Práctica ‘5’ {

[Regresión Logística]

< Profesora: Consuelo Varinia García Mendoza >
< Alumna: Vianey Maravilla Pérez

}

Especificaciones:

- Cargue el dataset breast-canser.csv. En este dataset la columna ‘diagnosis’ es el target y puede tomar los valores M que indica que el cáncer es maligno y B que indica que es benigno. El resto de las columnas son las características
- Separe el dataset en un conjunto de entrenamiento (90%) y un conjunto de prueba (10%) utilizando ‘random_state = 0’
- Utilizando el conjunto de entrenamiento entrene un modelo con regresión logística
- Utilice el modelo entrenado para clasficar las instancias del conjunto de prueba (10%)

01

{

[Código Fuente]

}

Código Fuente

In [1]:
```python
# Importamos las librerias necesarias para esta práctica

import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.linear_model import LogisticRegression
from sklearn.metrics import accuracy_score
from sklearn.metrics import confusion_matrix
from sklearn.metrics import ConfusionMatrixDisplay
```

In [2]:
```python
# Creamos un dataframe con el archivo que vamos a trabajar

dataframe = pd.read_csv('breast-cancer.csv', sep = ',', engine = 'python')
```

In [3]:
```python
# Visualizamos el dataframe para ver como trabajar con el archivo

dataframe.head(20) # En este caso con 'head(20), nos devolverá las primeras 20 filas

```

Código Fuente

In [4]:
```
# Indicación de etiquetas al nombre de las columnas

etiquetas = 'diagnosis'
```

In [5]:
```
# Ahora pasamos a un corpus sin etiquetas

X = dataframe.drop(etiquetas, axis = 1). values

# Con drop nos devuelve una copia de la serie de datos tras eliminarlas etiquetas que especificamos como 'diagnosis'"

# Ahora vamos a poner como Y a las etiquetas M y B para posteriormente poder visualizarlo, por lo que nos servirá más adelan

y = dataframe[etiquetas].values
```

In [6]:
```
# Visualizamos el corpus sin etiquetas

X
```

Código Fuente

In [7]:
```
# Visualizamos las etiquetas


y
```

In [8]:
```
# Ahora, se obtendrá como en las anteriores prácticas, el conjunto de prueba y el conjunto de entrenamiento
# Tomando en cuenta random_state = 0

x_train, x_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size = 0.1, shuffle = True, random_state = 0)
```

In [9]:
```
# Obtención del modelo de la Regresión Logistica


modelclf = LogisticRegression ()
modelclf.fit(x_train, y_train)
```

Out[9]:
```
LogisticRegression()
```

In [10]:
```
# Obtenemos la clase de predicción/ predicha


predic_y = modelclf.predict(x_test)
```

In [11]:
```
# Obtenemos la Clase Real


print('Clase Real\n', y_test)
```

Código Fuente

In [12]:
```
# Obtenemos la Clase de predicción / predicha

print('Clase de Predicción / predicha\n', predic_y)
```

In [13]:
```
# Ahora obtendremos la Matriz de Confusión

print('Matriz de Confusión\n')
print(confusion_matrix(y_test, predic_y))
```

In [14]:
```
# Presición
print('Acuracy\n')
print('Porcentaje de instancias predichas correctamente:', round(accuracy_score(y_test, predic_y) * 100, 2), '%')
print('Número de instancias predichas correctamente:', accuracy_score(y_test, predic_y, normalize = False), '')
```

In [15]:
```
# Obtenemos el gráfico de la matriz
Matrix = confusion_matrix(y_test, predic_y, labels = modelclf.classes_)
dp = ConfusionMatrixDisplay(confusion_matrix = Matrix, display_labels = modelclf.classes_)
```

Código Fuente

In [16]:
```
# Visualizamos el gráfico

dp.plot()
```

In [17]:
```
# Ahora se harán las probabilidades de pertenecer a una clase M o B

predic_probabilidad = modelclf.predict_proba(x_test)
```

In [18]:
```
# Visualización de las probabilidades

print('Probabilidades de pertenecer a una clase:\n', predic_probabilidad)
```

02

{

[Resultados- Matriz de Confusión - Probabilidades]

