ЛАБОРАТОРНА РОБОТА № 1

ПОПЕРЕДНЯ ОБРОБКА ТА КОНТРОЛЬОВАНА КЛАСИФІКАЦІЯ ДАНИХ

Mema: використовуючи спеціалізовані бібліотеки та мову програмування Руthon дослідити попередню обробку та класифікацію даних.

Хід роботи:

Завдання 1: Попередня обробка даних.

```
🕏 task.py > ...
      import numpy as np
      from sklearn import preprocessing
      input_data = np.array([[5.1, -2.9, 3.3],
                              [-1.2, 7.8, -6.1],
                              [3.9, 0.4, 2.1],
                              [7.3, -9.9, -4.5]])
      data_binarized = preprocessing.Binarizer(threshold=2.1).transform(input_data)
      print("\n Binarized data:\n", data_binarized)
                                 TERMINAL
PS D:\DIMA Habuahha\Cuctemu WTyuhoro Intenekty\lr1> & 'C:\Python310\python.exe' 'c:\Users\ki
cher' '59053' '--' 'd:\DIMA_Навчання\Системи Штучного Інтелекту\lr1\task.py
 Binarized data:
 [[1. 0. 1.]
 [0. 1. 0.]
    0. 0.
```

Рис. 1.1. Бінаризація

					ЖИТОМИРСЬКА ПОЛІТЕХ	HIKA 22	.121.23.0	000-ЛР01	
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата					
Розро б.		Фещенко Д.М.				Лim.	Арк.	Аркушів	
Пере	вір.	Пулеко І.В.			n :		1		
Керіє	зник				Звіт з лабораторної				
Н. ко	нтр.				роботи 1	ΦΙΚ΄	ФІКТ Гр. ПІ-59(2)		
3am	зерд.				postifi				

Рис. 1.2. Виключення середнього

```
data_scaler_minmax = preprocessing.MinMaxScaler(feature_range=(0, 1))

data_scaled_minmax = data_scaler_minmax.fit_transform(input_data)

print("\nMin max scaled data:\n", data_scaled_minmax)

PROBLEMS OUTPUT DEBUG CONSOLE TERMINAL

Min max scaled data:

[[0.74117647 0.39548023 1. ]

[0. 1. 0. ]

[0.6 0.5819209 0.87234043]

[1. 0. 0.17021277]]

PS D:\DIMA_Habyahhs\Cuctemu Штучного Інтелекту\lr1> []
```

Рис. 1.3. Масштабування

		Фещенко Д.М.		
	·		·	·
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата

```
25 data_normalized_l1 = preprocessing.normalize(input_data, norm='l1')
26 data_normalized_l2 = preprocessing.normalize(input_data, norm='l2')
27 print("\nl1 normalized data:\n", data_normalized_l1)
28 print("\nl2 normalized data:\n", data_normalized_l2)

PROBLEMS OUTPUT DEBUG CONSOLE TERMINAL

11 normalized data:
[[ 0.45132743 -0.25663717  0.2920354 ]
[ -0.0794702  0.51655629 -0.40397351]
[ 0.609375  0.0625  0.328125 ]
[ 0.33640553 -0.4562212 -0.20737327]]

12 normalized data:
[[ 0.75765788 -0.43082507  0.49024922]
[ -0.12030718  0.78199664 -0.61156148]
[ 0.87690281  0.08993875  0.47217844]
[ 0.55734935 -0.75585734 -0.34357152]]
PS D:\DIMA Навчання\Системи Штучного Інтелекту\lr1> [
```

Рис. 1.4. Нормалізація даних

L1-нормалізація використовує метод найменших абсолютних відхилень (Least Absolute Deviations), що забезпечує рівність 1 суми абсолютних значень в кожному ряду.

L2-нормалізація використовує метод найменших квадратів, що забезпечує рівність 1 суми квадратів 4 значень.

Звідси можна зробити висновок, що L1-нормалізація ϵ надійнішою за L2-нормалізацію.

		Фещенко Д.М.		
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата

```
LR_1_task_1.py > ...
       import numpy as np
       from sklearn import preprocessing
     Input_labels = ['red', 'black', 'red', 'green', 'black'
  6 encoder = preprocessing.LabelEncoder()
       encoder.fit(Input labels)
  9 print("\nLabel mapping:")
 10 for i, item in enumerate(encoder.classes ):
            print(item, '-->', i)
     test_labels = ['green', 'red', 'black']
       encoded values = encoder.transform(test labels)
       print("\nLabels =", test_labels)
      print("Encoded values =", list(encoded_values))
 18 encoded_values = [3, 0, 4, 1]
 19 decoded list = encoder.inverse transform(encoded values
 print("\nEncoded values =", encoded_values)
print("Decoded labels =", list(decoded_list))
                                       TERMINAL
PS D:\DIMA_Навчання\Системи Штучного Інтелекту\lr1> d:; cd 'd:\DI
black --> \overline{0} green --> 1
red --> 2
white --> 3
yellow --> 4
Labels = ['green', 'red', 'black']
Encoded values = [1, 2, 0]
Encoded values = [3, 0, 4, 1]
Decoded labels = ['white', 'black', 'yellow', 'green']
PS D:\DIMA_Навчання\Системи Штучного Інтелекту\lr1> ■
```

Рис. 1.5. Кодування міток

Завдання 2: Попередня обробка нових даних.

4					4	g		20 - 5-	10707		Li et e		0.7.7.7
23.	2.5	-1.6	-6.1	-2.4	-1.2	4.3	3.2	3.1	6.1	-4.4	1.4	-1.2	2.5

		Фещенко Д.М.		
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата

```
LR_1_task_2.py > .
      import numpy as np
      from sklearn import preprocessing
      input_data = np.array([[2.5, -1.6, -6.1],
                               [-2.4, -1.2, 4.3],
                               [3.2, 3.1, 6.1],
                               [-4.4, 1.4, -1.2]]
      data binarized = preprocessing.Binarizer(threshold = 2.5).transform(input data)
      print("\n Binarized data:\n", data binarized)
      print("\nBEFORE: ")
      print("Mean =", input_data.mean(axis=0))
print("Std deviation =", input_data.std(axis=0))
      data_scaled = preprocessing.scale(input_data)
      print("\nAFTER: ")
      print("Mean = ", data_scaled.mean(axis = 0))
      print("Std deviation =", data_scaled.std(axis = 0))
      data_scaler_minmax = preprocessing.MinMaxScaler(feature_range=(0, 1))
      data_scaled_minmax = data_scaler_minmax.fit_transform(input_data)
      print("\nMin max scaled data: \n", data_scaled_minmax)
      data_normalized_l1 = preprocessing.normalize(input_data, norm ='l1')
      data_normalized_l2 = preprocessing.normalize(input_data, norm ='l2')
      print ("\nl1 normalized data:\n", data_normalized_l1)
      print ("\nl2 normalized data:\n", data normalized 12)
PROBLEMS OUTPUT DEBUG CONSOLE TERMINAL
 Binarized data:
 [[1. 0. 1.]
 [0. 1. 0.]
 [1. 0. 0.]
 [1. 0. 0.]]
BEFORE:
Mean = [ 3.775 -1.15 -1.3 ]
Std deviation = [3.12039661 6.36651396 4.0620192 ]
Mean = [1.11022302e-16 0.00000000e+00 2.77555756e-17]
Std deviation = [1. 1. 1.]
Min max scaled data:
 [[0.74117647 0.39548023 1.
 [0.
                       0.
             0.5819209 0.87234043]
 [0.6
                       0.17021277]]
 [1.
             a.
l1 normalized data:
 [[ 0.45132743 -0.25663717 0.2920354 ]
 [ 0.33640553 -0.4562212 -0.20737327]]
12 normalized data:
 [[ 0.75765788 -0.43082507 0.49024922]
 [-0.12030718 0.78199664 -0.61156148]
  0.87690281 0.08993875 0.47217844]
0.55734935 -0.75585734 -0.34357152]]
black --> 0
green --> 1
red --> 2
white --> 3
yellow --> 4
Labels = ['green', 'red', 'black']
[-0.92228798  0.29345527 -0.25153308]]
```

Рис. 2.1. Результат виконання

Арк. 5

		Фещенко Д.М.			
					ЖИТОМИРСЬКА ПОЛІТЕХНІКА 22.121.23.000-ЛР01
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата	

Завдання 3: Класифікація логістичною регресією або логістичний класифікатор.

