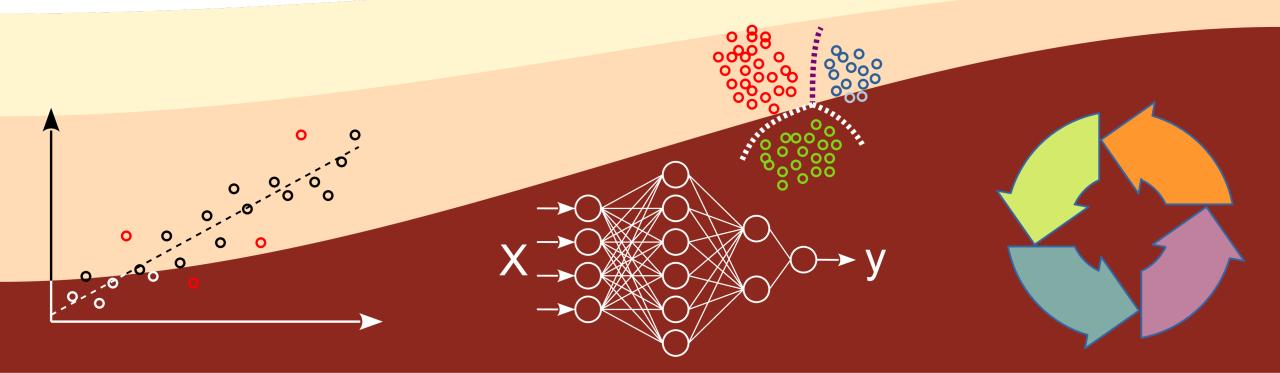


Arhitektura i Razvoj Inteligentnih Sustava

Tjedan 8: Poslužitelji modela



Creative Commons













- imenovanje: morate priznati i označiti autorstvo djela na način kako je specificirao autor ili davatelj licence (ali ne način koji bi sugerirao da Vi ili Vaše korištenje njegova djela imate njegovu izravnu podršku).
- nekomercijalno: ovo djelo ne smijete koristiti u komercijalne svrhe.
- dijeli pod istim uvjetima: ako ovo djelo izmijenite, preoblikujete ili stvarate koristeći ga, preradu možete distribuirati samo pod licencom koja je ista ili slična ovoj.







U slučaju daljnjeg korištenja ili distribuiranja morate drugima jasno dati do znanja licencne uvjete ovog djela. Od svakog od gornjih uvjeta moguće je odstupiti, ako dobijete dopuštenje nositelja autorskog prava. Ništa u ovoj licenci ne narušava ili ograničava autorova moralna prava. Tekst licence preuzet je s http://creativecommons.org/



Još malo o security-u

- ML nije imun na sigurnosne napade
 - Ima raznih motiva za napade na ML infrastrukturu
 - Recimo modeli koje koristimo kod inteligentnih vatrozida
 - Modeli za preporuke
 - Krađe modela
- Data poisoning Napadač utječe na podatke koji se koriste za učenje
 - Posebno su ranjivi sustavi koji ovise o korisnički generiranim podacima web shop recimo
 - Napadač namjerno koristi fiktivne pretrage recimo kako bi onečistio podatke za učenje



Još malo o security-u

- Byzantine attack
 - Povezan s byzantine worker slučajem
 - Paralelno učenje u distribuiranoj okolini napadač namjerno pretvara neke čvorove u bizantske radnike koji odmažu u učenju modela
- Evasion Zaobilaženje odluka modela
 - Recimo kod inteligentnih vatrozida, anti-spam sustava, anti-virusnih sustava i slično
 - Napadač maskira zahtjev na način da model ne prepozna napad
- Model extraction Nizom zahtjeva, napadač bilježi odluke modela
 - Time se dobiva skup podataka za učenje
 - Učenjem dobivamo sličan model krađa modela



Posluživanje modela

- Prošlo predavanje smo govorili o jednostavnom ručnom izlaganju modela kroz mikroservis – korištenjem flask python modula
 - Želimo znati kako stvari funkcioniraju "ispod haube"
 - Imamo problem sa skalabilnošću i verzioniranjem
 - Nemamo monitoring, explainere, drift detection
 - Sve to ide ručno, što je za veće sustave prilično mukotrpan posao
 - Dobro funkcionira kad imamo manji sustav i vrlo ograničeni broj manjih modela
- Disclaimer: na ovim predavanjima govorimo o OpenSource ML stacku, a Seldon komponente su odabrane kao adekvatna poslužiteljska okolina koja daje dovoljno funkcionalnosti i fleksibilnosti za male i velike sustave
- Prva nadogradnja: <u>Seldon MLServer</u>



- Jednostavan server koji se može pokrenuti na više načina
 - Lokalno na računalu
 - Može se izgenerirati slika za pokretanje u kontejneru (docker)
 - U Kubernetes clusteru na Seldon Core ili Seldon Deployment serveru
 - Što omogućava i pokretanje na privatno i javno dostupnim elastičnim clusterima
- U sebi sadrži *inference runtime* za razne ML module:
 - scikit-learn, xgboost, MLflow, Tempo, Spark MLlib, LightGBM, Alibi-Detect, Alibi-Explain, HuggingFace, ...
 - MLflow omogućava direktno posluživanje modela iz MLflow-a
 - Sjetimo se MLflow ima poseban način pakiranja modela
 - Koristi *pickle* format zapisa
 - Dodatni opisnici za okolinu i sučelje modela



• Instalira se sa:

```
pip install mlserver
```

• Dodatni *inference runtime* sa:

```
pip install mlserver-sklearn mlserver-mlflow ...
```

- Može posluživati jedan ili više modela
 - Model spremljen prema pravilima tog konkretnog python ML modula
 - scikit-learn: *joblib* datoteka s modelom
 - MLflow: pickle datoteka + opisnici
 - •
- Implementira v2 inference protocol



- settings.json Datoteka s parametrima servera
 - Portovi, paralelizam, debugiranje, sučelja, folder s modelima, endpoint za metriku, detalji za Kafka sučelje, ...
 - Dostupna sučelja: REST, gRPC, Kafka redovi
 - settings.json dokumentacija
 - Stavlja se u folder u kojem se pokreće MLserver
- model-settings.json Datoteka s parametrima modela
 - Ide u folder s modelom ako se poslužuje jedan model, to je isti folder u kojem je i settings.json datoteka
 - model-settings.json dokumentacija
 - Definiramo inference runtime, datoteke s modelima, URL prefikse za modele i dodatne parametre za modele



• Struktura za više modela

• MLServer se pokrene u folderu sa settings.json kao

```
mlserver start .
```

- Ovakav poziv blokira terminal nije pogodno za Jupyter notebook
- Osim ako u settings.json nismo drukčije podesili, imamo na raspolaganju REST sučelje na portu 8080



- Definiramo konfiguracijske datoteke
- REST poziv sadržava specifičan zahtjev – v2 inference protocol

```
import requests
inference_request = {
  "inputs": [
     "name": "predict",
     "shape": (2,4),
     "datatype": "FP32",
      "data": [[-1.143017, 1.249201, -1.340227, -1.447076],[0.432165, 0.788808,
0.933271, 1.448832]]
endpoint = "http://localhost:8080/v2/models/mlp-iris/versions/v1.0.0/infer"
response = requests.post(endpoint, json=inference_request)
response.json()
```

```
%%writefile ./mlserver_iris/settings.json
{
  "debug": "true"
}
```

```
%%writefile ./mlserver_iris/model-settings.json
{
    "name": "mlp-iris",
    "implementation": "mlserver_sklearn.SKLearnModel",
    "parameters": {
        "uri": "./mlp_iris.joblib",
        "version": "v1.0.0"
    }
}
```



- Imamo mogućnost pokretanja u kontejneru
 - Umjesto pokretanja servera u folderu s settings.json radimo

```
mlserver build . -t <image name>:<version>
```

- Tako generirani kontejner pokrenemo i imamo isti efekt kao i na prethodnim prikaznicama
 - Možemo ga pokrenuti i unutar Seldon Core instance
 - Ovo je značajno kada trebamo pokrenuti custom modele na Seldon Core-u





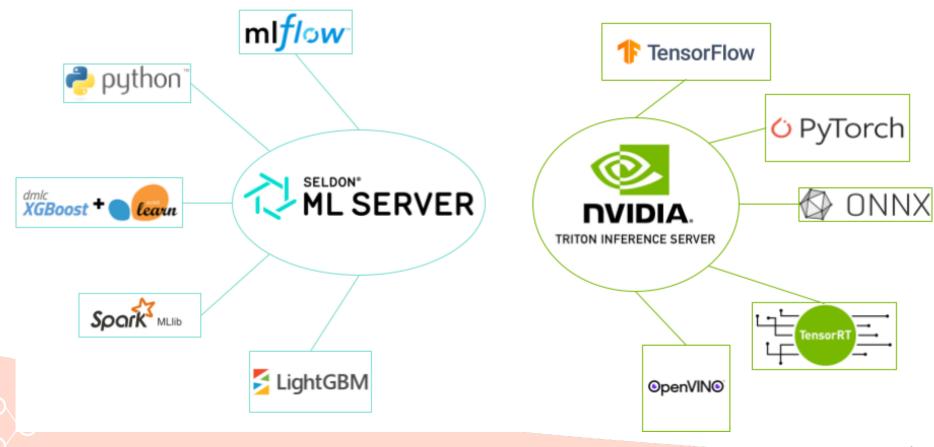
- Custom model
 - Python kod koji implementira MLModel klasu
 - Parametre dobijemo kroz self._settings svojstvo
 - Metoda predict odrađuje glavnu stvar
 - Metoda *load* čita model iz datoteke, a datoteka je snimljena nakon učenja u formatu koji smo sami odabrali – recimo JSON
 - Sučelje *predict* metode treba biti prilagođeno postavkama u *model-settings.json* datoteci
 - Ili imamo kompletno custom sučelje

```
class MojModel(MLModel):
 async def load(self) -> bool:
  model uri = await get model uri(self. settings)
  with open(model uri) as model file:
    cpročitaj model>
 @decode args
 async def predict( self, <parametri>) -> np.ndarray:
  c
%%writefile ./model-settings.json
 "name": "moj-model",
 "implementation": "models.MojModel",
 "parameters": { "uri": "./moj-model.json" }
```





V2 Multi-Model Capable Servers



- Dvije varijante
 - docker instalacija uglavnom za development i testiranje
 - Ručna instalacija build i sve ostalo
 - Kubernetes cluster instalacija produkcija
 - Moguće instalirati na KinD cluster
 - Razvoj i testiranje
 - Koristi ansible playbook koncept za instalaciju
 - Produkcijska instalacija uglavnom ide ručno kroz helm





- Dodatne komponente koje se moraju/mogu instalirati
 - Kafka obavezno
 - Omogućava servisne cjevovode na Seldon Core-u ulančavanje modela
 - Ovo je moguće s obzirom na *v2 inference protocol*
 - Sjetite se modela za skaliranje u *iris* scikit-learn modelu imamo poseban *joblib* koji je utreniran da skalira ulaz u *Seldon Core* terminologiji je to transformer
 - Dodatni modeli koji se mogu ulančavati u servisni cjevovod
 - Explainer Model koji se koristi za objašnjavanje odluke ili generalno utvrđivanje odnosa odluke i ulaznih podataka – <u>Explainable AI</u>
 - Drift detectors Model koji se koristi za detekciju promjena u odlukama drift modela
 - Uvijek se pozivaju asinkrono u servisnom cjevovodu jer se uobičajeno koriste za pokretanje cjevovoda za učenje

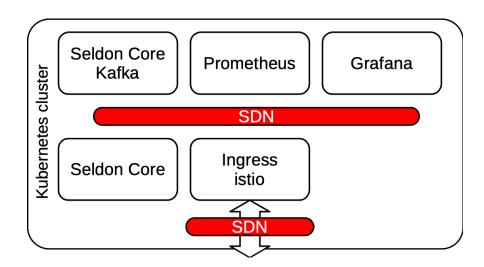


- Dodatne komponente koje se moraju/mogu instalirati
 - **Prometheus** opcija
 - Spaja se na monitoring endpoint Seldon Core-a monitoring endpoint postoji i na MLServeru
 - Sprema vrijednosti u TSDB *time-series database*
 - Upiti nad TSDB + ograničena vizualizacija
 - <u>Grafana</u> opcija
 - Dashboard
 - Vizualizacija iz monitoringa
 - Ostale opcionalne komponente nećemo posebno isticati





- *Ingress* agnostic
 - Kao *ingress* u Kubernetes cluster se može koristiti *istio*, *ngnix*, *Ambassador*, *Traefic*
 - Svaki deployment ima svoj virtualni servis u Seldon Core namespace-u - seldon_mesh_namespace
 - Kafka ima svoj namespace seldon_kafka_namespace
 - Ingress mapira te virtualne servise omogućava korištenje servisa izvan Kubernetes clusters







- Deployment modela pojednostavnjen
 - Model se spremi u repozitorij AWS, minIO (S3), GS
 - Napravi se YAML opisnik koji se zatim s *kubectl deploy-a* na Kubernetes cluster

```
apiVersion: mlops.seldon.io/v1alpha1
kind: Model
metadata:
    name: iris
spec:
    storageUri: "gs://seldon-models/scv2/samples/mlserver_1.3.0/iris-sklearn"
    requirements: - sklearn
kubectl create -f ./sklearn-iris-gs.yaml -n seldon-mesh-namespace
```

- REST URL definiran je zatim naziv-om modela u yaml-u i postavkama ingress-a
- Taj se URL može provjeriti korištenjem kubectl-a



name: mlserver

- S obzirom na vrijednost *requirement* atributa u yaml *deployment* opsiniku aktivira se ili MLServer ili Nvidia Triton server
 - Za pytorch će to biti Triton server
- Možemo raditi deployment custom MLServer kontejnera
 - Ako recimo imamo custom model
 - Kubernetes clusteru moramo omogućiti pristup generiranoj MLServer docker slici (image)
 - To može kroz docker hub, github ili direktno uploadom u Kubernetes cluster

```
apiVersion: mlops.seldon.io/v1alpha1
                                                                apiVersion: mlops.seldon.io/v1alpha1
kind: Server
                                                                kind: Model
metadata:
                                                                metadata:
 name: mlserver-custom
                                                                 name: iris
spec:
                                                                spec:
 serverConfig: mlserver
                                                                 storageUri: "gs://seldon-models/mlserver/iris"
 podSpec:
                                                                 server: mlserver-custom
   containers:
    - image: cliveseldon/mlserver:1.2.0.dev1
```



Seldon Core v2 - Explainers

- Zašto je donesena odluka kakva je donesena?
- Model treiramo kao black box, te radimo statističku obradu ulaza i izlaza modela
 - Na temelju toga donosimo zaključke koje značajke su bitne kod donošenja odluke
 - Recimo <u>SHAP</u>, <u>LIME</u>
 - Seldon ima svoj paket <u>Alibi-Explain</u>
- Može se koristiti u fazi eksperimentiranja MLflow
 - Kod učenja ili testiranja pozovemo statističku obradu kako bismo utvrdili bitne značajke – posebno zanimljivo kod klasifikatora
- Explainer Model koji se često poziva u sekvenci sa samim ML modelom
 - Često se radi augmentacija izlazne strukture (rezultata) s objašnjenjem odluke



Seldon Core v2 – Drift detektori

- Da li je odluka u skladu s utreniranim modelom?
 - Neka odluka može biti outlier s obzirom na ulazne podatke
 - Ako modelu pada preciznost, znači da nam odluke nisu ispravne
- Model tretiramo kao black box, te radimo statističku obradu ulaza i izlaza modela
 - Na temelju toga se radi statistička obrada multivarijatna analiza, npr. clustering, Kolmogorov-Smirnov test, ...
 - Seldon ima svoj paket <u>Alibi-Detect</u>
- Drift detector Model koji se često poziva asinkrono nakon samog ML modela
 - Ako se detektira drift, tu detekciju možemo recimo staviti na Kafka red za iniciranje izvršenja cjevovoda za učenje



Seldon Core v2 – Cjevovodi

- Seldon Core cjevovod je zapravo samo dio servisnog cjevovoda
- Omogućava ulančavanje modela, npr. transformacija, model, explainer, drift detector
- V2 inference protocol koristi specifičnu definiciju tensora koja omogućava jednostavniji prijenos podataka između modela
 - Mapiranje tensora u cjevovodu
 - Uvjeti, okidači, hvatanje grešaka
- Prvo deploy-amo sve modele, a zatim ih povežemo u cjevovod

```
apiVersion:
mlops.seldon.io/v1alpha1
kind: Pipeline
metadata:
 name: chain
 namespace: seldon-mesh-
namespace
spec:
 steps:
   - name: model1
   - name: model2
   inputs:
    - model1
 output:
   steps:
    - model2
```

Seldon Core v2 – Kubernetes cluster

- Kubernetes cluster kontejnerizirana okolina
 - Uglavnom stateless okoline
 - Za svu persistenciju *persistent volume*
 - Definiramo broj replika određenog modela povećavamo skalabilnost
 - Ukoliko jedna replika "nestane", digne se nova i promet se preusmjeri
 - Seldon Core operator
 - Deployment modela pakiranje u kontejnere
 - Upravljanje replikama
 - Persistencija Seldon Core cjevovoda Kafka
 - Nebitno koja replika pokupi tensor i nastavi obradu u cjevovodu



