# Clasificare cu algoritmul Random Forest

### Detalii:

Tema: Clasificarea radiografiilor la plămâni in doua categorii ( NORMALE & PNEUMONIE); Set de date: 1874 fișiere in format JPEG : 1500 Antrenare, 187 Validare, 187 Testare ;

Algoritm folosit: Random Forest.

## **Descriere:**

Setul de date este compus din 1874 de fișiere in format JPEG procurat de pe kaggle.com. Inițial setul de date era mult mai mare si disproporționat asa ca am fost nevoita sa il aduc la dimensiunile preferate. Am împărțit datele in setul de antrenare (train1), validare (val) si testare (test). Procentajul cantitativ este de 80-10-10.

Pentru antrenare am folosit algoritmul Random Forest. Inițial am încercat cu K-means, dar rezultatele performantelor erau destul de slabe. Cu Random Forest, algoritmul de clasificare are rezultate performante pe setul de validare: acuratețe 92%, precizie 91%, sensibilitate 95%, scor F1 93%.

La partea de testare am folosit un set de date diferit, neetichetate, pe care am aplicat algoritmul Random Forest. Rezultatele sunt satisfăcătoare. Am afișat vectorul test\_prediction in care se afla etichetele prezise ( 0 pentru NORMAL si 1 pentru PNEUMONIE ). Cum in folderul de test nu sunt separate cele doua cazuri si eu nu sunt un specialist in domeniul medical, am așezat categoriile in ordinea următoare pentru o înțelegere mai buna a rezultatelor: primele 93 NORMALE, ultimele 94 PNEUMONIE. Astfel, test\_prediction trebuie sa aibă cat mai multe valori de 1 pe primele 93 de poziții si cat mai multe valori de 0 pe ultimele 94 de poziții.

#### Descrierea codului:

## Bibliotecile folosite:

```
import os
import cv2
import numpy as np
from sklearn.ensemble import RandomForestClassifier
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.cluster import KMeans
from sklearn.preprocessing import StandardScaler
import matplotlib.pyplot as plt
from sklearn.metrics import accuracy_score, precision_score, recall_score, f1_score, confusion_matrix
```

Funcțiile de încărcare a datelor (asemenea celor din laboratorul 2):

```
# Function to load train images from a folder and assign labels

def load_train_images_from_folder(folder, target_shape=None): ...

# Function to load test images from a folder and assign labels

def load_test_images_from_folder(folder, target_shape=None): ...

def load_val_images_from_folder(folder, target_shape=None): ...
```

Calea folderelor de antrenare, validare si testare:

```
# Folder paths
data_folder = './train1' # Folder with training data
test_folder = './test' # Folder with test data
val_folder = './val' # Folder with validation data
```

Încărcarea datelor de antrenare și validare:

```
# Load images and labels from the 'dataset' folder and resize them to (200, 200)
images, labels = load_train_images_from_folder(data_folder, target_shape=(250, 250))

# Load validation images and labels from the 'val' folder
val_images, val_labels = load_val_images_from_folder(val_folder, target_shape=(250, 250))

# Combine training and validation data
images += val_images
labels += val_labels
```

Modelarea datelor de antrenare si validare:

```
# Convert labels to binary (0 or 1)
labels_binary = [1 if label == 'NORMAL' else 0 for label in labels]

# Reshape the images and convert them to grayscale
image_data = [cv2.cvtColor(image, cv2.COLOR_BGR2GRAY).flatten() for image in images]

# Convert the list of 1D arrays to a 2D numpy array
image_data = np.array(image_data)

# Scale the data
# Scaler = StandardScaler()
# scaled_data = scaler.fit_transform(image_data)
```

Încărcarea si modelarea datelor de test:

```
# Load TEST images from the 'test' folder

test_images, test_labels = load_test_images_from_folder(test_folder, target_shape=(250, 250))

# Convert labels to binary (0 or 1), reshape and convert to grayscale and scale dthe TEST data

test_labels_binary = [1 if label == 'NORMAL' else 0 for label in test_labels]

test_image_data = [cv2.cvtColor(image, cv2.COLOR_BGR2GRAY).flatten() for image in test_images]

test_image_data = np.array(test_image_data)

scaled_test_data = scaler.transform(test_image_data)
```

Antrenarea cu Random Forest si crearea vectorului de predicții pentru setul de validare:

```
# Split the data into training and validation sets

X_train, X_val, y_train, y_val = train_test_split(scaled_data, labels_binary, test_size=0.2, random_state=42)

# Train a Random Forest model

random_forest_model = RandomForestClassifier(random_state=42, n_estimators=100)

random_forest_model.fit(X_train, y_train)

# Predictions on the validation set

validation_predictions = random_forest_model.predict(X_val)
```

Evaluarea performantelor pe setul de validare:

```
# Evaluate performance on the validation set

accuracy_val = accuracy_score(y_val, validation_predictions)

precision_val = precision_score(y_val, validation_predictions)

recall_val = recall_score(y_val, validation_predictions, zero_division=1)

f1_val = f1_score(y_val, validation_predictions)

confusion_matrix_val = confusion_matrix(y_val, validation_predictions)

print("Performance on Validation Set:")

print(f"Accuracy: {accuracy_val:.4f}")

print(f"Precision: {precision_val:.4f}")

print(f"Recall: {recall_val:.4f}")

print(f"F1 Score: {f1_val:.4f}")

print("Confusion Matrix:")

print(confusion_matrix_val)
```