}

RESULTADOS

In [3]:

```
# Visualizamos el dataframe para ver como trabajar con el archivo

dataframe.head(20) # En este caso con 'head(20), nos devolverá las primeras 20 filas

```

Out[3]:

	id	diagnosis	radius_mean	texture_mean	perimeter_mean	area_mean	smoothness_mean	compactness_mean	concavity_mean	concave points_mean	...	re
0	842302	M	17.99	10.38	122.80	1001.0	0.11840	0.27760	0.30010	0.14710	...	
1	842517	M	20.57	17.77	132.90	1326.0	0.08474	0.07864	0.08690	0.07017	...	
2	84300903	M	19.69	21.25	130.00	1203.0	0.10960	0.15990	0.19740	0.12790	...	
3	84348301	M	11.42	20.38	77.58	386.1	0.14250	0.28390	0.24140	0.10520	...	
4	84358402	M	20.29	14.34	135.10	1297.0	0.10030	0.13280	0.19800	0.10430	...	
5	843786	M	12.45	15.70	82.57	477.1	0.12780	0.17000	0.15780	0.08089	...	
6	844359	M	18.25	19.98	119.60	1040.0	0.09463	0.10900	0.11270	0.07400	...	
7	84458202	M	13.71	20.83	90.20	577.9	0.11890	0.16450	0.09366	0.05985	...	
8	844981	M	13.00	21.82	87.50	519.8	0.12730	0.19320	0.18590	0.09353	...	
9	84501001	M	12.46	24.04	83.97	475.9	0.11860	0.23960	0.22730	0.08543	...	
10	845636	M	16.02	23.24	102.70	797.8	0.08206	0.06669	0.03299	0.03323	...	
11	84610002	M	15.78	17.89	103.60	781.0	0.09710	0.12920	0.09954	0.06606	...	
12	846226	M	19.17	24.80	132.40	1123.0	0.09740	0.24580	0.20650	0.11180	...	
13	846381	M	15.85	23.95	103.70	782.7	0.08401	0.10020	0.09938	0.05364	...	
14	84667401	M	13.73	22.61	93.60	578.3	0.11310	0.22930	0.21280	0.08025	...	
15	84799002	M	14.54	27.54	96.73	658.8	0.11390	0.15950	0.16390	0.07364	...	
16	848406	M	14.68	20.13	94.74	684.5	0.09867	0.07200	0.07395	0.05259	...	
17	84862001	M	16.13	20.68	108.10	798.8	0.11700	0.20220	0.17220	0.10280	...	
18	849014	M	19.81	22.15	130.00	1260.0	0.09831	0.10270	0.14790	0.09498	...	
19	8510426	B	13.54	14.36	87.46	566.3	0.09779	0.08129	0.06664	0.04781	...	

20 rows × 32 columns

RESULTADOS

Out[3]:

rst	texture_worst	perimeter_worst	area_worst	smoothness_worst	compactness_worst	concavity_worst	concave points_worst	symmetry_worst	fractal_dimension_worst
.38	17.33	184.60	2019.0	0.1622	0.6656	0.7119	0.26540	0.4601	0.11890
.99	23.41	158.80	1956.0	0.1238	0.1866	0.2416	0.18600	0.2750	0.08902
.57	25.53	152.50	1709.0	0.1444	0.4245	0.4504	0.24300	0.3613	0.08758
.91	26.50	98.87	567.7	0.2098	0.8663	0.6869	0.25750	0.6638	0.17300
.54	16.67	152.20	1575.0	0.1374	0.2050	0.4000	0.16250	0.2364	0.07678
.47	23.75	103.40	741.6	0.1791	0.5249	0.5355	0.17410	0.3985	0.12440
.88	27.66	153.20	1606.0	0.1442	0.2576	0.3784	0.19320	0.3063	0.08368
.06	28.14	110.60	897.0	0.1654	0.3682	0.2678	0.15560	0.3196	0.11510
.49	30.73	106.20	739.3	0.1703	0.5401	0.5390	0.20600	0.4378	0.10720
.09	40.68	97.65	711.4	0.1853	1.0580	1.1050	0.22100	0.4366	0.20750
.19	33.88	123.80	1150.0	0.1181	0.1551	0.1459	0.09975	0.2948	0.08452
.42	27.28	136.50	1299.0	0.1396	0.5609	0.3965	0.18100	0.3792	0.10480
.96	29.94	151.70	1332.0	0.1037	0.3903	0.3639	0.17670	0.3176	0.10230
.84	27.66	112.00	876.5	0.1131	0.1924	0.2322	0.11190	0.2809	0.06287
.03	32.01	108.80	697.7	0.1651	0.7725	0.6943	0.22080	0.3596	0.14310
.46	37.13	124.10	943.2	0.1678	0.6577	0.7026	0.17120	0.4218	0.13410
.07	30.88	123.40	1138.0	0.1464	0.1871	0.2914	0.16090	0.3029	0.08216
.96	31.48	136.80	1315.0	0.1789	0.4233	0.4784	0.20730	0.3706	0.11420
.32	30.88	186.80	2398.0	0.1512	0.3150	0.5372	0.23880	0.2768	0.07615
.11	19.26	99.70	711.2	0.1440	0.1773	0.2390	0.12880	0.2977	0.07259

RESULTADOS

In [6]:
```
# Visualizamos el corpus sin etiquetas

X
```

Out[6]:
```
array([[8.4230200e+05, 1.7990000e+01, 1.0380000e+01, ..., 2.6540000e-01,
        4.6010000e-01, 1.1890000e-01],
       [8.4251700e+05, 2.0570000e+01, 1.7770000e+01, ..., 1.8600000e-01,
        2.7500000e-01, 8.9020000e-02],
       [8.4300903e+07, 1.9690000e+01, 2.1250000e+01, ..., 2.4300000e-01,
        3.6130000e-01, 8.7580000e-02],
       ...,
       [9.2695400e+05, 1.6600000e+01, 2.8080000e+01, ..., 1.4180000e-01,
        2.2180000e-01, 7.8200000e-02],
       [9.2724100e+05, 2.0600000e+01, 2.9330000e+01, ..., 2.6500000e-01,
        4.0870000e-01, 1.2400000e-01],
       [9.2751000e+04, 7.7600000e+00, 2.4540000e+01, ..., 0.0000000e+00,
        2.8710000e-01, 7.0390000e-02]])
```

RESULTADOS

1
2
3
4
5
6
7
8
9
10
11
12
13
14

In [7]:
```
# Visualizamos las etiquetas

y
```

Out[7]:
```
array(['M', 'M', 'M', 'M', 'M', 'M', 'M', 'M', 'M', 'M', 'M', 'M', 'M',
       'M', 'M', 'M', 'M', 'M', 'M', 'B', 'B', 'B', 'M', 'M', 'M', 'M',
       'M', 'M', 'M', 'M', 'M', 'M', 'M', 'M', 'M', 'M', 'M', 'B', 'M',
       'M', 'M', 'M', 'M', 'M', 'M', 'M', 'B', 'M', 'B', 'B', 'B', 'B',
       'B', 'M', 'M', 'B', 'M', 'M', 'B', 'B', 'B', 'B', 'M', 'B', 'M',
       'M', 'B', 'B', 'B', 'B', 'M', 'B', 'M', 'M', 'B', 'M', 'B', 'M',
       'M', 'B', 'B', 'B', 'M', 'M', 'B', 'M', 'M', 'M', 'B', 'B', 'B',
       'M', 'B', 'B', 'M', 'M', 'B', 'B', 'B', 'M', 'M', 'B', 'B', 'B',
       'B', 'M', 'B', 'B', 'M', 'B', 'B', 'B', 'B', 'B', 'B', 'B', 'B',
       'M', 'M', 'M', 'B', 'M', 'M', 'B', 'B', 'B', 'M', 'M', 'B', 'M',
       'B', 'M', 'M', 'B', 'M', 'M', 'B', 'B', 'M', 'B', 'B', 'M', 'B',
       'B', 'B', 'B', 'M', 'B', 'B', 'B', 'B', 'B', 'B', 'B', 'B', 'B',
       'M', 'B', 'B', 'B', 'B', 'B', 'M', 'M', 'B', 'M', 'B', 'B', 'M',
       'B', 'B', 'M', 'M', 'B', 'B', 'B', 'B', 'B', 'M', 'B', 'B', 'M',
       'M', 'B', 'M', 'B', 'M', 'B', 'B', 'B', 'B', 'M', 'B', 'B', 'M',
       'B', 'M', 'M', 'M', 'M', 'B', 'M', 'M', 'M', 'B', 'M', 'B', 'M',
