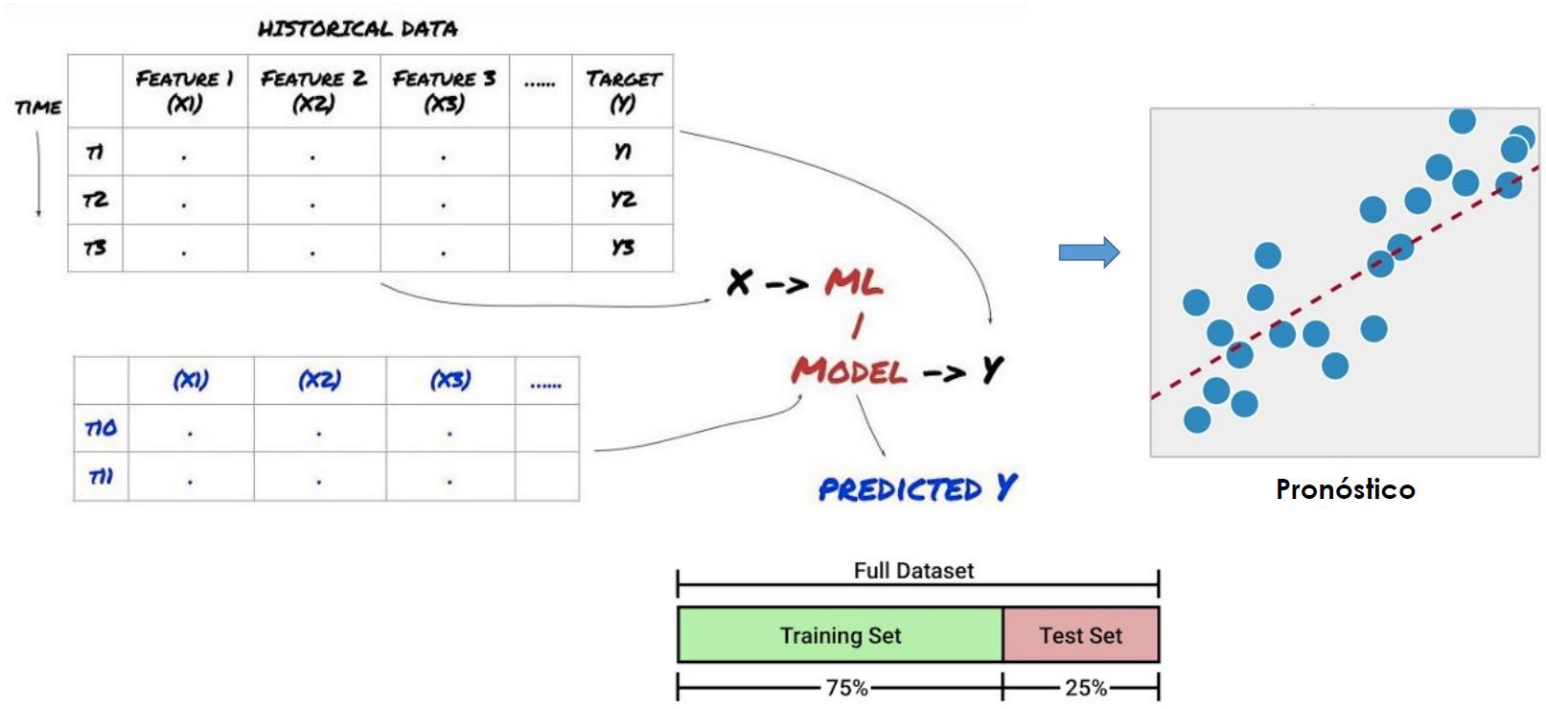


Profesor: Dr. Guillermo Gilberto Molero Castillo
Semestre 2022-1

Contenido

Contexto

Objetivo: Obtener grupos de pacientes con características similares, diagnosticadas con un tumor de mama, a través de clustering jerárquico y particional.



