ЛАБОРАТОРНА РОБОТА № 5

ДОСЛІДЖЕННЯ МЕТОДІВ АНСАМБЛЕВОГО НАВЧАННЯ

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

Завдання 1

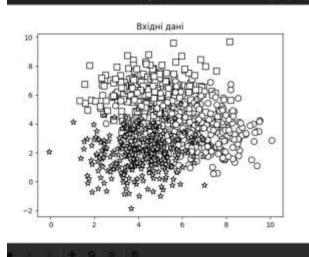
\$ python3 random_forests.py --classifier-type rf

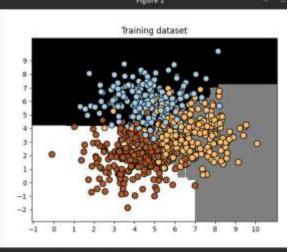
У процесі виконання цього коду отримайте *ряд зображень та занесіть їх у звіт*.

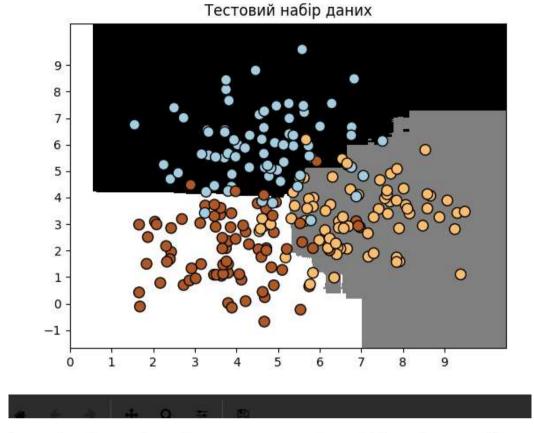
Графік вхідних даних. На графіку квадрати, кола та трикутники представляють три класи. Оцініть візуально, що класи значною мірою перекриваються, проте на цьому етапі це нормально. *Графік занесіть у звіт.*

Зображення на якому відображені границі класифікатора. *Графік* занесіть у звіт.

Classifier performance on training dataset					Classifier pe	erformance on	test dat	aset	
	precision	recall	f1-score	support		precision	recall	f1-score	support
Class-0	0.90	0.88	0.89	227	Class-0	0.89	0.89	0.89	73
Class-1	0.84	0.87	0.86	226	Class-1	0.85	0.85	0.85	74
Class-2	0.88	0.87	0.88	222	Class-2	0.86	0.86	0.86	78
accuracy			0.87	675	accuracy			0.87	225
macro avq	0.87	0.87	0.87	675	macro avg	0.87	0.87	0.87	225
weighted avg	0.87	0.87	0.87	675	weighted avg	0.87	0.87	0.87	225
############	,,,,,,,,,,,,,,,,,,,,,,,,,,,,,,,,,,,,,,,	########	#####		############		########		





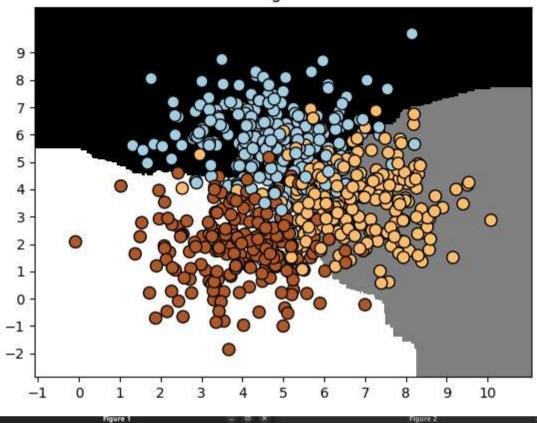


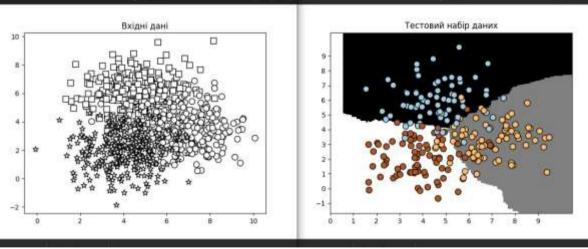
\$ python3 random_forests.py --classifier-type erf

Отримайте зображення то порівняйте його з попереднім. *Графік* занесіть у звіт. Зверніть увагу, що в останньому випадку були отримані більш лагідні піки. Це обумовлено тим, що в процесі навчання гранично випадкові ліси мають більше можливостей для вибору оптимальних дерев рішень, тому, як правило, вони забезпечують отримання кращих границь.

#######################################					***************************************				
Classifier performance on training dataset					Classifier performance on test dataset				
	precision	recall	f1-score	support		precision	recall	f1-score	support
Class-0	0.88	0.84	0.86	227	Class-0	0.92	0.84	0.88	73
Class-1	0.82	0.83	0.83	226	Class-1	0.83	0.85	0.84	74
Class-2	0.84	0.88	0.86	222	Class-2	0.84	0.90	0.87	78
accuracy			0.85	675	accuracy			0.86	225
macro avo	0.85	0.85	0.85	675	macro avg	0.87	0.86	0.86	225
weighted avg	0.85	0.85	0.85	675	weighted avg	0.86	0.86	0.86	225
***************************************				#############	#############	#########	######		

Training dataset





Результат виконання цього коду із прапором **rf** занесіть у звіт

У вікні терміналу з'явиться виведена інформація *Скріншот цієї* інформації виріжте та занесіть у звіт.

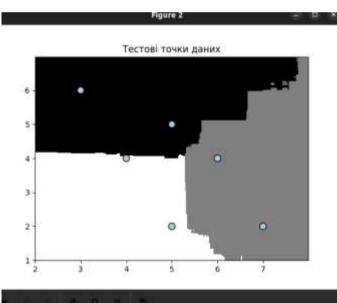
Для кожної точки даних обчислюється можливість її належності кожному з трьох класів. Ми вибираємо той клас, якому відповідає найвищий рівень довіри.

Результат виконання коду із прапором erf занесіть у звіт.

У вікні терміналу з'явиться виведена інформація *Скріншот цієї* інформації виріжте та занесіть у звіт.

Збережіть код робочої програми під назвою LR_5_task_1.py Код програми, графік функції та результати оцінки якості занесіть у звіт.

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
root@dmytro-X550CL:/home/alhim/Завантаження/ШI/lab5#
```

ERF:

Confidence measure:

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

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

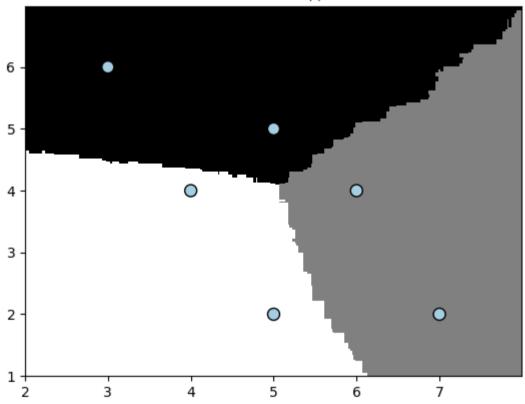
Datapoint: [6 4]
Predicted class: Class-1

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

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

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

Тестові точки даних



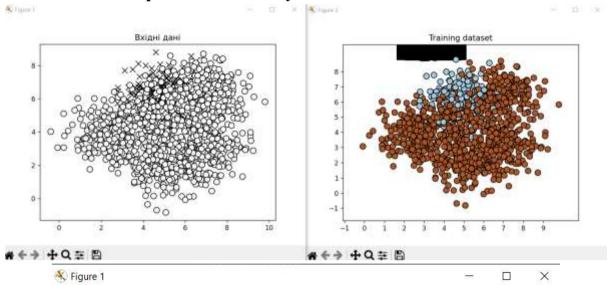
```
import argparse
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
from sklearn.metrics import classification report
from sklearn.model selection import train test split # Updated import
from sklearn.ensemble import RandomForestClassifier,
ExtraTreesClassifier
from utilities import visualize classifier
def build arg parser():
   parser = argparse.ArgumentParser(description='Classify data using
  parser.add argument('--classifier-type', dest='classifier type',
required=True, choices=['rf', 'erf'],
   return parser
if name == ' main ':
   args = build arg parser().parse args()
  classifier type = args.classifier type
  input file = 'data random forests.txt'
  data = np.loadtxt(input file, delimiter=',')
  class 0 = np.array(X[y == 0])
  class 1 = np.array(X[y == 1])
  class 2 = np.array(X[y == 2])
  plt.figure()
               facecolors='white', edgecolors='black',
               linewidth=1, marker='s')
  plt.scatter(class 1[:, 0], class 1[:, 1], s=75,
               facecolors='white', edgecolors='black',
               linewidth=1, marker='o')
  plt.scatter(class 2[:, 0], class 2[:, 1], s=75,
               facecolors='white', edgecolors='black',
```

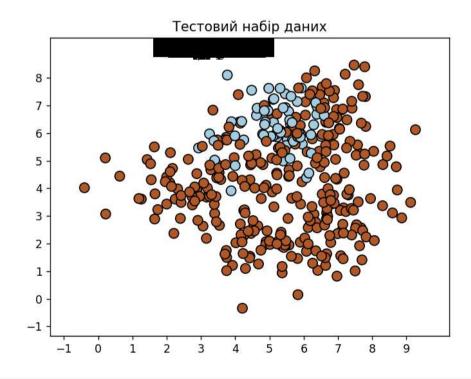
```
linewidth=1, marker='*')
  plt.title('Вхідні дані')
  X train, X test, y train, y test = train test split(X, y,
test size=0.25, random state=2)
  if classifier type == 'rf':
       classifier = RandomForestClassifier (**params)
       classifier = ExtraTreesClassifier (**params)
  classifier.fit(X train, y train)
   y test pred = classifier.predict(X test)
  print("\n" + "#"*40)
  print ("\nClassifier performance on training dataset\n")
  print (classification report(y train, classifier.predict (X train),
target names=class names) )
  print ("#"*40 + "\n")
  print ("#"*40)
  print ("\nClassifier performance on test dataset\n")
  print (classification report(y test, y test pred,
target names=class names) )
  print ("#"*40 + "\n")
   test datapoints = np.array([[5, 5], [3, 6], [6, 4], [7, 2], [4, 4],
[5, 2]])
  print ("\nConfidence measure:")
   for datapoint in test datapoints:
       probabilities = classifier.predict proba ([datapoint] ) [0]
```

```
predicted_class = 'Class-' + str (np.argmax (probabilities) )
    print ('\nDatapoint:', datapoint)
    print ('Predicted class:', predicted_class)

visualize_classifier(classifier, test_datapoints,
[0]*len(test_datapoints), 'Тестові точки даних')
plt.show()
```

Завдання 2.2. Обробка дисбалансу класів



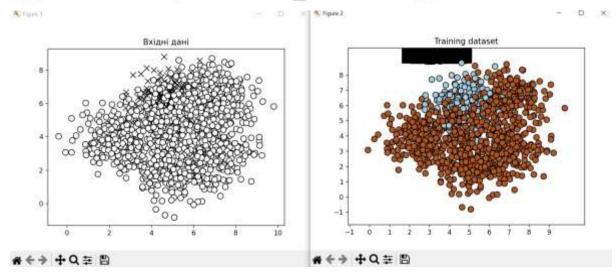


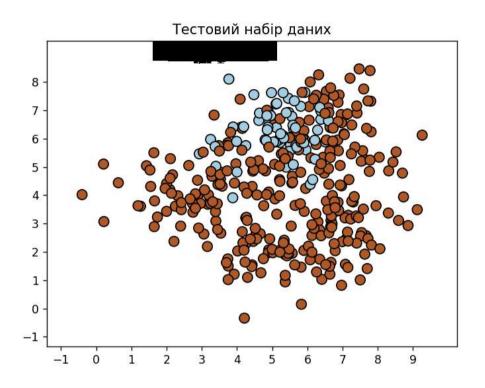


Clas	ssifier pe	rformance on	training	dataset			
		precision	recall	f1-score	support		
	Class-0	1.00	0.01	0.01	181		
	Class-1	0.84	1.00	0.91	944		
	accuracy			0.84	1125		
n	nacro avg	0.92	0.50	0.46	1125		
weighted avg							
weig	ghted avg	0.87	0.84	0.77	1125		
weig	ghted avg	0.87	0.84	0.77	1125		
weig	ghted avg						
weig	ghted avg	0.87 precision		0.77 f1-score	1125 support		
weig		precision	recall	f1-score	support		
weig	Class-0						
weig		precision	recall	f1-score	support		
weig	Class-0	precision 0.00	recall 0.00	f1-score 0.00	support 69		
	Class-0	precision 0.00	recall 0.00	f1-score 0.00	support 69		
	Class-0 Class-1	precision 0.00	recall 0.00	f1-score 0.00 0.90	support 69 306		
m	Class-0 Class-1 accuracy	precision 0.00 0.82	recall 0.00 1.00	f1-score 0.00 0.90 0.82	support 69 306 375		
m	Class-0 Class-1 accuracy acro avg	precision 0.00 0.82 0.41	recall 0.00 1.00	f1-score 0.00 0.90 0.82 0.45	support 69 306 375 375		

Тепер запустимо програму з команди:

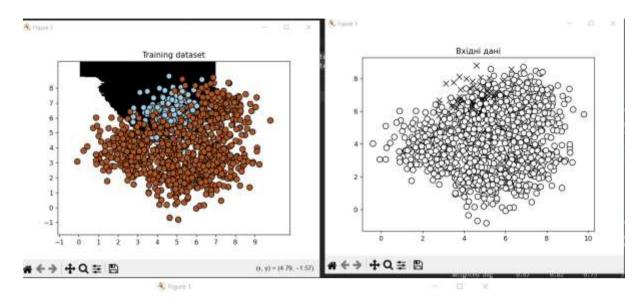
python3 --W ignore class_imbalance.py

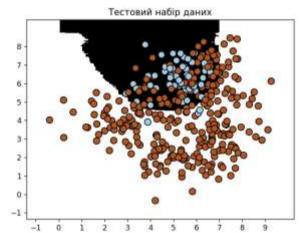




Classifier performance on training dataset							
	precision	recall	f1-score	support			
Class-0	1.00	0.01	0.01	181			
Class-1	0.84	1.00	0.91	944			
266119261			0.84	1125			
accuracy	0.00	0.50	3.3.				
macro avg	0.92	0.50	0.46	1125			
weighted avg	0.87	0.84	0.77	1125			
######################################		#########	######				
	precision	recall	f1-score	support			
Class-0	0.00	0.00	0.00	69			
Class-1	0.82	1.00	0.90	306			
accuracy			0.82	375			
macro avg	0.41	0.50	0.45	375			
weighted avg	0.67	0.82	0.73	375			
##############		#########	######				

Тепер з використанням python3 class_imbalance.py balance





			(x, y) = (0.10, 6:
*********		nanunu	
ormance or	training	dataset	
recision	recall.	f1-score	support
0.44	0.93	0.60	181
0.98	0.77	0.86	944
		9.80	1125
0.71	0.85	0.73	1125
0.89	0.80	0.82	1125
ormance or	test data	aset	
recision	recall	f1-score	support.
0,45	0.94	0.61	69
0.98	0.74	0.84	306
		0.78	375
	0.84	0.73	375
0.72	171-1018		37.3
	Ormance or recision 0.44 0.98 0.71 0.89 ###################################	ormance on training recision recall 0.44 0.93 0.98 0.77 0.71 0.85 0.89 0.80 ###################################	0.44 0.93 0.60 0.98 0.77 0.86

```
import sys
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
from sklearn.ensemble import ExtraTreesClassifier
from <u>sklearn.model_selection</u> import train_test_split
from sklearn.metrics import classification report
from utilities import visualize classifier
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 = \frac{np.array}{X[y == 1]}
plt.figure()
plt.scatter(class_0[:, 0], class_0[:, 1], s=75,
            facecolors='black', edgecolors='black',
            linewidth=1, marker='x')
plt.scatter(class_1[:, 0], class_1[:, 1], s=75,
            facecolors='white', edgecolors='black',
            linewidth=1, marker='o')
plt.title("Вхідні дані")
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.25,
random state=5)
params = {'n_estimators': 100, 'max_depth': 4, 'random_state': 0}
if len(sys.argv) > 1:
    if sys.argv[1] == 'balance':
        params['class_weight'] = 'balanced'
        raise ValueError("Invalid input argument; should be 'balance'")
classifier = ExtraTreesClassifier(**params)
classifier.fit(X_train, y_train)
visualize_classifier(classifier, X_train, y_train, 'Training dataset')
y_test_pred = classifier.predict(X test)
visualize_classifier(classifier, X_test, y_test, 'Тестовий набір даних')
class_names = ['Class-0', 'Class-1']
print("\n" + "#" * 40)
print("\nClassifier performance on training dataset\n")
```

```
print(classification_report(y_train, classifier.predict(X_train),
    target_names=class_names))
print("#" * 40 + "\n")

print("#" * 40)
print("\nClassifier performance on test dataset\n")
print(classification_report(y_test, y_test_pred, target_names=class_names))
print("#" * 40 + "\n")

plt.show()
```

Завдання 2.3. Знаходження оптимальних навчальних параметрів за допомогою сіткового пошуку

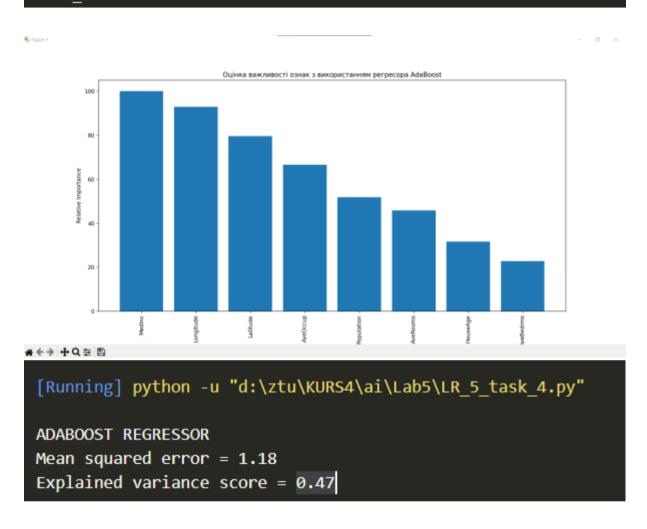
```
##### Searching optimal parameters for recall_weighted
Grid scores for the parameter grid:
{'max_depth': 2, 'n_estimators': 100} --> 0.843
{'max_depth': 4, 'n_estimators': 100} --> 0.837
{'max_depth': 7, 'n_estimators': 100} --> 0.841
{'max_depth': 12, 'n_estimators': 100} --> 0.83
{'max_depth': 16, 'n_estimators': 100} --> 0.815
{'max_depth': 4, 'n_estimators': 25} --> 0.843
{\text{'max_depth': 4, 'n_estimators': 50} --> 0.836
{\text{'max_depth': 4, 'n_estimators': 100} --> 0.837
{\text{'max_depth': 4, 'n_estimators': 250} --> 0.841
Best parameters: {'max_depth': 2, 'n_estimators': 100}
Performance report:
            precision
                                       recall f1-score
                                                                     support
             0.0
                          0.94
                                         0.81
                                                          0.87
                                                          0.83
                                                                           70
             1.0
                          0.81
                                         0.86
             2.0
                            0.83
                                         0.91
                                                          0.87
                                                                           76
                                                          0.86
                                                                           225
      accuracy
                            0.86
                                           0.86
    macro avg
                                                          0.86
                                                                           225
weighted avg
                            0.86
                                           0.86
                                                          0.86
```

```
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
from sklearn.metrics import classification report
from sklearn.model_selection import train_test_split, GridSearchCV
from sklearn.ensemble import ExtraTreesClassifier
from utilities import visualize classifier
input file = 'data random forests.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])
class_2 = np.array(X[y == 2])
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.25,
random state=5)
parameter_grid = [
    {'n_estimators': [100], 'max_depth': [2, 4, 7, 12, 16]},
    {'max depth': [4], 'n estimators': [25, 50, 100, 250]}
metrics = ['precision_weighted', 'recall_weighted']
for metric in metrics:
   print("\n##### Searching optimal parameters for", metric)
    classifier = GridSearchCV(ExtraTreesClassifier(random state=0),
parameter_grid, cv=5, scoring=metric)
    classifier.fit(X_train, y_train)
    print("\nGrid scores for the parameter grid:")
    for params, avg_score in zip(classifier.cv_results_['params'],
classifier.cv_results_['mean_test_score']):
        print(params, '-->', round(avg_score, 3))
    print("\nBest parameters:", classifier.best_params_)
    y_pred = classifier.predict(X_test)
    print("\nPerformance report: \n")
    print(classification_report(y_test, y_pred))
```

Завдання 2.4. Обчислення відносної важливості ознак

Код з завдання було змінено з даної причини:

ImportError: load boston` has been removed from scikit-learn since version 1.2.



```
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

# Load the California housing dataset
housing_data = fetch_california_housing()

X, y = shuffle(housing_data.data, housing_data.target, random_state=7)
```

```
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.2,
random state=7)
regressor = AdaBoostRegressor(DecisionTreeRegressor(max_depth=4),
n estimators=400, random state=7)
regressor.fit(X_train, y_train)
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")
print("Mean squared error =", round(mse, 2))
print("Explained variance score =", round(evs, 2))
feature importances = regressor.feature importances
feature_names = housing_data.feature_names
feature_importances = 100.0 * (feature_importances / max(feature_importances))
index_sorted = np.flipud(np.argsort(feature_importances))
pos = np.arange(index_sorted.shape[0]) + 0.5
plt.figure()
plt.bar(pos, feature_importances[index_sorted], align='center')
plt.xticks(pos, np.array(feature_names)[index sorted], rotation=90)
plt.ylabel("Relative Importance")
plt.title("Оцінка важливості ознак з використанням регресора AdaBoost")
plt.show()
```

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

Mean absolute error: 7.42 Predicted traffic: 26

```
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
from sklearn.metrics import classification_report, 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 = []
```

```
with open(input_file, 'r') as f:
    for line in f.readlines():
        items = line[:-1].split(',')
        data.append(items)
data = np.array(data)
label_encoder = []
X_encoded = np.empty(data.shape)
for i, item in enumerate(data[0]):
    if item.isdigit():
        X_encoded[:, i] = data[:, i]
        label_encoder.append(preprocessing.LabelEncoder())
        X_encoded[:, i] = label_encoder[-1].fit_transform(data[:, i])
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,
random_state=5)
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)
count = 0
for i, item in enumerate(test_datapoint):
    if item.isdigit():
        test_datapoint_encoded[i] = int(test_datapoint[i])
        test_datapoint_encoded[i] =
int(label encoder[count].transform([item])[0])
        count = count + 1
test_datapoint_encoded = np.array(test_datapoint_encoded)
print("Predicted traffic:",
int(regressor.predict([test_datapoint_encoded])[0]))
```