       'B', 'B', 'M', 'B', 'M', 'M', 'M', 'M', 'B', 'B', 'M', 'M', 'B',
       'B', 'B', 'M', 'B', 'B', 'B', 'B', 'B', 'M', 'M', 'B', 'B', 'M',
       'B', 'B', 'M', 'M', 'B', 'M', 'B', 'B', 'B', 'B', 'M', 'B', 'B',
       'B', 'B', 'B', 'M', 'B', 'M', 'M', 'M', 'M', 'M', 'M', 'M', 'M',
       'M', 'M', 'M', 'M', 'M', 'M', 'B', 'B', 'B', 'B', 'B', 'B', 'M',
       'B', 'M', 'B', 'B', 'M', 'B', 'B', 'M', 'B', 'M', 'M', 'B', 'B',
       'B', 'B', 'B', 'B', 'B', 'B', 'B', 'B', 'B', 'B', 'B', 'M', 'B',
       'B', 'M', 'B', 'M', 'B', 'B', 'B', 'B', 'B', 'B', 'B', 'B', 'B',
       'B', 'B', 'B', 'B', 'B', 'M', 'B', 'B', 'B', 'B', 'M', 'B', 'M',
       'B', 'B', 'B', 'M', 'M', 'M', 'B', 'B', 'B', 'B', 'M', 'B', 'M',
       'B', 'M', 'B', 'B', 'B', 'M', 'B', 'B', 'B', 'B', 'B', 'B', 'B',
       'M', 'M', 'M', 'B', 'B', 'B', 'B', 'B', 'B', 'B', 'B', 'B', 'B',
       'B', 'M', 'M', 'B', 'M', 'M', 'M', 'B', 'M', 'M', 'B', 'B', 'B',
       'B', 'B', 'M', 'B', 'B', 'B', 'B', 'B', 'M', 'B', 'B', 'B', 'M',
       'B', 'B', 'M', 'M', 'B', 'B', 'B', 'B', 'B', 'B', 'M', 'B', 'B',
       'B', 'B', 'B', 'B', 'B', 'M', 'B', 'B', 'B', 'B', 'B', 'M', 'B',
       'B', 'M', 'B', 'B', 'B', 'B', 'B', 'B', 'B', 'B', 'B', 'B', 'B',
       'B', 'M', 'B', 'M', 'M', 'B', 'B', 'M', 'B', 'B', 'B', 'B', 'M',
       'B', 'B', 'B', 'B', 'M', 'B', 'M', 'B', 'B', 'M', 'B', 'M', 'B',
       'B', 'B', 'B', 'B', 'B', 'M', 'M', 'B', 'B', 'B', 'B', 'B', 'B',
       'M', 'B', 'B', 'B', 'B', 'B', 'B', 'B', 'B', 'B', 'B', 'B', 'M',
       'B', 'B', 'B', 'B', 'B', 'B', 'M', 'B', 'M', 'B', 'B', 'M', 'B',
       'B', 'B', 'B', 'B', 'M', 'M', 'B', 'M', 'B', 'M', 'B', 'B', 'B',
       'B', 'B', 'M', 'B', 'B', 'M', 'B', 'M', 'B', 'M', 'M', 'B', 'B',
       'B', 'M', 'B', 'B', 'B', 'B', 'B', 'B', 'B', 'B', 'B', 'B', 'B',
       'M', 'B', 'M', 'M', 'B', 'B', 'B', 'B', 'B', 'B', 'B', 'B', 'B',
       'B', 'B', 'B', 'B', 'B', 'B', 'B', 'B', 'B', 'B', 'B', 'B', 'B',
       'B', 'B', 'B', 'M', 'M', 'M', 'M', 'M', 'M', 'B'], dtype=object)
```

RESULTADOS

In [11]:
```
# Obtenemos la Clase Real

print('Clase Real\n', y_test)
```

```
Clase Real
 ['M' 'B' 'B' 'B' 'B' 'B' 'B' 'B' 'B' 'B' 'B' 'B' 'B' 'B' 'B' 'M' 'B' 'M'
 'M' 'M' 'M' 'M' 'B' 'B' 'M' 'B' 'B' 'M' 'B' 'M' 'B' 'M' 'B' 'M' 'B' 'M'
 'B' 'M' 'B' 'M' 'M' 'B' 'M' 'B' 'B' 'M' 'B' 'B' 'B' 'M' 'M' 'M' 'M' 'B'
 'B' 'B' 'B']
```

In [12]:
```
# Obtenemos la Clase de predicción / predicha

print('Clase de Predicción / predicha\n', predic_y)
```

```
Clase de Predicción / predicha
 ['B' 'B' 'B' 'B' 'B' 'B' 'B' 'B' 'B' 'B' 'B' 'B' 'B' 'B' 'B' 'B' 'B' 'B'
 'B' 'B' 'B' 'B' 'B' 'B' 'B' 'B' 'B' 'B' 'B' 'B' 'B' 'B' 'B' 'B' 'B' 'B'
 'B' 'B' 'B' 'B' 'B' 'B' 'B' 'B' 'B' 'B' 'B' 'B' 'B' 'B' 'B' 'B' 'B' 'B'
 'B' 'B' 'B']
```

RESULTADOS

In [13]:
```
# Ahora obtendremos la Matriz de Confusión

print('Matriz de Confusión\n')
print(confusion_matrix(y_test, predic_y))
```

```
Matriz de Confusión

[[35  0]
 [22  0]]
```

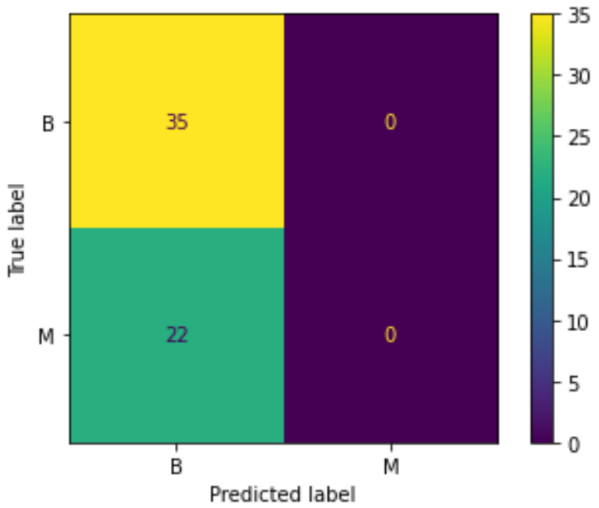
In [14]:
```
# Presición
print('Acuracy\n')
print('Porcentaje de instancias predichas correctamente:', round(accuracy_score(y_test, predic_y) * 100, 2), '%')
print('Número de instancias predichas correctamente:', accuracy_score(y_test, predic_y, normalize = False), '')
```

```
Acuracy

Porcentaje de instancias predichas correctamente: 61.4 %
Número de instancias predichas correctamente: 35
```

