

UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE BAJA CALIFORNIA

FACULTAD DE CIENCIAS QUÍMICAS E INGENIERÍA PROGRAMA DE INGENIERO EN SOFTWARE Y TECNOLOGÍAS EMERGENTES

Inteligencia Artificial

Práctica No. 5 Laboratorio

sábado, 25 noviembre 2023

Docente:

Mauricio Alonso Sanchez Herrera

Participante(es):

Luis Eduardo Galindo Amaya

Universidad Autónoma de Baja California Facultad de ciencias químicas e ingeniería

Ingeniero en software y tecnologías emergentes

Información de la materia

Nombre de la materia y clave: Inteligencia Artificial

Grupo y periodo: 351 (2023-2)

Profesor: Mauricio Alonso Sanchez Herrera.

Información de la actividad

Nombre de la actividad: Práctica No. 5 Laboratorio

Lugar y fecha: sábado, 25 noviembre 2023

Carácter de la actividad: Individual.

Índice

1.	Introducción	2
2.	Clasificación 2.1. Problema 2.2. Desarollo 2.3. Regresión logística 2.4. Resultados	2
3.	Regresión 3.1. Problema	3
4.	Conclusión	Ę
5.	Código 5.1. Regresión	5
6.	Referencias	8

1. Introducción

Durante esta practica utilizaremos sistemas de aprendizaje para resolver problemas de clasificación y regreción con los problemas propuestos en el taller anterior se utilizara la bibloteca sklearn y los ejemplos dados en las clases anteriores.

2. Clasificación

2.1. Problema

El problema seleccionado para utilizar clasificación es: Detección de riesgo de ataque cardiaco. el dataset que se va a utilizar es 'Heart Attack Analysis & Prediction Dataset' de kaggle.

2.2. Desarollo

Para analizar el dataset primero fue necesario cargarlo en el proyecto para esto se utilizo pandas, una biblioteca del python. Una vez que tuve el dataset se identificaron las columnas que contenía el archivo:

Atributo	Descripción
Age	Edad del paciente
Sex	Género del paciente
exang	Angina inducida por ejercicio
ca	Número de vasos principales
ср	Tipo de Dolor de Pecho
trtbps	Presión arterial en reposo
chol	Colesterol en mg/dl
fbs	Azúcar en sangre en ayunas
rest_ecg	Resultados electrocardiográficos en reposo
thalach	Frecuencia cardíaca máxima alcanzada
target	Riesgo de ataque cardíaco

La columna target nos permite identificar que pasientes estan en riesgo de infarto de manera booleana (verdadero o falso), utilizando la pagina de scikit-learn identifique que algoritmo me podria clasificar de manera adecuada los datos que tenia y al ser datos de tipo booleano la regrecion logística.

2.3. Regresión logística

(Wikipedia, 2023d) En estadísticas, el modelo logístico (o modelo logit) es un modelo estadístico que modela la probabilidad de que ocurra un evento al tener los logaritmos de las probabilidades (log-odds) para el evento como una combinación lineal de una o más variables independientes. La regrecion logistica utiliza como base funcion logistica (Wikipedia, 2023c) la cual toma un valor y retorna un valor entre 0 y 1:

$$p(x) = \frac{1}{1 + e^{-(x-\mu)/s}}$$

donde μ es igual al punto medio de la curva y s es el valor de escala, la formula entonce se puede reescribir de la manera:

$$p(x) = \frac{1}{1 + e^{-(\beta_0 + \beta_1 x)}}$$

donde $\beta_0 = -\mu/s$ y a este punto se le conoce como la intercepcion (la intercepcion vertical de y) y $\beta_1 = 1/s$.

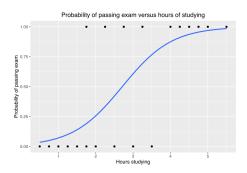


Figura 1: Ejemplo de regresión logística

2.4. Resultados

El modelo da el resultado correcto y es capaz de clasificar correctamente los valores que se le han enviado, a pesar de que se movieron algunos parámetros pienso que el algoritmo seleccionado es óptimo para esta aplicación.