Результат:

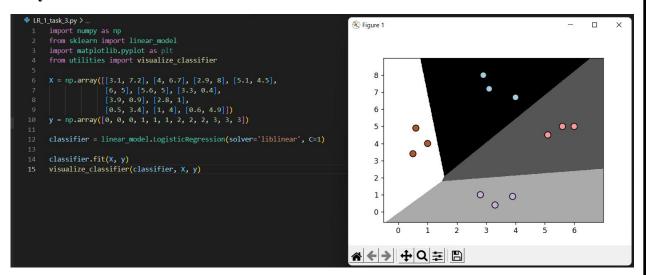


Рис. 3.1. Результат виконання

Завдання 4: Класифікація наївним байєсовським класифікатором.

Результат:

Обидва прогона дали однаковий результат, тому як генерувались однакові набори даних для навчань і тестувань.

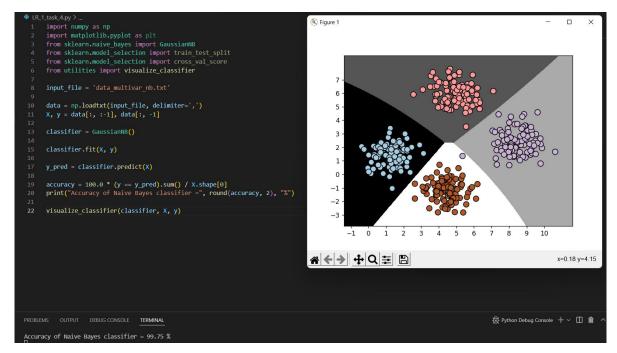


Рис. 4.1. Класифікація наївним байєсовським класифікатором

		Фещенко Д.М.				Ap
					ЖИТОМИРСЬКА ПОЛІТЕХНІКА 22.121.23.000-ЛР01	6
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

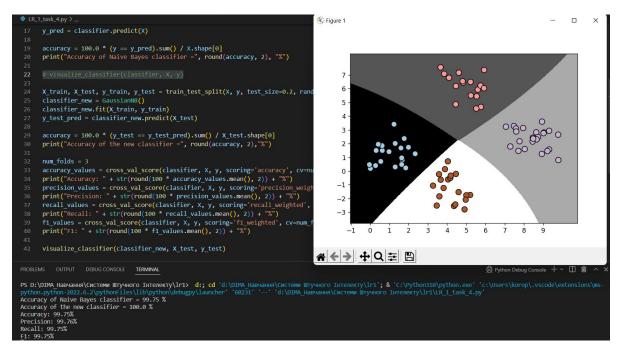


Рис. 4.1. Класифікація наївним байєсовським класифікатором з обчисленням якості точності і повноти

Завдання 5: Вивчити метрики якості класифікації.

```
return 2 * (recall * precision) / (recall + precision)
                             assert\ feschenko\_f1\_score(df.actual\_label.values,\ df.predicted\_RF.values)\ ==\ f1\_score(df.actual\_label.values,\ df.predicted\_RF.values,\ df.predic
                            assert feschenko_f1_score(df.actual_label.values, df.predicted_LR.values) == f1_score(df.actual_label.values,
 PROBLEMS (1) OUTPUT DEBUG CONSOLE TERMINAL
PS D:\DIMA_Haвчання\Системи Штучного Інтелекту\lr1'; & 'C:\Python python.python.python-2022.6.2\pythonFiles\lib\python\debugpy\launcher' '60613' '--' 'd:\DIMA_Haвчання\Системи Штучного Інтелекту\lTP: 5047
FN: 2832
Recall RF: 0.641
Recall LR: 0.543
Precision RF: 0.681
Precision LR: 0.636
 F1 RF: 0.660
F1 LR: 0.586
 scores with threshold = 0.5
 Accuracy RF: 0.671
Recall RF: 0.641
Precision RF: 0.681
 F1 RF: 0.660
Accuracy LR: 0.616
Recall LR: 0.543
 Precision LR: 0.636
F1 LR: 0.586
 scores with threshold = 0.25
 Accuracy RF: 0.502
Recall RF: 1.000
Precision RF: 0.501
 Accuracy LR: 0.503
Recall LR: 0.999
Precision LR: 0.501
   F1 LR: 0.668
  AUC RF:0.738
AUC LR:0.666
```

Рис. 5.1. Порівняння моделей RF та LF на кроках 0.25 і 0.5

		Фещенко Д.М.				Ap
					ЖИТОМИРСЬКА ПОЛІТЕХНІКА 22.121.23.000-ЛР01	7
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

Порівнюючи моделі при порозі 0.25 якість та точність вищі (RF), при порозі 0.5 модель справляється краще (LF). Тому залежно від вхідних даних необхідно робити вибір.