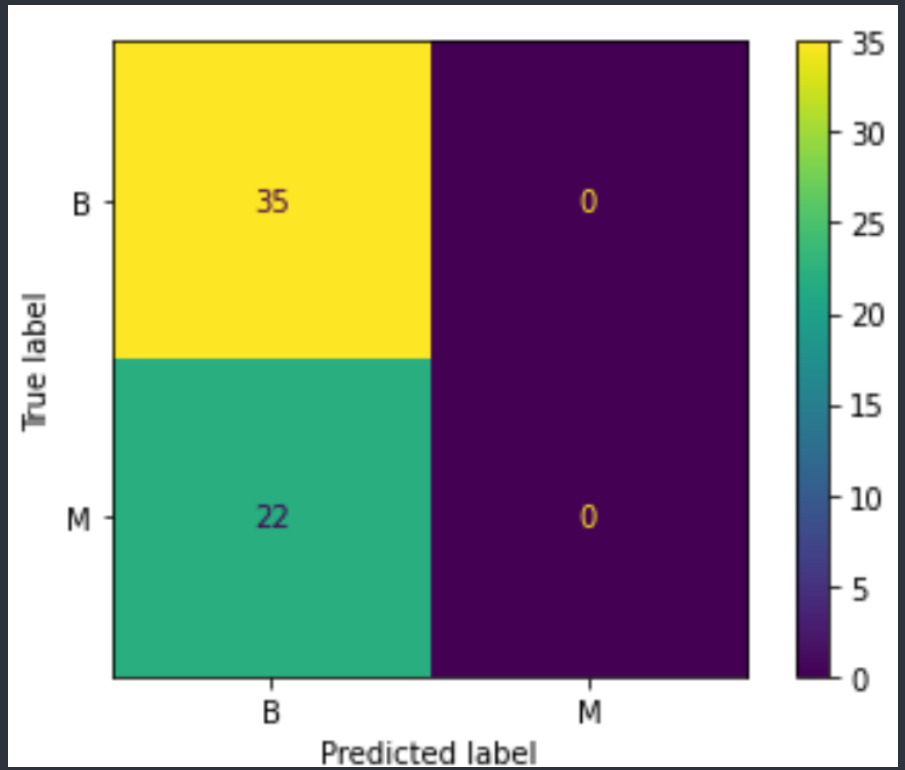
RESULTADOS

In [16]:
```
# Visualizamos el gráfico

dp.plot()
```

Out[16]: <sklearn.metrics._plot.confusion_matrix.ConfusionMatrixDisplay at 0x1893e361fd0>



RESULTADOS – Matriz de Confusión



RESULTADOS – Probabilidades

In [18]:
```
# Visualización de las probabilidades

print('Probabilidades de pertenecer a una clase:\n', predic_probabilidad)
```

```
Probabilidades de pertenecer a una clase:
 [[0.50005645 0.49994355]
 [0.50056171 0.49943829]
 [0.50005606 0.49994394]
 [0.500055   0.499945  ]
 [0.5000527  0.4999473 ]
 [0.50005648 0.49994352]
 [0.50000556 0.49999444]
 [0.5000551  0.4999449 ]
 [0.50005678 0.49994322]
 [0.5000554  0.4999446 ]
 [0.50005588 0.49994412]
 [0.50005311 0.49994689]
 [0.50005582 0.49994418]
 [0.50053698 0.49946302]
 [0.50005311 0.49994689]
 [0.50000537 0.49999463]
 [0.50005513 0.49994487]
 [0.50543705 0.49456295]
 [0.50000557 0.49999443]
 [0.50005455 0.49994545]
 [0.50005262 0.49994738]
 [0.50054938 0.49945062]
 [0.50005625 0.49994375]
 [0.5005431  0.4994569 ]
 [0.50055557 0.49944443]
 [0.50005576 0.49994424]
 [0.5000537  0.4999463 ]
 [0.50521894 0.49478106]
 [0.50055546 0.49944454]
 [0.50005533 0.49994467]
 [0.50005385 0.49994615]
 [0.50005194 0.49994806]
 [0.50056178 0.49943822]
 [0.5053461  0.4946539 ]
 [0.50005357 0.49994643]
 [0.50529629 0.49470371]
 [0.50054327 0.49945673]
 [0.5000534  0.4999466 ]
 [0.500056   0.499944  ]
 [0.5005554  0.4994446 ]
 [0.50005583 0.49994417]
 [0.50055542 0.49944458]
 [0.50005213 0.49994787]
 [0.50005687 0.49994313]
 [0.50056176 0.49943824]
 [0.50005711 0.49994289]
 [0.50005376 0.49994624]
 [0.50543973 0.49456027]
 [0.50005392 0.49994608]
 [0.50522705 0.49477295]
 [0.50005216 0.49994784]
 [0.505397   0.494603  ]
 [0.50005349 0.49994651]
 [0.55594112 0.44405888]
 [0.50005502 0.49994498]
 [0.5000554  0.4999446 ]
 [0.50543663 0.49456337]]
```