Aplicarea modelului pe setul de testare si crearea vectorului de predicții + plotarea imaginilor cu predicția lor:

```
test predictions = random forest model.predict(scaled_test_data)
print("test_prediction: ")
print(test predictions)
# Plotarea imaginilor din test cu labelul asociat (din 5 in 5 pt ca sunt multe(187))
for i, test image in enumerate(test images[::5]):
    if test_predictions[i] == 1:
        print(f"Test Image {i + 1} - ==NORMAL==")
        print(f"Test Image {i + 1} - ==PNEUMONIA==")
    # Visualize the test image with its predicted value
    plt.figure()
    plt.imshow(cv2.cvtColor(test_image, cv2.COLOR_BGR2RGB))
    if test_predictions[i] == 1:
        plt.title(f"Test Image {i + 1} - ==NORMAL==")
        plt.title(f"Test Image {i + 1} - ==PNEUMONIA==")
    plt.axis('off')
    plt.show()
```

Evaluarea performantelor pe setul de testare:

```
# Evaluate performance on the test set
accuracy_test = accuracy_score(test_labels_binary, test_predictions)
precision_test = precision_score(test_labels_binary, test_predictions)
recall_test = recall_score(test_labels_binary, test_predictions, zero_division=1)
f1_test = f1_score(test_labels_binary, test_predictions)
confusion_matrix_test = confusion_matrix(test_labels_binary, test_predictions)

print("\nPerformance on Test Set:")
print(f"Accuracy: {accuracy_test:.4f}")
print(f"Precision: {precision_test:.4f}")
print(f"Recall: {recall_test:.4f}")
print(f"F1 Score: {f1_test:.4f}")
print("Confusion Matrix:")
print(confusion_matrix_test)
```

#### **INTERPRETAREA REZULTATELOR:**

- Rezultate pentru setul de VALIDARE:

```
Performance on Validation Set:
Accuracy: 0.9290
Precision: 0.9130
Recall: 0.9545
F1 Score: 0.9333
Confusion Matrix:
[[146 16]
[ 8 168]]
```

Se poate observa că performantele sunt destul de bune, aproape maxime.

Rezultate pentru setul de TESTARE:

Se poate observa ca in vectorul test\_prediction majoritatea primelor 93 de valori sunt 1 adică NORMAL si majoritatea ultimelor 94 de valori sunt 0 adică PNEUMONIE.

```
Primele 93 de valori: 7 valori eronate
```

Ultimele 94 de valori: 4 valori eronate

0000<mark>1</mark>00000000000000

00

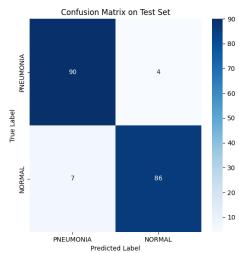
### Rezulta:

matricea de confuzie: [90 4 7 86]

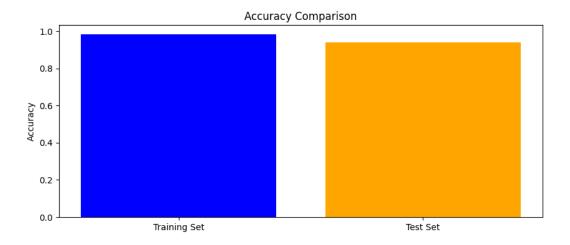
acuratețea: 95,7 %precizia: 95,5%

sensibilitatea: 92,4%specificitatea: 95,7%

- scorul F1: 93,4%



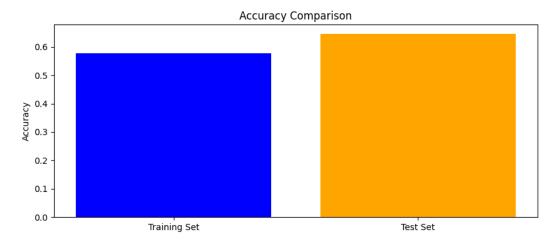
În diagrama de mai jos este afișat nivelul acurateței pe setul de antrenare si pe cel de testare. Se poate observa ca aceste valori sunt foarte ridicate (0.98 antrenare și 0.94 testare)



### **COMPARAREA REZULTATELOR CU K-MEANS**

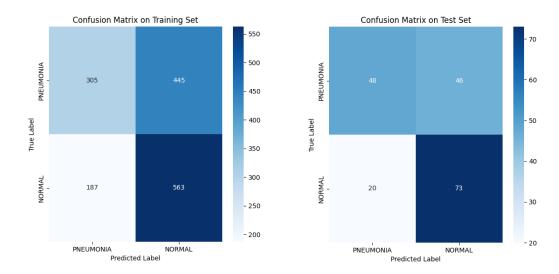
Am încercat rezolvarea problemei clasificării și cu algoritmul K-Means, dar rezultatele au fost semnificativ mai slabe.

Mai jos se afla diagrama ce compara acuratețea antrenare-testare oferită de algoritmul k-Means.



Se poate observa că acestea sunt vizibil scăzute față de rezultatele cu Random Forest, mai precis o acuratețe de 0.57 la antrenare și 0.64 la testare.

Aceste rezultate se mai pot observa și din vizualizarea matricelor de confuzie



# **CONCLUZIE**

Problema clasificării poate depinde de diferiți factori precum dimensiunea datelor, calitatea acestora, preprocesarea, dar și algoritmul ales. Din rezultatele obținute în urma utilizării celor doi algoritmi (k-Means și Random Forest) se pot observa clar diferențele uriașe date de alegerea algoritmului. Menționez că aceștia au fost aplicați pe același set de date.

Problema clasificării radiografiilor pulmonare este una destul de dificilă care necesită, indiferent de algoritm sau de date, un expert bine pregătit în domeniul medical, dar consider că aceste metode de clasificare pot aduce o mare mână de ajutor în eficientizarea procesului de diagnosticare, fiind ușor de implementat si neavând nevoia de o capacitate mare de procesare.