ЛАБОРАТОРНА РОБОТА № 5

Мета роботи: використовуючи спеціалізовані бібліотеки та мову програмування Python дослідити методи ансамблів у машинному навчанні.

Завдання 1. Створення класифікаторів на основі випадкових та гранично випадкових лісів

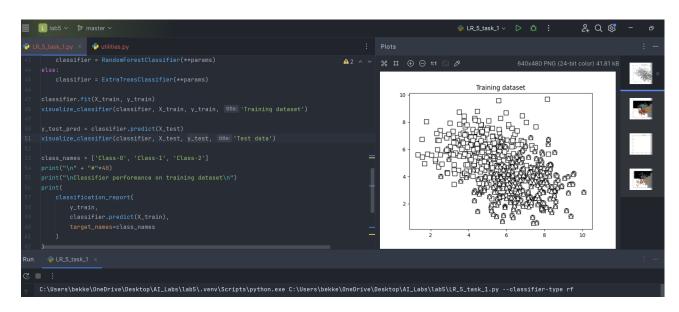


Рис 1. Візуалізація вхідних даних

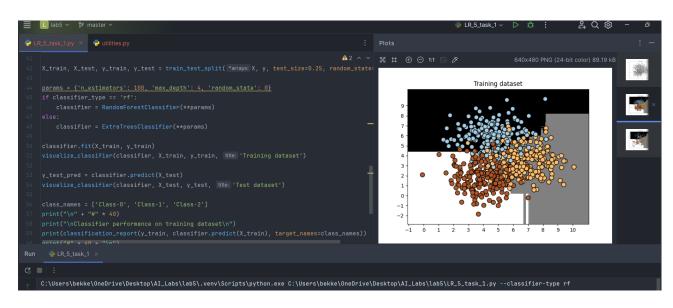


Рис 2. Візуалізація класифікації тренувальних даних (rf)

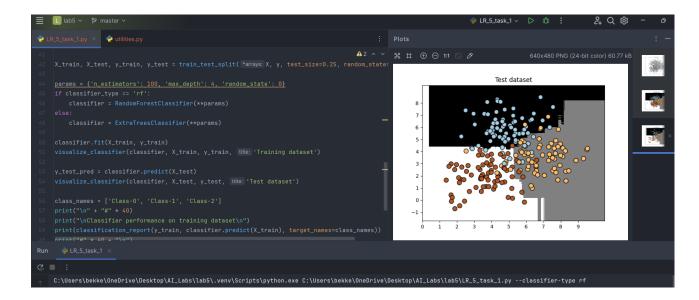


Рис 3. Візуалізація класифікації тестових даних (rf)

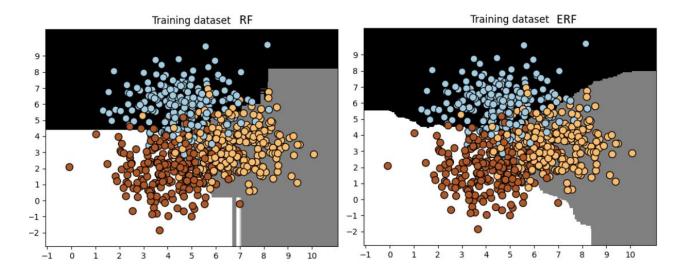


Рис 4. Порівняння графіків

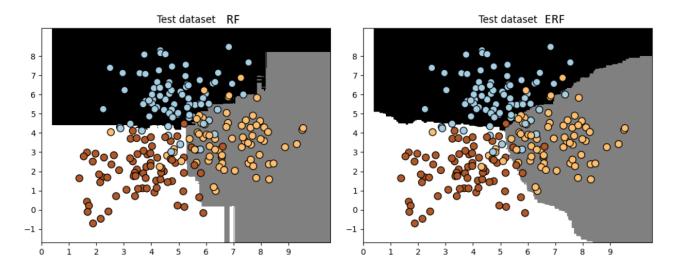


Рис 5. Порівняння графіків

Оцінка мір достовірності прогнозів

```
C:\Users\bekke\OneOrive\Desktop\AI_Labs\lab5\.venv\Scripts\python.exe C:\Users\bekke\OneOrive\Desktop\AI_Labs\lab5\LR_5_task_1.py --classifier-type rf

Confidence measure:

Datapoint: [5 5]
Predicted class: Class-0

Datapoint: [6 4]
Predicted class: Class-1

Datapoint: [7 2]
Predicted class: Class-1

Datapoint: [4 4]
Predicted class: Class-2

Datapoint: [5 2]
Predicted class: Class-2

Process finished with exit code 0
```

Рис 6. Рівні довірливості (rf)

```
C:\Users\bekke\OneDrive\Desktop\AI_Labs\lab5\.venv\Scripts\python.exe C:\Users\bekke\OneDrive\Desktop\AI_Labs\lab5\LR_5_task_1.py --classifier-type erf
Confidence measure:

Datapoint: [5 5]
Predicted class: Class-0

Datapoint: [3 6]
Predicted class: Class-0

Datapoint: [6 4]
Predicted class: Class-1

Datapoint: [7 2]
Predicted class: Class-1

Datapoint: [4 4]
Predicted class: Class-2

Datapoint: [5 2]
Predicted class: Class-2

Process finished with exit code 0
```

Рис 7. Рівні довірливості (erf)

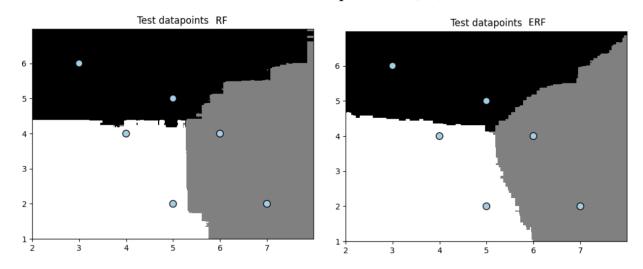


Рис 8. Графіки функцій

Classifier pe	rformance on	training	dataset		Classifier performance on test dataset					
	precision	recall	f1-score	support		precision	recall	f1-score	support	
Class-0 Class-1	0.91 0.84	0.86 0.87	0.88 0.86	221 230	Class-0 Class-1	0.92 0.86	0.85	0.88 0.85	79 70	
Class-2	0.86	0.87	0.86	224	Class-2	0.84	0.92	0.88	76	
accuracy			0.87	675	accuracy			0.87	225	
macro avg weighted avg	0.87 0.87	0.87 0.87	0.87 0.87	675 675	macro avg weighted avg	0.87 0.87	0.87 0.87	0.87 0.87	225 225	

Рис 9. Оцінка якості (RF)

Classifier pe	rformance on	training	dataset		Classifier performance on test dataset					
	precision	recall	f1-score	support		precision	recall	f1-score	support	
Class-0	0.89	0.83	0.86	221	Class-0	0.92	0.85	0.88	79	
Class-1	0.82	0.84	0.83	230	Class-1	0.84	0.84	0.84	70	
Class-2	0.83	0.86	0.85	224	Class-2	0.85	0.92	0.89	76	
accuracy			0.85	675	accuracy			0.87	225	
macro avg	0.85	0.85	0.85	675	macro avg	0.87	0.87	0.87	225	
weighted avg	0.85	0.85	0.85	675	weighted avg	0.87	0.87	0.87	225	

Рис 10. Оцінка якості (ERF)

Висновок: на даному етапі вдалося порівняти два окремих випадка ансамблевого навчання: «Випадковий ліс» та «Гранично випадковий ліс», за допомогою візуалізації було отримано результати, на яких видно, що дійсно, «Гранично випадковий ліс» призводить до більш гладких меж прийняття рішень, що означає меншу варіативність моделі. Також було отримано результати оцінки якості, що виявились близьким за значенням для обох випадків ансамблевого навчання.

Завдання 2. Обробка дисбалансу класів

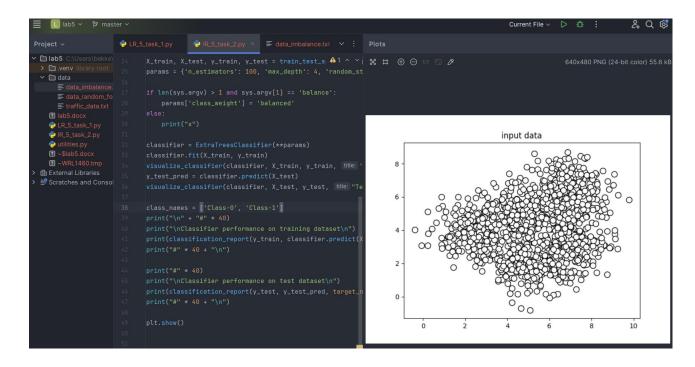


Рис 11. Вхідні дані

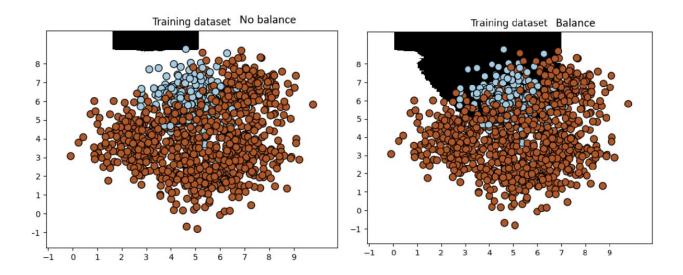


Рис 12. Графік даних класифікатора для тестового набору

C:\Users\bekk	e\OneDrive\D	esktop\AI	_Labs\lab5	\lR_5_task_	<pre>ipts\python.exe C:\Users\bekke\OneOrive\Desktop\AI_Labs\lab5\lR_5_task_2.py balance</pre>				

Classifier performance on training dataset									
	precision	recall	f1-score	support					
Class-0	0.44			181					
Class-1		0.77	0.86	944					
accuracy			0.80	1125					
macro avg	0.71	0.85	0.73	1125					
weighted avg	0.89	0.80	0.82	1125					
############	***************************************								
############									
Classifier pe	Classifier performance on test dataset								
	precision	recall	f1-score	support					
Class-0									
Class-1			0.84						
accuracy			0.78	375					
macro avg	0.72	0.84	0.73	375					
weighted avg	0.88		0.80	375					
#############									

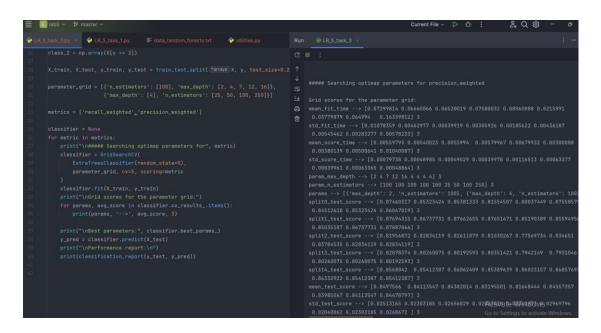
Рис 13. Оцінка якості (with balance)

Висновок: за допомогою візуалізації та оцінки якості було доведено, що незбалансовані дані погано впливають на якість роботи класифікатора. Для незбалансованих даних також не вдалося визначити фактичну межу між двома класами (див: рис 13).

Завдання 3. Знаходження оптимальних навчальних параметрів за допомогою сіткового пошуку

```
| Current Fall | Dation | Property | Propert
```

Рис 14. Результати пошуку оптимальних параметрів для recall



Puc 15. Результати пошуку оптимальних параметрів для precision

Best params & performance for recall $% \left\{ \mathbf{r}^{\prime}\right\} =\left\{ \mathbf{r}^{\prime$

Best params & performance for precision

					best params & performance for precision					
Best parame	ters: {'max_d	epth': 2,	'n_estimato	ors': 100}	Best parameters: {'max_depth': 2, 'n_estimators': 100}					
Performance	report:				Performance report:					
	precision	recall	f1-score	support		precision	recall	f1-score	support	
	0.94	0.81	0.87	79	0.0	0.94	0.81	0.87	79	
	0.81	0.86	0.83	70	1.0	0.81	0.86	0.83	70	
	0.83	0.91	0.87	76	2.0	0.83	0.91	0.87	76	
accurac			0.86	225	accuracy			0.86	225	
macro av	g 0.86	0.86	0.86	225	macro avg	0.86	0.86	0.86	225	
weighted av	g 0.86	0.86	0.86	225	weighted avg	0.86	0.86	0.86	225	

Рис 16. Найкращі параметри та оцінка продуктивності

Висновок: на даному етапі вдалося виявити, що найкращими оптимізуючими параметрами для precision & recall ϵ max_depth = 2 & n_estimatirs = 100. Відповідно до оцінок продуктивності: найвищі показники ма ϵ клас 0, тобто класифікатор найкраще його розпізна ϵ .

Завдання 4. Обчислення відносної важливості ознак

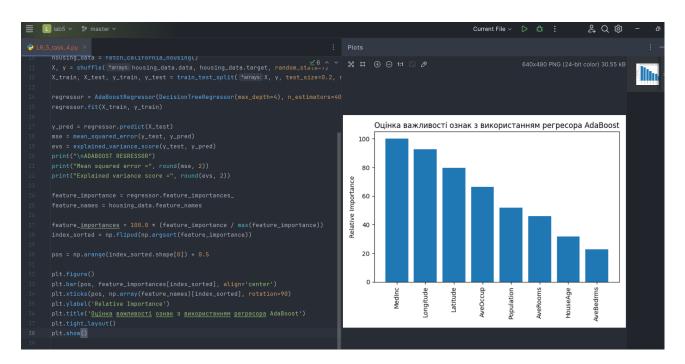


Рис 17. Графік

```
C:\Users\bekke\OneDrive\Desktop\AI_Labs\lab5\.venv\Scripts\python.exe

ADABOOST REGRESSOR

Mean squared error = 1.18

Explained variance score = 0.47

Process finished with exit code 0
```

Рис 18. Метрики

Висновок: в результаті аналізу було виявлено, що найбільшу роль мають ознаки: medinc, longitude, latitude, тоді як останніми двома-трьома можна знехтувати. Відповідно до метрик: середньоквадратична помилка 1.18, якщо дані це просто цифри, ϵ низькою, тобто відхилення не дуже велике, що ϵ гарними результами. Дисперсія = 0.47 ϵ середнім результом, що свідчить про те, що модель здатна пояснювати майже половину варіацій у даних.

Завдання 5. Прогнозування інтенсивності дорожнього руху за допомогою класифікатора на основі гранично випадкових лісів

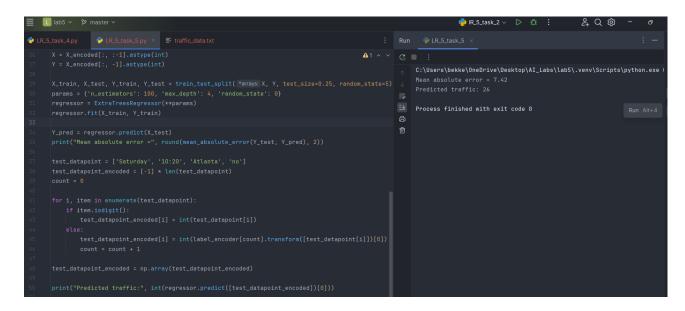


Рис 19. Метрики і прогноз

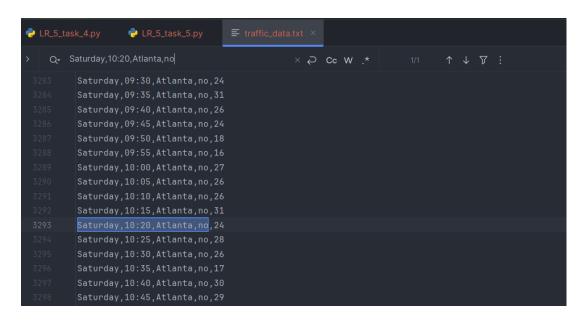


Рис 20. Актуальні дані

Оскільки прогноз дійсно близький до фактичного значення, можна зробити висновок, що ансамблеве навчання дійсно має гарні показники на таких наборах даних.

Висновок: на даній лабораторній роботі, я, за допомогою спеціалізованих бібліотек там мови програмування, навчився створювати та аналізувати класифікатори на основі випадкових та гранично випадкових лісів. Також отримав практичні навички з обробки дисбалансу класів, навчився знаходити

оптимальні параметри за допомогою сіткового пошуку та обчислювати відносну важливість ознак.

Github: <u>link</u>