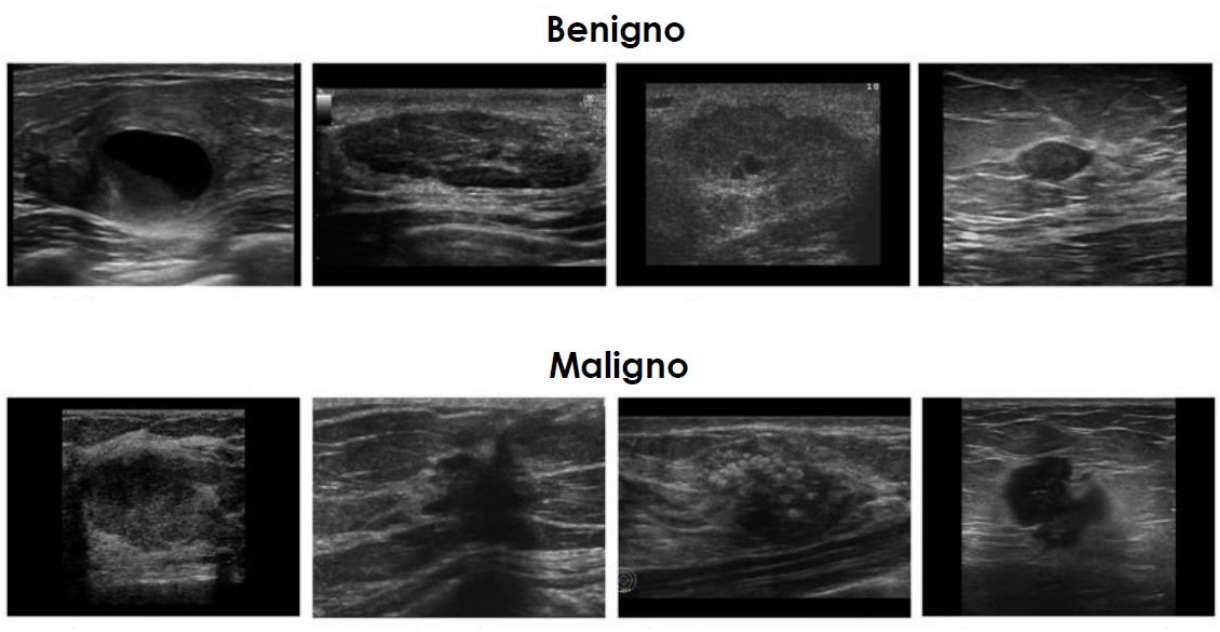
Fuente de datos

Estudios clínicos a partir de imágenes digitalizadas de pacientes con cáncer de mama de Wisconsin (WDBC, Wisconsin Diagnostic Breast Cancer).

Variable	Descripción	Tipo
ID number	Identifica al paciente	Discreto
Diagnosis	Diagnostico (M=maligno, B=benigno)	Booleano
Radius	Media de las distancias del centro y puntos del perímetro	Continuo
Texture	Desviación estándar de la escala de grises	Continuo
Perimeter	Valor del perímetro del cáncer de mama	Continuo
Area	Valor del área del cáncer de mama	Continuo
Smoothness	Variación de la longitud del radio	Continuo
Compactness	Perímetro ^ 2 /Area - 1	Continuo
Concavity	Caída o gravedad de las curvas de nivel	Continuo
Concave points	Número de sectores de contorno cóncavo	Continuo
Symmetry	Simetría de la imagen	Continuo
Fractal dimension	"Aproximación de frontera" - 1	Continuo

Fuente: https://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/Breast+Cancer+Wisconsin+(Diagnostic)

Registros clínicos de cáncer de mama a partir de imágenes digitalizadas.



Preparación del entorno de ejecución

1) Importar las bibliotecas necesarias

```
import pandas as pd                # Para la manipulación y análisis de datos
import numpy as np                 # Para crear vectores y matrices n dimensionales
import matplotlib.pyplot as plt    # Para la generación de gráficas a partir de los datos
import seaborn as sns              # Para la visualización de datos basado en matplotlib
%matplotlib inline
```

2) Importar los datos

Fuente de datos: WDBCOriginal.csv

```
# Si se usa Google Colab
#from google.colab import files
#files.upload()

# Si se importan los datos desde Drive
#from google.colab import drive
#drive.mount('/content/drive')
```

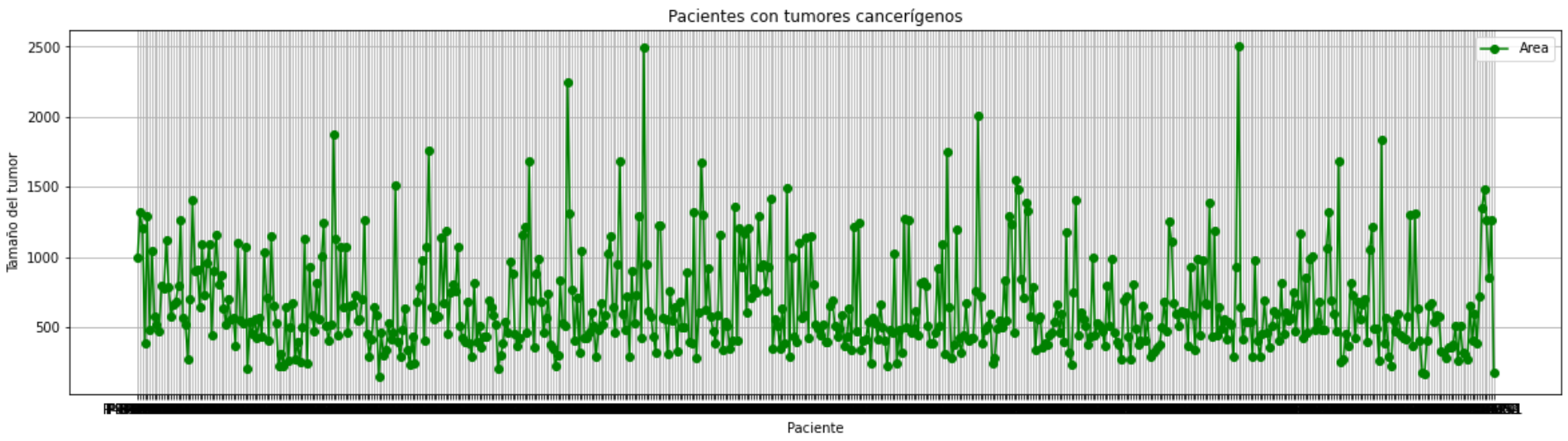
```
BCancer = pd.read_csv("WDBCOriginal.csv")
BCancer
```

	IDNumber	Diagnosis	Radius	Texture	Perimeter	Area	Smoothness	Compactness	Concavity	ConcavePoints	Symmetry	FractalDimension
0	P-842302	M	17.99	10.38	122.80	1001.0	0.11840	0.27760	0.30010	0.14710	0.2419	0.07871
1	P-842517	M	20.57	17.77	132.90	1326.0	0.08474	0.07864	0.08690	0.07017	0.1812	0.05667
2	P-84300903	M	19.69	21.25	130.00	1203.0	0.10960	0.15990	0.19740	0.12790	0.2069	0.05999
3	P-84348301	M	11.42	20.38	77.58	386.1	0.14250	0.28390	0.24140	0.10520	0.2597	0.09744
4	P-84358402	M	20.29	14.34	135.10	1297.0	0.10030	0.13280	0.19800	0.10430	0.1809	0.05883
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
564	P-926424	M	21.56	22.39	142.00	1479.0	0.11100	0.11590	0.24390	0.13890	0.1726	0.05623
565	P-926682	M	20.13	28.25	131.20	1261.0	0.09780	0.10340	0.14400	0.09791	0.1752	0.05533
566	P-926954	M	16.60	28.08	108.30	858.1	0.08455	0.10230	0.09251	0.05302	0.1590	0.05648
567	P-927241	M	20.60	29.33	140.10	1265.0	0.11780	0.27700	0.35140	0.15200	0.2397	0.07016
568	P-92751	B	7.76	24.54	47.92	181.0	0.05263	0.04362	0.00000	0.00000	0.1587	0.05884

569 rows × 12 columns

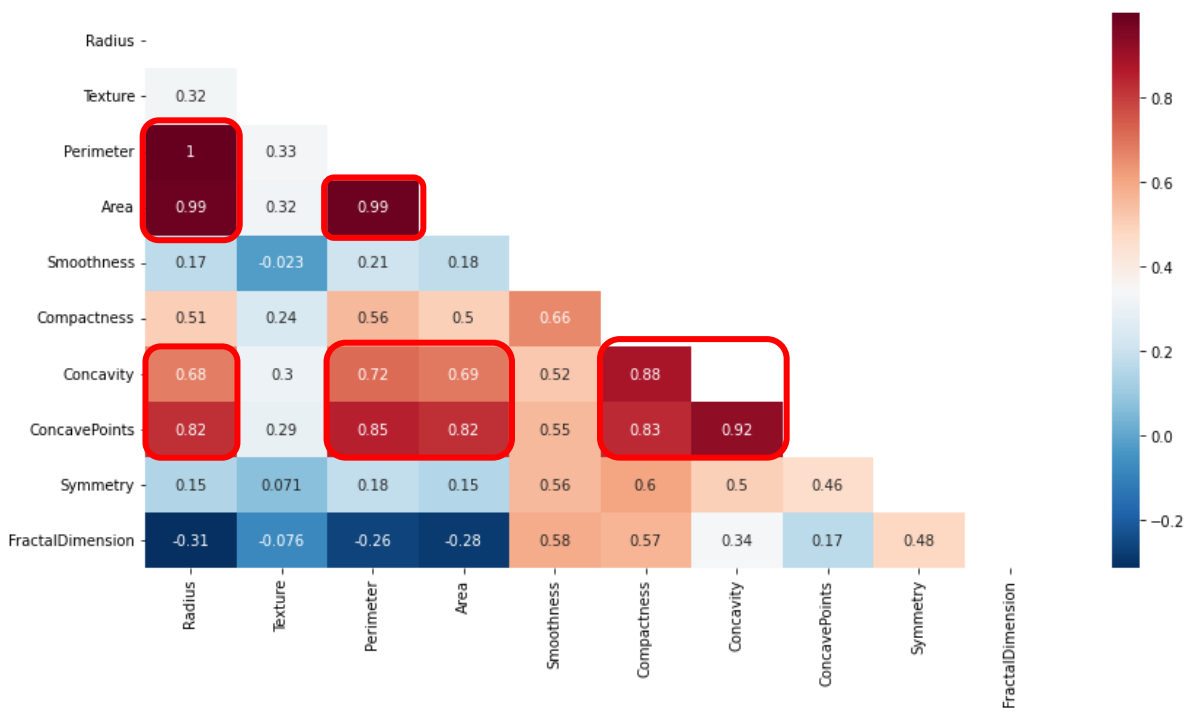
Gráfica del área del tumor por paciente

```
plt.figure(figsize=(20, 5))
plt.plot(BCancer['IDNumber'], BCancer['Area'], color='green', marker='o', label='Area')
plt.xlabel('Paciente')
plt.ylabel('Tamaño del tumor')
plt.title('Pacientes con tumores cancerígenos')
plt.grid(True)
plt.legend()
plt.show()
```



Selección de características

```
plt.figure(figsize=(14,7))
MatrizInf = np.triu(BCancer.corr())
sns.heatmap(BCancer.corr(), cmap='RdBu_r', annot=True, mask=MatrizInf)
plt.show()
```



Variables seleccionadas:

1) Textura [Posición 3]
2) Area [Posición 5]
3) Smoothness [Posición 6]
4) Compactness [Posición 7]
5) Symmetry [Posición 10]
6) FractalDimension [Posición 11]
7) ***Perimeter [Posición 4] - Para calcular el área del tumor –**

