ЛАБОРАТОРНА РОБОТА № 1 ПОПЕРЕДНЯ ОБРОБКА ТА КОНТРОЛЬОВАНА КЛАСИФІКАЦІЯ ДАНИХ

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

Завдання 2.1.1 Бінарізація.

```
Binarized data:
[[1. 0. 1.]
[0. 1. 0.]
[1. 0. 0.]
[1. 0. 0.]
```

Рис.1 Результат виконання завдання 2.1.1

Завдання 2.1.2 Виключення середнього.

```
BEFORE:
Mean = [ 3.775 -1.15 -1.3 ]
Std deviation = [3.12039661 6.36651396 4.0620192 ]

AFTER:
Mean = [1.11022302e-16 0.00000000e+00 2.77555756e-17]
Std deviation = [1. 1. 1.]
```

Рис.2 Результат виконання завдання 2.1.2

Завдання 2.1.3 Масштабування.

```
Min max scaled data:
[[0.74117647 0.39548023 1. ]
[0. 1. 0. ]
[0.6 0.5819209 0.87234043]
[1. 0. 0.17021277]]
```

Рис.3 Результат виконання завдання 2.1.3

Завдання 2.1.4 Нормалізація.

					ДУ «Житомирська політехніка».23. <mark>122.05</mark> .000–Лі				
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата					
Розр	00 δ.	Денисюк С.М.				Літ.	Арк.	Аркушів	
Пере	евір.	Голенко М.Ю.			Звіт з		1	9	
Кері	вник								
Н. кс	нтр.				лабораторної роботи	ФІКТ Гр. ІПЗ-20-2		73-20-2	
3as	каф						, =		

```
L1 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]]

L2 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]]
```

Рис.4 Результат виконання завдання 2.1.4

```
from sklearn import preprocessing
input_data = np.array([[5.1, -2.9, 3.3],
                       [7.3, -9.9, -4.5]])
data_binarized = preprocessing.Binarizer(threshold=3.0).transform(input_data)
print("\n Binarized data:\n", data_binarized)
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))
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_l2)
```

		Денисюк С.М.		
		Голенко М.Ю.		
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата

```
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 ]
AFTER:
Mean = [1.11022302e-16 0.00000000e+00 2.77555756e-17]
Std deviation = [1. 1. 1.]
Min max scaled data:
[[0.74117647 0.39548023 1.
          0.5819209 0.87234043]
[1.
          0. 0.17021277]]
L1 normalized data:
[[ 0.45132743 -0.25663717  0.2920354 ]
[-0.0794702 0.51655629 -0.40397351]
[ 0.33640553 -0.4562212 -0.20737327]]
L2 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]]
```

Рис. 5 - 6 Результат виконання завдання 2.1.1 - 2.1.4

Як бачимо, L1-нормалізація менш чутлива до викидів.

Завдання 2.1.5 Кодування міток.

		Денисюк С.М.		
		Голенко М.Ю.		
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата

```
✓ ■ lab1 C:\Users\dense\Desktop\Study\Al Tasks\lab1
                                                       encoder = preprocessing.LabelEncoder()
     data_multivar_nb.txt
    🖧 LR_1_task_1.py
    LR_1_task_2.py
     LR_1_task_3.py
    LR_1_task_4.py
    LR_1_task_5.py
     LR_1_task_6.py
                                                       encoded_values = encoder.transform(test_labels)
     nain.py
     requirements.txt
    🖧 utilities.py
> Ill External Libraries
  Scratches and Consoles
                                                       print("\nEncoded values =", encoded_values)
print("Decoded labels =", list(decoded_list))
Run: Run: Run:
        Label mapping:
      green --> 1
```

Рис. 7. Результат виконання завдання 2.1.5

Завдання 2.2 Попередня обробка нових даних.

4. -5.3 -8.9 3.0 2.9 5.1 -3.3 3.1 -2.8 -3.2 2.2 -1.4 5.1
--

		Денисюк С.М.		
		Голенко М.Ю.		
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата

Рис. 8. Результат виконання завдання 2.2

Завдання 2.3 Класифікація логістичною регресією або логістичний класифікатор.