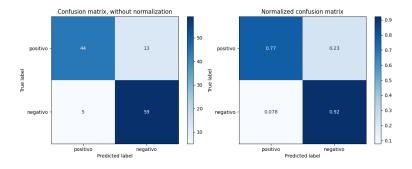


Figura 2: Resultados de la clasificación

3. Regresión

3.1. Problema

La problematicas seleccionada para el problema de regresion fue la prediccion de ingresos semanales de una empresa (Walmart), el dataset que se utilizará es 'Walmart dataset'.

3.2. Desarollo

Primero se inspeccionaron los datos del dataset, y se pudo identificar que no todos los datos se pueden usar para la regrecion:

Atributo	Descripción
Store_Number	Número de la tienda
Date	Fecha
Week_of_Sales	Semana de ventas
Weekly_Sales	Ventas semanales para la tienda dada
Holiday_Flag	Indica si la semana es especial por festividad
Temperature	Temperatura el día de la venta
Fuel_Price	Costo del combustible en la región
CPI	Índice de precios al consumidor predominante
Unemployment	Tasa de desempleo predominante

Los datos como el numero de la tienda y la fecha no se pueden usar para la regreción, las fechas no son solo numeros y los identificadores no estan ligadas a ningun otro valor que pueda ser util.

3.3. Elastic net regularization

(Wikipedia, 2023a) Para el problema de regrecion se utilizara el algoritmo ElasticNet, Elastic Net es un algoritmo de regresión utilizado en estadísticas y aprendizaje automático. Este algoritmo combina las penalizaciones L1 y L2, que se utilizan en las técnicas de regresión LASSO (Least Absolute Shrinkage and Selection Operator) y Ridge, respectivamente.

Wikipedia, 2023b Considere una clúster de N casos (observaciones), cada una con p variable y una sola variable independente. Sea y_i la variable independiente y $x_i := (x_1, x_2, ... x_p)^T$ el vector con variables para el caso j. Entonces, el objetivo del Lasso es resolver

$$\min_{\beta_0,\beta} \left\{ \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \beta_0 - x_i^T \beta)^2 \right\} \text{sujeto a} \sum_{j=1}^p |\beta_j| \leq t.$$

Aquí β_0 es el coeficiente constante, $\beta:=(\beta_1,\beta_2,...,\beta_p)$ es el vector de coeficientes y t es un parámetro pre especificado que determine la cantidad de regularizacion. Sea X la matriz de variables, de manera que $X_{ij}=(x_i)_j$ y x_i^T es la 'i-esima fila de X, podemos escribir de forma más compacta el problema como:

$$\min_{\beta_0,\beta} \left\{ \frac{1}{N} \left\| y - \beta_0 - X\beta \right\|_2^2 \right\} \text{ sujeto a } \|\beta\|_1 \leq t.$$

donde $||Z||_p = \left(\sum_{i=1}^N |Z_i|^p\right)^{1/p}$ es la p-norma en dimensiones finitas (ℓ^p Espacios Lp). Denotando la media escalar de los puntos x_i como \bar{x} y la media de las variables de salida como y_i como \bar{y} , el estimado para β_0 es $\hat{\beta}_0 = \bar{y} - \bar{x}^T \beta$, de modo que:

$$y_i - \hat{\beta}_0 - x_i^T \beta = y_i - (\bar{y} - \bar{x}^T \beta) - x_i^T \beta = (y_i - \bar{y}) - (x_i - \bar{x})^T \beta,$$

y así es estándar trabajar con variables centralizadas. Adicionalmente las variables son estandarizadas $\left(\sum_{i=1}^N x_{ij}^2 = 1\right)$ para que la solución no sea afectada por la escala de las mediciones.

3.4. Resultados

El modelo utilizado no es adecuado para la aplicación que se desea por lo que los resultados obtenidos no pueden predecir los datos de manera adecuada, se requiere de un mejor entendimiento de los datos para poder seleccionar una tecnica más adecuada que pueda predecir los datos obtenidos.

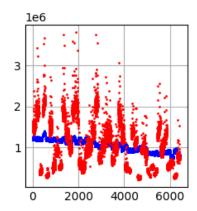


Figura 3: Los datos predecidos no coinciden con las pruebas

4. Conclusión

Durante esta practica pudimos utilizar herramientas de aprendizaje para resolver problemas, las herramientas de machine learning permiten resolver problemas que otras herramientas tendrían más dificultades explicando. Herramientas como Sklearn permiten usar los algoritmos de manera fácil sin tener que implementarlos cada vez además que permiten probar diversas técnicas.

5. Código

5.1. Regresión

```
1
    from sklearn.model_selection import train_test_split
 2
    import matplotlib.pyplot as plt
    import numpy as np
3
4
    import pandas as pd
5
    from sklearn.pipeline import make_pipeline
    from sklearn.preprocessing import StandardScaler
6
7
    from sklearn.metrics import mean_squared_error
    from sklearn.linear_model import ElasticNet
8
9
10
11
    data = [
12
        'Store',
```

```
13
        'Holiday_Flag',
14
        'Temperature',
15
        'Fuel_Price',
16
        'CPI',
17
        'Unemployment'
18
19
20
   target = 'Weekly_Sales'
21
22
   dataset = pd.read_csv(
23
        "./Walmart.csv",
24
        sep=","
25
   )
26
27
    X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(
28
         dataset [data],
29
         dataset[target],
30
         test_size=0.4
31
   )
32
33
   print(X_train, y_train)
34
35
   model = make_pipeline(
36
        StandardScaler(),
37
        ElasticNet(
38
            alpha=0.1,
                                     # regularizacion del modelo
39
            11_ratio=0.5
                                     # tipo de de penalizacion
40
        )
41
    )
42
43
   model.fit(X_train, y_train)
44
45
   y_pred = model.predict(X_test)
46
47
    mse = mean_squared_error(y_test, y_pred)
48
    print(f"Mean Squared Error: {mse}")
49
50
   sim = model.predict(dataset[data])
51
52
   x = np.linspace(0, sim.size, sim.size)
   plt.style.use(', mpl-gallery')
53
   fig, ax = plt.subplots()
54
55
   ax.scatter(x, sim, s=1, c='blue')
   ax.scatter(x, dataset[target], s=1, c='red')
56
57
    plt.show()
```

5.2. Clasificación

```
from sklearn.model_selection import train_test_split
2 from sklearn.metrics import ConfusionMatrixDisplay
3 from sklearn.linear_model import LogisticRegression
4 import matplotlib.pyplot as plt
   import numpy as np
6
   import pandas as pd
7
8
   dataset = pd.read_csv(
9
       "./heart.csv",
10
        sep=','
11
    )
12
13
   a = dataset[
14
            "age", "sex", "cp", "trtbps", "chol", "fbs",
15
16
            "restecg", "thalachh", "exng", "oldpeak",
17
            "slp", "caa", "thall"
18
        ]
19
   ]
20
21
   X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(
22
23
        dataset ["output"],
24
        test_size=0.4
25
   )
26
27
   model = LogisticRegression(
28
        penalty="none",
                                     # tipo de penalizacion
29
        c = 0.5
                                     # nivel de regularizacion
30
   ).fit(X_train, y_train)
31
32 sim = model.predict(X_test)
33
   print(y_test)
34
   print(sim)
35
36
   titles_options = [
37
        ("Confusion matrix, without normalization", None),
38
        ("Normalized confusion matrix", "true"),
39
   ]
40
    for title, normalize in titles_options:
41
42
        disp = ConfusionMatrixDisplay.from_estimator(
43
            model,
44
            X_test,
45
            y_test,
```

```
46
             display_labels=["positivo", "negativo"],
47
             cmap=plt.cm.Blues,
48
            normalize=normalize,
49
        )
50
        disp.ax_.set_title(title)
51
52
        print(title)
53
        print(disp.confusion_matrix)
54
55
     plt.show()
```

6. Referencias

- Wikipedia. (2023a). Elastic net regularization Wikipedia, The Free Encyclopedia [[Online; accessed 26-November-2023]].
- Wikipedia. (2023b). LASSO (estadística) Wikipedia, The Free Encyclopedia [[Online; accessed 26-November-2023]].
- Wikipedia. (2023c). Logistic function Wikipedia, The Free Encyclopedia [[Online; accessed 25-November-2023]].
- Wikipedia. (2023d). Logistic regression Wikipedia, The Free Encyclopedia [[Online; accessed 25-November-2023]].