Aplicación del algoritmo

```
from sklearn import linear_model
from sklearn.metrics import mean_squared_error, max_error, r2_score
from sklearn import model_selection
```

Se seleccionan las variables predictoras (X) y la variable a pronosticar (Y)

Código

```
X = np.array(BCancer[['Texture',
                      'Perimeter',
                      'Smoothness',
                      'Compactness',
                      'Symmetry',
                      'FractalDimension']])
pd.DataFrame(X)

# Tomando en cuenta todas las variables
#['Radius', 'Texture', 'Perimeter', 'Smoothness',
'Compactness',    'Concavity', 'ConcavePoints',
'Symmetry',   'FractalDimension']
```

Salida

	0	1	2	3	4	5
0	10.38	122.80	0.11840	0.27760	0.2419	0.07871
1	17.77	132.90	0.08474	0.07864	0.1812	0.05667
2	21.25	130.00	0.10960	0.15990	0.2069	0.05999
3	20.38	77.58	0.14250	0.28390	0.2597	0.09744
4	14.34	135.10	0.10030	0.13280	0.1809	0.05883
...	...	...	...	...	...	...
564	22.39	142.00	0.11100	0.11590	0.1726	0.05623
565	28.25	131.20	0.09780	0.10340	0.1752	0.05533
566	28.08	108.30	0.08455	0.10230	0.1590	0.05648
567	29.33	140.10	0.11780	0.27700	0.2397	0.07016
568	24.54	47.92	0.05263	0.04362	0.1587	0.05884

569 rows × 6 columns

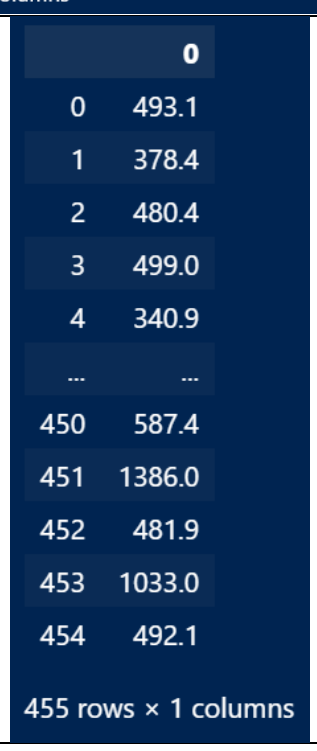
```
Y = np.array(BCancer[['Area']])
pd.DataFrame(Y)
```

	0
0	1001.0
1	1326.0
2	1203.0
3	386.1
4	1297.0
...	...
564	1479.0
565	1261.0
566	858.1
567	1265.0
568	181.0

569 rows × 1 columns

Se hace la división de los datos

```
X_train, X_test, Y_train, Y_test = model_selection.train_test_split(
    X, Y, test_size=0.2, random_state=1234, shuffle=True)
# Se deja un espacio de 20% para la prueba y un 80% para el entrenamiento
```

Código	Salida
`pd.DataFrame(X_train)` `# pd.DataFrame(X_test)`	
`pd.DataFrame(Y_train)` `# pd.DataFrame(Y_test)`	

	0	1	2	3	4	5
0	18.22	84.45	0.12180	0.16610	0.1709	0.07253
1	22.44	71.49	0.09566	0.08194	0.2030	0.06552
2	20.76	82.15	0.09933	0.12090	0.1735	0.07070
3	23.84	82.69	0.11220	0.12620	0.1905	0.06590
4	18.32	66.82	0.08142	0.04462	0.2372	0.05768
...	...	...	...	...	...	...
450	15.18	88.99	0.09516	0.07688	0.2110	0.05853
451	15.10	141.30	0.10010	0.15150	0.1973	0.06183
452	18.60	81.09	0.09965	0.10580	0.1925	0.06373
453	18.70	120.30	0.11480	0.14850	0.2092	0.06310
454	13.78	81.78	0.09667	0.08393	0.1638	0.06100

455 rows × 6 columns

	0
0	493.1
1	378.4
2	480.4
3	499.0
4	340.9
...	...
450	587.4
451	1386.0
452	481.9
453	1033.0
454	492.1