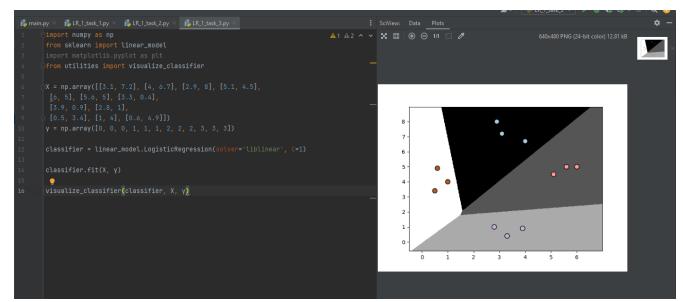
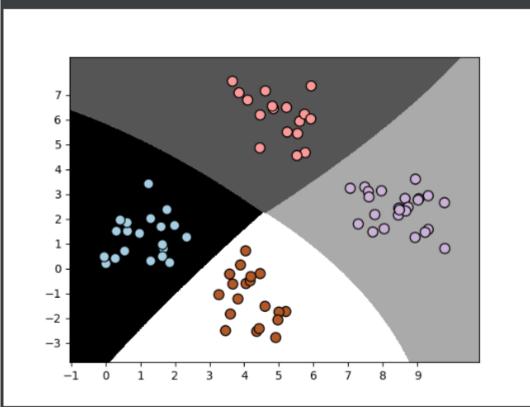
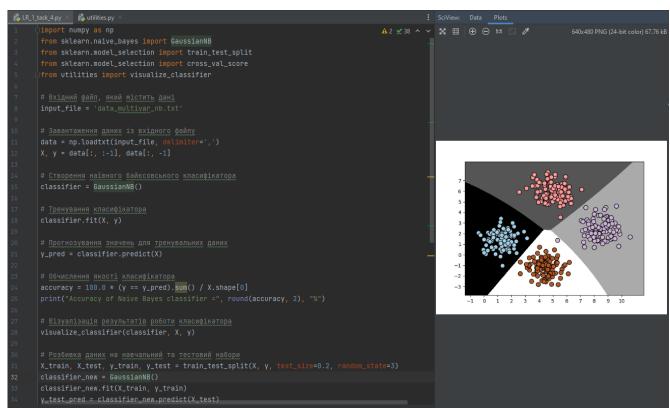


Рис. 9 Результат виконання завдання 2.3

Завдання 2.4 Класифікація наївним байєсовським класифікатором.

		Денисюк С.М.				Αp
		Голенко М.Ю.			ДУ «Житомирська політехніка».23. <mark>122.05</mark> .000 – Лр1	4
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		Ľ





Accuracy of Naive Bayes classifier = 99.75 % Accuracy of the new classifier = 100.0 %

Accuracy: 99.75% Precision: 99.76% Recall: 99.75%

F1: 99.75%

		Денисюк С.М.		
		Голенко М.Ю.		
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата

Рис. 10 - 12. Результат виконання завдання 2.4

Завдання 2.5 Вивчити метрики якості класифікації.

```
F1 RF: 0.660
[[5519 2360]
                        F1 LR: 0.586
 [2832 5047]]
                        scores with threshold = 0.5
TP: 5047
                        Accuracy RF: 0.671
FN: 2832
                        Recall RF: 0.641
FP: 2360
                        Precision RF: 0.681
TN: 5519
                        F1 RF: 0.660
0.6705165630156111
Accuracy RF:0.671
                        Scores with threshold = 0.75
0.6405635232897576
                        Accuracy RF: 0.512
Recall RF: 0.641
                        Recall RF: 0.025
Recall LR: 0.543
                                                           AUC RF:0.738
                        Precision RF: 0.995
Precision RF: 0.681
                                                           AUC LR:0.666
Precision LR: 0.636
                        F1 RF: 0.049
```

Рис.13 - 15 Результат виконання завдання 2.5

3 результатів бачимо, що при збільшенні порогу F1 міра зменшується.

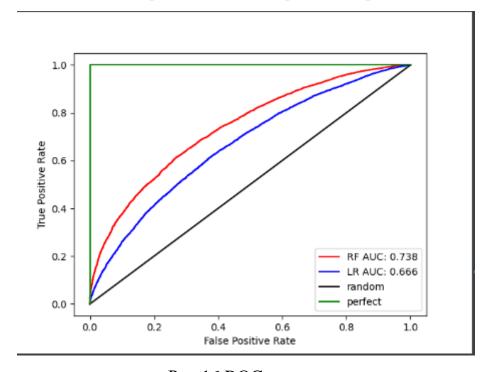


Рис.16 ROC - крива

На графіку бачимо, що RF модель виглядає краще, ніж LR модель , площа під кривою для моделі RF (AUC = 0.738) краще, ніж LR (AUC = 0.666). Проте ефективність кожного з методів залежить від конкретної моделі.

Завдання 2.6 Розробіть програму класифікації даних в файлі data multivar nb.txt за допомогою машини опорних векторів (Support Vector

_	_	, ,	1 1 11	
Дени	сюк С.М.			Арк.
Голен	ко М.Ю.		ДУ «Житомирська політехніка».23. <mark>122.05</mark> .000 – Лр1	7

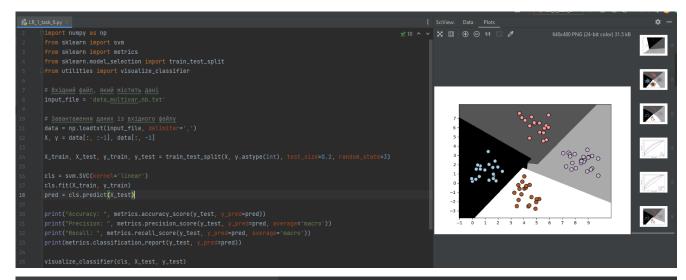
№ докум.

Змн.

 $Ap\kappa$.

Підпис Дата

Machine - SVM). Розрахуйте показники якості класифікації. Порівняйте їх з показниками наївного байєсівського класифікатора. Зробіть висновки яку модель класифікації краще обрати і чому.



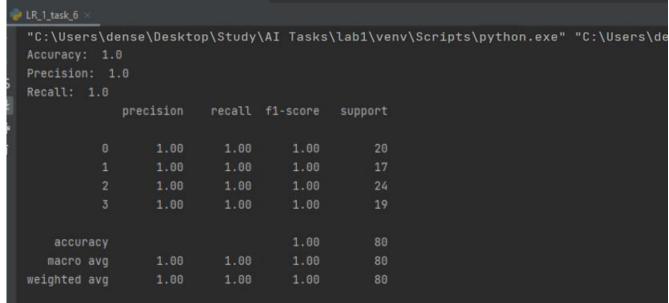


Рис.17 - 18 Результат виконання завдання 2.6

Наївний баєсівський класифікатор і метод опорних векторів (SVM) мають різні параметри, включаючи вибір функції ядра для кожного з них. Обидва алгоритми є дуже чутливими до оптимізації параметрів, тому вибір різних параметрів може суттєво вплинути на отримані результати. Для обраних параметрів NBC працює краще, ніж SVM, що видно в результатах. Проте, за інших параметрів, SVM може показати більш ефективні результати.

Арк.

8

Репозиторій: https://github.com/SerhiiDenysiuk23/AI_Labs

		Денисюк С.М.			
		Голенко М.Ю.			ДУ «Житомирська політехніка».23. <mark>122.05</mark> .000 – Лр1
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата	

Висновок: в ході виконання лабораторної роботи використовуючи спеціалізовані бібліотеки та мову програмування Руthon було досліджено попередню обробку та класифікацію даних.

		Денисюк С.М.		
		Голенко М.Ю.		
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата