Email kliens fejlesztés - Projektmunka

Fejlesztői dokumentáció

Tóth Balázs - MWZX0D

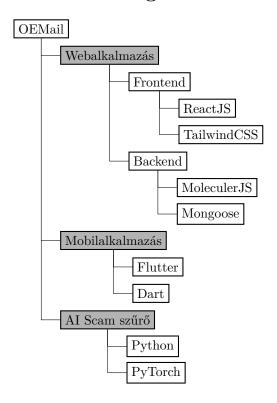


Tartalomjegyzék

1	Pro	jektek	2
	1.1	Technológiák	2
	1.2	Szoftverek	2
	1.3		3
		1.3.1 Webalkalmazás	3
		1.3.2 AI Scam szűrő	3
2	Öss	zehasonlítások	4
3	DN	S szerver	5
	3.1		5
	3.2		5
	0.2	3.2.1 Zóna hozzáadása	5
		3.2.2 Rekordok hozzáadása	5
			5
		3.2.3 Tesztelés nslookup parancs segítségével	J
4	SM	TP, IMAP szerver	6
	4.1	hMailServer	6
	4.2	Alapértelmezett mappák	6
5	Bac	ekend	7
	5.1	Bejelentkezés	7
	5.2	Regisztráció	7
	5.3	Q	8
	5.4		8
	5.5	**	8
	5.6	Spam szűrés	9
	5.7	Mappa létrehozása	9
	5.8	Mappák lekérése	9
	5.0	маррак текетезе	J
6	AI :	Scam szűrő API	0
	6.1	Tanítási adatok felépítése	10
	6.2	Modell	10
	6.3	Tanítás	11
	G A		1.4

1. Projektek

1.1 Technológiák



1.2 Szoftverek

- Docker
 - Compose miatt szükséges a használata
 - https://docs.docker.com/get-docker/
- Postman
 - API végpontok teszteléséhez
 - https://www.postman.com/downloads/
- $\bullet \ \ MongoDBCompass$
 - Adatbázis menedzsment
 - https://www.mongodb.com/products/tools/compass
- Visual Studio Code (ajánlott)
 - Fejlesztői környezet
 - $-\ https://code.visual studio.com/download$

1.3 Előkövetelmények, csomagok, keretrendszerek

1.3.1 Webalkalmazás

- NodeJS
 - https://nodejs.org/en

1.3.2 AI Scam szűrő

- Python
 - https://www.python.org/downloads/
- Pip
 - $-\ https://pip.pypa.io/en/stable/installation/$
- torch
- scikit-learn
- numpy
- pandas
- \bullet matplotlib
- \bullet flask

2. Összehasonlítások

Funkció/Egyéb	OEMail	GMail	ProtonMail
Mobilon	②	Ø	⊘
működik			
Dedikált	②	•	8
autentikátor			
Ingyenes			
spam szűrő		8	8
API			

Tábla 2.1: Szolgáltatások közti különbségek

3. DNS szerver

3.1 Indítás

Ahhoz, hogy használni tudjuk az email klienst, kritikus fontosságú a DNS szervernek a futtatása. Természetesen arra vonatkozik ez a megkötés, ha lokálisan futtatjuk az email szervert!

• docker-compose up -d

Parancs futtatása után látható, hogy sikeresen elindult a DNS szerver.



3.2 Konfiguráció

Magát a konfigurációt webes környezetben hajthatjuk végre, amely látható is, hogy a **5380** porton fut. Cím, amelyen a konfigurációt elvégezhetjük:

• http://localhost:5380/

3.2.1 Zóna hozzáadása

Megadott paraméterek:

• Zóna neve: oemail.io

• Típus: Primary Zone

3.2.2 Rekordok hozzáadása

Korábban létrehozott oemail.io zónához rekordok hozzáadása szükséges az email szerverhez.

- MX típusú rekord paraméterei:
 - Name: @ (rámutat az aktuális DNS rekordra)

- TTL: 3600 (1 óra)

- Preference: 10

- Exchange: mail.oemail.io

- A típusú rekord paraméterei:
 - Name: mail

- TTL: 3600 (1 óra)

- IPv4 Address: 127.0.0.1

3.2.3 Tesztelés nslookup parancs segítségével

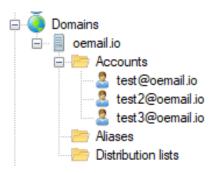
Az alábbi parancs segítségével tesztelhetjük a korábban beállított paramétereket: nslookup mail.oemail.io

MX rekord paraméterek ellenőrzése: nslookup -type=mx oemail.io 127.0.0.1

4. SMTP, IMAP szerver

4.1 hMailServer

Be kell kapcsolni az SMTP, IMAP protokollokat, ezután meg kell adni a megfelelő domain nevét: oemail.io. Itt hozhatunk létre IMAP fiókokat is, amit az Accounts menüpontban tehetünk meg.