455 rows × 1 columns

Se entrena el modelo a través de Regresión Lineal Múltiple

```
RLMultiple = linear_model.LinearRegression()
RLMultiple.fit(X_train, Y_train) #Se entrena el modelo
```

Se genera el pronóstico

```
#Se genera el pronóstico
Y_Pronostico = RLMultiple.predict(X_test)
pd.DataFrame(Y_Pronostico)
```

	0
0	405.607887
1	334.291077
2	505.762398
3	207.726058
4	604.229256
...	...
109	394.439214
110	1107.202694
111	541.131191
112	570.702628
113	2044.635054

114 rows × 1 columns

Obtención de los coeficientes, intercepto, error y Score

```
print('Coeficientes: \n', RLMultiple.coef_)
print('Intercepto: \n', RLMultiple.intercept_)
print("Residuo: %.4f" % max_error(Y_test, Y_Pronostico))
print("MSE: %.4f" % mean_squared_error(Y_test, Y_Pronostico))
# True devuelve MSE, False devuelve RMSE
print("RMSE: %.4f" % mean_squared_error(Y_test, Y_Pronostico, squared=False))
print('Score (Bondad de ajuste): %.4f' % r2_score(Y_test, Y_Pronostico))

print('\n')
print("Pronóstico del área del Tumor: Y =",RLMultiple.intercept_[0],"+", RLMultiple.coef_[0][0], "(Texture) + ",
RLMultiple.coef_[0][1], "(Perimeter) + "
,RLMultiple.coef_[0][2], "(Smoothness) + ", RLMultiple.coef_[0][3], "(Compactness) + ",RLMultiple.coef_[0][4], "(Symmetry) + "
,RLMultiple.coef_[0][5], "(FractalDimension) + ", max_error(Y_test, Y_Pronostico))
```

```
Coeficientes:
 [[ 6.86261446e-01  1.63885604e+01  2.50787388e+01 -1.40602548e+03
   1.46803422e+02  6.23269303e+03]]
Intercepto:
 [-1140.33616115]
Residuo: 456.3649
MSE: 3083.2634
RMSE: 55.5271
Score (Bondad de ajuste): 0.9769


Pronóstico del área del Tumor: Y = -1140.3361611510427 + 0.686261445806786 (Texture) +  16.38856042005786 (Perimeter) +  25.078738765231375
(Smoothness) +  -1406.025479893373 (Compactness) +  146.80342202773474 (Symmetry) +  6232.6930342816995 (FractalDimension) +  456.3649459839594
```

Conformación del modelo de pronóstico

$$Y = a + b_1X_1 + b_2X_2 \ldots + b_nX_n + u$$

a) Solo con las variables seleccionadas

$$Y = -1140.34 + 0.69(Texture) + 16.39(\text{Perimeter}) + 25.08(\text{Smoothness}) - 1406.03(\text{Compactness}) + 146.80(\text{Symmetry}) + 6232.69(\text{FractalDimension}) + 456.36$$

- Se tiene un **Score de 0.9769**, el cual indica que el **pronóstico del Área del tumor se logrará con un 97.69% de efectividad.**
- Además, los pronósticos del modelo final se alejan en promedio 3083.26 y 55.53 unidades del valor real, esto es, MSE y RMSE, respectivamente.

b) Tomando en cuenta todas las variables

$$Y = -976.18 - 35.08(Radius) + 0.48(Texture) + 20.79(Perimeter) - 169.89(Smoothness) - 1894.45(Compactness) + 232.74(Concavity) + 529.22(ConcavePoints) + 66.61(Symmetry) + 5716.43(FractalDimension) + 425.23$$

- Se tiene un **Score de 0.9780**, el cual indica que el **pronóstico del Área del tumor se logrará con un 97.8% de efectividad.**
- Además, los pronósticos del modelo final se alejan en promedio 2932.75 y 54.15 unidades del valor real, esto es, MSE y RMSE, respectivamente.

Nuevos pronósticos

```python
AreaTumor = pd.DataFrame({'Texture': [18.32], 'Perimeter': [166.82], 'Smoothness': [0.08142],
                          'Compactness': [0.04462], 'Symmetry': [0.2372], 'FractalDimension': [0.05768]})
RLMultiple.predict(AreaTumor)

# array([[300.94831572]])
# Tumor pequeño en comparación con los otros grupos de Pacientes
# Si se aumenta el perímetro ([166.82]), el tumor área del tumor se aumenta:
#array([[1939.80435773]])
```

Conclusiones

En esta práctica, a través de registros clínicos de cáncer de mama tomados de imágenes digitalizadas de la WDBC (Wisconsin Diagnostic Breast Cancer), se pudo hacer un análisis de estos datos, esto gracias a la aplicación del algoritmo de regresión lineal múltiple (ya que se tienen más de dos variables independientes), que pertenece a la categoría de aprendizaje supervisado, el cual su principal objetivo es predecir valores desconocidos o faltantes de una función de valor continuo.

- Resultados del algoritmo solo tomando en cuenta las variables seleccionadas

Como se mencionó anteriormente, al aplicar este algoritmo, se obtuvo un **Score de 0.9769**, el cual indica que el **pronóstico del Área del tumor se logrará con un 97.69% de efectividad.**

Por ende el modelo de pronóstico quedó de la siguiente manera:

$$Y = a + b_1X_1 + b_2X_2 + b_3X_3 + b_4X_4 + b_5X_5 + b_6X_6 + u$$

$$Y = Pronóstico\ del\ Área\ del\ tumor \qquad a = intercepto \qquad u = residuo\ (error\ residual)$$

$$b_1 = pendiente\ 1 \qquad b_2 = pendiente\ 2 \qquad b_3 = pendiente\ 3$$

$$b_4 = pendiente\ 4 \qquad b_5 = pendiente\ 5 \qquad b_6 = pendiente\ 6$$

$$Y = -1140.34 + 0.69(Texture) + 16.39(\text{Perimeter}) + 25.08(\text{Smoothness}) - 1406.03(\text{Compactness}) + 146.80(\text{Symmetry}) + 6232.69(\text{FractalDimension}) + 456.36$$

En adición a lo anterior, los pronósticos del modelo final se alejan en promedio **3083.26** y 55.53 unidades del valor real, esto es, **MSE** y RMSE, respectivamente.

- Resultados del algoritmo solo tomando en cuenta todas las variables

Como se mencionó anteriormente, al aplicar este algoritmo, se obtuvo un **Score de 0.9780**, el cual indica que el **pronóstico del Área del tumor se logrará con un 97.8% de efectividad.**

Por ende el modelo de pronóstico quedó de la siguiente manera:

$$Y = a + b_1X_1 + b_2X_2 + b_3X_3 + b_4X_4 + b_5X_5 + b_6X_6 + b_7X_7 + b_8X_8 + b_9X_9 + u$$

$$Y = Pronóstico\ del\ Área\ del\ tumor \qquad a = intercepto \qquad u = residuo\ (error\ residual)$$

$$b_1 = pendiente\ 1 \qquad b_2 = pendiente\ 2 \qquad b_3 = pendiente\ 3$$

$$b_4 = pendiente\ 4 \qquad b_5 = pendiente\ 5 \qquad b_6 = pendiente\ 6$$

$$b_7 = pendiente\ 7 \qquad b_8 = pendiente\ 8 \qquad b_9 = pendiente\ 9$$

$$Y = -976.18 - 35.08(Radius) + 0.48(\text{Texture}) + 20.79(\text{Perimeter}) - 169.89(\text{Smoothness}) - 1894.45(\text{Compactness}) + 232.74(\text{Concavity}) + 529.22(ConcavePoints) + 66.61(Symmetry) + 5716.43(FractalDimension) + 425.23$$

En adición a lo anterior, los pronósticos del modelo final se alejan en promedio **2932.75** y 54.15 unidades del valor real, esto es, **MSE** y RMSE, respectivamente.