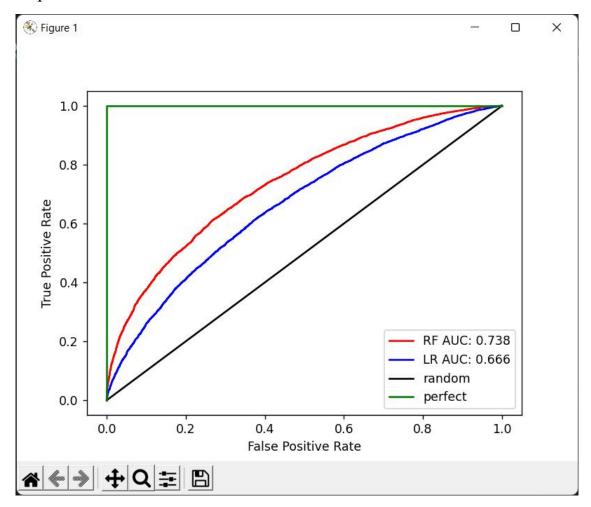
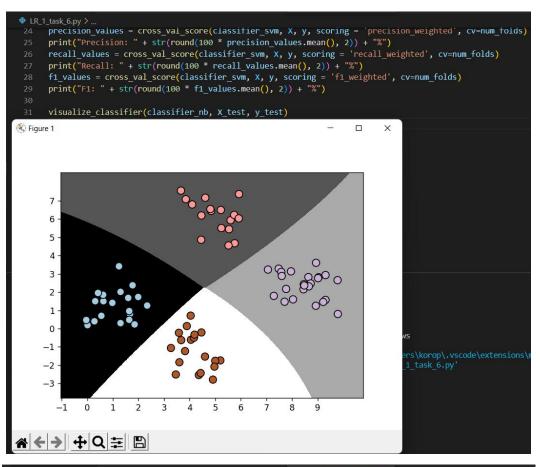


Рис. 5.2. Порівняння моделей за допомогою кривих ROC

Завдання 6: Розробіть програму класифікації даних в файлі data_multivar_nb.txt за допомогою машини опорних векторів (Support Vector Machine - SVM). Розрахуйте показники якості класифікації. Порівняйте їх з показниками наївного байєсівського класифікатора. Зробіть висновки яку модель класифікації краще обрати і чому.

		Фещенко Д.М.			
					ЖИТОМИРСЬКА ПОЛІТЕХНІКА 22.121.23.000-ЛР01
Змн	Апк	№ докум	Підпис	Лата	



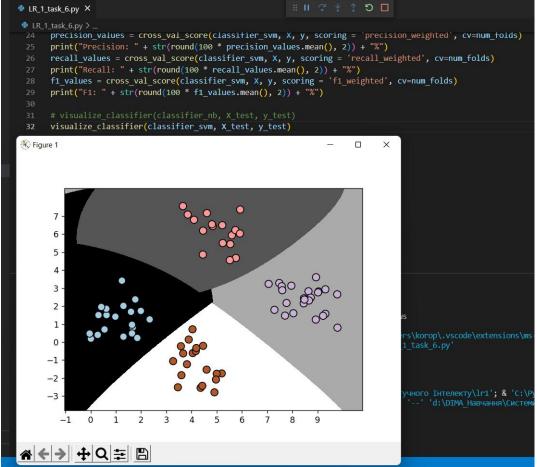


Рис. 6.1. Порівняння класифікаторів наївного байєса та SVM

Арк. 9

		Фещенко Д.М.			
					ЖИТОМИРСЬКА ПОЛІТЕХНІКА 22.121.23.000-ЛР01
Змн.	$Ap\kappa$.	№ докум.	Підпис	Дата	

Висновок: на цій лабораторній роботі ми використовуючи спеціалізовані бібліотеки та мову програмування Python дослідили попередню обробку та класифікацію даних. Фещенко Д.М. Арк. ЖИТОМИРСЬКА ПОЛІТЕХНІКА 22.121.23.000-ЛР01 10 Арк. № докум. Підпис Дата