4.2 Alapértelmezett mappák

Új fiók regisztrációja során az alábbi mappák kerülnek létrehozásra:

• INBOX: Bejövő emailek.

• SENT: Elküldött emailek.

• TRASH: Szemét, törölt emailek.

• SPAM: Gyanús emailek.

• STARS: Kedvenc emailek.

5. Backend

5.1 Bejelentkezés

Kód 5.1: Példa adatok a bejelentkezéshez

5.2 Regisztráció

Kód 5.2: Példa adatok a regisztrációhoz

5.3 Adott email lekérése mappából

Kód 5.3: Példa adatok a legújabb email lekérésére adott mappából

5.4 Összes email lekérése mappából

```
    Végpont - /api/mail/getAllEmailByMailBox

            POST (JSON)

    Előfeltétel(ek): Felhasználói bejelentkezés (token)
    Bemeneti paraméter(ek):

            mailBoxName - Típus: string

    {
                "mailBoxName": "INBOX"
                }
```

Kód 5.4: Példa adatok az összes email lekérésére adott mappából

5.5 Email törlése mappából

```
    Végpont - /api/mail/deleteMessage

            DELETE (JSON)

    Előfeltétel(ek): Felhasználói bejelentkezés (token)
    Bemeneti paraméter(ek):

            mailBoxName - Típus: string

    {
               "mailBoxName": "INBOX"

    }
```

Kód 5.5: Példa adatok adott email törlésére mappából

5.6 Spam szűrés

- Végpont /api/mail/filterInboxFromSpam
 - POST (JSON)
- Előfeltétel(ek): Felhasználói bejelentkezés (token)
- Bemeneti paraméter(ek):
 - mailBoxName Típus: **string**

```
1 {
2 "mailBoxName": "INBOX"
3 }
```

Kód 5.6: Példa adatok spam emailek szűrésére

5.7 Mappa létrehozása

- Végpont /api/mail/createMailBox
 - POST (JSON)
- Előfeltétel(ek): Felhasználói bejelentkezés (token)
- Bemeneti paraméter(ek):
 - mailBoxName Típus: **string**

```
1 {
2          "mailBoxName": "INBOX"
3 }
```

Kód 5.7: Példa adatok mappa létrehozására

5.8 Mappák lekérése

- Végpont /api/mail/listMailboxes
 - **GET**
- Előfeltétel(ek): Felhasználói bejelentkezés (token)
- Bemeneti paraméter(ek):
 - Nincs

6. AI Scam szűrő API

6.1 Tanítási adatok felépítése

Maga a bemeneti fájl egy csv kiterjesztésű fájl, mely tartalmaz Text és Class besorolásokat. A Text besorolás jelzi az email üzenetet. A Class besorolás pedig két értékkel bírhat: 0 és 1. A 0 érték jelzi, hogy az adott email üzenet nem veszélyes, csak egy általános email üzenet. 1-es érték jelzi a scam email üzenetet.

Fontossága a tanításnak, hogy maga az API képes legyen meghatározni, hogy majd a bejövő email üzenet káros-e vagy sem, ezáltal védi meg a felhasználót, hogy ne kattintson potenciális veszélyes email-re.

6.2 Modell

Konstruktoron belül, három teljesen összekapcsolt (lineáris) réteget határozunk meg. Ezek a rétegek felelősek a bemeneti adatok átalakításáért a megtanúlt súlyok segítségével:

- $self.fc1 \rightarrow Az$ input_dim dimenziójú bemenetet fogadja és 64 dimenziós kimenetet állít elő.
- $self.fc2 \rightarrow Az fc1$ kimenetét veszi (64 dimenzió) és egy 32 dimenziós kimenetet állít elő.
- self.fc2 → Az fc2 kimenetét veszi (32 dimenzió) és létrehozza a 2 dimenziós végső kimenetet, amely két osztályt (0 és 1) képvisel.

