ЛАБОРАТОРНА РОБОТА № 5

ДОСЛІДЖЕННЯ МЕТОДІВ АНСАМБЛЕВОГО НАВЧАННЯ.

Mema: використовуючи спеціалізовані бібліотеки та мову програмування Руthon дослідити методи ансамблів у машинному навчанні.

Хід роботи

Завдання 2.1. Створення класифікаторів на основі випадкових та гранично випадкових лісів.

```
import argparse
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
from sklearn.metrics import classification report
from sklearn.model selection import train test split
from sklearn.ensemble import RandomForestClassifier, ExtraTreesClassifier
    parser = argparse.ArgumentParser(description='Classify data using \
def visualize classifier(classifier, X, y, title):
                         np.arange(y min, y max, 0.01))
    Z = classifier.predict(np.c [xx.ravel(), yy.ravel()])
    Z = Z.reshape(xx.shape)
   plt.contourf(xx, yy, Z, alpha=0.3, cmap=ListedColormap(['#FFAAAA', '#AAFFAA',
```

					ДУ «Житомирська політехі	ніка».24	1.122.06	5.000 - Лр5	
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата					
Розр	00 δ.	Кайданович Б.Р.				Лim.	Арк.	Аркушів	
Пер	евір.	Маєвський О.В.			2-:		1		
Кері	вник				Звіт з	-			
Н. к	онтр.				лабораторної роботи	ΦΙΚΤ Γp. ΚH-21-1[1]			
Зав.	каф.					· · · · · · · · · · · · · · · · · · ·			

```
args = build arg_parser().parse_args()
classifier type = args.classifier type
class 0 = np.array(X[y==0])
params = {'n estimators': 100, 'max depth': 4, 'random state': 0}
if classifier type == 'rf':
   classifier = RandomForestClassifier(**params)
   classifier = ExtraTreesClassifier(**params)
print(classification_report(y train, classifier.predict(X train),
print(classification report(y test, y test pred, target names=class names))
test datapoints = np.array([[5, 5], [3, 6], [6, 4], [7, 2], [4, 4], [5, 2]])
for datapoint in test datapoints:
    probabilities = classifier.predict_proba([datapoint])[0]
    predicted class = 'Class-' + str(np.argmax(probabilities))
```

		Маєвський О.В.		
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата

```
visualize classifier(classifier, test datapoints, [0]*len(test datapoints),
```

-- classifier-type rf

```
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

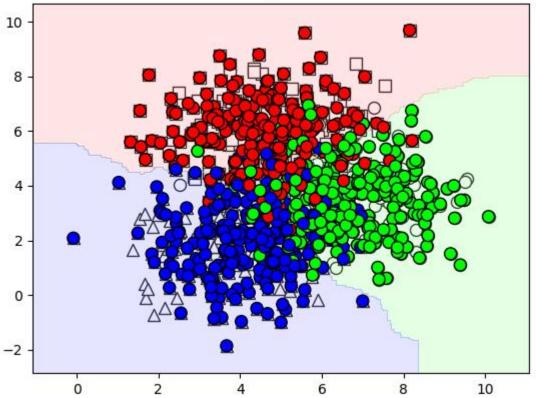
Datapoint: [5 2]

Predicted class: Class-2

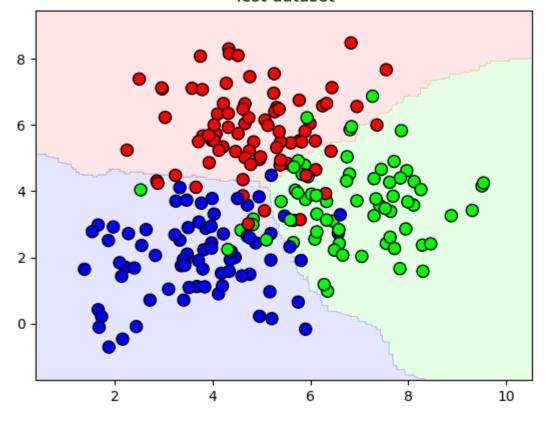
Process finished with exit code 0

		Маєвський О.В.		
Змн.	$Ap\kappa$.	№ докум.	Підпис	Дата

Training dataset

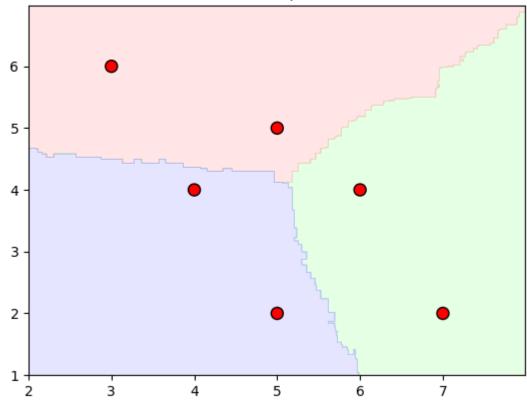


Test dataset



ı					
I			Маєвський О.В.		
I	Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата

Test datapoints



--classifier-type erf

			Маєвський О.В.		
Ι,	Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата

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]

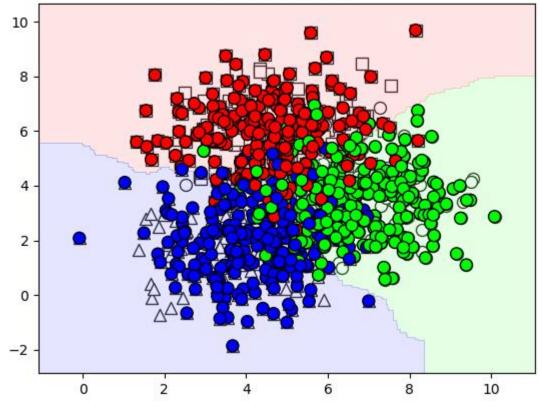
Predicted class: Class-2

Datapoint: [5 2]

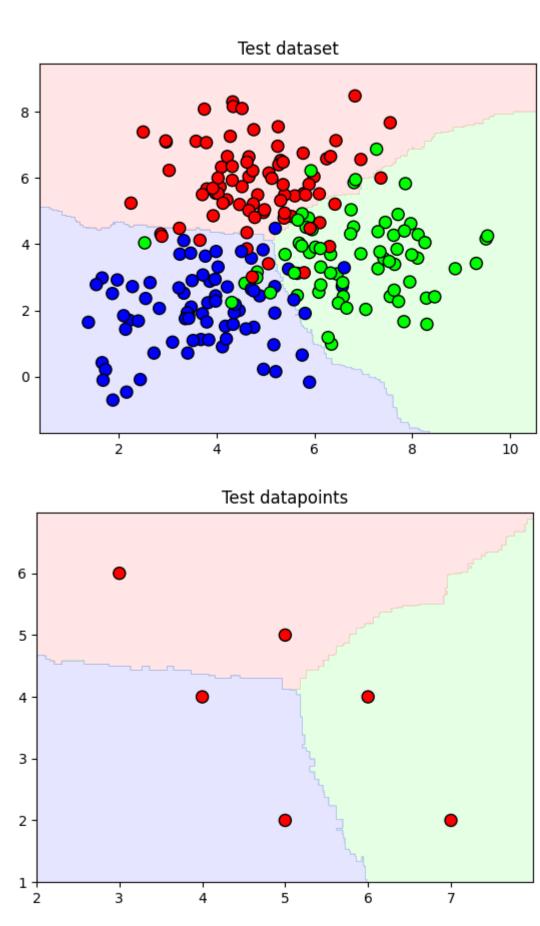
Predicted class: Class-2

Process finished with exit code 0

Training dataset



		Маєвський О.В.		
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата



Завдання 2.2. Обробка дисбалансу класів

		Маєвський О.В.		
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата

```
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
from sklearn.metrics import classification_report
def visualize_classifier(classifier, X, y, title='Classifier boundaries'):
    \min_{x}, \max_{x} = X[:, 0].\min() - 1.0, X[:, 0].\max() + 1.0
\min_{y}, \max_{y} = X[:, 1].\min() - 1.0, X[:, 1].\max() + 1.0
    x vals, y vals = np.meshgrid(np.arange(min x, max x, mesh step size),
                                       np.arange(min y, max y, mesh step size))
    output = classifier.predict(np.c [x vals.ravel(), y vals.ravel()])
    output = output.reshape(x vals.shape)
    plt.figure()
    plt.title(title)
    plt.contourf(x vals, y vals, output, cmap=plt.cm.coolwarm, alpha=0.3)
    plt.show()
input file = 'data imbalance.txt'
data = np.loadtxt(input_file, delimiter=',')
X, y = data[:, :-1], data[:, -1]
class 0 = np.array(X[y == 0])
class 1 = np.array(X[y == 1])
plt.figure()
plt.scatter(class 0[:, 0], class 0[:, 1], s=75, facecolors='black', linewidth=1,
plt.scatter(class_1[:, 0], class_1[:, 1], s=75, facecolors='white', edgecolors='black', linewidth=1, marker='o') plt.title('Вхідні данні')
X_train, X_test, y_train, y test = train test split(X, y, test size=0.25,
# Налаштування параметрів для класифікатора
params = {'n_estimators': 100, 'max_depth': 4, 'random_state': 0}
```

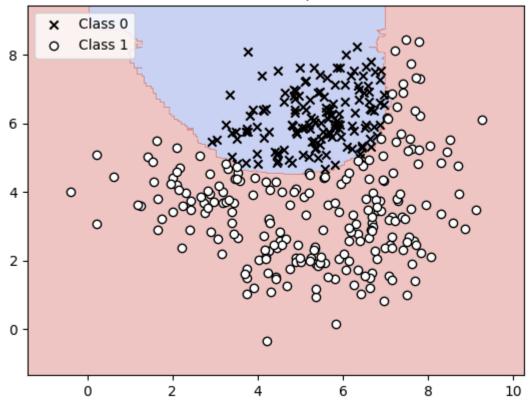
		Маєвський О.В.		
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата

		Маєвський О.В.		
Змн.	$Ap\kappa$.	№ докум.	Підпис	Дата

Вхідні данні ò Trained dataset Class 0 Class 1 ò

		Маєвський О.В.			ДУ «Житомирська політехніка».24.122.06.000 – Лр5
2	4	Ma 3	TI: \	77	

Тестовий набор даних



Завдання 2.3. Знаходження оптимальних навчальних параметрів за допомогою сіткового пошуку

		Маєвський О.В.		
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата

```
plt.contourf(xx, yy, Z, cmap=cmap background, alpha=0.3)
    plt.show()
input_file = 'data_random_forests.txt'
data = np.loadtxt(input_file, delimiter=',')
X, y = data[:, :-1], data[:, -1]
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test size=0.25,
parameter grid = [
metrics = ['precision weighted', 'recall weighted']
for metric in metrics:
    classifier = GridSearchCV(ExtraTreesClassifier(random state=0),
parameter_grid, cv=5, scoring=metric)
    for params, avg score in zip(classifier.cv results ['params'],
classifier.cv_results_['mean_test_score']):
        print(params, '-->', round(avg_score, 3))
    print("\nНайкращі параметри:", classifier.best params)
y pred = classifier.predict(X test)
print("\nЗвіт про продуктивність:\n")
print(classification report(y test, y pred))
visualize classifier(classifier.best estimator , X train, y train)
```

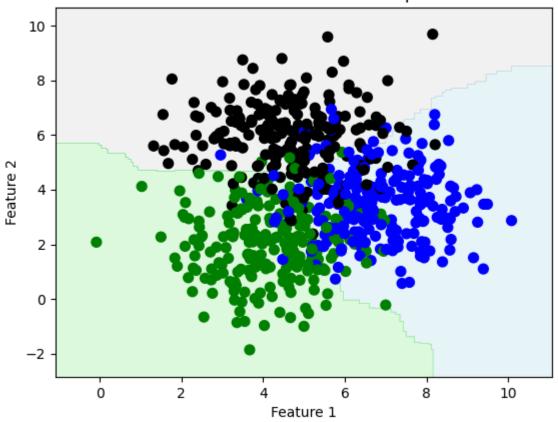
		Маєвський О.В.		
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата

```
Результати оцінки параметрів:
{'max_depth': 2, 'n_estimators': 100} --> 0.85
{'max_depth': 4, 'n_estimators': 100} --> 0.841
{'max_depth': 7, 'n_estimators': 100} --> 0.844
{'max_depth': 12, 'n_estimators': 100} --> 0.832
{'max_depth': 16, 'n_estimators': 100} --> 0.816
{'max_depth': 4, 'n_estimators': 25} --> 0.846
{'max_depth': 4, 'n_estimators': 50} --> 0.84
{'max_depth': 4, 'n_estimators': 100} --> 0.841
{'max_depth': 4, 'n_estimators': 250} --> 0.845
Найкращі параметри: {'max_depth': 2, 'n_estimators': 100}
#### Пошук оптимальних параметрів для recall_weighted
Результати оцінки параметрів:
{'max_depth': 2, 'n_estimators': 100} --> 0.843
{'max_depth': 4, 'n_estimators': 100} --> 0.837
{'max_depth': 7, 'n_estimators': 100} --> 0.841
{'max_depth': 12, 'n_estimators': 100} --> 0.83
{'max_depth': 16, 'n_estimators': 100} --> 0.815
{'max_depth': 4, 'n_estimators': 25} --> 0.843
{'max_depth': 4, 'n_estimators': 50} --> 0.836
{'max_depth': 4, 'n_estimators': 100} --> 0.837
{'max_depth': 4, 'n_estimators': 250} --> 0.841
Найкращі параметри: {'max_depth': 2, 'n_estimators': 100}
```

Звіт про продуктивність:						
	ı	orecision	recall	f1-score	support	
	0.0	0.94	0.81	0.87	79	
	1.0	0.81	0.86	0.83	70	
	2.0	0.83	0.91	0.87	76	
accur	racy			0.86	225	
macro	avg	0.86	0.86	0.86	225	
weighted	avg	0.86	0.86	0.86	225	
Process 1	finish	ed with exit	code 0			

		Маєвський О.В.		
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата

Decision boundaries and data points



Завдання 2.4. Обчислення відносної важливості ознак

```
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
from sklearn.tree import DecisionTreeRegressor
from sklearn.ensemble import AdaBoostRegressor
from sklearn.datasets import fetch_california_housing
from sklearn.metrics import mean_squared_error, explained_variance_score
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.utils import shuffle

# Завантаження набору даних з цінами на нерухомість (Каліфорнія)
housing_data = fetch_california_housing()

# Перемішування даних для підвищення об'єктивності аналізу
X, y = shuffle(housing_data.data, housing_data.target, random_state=7)

# Розділення даних на навчальний та тестовий набори
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.2,
random_state=7)

# Визначення та навчання perpecopa AdaBoost
regressor = AdaBoostRegressor(DecisionTreeRegressor(max_depth=4),
n_estimators=400, random_state=7)
regressor.fit(X_train, y_train)

# Оцінка ефективності perpecopa
y_pred = regressor.predict(X_test)
mse = mean_squared_error(y_test, y_pred)
evs = explained_variance_score(y_test, y_pred)
print("\nADABOOST REGRESSOR")
```

		Маєвський О.В.		
Змн.	$Ap\kappa$.	№ докум.	Підпис	Дата

```
print("Mean squared error =", round(mse, 2))
print("Explained variance score =", round(evs, 2))

# Вилучення важливості ознак
feature_importances = regressor.feature_importances_
feature_names = np.array(housing_data.feature_names) # Конвертуемо у масив NumPy

# Нормалізація значень відносної ваги ознак
feature_importances = 100.0 * (feature_importances / max(feature_importances))

# Сортування та перестановка значень для відображення
index_sorted = np.flipud(np.argsort(feature_importances))

# Розміщення міток вздовж осі X
pos = np.arange(index_sorted.shape[0]) + 0.5

# Побудова стовпчастої діаграми
plt.figure()
plt.bar(pos, feature_importances[index_sorted], align='center')
plt.xticks(pos, feature_names[index_sorted], rotation=90)
plt.ylabel('Relative Importance')
plt.title('Oцінка важливості ознак з використанням регресора AdaBoost')
plt.show()
```

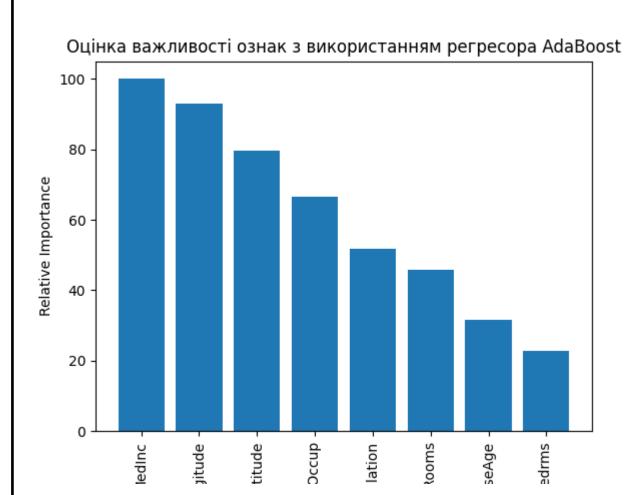
```
ADABOOST REGRESSOR

Mean squared error = 1.18

Explained variance score = 0.47

Process finished with exit code 0
```

		Маєвський О.В.		
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата



Завдання 2.5. Прогнозування інтенсивності дорожнього руху за допомогою класифікатора на основі гранично випадкових лісів

```
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
from sklearn.metrics import mean_absolute_error
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn import preprocessing
from sklearn.ensemble import ExtraTreesRegressor

input_file = 'traffic_data.txt'
data = []

# Завантаження та зчитування даних з файлу
with open(input_file, 'r') as f:
    for line in f.readlines():
        items = line.strip().split(',')
        data.append(items)

data = np.array(data)

# Перетворення рядкових даних на числові
label_encoder = []
X_encoded = np.empty(data.shape)
for i, item in enumerate(data[0]):
    if item.isdigit():
        X_encoded[:, i] = data[:, i]
```

		Маєвський О.В.		
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата

```
else:
        label encoder.append(le)
X = X encoded[:, :-1].astype(int)
Y = X encoded[:, -1].astype(int)
X_train, X_test, y_train, y_test = train test split(X, Y, test size=0.25,
params = {'n_estimators': 100, 'max_depth': 4, 'random_state': 0}
regressor = ExtraTreesRegressor(**params)
regressor.fit(X train, y train)
y pred = regressor.predict(X test)
print("Mean absolute error:", round(mean absolute error(y test, y pred), 2))
test datapoint = ['Saturday', '10:20', 'Atlanta', 'no']
test datapoint encoded = [-1] * len(test datapoint)
for i, item in enumerate(test datapoint):
       test datapoint encoded[i] = int(test datapoint[i])
test datapoint encoded = np.array(test datapoint encoded)
print("Predicted traffic:", int(regressor.predict([test datapoint encoded])[0]))
```

```
Mean absolute error: 7.42
Predicted traffic: 26
Process finished with exit code 0
```

Посилання на ГітХаб: https://github.com/KaidanovychBohdan/SystemOfAI

Висновок: в ході виконання лабораторної роботи опрацював спеціалізовані бібліотеки та мову програмування Python дослідити методи ансамблів у машинному навчанні.

		Маєвський О.В.		
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата