

추가 공부

이미 애저 학생용을 사용해서 계정이 활성화되지 않는 분들을 위한 추가 실습입니다. 물론 과제로 해주시면 좋지만 부담을 드리지 않기 위해 그냥 심심할 때...예.. 한번 해보셔요

이번 실습은 지난 3주차 베이스세션때 진행했던 도커+쿠버네티스 실습을 토대로 ML 모델을 컨테이너화하고, 쿠버네티스로 배포한 다음 깃허브와 연동하여 cicd 파이프라인을 만드는 실습입니다.

📌 Step 1: 프로젝트 디렉토리 및 파일 생성

bash

복사

mkdir mlops-project && cd mlops-project mkdir app

touch app/main.py app/model.pkl requirements.txt Dockerfile

☑ 이 명령어가 하는 일

- mlops-project 라는 새로운 디렉토리를 생성하고 이동
- app/ 디렉토리를 생성
- app/main.py (FastAPI 서버 코드) 파일 생성
- app/model.pkl (저장된 ML 모델 파일) 생성
- requirements.txt (필요한 Python 패키지 목록) 생성

- Dockerfile (컨테이너를 위한 설정) 생성
- ▼ touch 명령어에서 오류가 난다면? touch 명령어가 안 먹을 경우

📌 Windows에서 빈 파일 생성하기

방법 1: echo 명령어 사용

```
bash
복사
echo. > app\main.py
echo. > app\model.pkl
echo. > requirements.txt
echo. > Dockerfile
```

☑ 빈 파일이 정상적으로 생성됩니다!

```
#프로젝트 파일 구조

생성한 폴더명/
|--- app/
| --- main.py
| --- model.pkl # 모델 저장 위치
|--- train_model.py # 모델을 학습하고 model.pkl을 생성하는 파일
|--- requirements.txt
|--- Dockerfile
```

2 간단한 ML 모델 저장 (app/model.pkl)

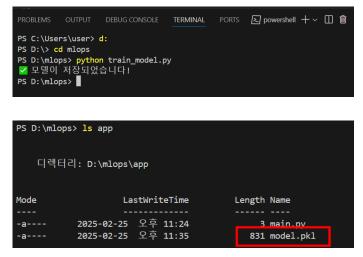
우리가 사용할 Scikit-learn 기반 간단한 모델을 만들어서 [pkl 파일로 저장하겠습니다.

▼ train_model.py (모델 생성 및 저장)

- vscode에서 해당 코드를 미리 만둔 디렉토리 폴더에 저장하시면 됩니다.

```
python
복사
import joblib
import numpy as np
from sklearn.linear_model import LogisticRegression
# 더미 학습 데이터
X = np.array([[0], [1], [2], [3], [4], [5]])
y = np.array([0, 0, 0, 1, 1, 1])
# 간단한 로지스틱 회귀 모델 학습
model = LogisticRegression()
model.fit(X, y)
# 모델 저장
joblib.dump(model, "app/model.pkl")
print("✓ 모델이 저장되었습니다!")
```

실행해서 모델을 저장하세요. 저는 VScode 터미널에서 확인작업을 거쳤습니다.



pkl파일이 잘 생성된 것을 볼 수 있습니다. 우리는 모델을 "영구적으로 저장"하고, 필요한 때에 언제든지 "불러와 서 사용할 수 있는" 파일을 생성했습니다.

3 FastAPI로 ML 모델 API 만들기 (app/main.py)

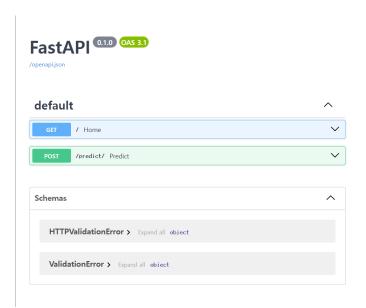
```
#main.py
from fastapi import FastAPI
import joblib
import numpy as np
import pandas as pd
import os
app = FastAPI()
# 절대 경로로 모델 로드
model_path = os.path.join(os.path.dirname(__file__), "model.pkl")
model = joblib.load(model_path)
@app.get("/")
def home():
  return {"message": "ML 모델 API 입니다."}
@app.post("/predict/")
def predict(data: dict):
  df = pd.DataFrame([data])
  prediction = model.predict(df)
  return {"prediction": int(prediction[0])}
```

✓ API 테스트

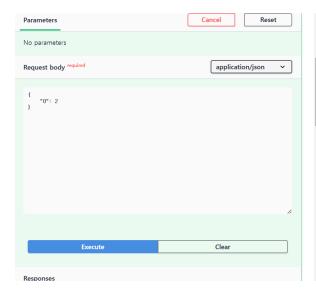
uvicorn app.main:app --host 0.0.0.0 --port 8000 --reload

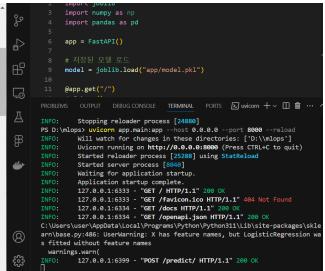
▶ <u>http://127.0.0.1:8000/docs</u> 로 이동해서 테스트 가능!

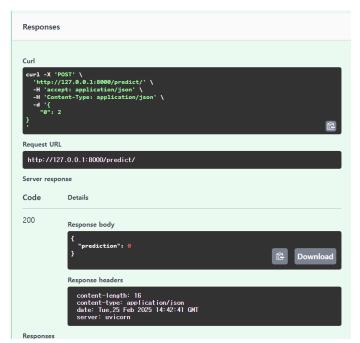
```
IndentationError: unexpected indent
INFO: Stopping reloader process [24880]
PS D:\mlops> uvicorn app.main:app --host 0.0.0.0 --port 8000 --reload
INFO: Will watch for changes in these directories: ['D:\mlops']
INFO: Uvicorn running on http://0.0.0.0:8000 (Press CTRL+C to quit)
INFO: Started reloader process [25288] using StatReload
INFO: Started server process [8040]
INFO: Waiting for application startup.
INFO: Application startup complete.
```



```
# api 확인 테스트
{
    "0": 2
}
```







모델 api화에 성공했습니다. 여러분도 prediction: 0이 나오면 제대로 된 것 맞습니다.

4 Docker 컨테이너화



requirements.txt

V Dockerfile

Python 3.9 환경 사용
FROM python:3.9

작업 디렉토리 설정
WORKDIR /app

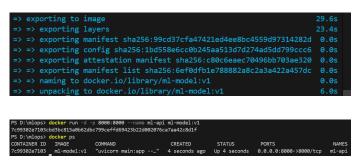
필요한 패키지 설치
COPY requirements.txt .
RUN pip install --no-cache-dir -r requiremets.txt

코드 복사
COPY app /app

FastAPI 실행
CMD ["uvicorn", "main:app", "--host", "0.0.0.0", "--port", "8000"]

☑ Docker 이미지 빌드 및 실행

docker build -t ml-model:v1 . docker run -d -p 8000:8000 --name ml-api ml-model:v1



반드시 컨테이너가 실행되고 있는지를 꼭꼭 확인하신 다음 진행하세요

추가공부 7

☑ API 테스트 - cmd에서 하는 걸 추천

curl -X 'POST' 'http://127.0.0.1:8000/predict/' -H 'Content-Type: application/js on' -d '{"0": 2}'

```
D:\||ose=nos>curl -X POST "http://127.0.0.1:9000/predict/" -H "Content-Type: application/json" -d "{\|"O\|": 2}"
{"prediction":0}
D:\||alops>_
```

▶ { "prediction": 0 } 이런 결과가 나오면 정상 작동!

▼ Step 2: Kubernetes로 배포

이제 Docker로 만든 컨테이너를 **Kubernetes 환경에 배포**할 거예요.

<mark>▼ ml-deployment.yml</mark> (Kubernetes 배포 파일)

```
# 쿠버네티스 배포용
apiVersion: apps/v1
kind: Deployment
metadata:
name: ml-api
spec:
replicas: 2 # 두 개의 컨테이너로 운영
selector:
matchLabels:
app: ml-api
template:
metadata:
```

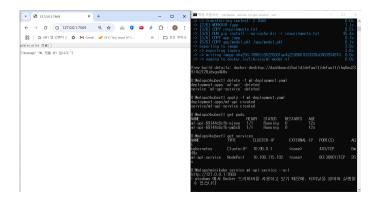
```
labels:
    app: ml-api
  spec:
   containers:
    - name: ml-api
     image: ml-model:v1 # 우리가 만든 Docker 이미지
     ports:
      - containerPort: 8000
apiVersion: v1
kind: Service
metadata:
 name: ml-api-service
spec:
type: NodePort
 selector:
 app: ml-api
 ports:
  - protocol: TCP
   port: 80
   targetPort: 8000
   nodePort: 30007 # 클러스터 외부에서 접근 가능
```

☑ Minikube를 이용한 배포

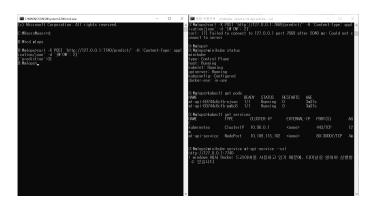
```
kubectl apply -f ml-deployment.yml
kubectl get pods
kubectl get services
```

✓ API 확인

minikube service ml-api-service --url



☑ 이 URL로 접속해서 FastAPI가 실행되는지 확인!(오른쪽 명령창 밑에 url 보이시죠?)



<mark>▶</mark> {"prediction": 0 }이런 결과가 나오면 정상 작동!

▼ Step 3: CI/CD (GitHub Actions)

이제 **모델이 업데이트되면 자동으로 배포**되도록 **GitHub Actions + Docker Hub + Kubernetes** 를 활용할 거예요.

▼ CI/CD 흐름

- 1. **GitHub에 코드 푸시**하면(이때, 로그인을 기존처럼 cmd에 id, pw 처럼 하는 거에서 개인 키였나? 그걸 받아야하는 것으로 변경되었습니다)
- 2. GitHub Actions가 실행되어
- 3. Docker Hub에 최신 ML 모델 컨테이너 푸시
- 4. Kubernetes에서 Rolling Update 적용
- ☑ GitHub Actions 설정 (.github/workflows/deploy.yml)

```
name: Deploy ML Model
on:
 push:
  branches:
   - main
jobs:
 build-and-deploy:
  runs-on: ubuntu-latest
  steps:
  - name: 레포지토리 체크아웃
   uses: actions/checkout@v3
  - name: Docker 로그인
   run: echo "${{ secrets.DOCKER_PASSWORD }}" | docker login -u "${{ secr
ets.DOCKER_USERNAME }}" --password-stdin
  - name: Docker 이미지 빌드 및 푸시
   run:
    docker build -t my-docker-hub/ml-model:${{ github.sha }} .
    docker tag my-docker-hub/ml-model:${{ github.sha }} my-docker-hub/ml
-model:latest
    docker push my-docker-hub/ml-model:${{ github.sha }}
    docker push my-docker-hub/ml-model:latest
  - name: Kubernetes Rolling Update
   run:
    kubectl set image deployment/ml-api ml-api=my-docker-hub/ml-mode
I:${{ github.sha }}
    kubectl rollout status deployment/ml-api
```

▼ GitHub Secrets 설정

- 1. DOCKER_USERNAME → Docker Hub 아이디
- 2. DOCKER_PASSWORD → Docker Hub 비밀번호

☑ Step 4: 모델 업데이트 및 배포 자동화

모델을 업데이트하고 푸시하면, CI/CD가 실행되어 Kubernetes에 자동 배포됩니다.

▼ 새로운 모델 훈련 후 저장

python train_model.py

▼ GitHub에 푸시

git add . git commit -m "새로운 모델 업데이트" git push origin main

🔁 GitHub Actions 실행 → Docker Hub → Kubernetes 자동 배포 🚀

☞ 정리

- ✓ ML 모델을 FastAPI 컨테이너로 패키징
- ☑ Docker 컨테이너 빌드 및 실행
- ☑ Kubernetes에 ML API 배포
 - ▼ 기존에 ds나 ai engineer 업무만 진행했던 것과의 차이점

맞아요! **이전에는 로컬에서만 모델을 돌리고, 그 모델을 내가 직접 호출하거나, 그냥 결과만** 받는 방식이었다면, **지금은 다른 사람들이 내가 만든 모델을 사용할 수 있게 되었고**, 모델이 **자동으로 학습하고 배포되는 시스템을 만들었다**는 점에서 큰 차이가 있어요.

핵심 포인트

1. 모델을 다른 사람들이 사용할 수 있게 했다

• 로컬에서 돌리던 모델을 FastAPI로 API로 만들었고, 이를 Docker와 Kubernetes를 사용하여 클라우드 환경에서 서비스 형태로 배포했기 때문에, 이 제는 다른 사용자들도 API를 통해 이 모델을 쉽게 사용할 수 있게 되었어요.

2. 자동 학습과 성능 개선

- CI/CD 파이프라인을 구축함으로써, 모델을 업데이트하거나 개선된 모델을 자동으로 배포할 수 있게 됐습니다. 예를 들어, 새로운 데이터로 모델을 재학습시키면, 자동으로 새로운 모델을 클라우드에 배포하고 어플리케이션에 반영됩니다.
- 또한, 모델 모니터링과 성능 저하 시 자동 재훈련 기능을 추가하면, 모델이 지속적으로 최신 상태를 유지하며 성능을 향상시킬 수 있습니다.

3. 도커와 쿠버네티스의 역할

- Docker: 모델을 **컨테이너화**하여, **어디서든 동일한 환경에서 실행**할 수 있게 만들어줍니다. 즉, **모델을 다른 서버나 클라우드에서 쉽게 실행**할 수 있도록 환경을 패키징해줍니다.
- Kubernetes: 모델을 확장성 있게 관리하고, 여러 인스턴스를 운영할 수 있게 해줍니다. 예를 들어, 사용자 요청이 많을 때 자동으로 서버를 확장시켜 예측 성능이 떨어지지 않도록 유지하며, 장애 발생 시 자동 복구도 가능합니다.

요약

- 기존: 로컬에서 모델을 학습하고 실행하고, 한정된 환경에서만 사용.
- 현재: Docker와 Kubernetes를 활용해 모델을 API로 제공하고, 자동 학습과 배포, 다수의 사용자도 접근 가능하도록 만든 시스템.
- 결과: 모델을 클라우드에서 안정적으로 운영하면서 지속적으로 성능 개선을 할 수 있는 시스템을 구축했어요!

이제 모델을 **다른 사람들과 공유**하고, **실제 서비스로 운영**할 수 있는 환경을 만들었기 때문에, **MLOps**의 핵심인 **지속적인 모델 관리**와 **운영 환경에서의 모델 배포**를 모두 경험한 거죠.