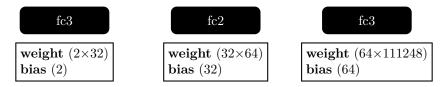
```
import torch
1
       import torch.nn as nn
2
3
       class TextClassifier(nn.Module):
            def __init__(self, input_dim):
5
                super(TextClassifier, self).__init__()
6
                self.fc1 = nn.Linear(input_dim, 64)
                self.fc2 = nn.Linear(64, 32)
8
                self.fc3 = nn.Linear(32, 2)
9
10
            def forward(self, x):
11
                x = torch.relu(self.fc1(x))
12
                x = torch.relu(self.fc2(x))
13
                x = self.fc3(x)
14
                return x
15
```

Kód 6.1: Szövegosztályozó modell

A forward metódus meghatározza a neurális hálózat haladási irányát. Vár egy x tenzor paramétert, és minden egyes definiált rétegnek átadja azt a rectified linear unit (ReLU) aktiválás függvény (torch.relu) segítségével. Ezután a végső eredményt adja vissza, ami a hálózat kimenete.

```
def forward(self, x):
    x = torch.relu(self.fc1(x))
    x = torch.relu(self.fc2(x))
    x = self.fc3(x)
    return x
```

Kód 6.2: Forward metódus



Ábra 6.1: Modell súlyok

6.3 Tanítás

Először is beolvasásra kerülnek a tanítási adatok, melyek 'Text' és 'Class' értékekből állnak, így ezeket el kell szeparálni egymástól.

```
data = pd.read_csv('fraud_email_.csv')
data['Text'].fillna('', inplace=True)

texts = data['Text'].tolist()
labels = data['Class'].tolist()
```

Kód 6.3: Tanítási adatok betöltése csv fájlból

Létre kell hozni egy CountVectorizer() példányt, mely szöveges dokumentumok gyűjteményét alakítja át mátrixba, ahol minden sor egy dokumentmot és minden oszlop egy egyedi szót a korpuszban reprezentál. Majd a fit_transform metódus segítségével illesztjük a vectorizer-t a megadott szöveges adathoz (texts) és átalakítjuk a szöveges adatot egy mátrixba (X).

Hogy később fel lehessen használni ezen adatokat a későbbiekben, szükséges menteni őket: count_vectorizer_vocab.pkl; count_vectorizer.pkl néven. A count_vectorizer_vocab.pkl egy szótár, amely a szavakat indexeikkel társítja a mátrixban. A count_vectorizer.pkl tartalmazza a szótárt és a hozzátartozó szükséges egyéb paramétereket/konfigurációkat.

```
vectorizer = CountVectorizer()
X = vectorizer.fit_transform(texts)

with open('count_vectorizer_vocab.pkl', 'wb') as vocab_file:
    pickle.dump(vectorizer.vocabulary_, vocab_file)

with open('count_vectorizer.pkl', 'wb') as vectorizer_file:
    pickle.dump(vectorizer, vectorizer_file)
```

Kód 6.4: Beolvasott adatok előfeldolgozása

Adatok konverzálása PyTorch tenzorokká, ahol először az X változó kerül átalakításra a torch.tensor segítségével. Így eredményül kapunk egy sűrűbb tenzort. Ezt követően a dtype=torch.float32 beállításával biztosítjuk, hogy a tenzor elemei lebegőpontos számok legyenek. Az y változót is PyTorch tenzorrá alakítjuk, de int64 típust használunk, mert ezek a címkék osztályokat jelentenek.

Adatok felosztása tanító és teszt halmazokra a train_test_split függvény segíttségével. Az X_train és a y_train változók tartalmazzák a tanító adathalmazt, míg az X_test és y_test változók a teszt adathalmazt. A test_size=0.2 azt jelenti, hogy a teszt halmaz a teljes adathalmaz 20%-át fogja tartalmazni és a random_state=42 a véletlenszerűség vezérlésére szolgál, így az eredmények ismételhettőek lesznek.

Bemeneti dimenzió és modell létrehozása, ahol az input_dim változóban eltároljuk a bemeneti dimenziót, ami a tanító adathalmazban lévő jellemzők számát jelenti. Ezután létrehozunk a már korábban létrehozott modellt (TextClassifier) és átadjuk paraméterként a bemeneti dimenziót.

```
X = torch.tensor(X.toarray(), dtype=torch.float32)
y = torch.tensor(labels, dtype=torch.int64)

X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.2, random_state=42)

input_dim = X_train.shape[1]
model = TextClassifier(input_dim)
```

Kód 6.5: PyTorch tenzorok

Először létrehozunk egy nn. CrossEntropyLoss példányt, ami felel a veszteségekért. Azért került használatra, mert jól alkalmazható osztályozási problémákra, ahol az egyes példányok egyetlen helyes kategóriákhoz tartoznak.

Az optimalizáló algoritmust az optim. Adam osztály segítségével hozzuk létre. Az Adam egy hatékony optimalizáló algoritmus, amely alkalmazodik a tanítás során változó gradienshez ¹. A model.parameters() az összes tanítható paramétert jelöli meg a modellben és ezeket fogja optimalizálni az algoritmus. Az lr=0.001 paraméter beállítja a tanulási ráta értékét, ami azt szabályozza, hogy mennyire legyenek nagyok a lépésközök a paraméterek frissítésekor.

```
criterion = nn.CrossEntropyLoss()
optimizer = optim.Adam(model.parameters(), lr=0.001)
```

Kód 6.6: Vesztéség és optimalizáló algoritmus definiálása

Maga a tanulási fázis egy cikluson keresztül megy végig (num_epochs) és minden epoch kezdetén a gradiensek nullázódnak, hogy ne akkumulálódjanak az epochok között (optimizer.zero_grad()). A modell előrejelzéseket hoz létre a tanító adathalmozon (outputs = model(X_train)). A loss = criterion(outputs, y_train) kiszámolja a veszteséget a modell előrejelzések és a valós címkék között a meghatározott veszteségfüggvény segítségével.

A loss.backward() visszaterjeszti (backpropagation) a gradienseket a hálózaton, azaz kiszámolja a veszteségfüggvény parciális deriváltját a paraméterek szerint. Az optimizer.step() optimalizációs algoritmus végrehajtja a paraméterek frissítését a tanító adathalmozon kiszámolt gradiensek alapján. Végül a veszteség értékét hozzáadjuk a train_losses listához és elmentjük a tanítási eredményeket a spam_classifier_model.pth néven.

```
num epochs = 20
       train_losses = []
2
3
       for epoch in range(num_epochs):
           optimizer.zero_grad()
5
           outputs = model(X train)
           loss = criterion(outputs, y_train)
           loss.backward()
           optimizer.step()
9
           train_losses.append(loss.item())
10
           print(f'Epoch [{epoch + 1}/{num_epochs}], Loss: {loss.item():.4f}')
11
12
       torch.save(model.state_dict(), "spam_classifier_model.pth");
13
```

Kód 6.7: Tanítási ciklus

 $^{^1}$ A gradiens egy vektor, amely tartalmazza egy függvény minden paraméterének parciális deriváltját egy adott pontban.

A torch.max függvény segítségével megkeressük azokat a kimeneti oszlopokat, amelyekben a legnagyobb értékek vannak. A második visszatérési érték a maximális érték indexeit tartalmazza. Ezek az indexek az osztályokhoz tartozó előrejelzések.

A pontosság kiszámításánál az accuracy_score felel. Tehát összehasonlítjuk a modell által előrejelzett osztályokat (predicted) a valós osztályokkal (y_test), majd kiszámoljuk a pontosságot.

```
model.eval()
with torch.no_grad():
    y_pred = model(X_test)
    _, predicted = torch.max(y_pred, 1)

accuracy = accuracy_score(y_test.numpy(), predicted.numpy())
print(f'Accuracy: {accuracy * 100:.2f}%')
```

Kód 6.8: Modell kiértékelése

6.4 Spam szűrése

```
Végpont - /spam-classification

POST (JSON)

Előfeltétel(ek): Nincs
Bemeneti paraméter(ek):

text - Típus: string

text - Típus: string

text "SAMPLE TEXT"
```

Kód 6.9: Példa adatok a spam üzenet szűrésére

Kódjegyzék

5.1	Példa adatok a bejelentkezéshez
5.2	Példa adatok a regisztrációhoz
5.3	Példa adatok a legújabb email lekérésére adott mappából
5.4	Példa adatok az összes email lekérésére adott mappából
5.5	Példa adatok adott email törlésére mappából
5.6	Példa adatok spam emailek szűrésére
5.7	Példa adatok mappa létrehozására
6.1	Szövegosztályozó modell
6.2	Forward metódus
6.3	Tanítási adatok betöltése csv fájlból
6.4	Beolvasott adatok előfeldolgozása
6.5	PyTorch tenzorok
6.6	Vesztéség és optimalizáló algoritmus definiálása
6.7	Tanítási ciklus
6.8	Modell kiértékelése
6.9	Példa adatok a spam üzenet szűrésére

Ábrajegyzék

6.1	Modell súlyok																																		1
-----	---------------	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	---

Táblajegyzék

2.1	Szolgáltatások	közti különbségek																													
-----	----------------	-------------------	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--