Głębokie modele uczenia maszynowego

Środa 9.15-10.45

Kamil Tagowski (kamil.tagowski@pwr.edu.pl)

Plan zajęc

Zajęcia laboratoryjne składają się z dwóch części:

- Część I: Laboratoryjna (40 pkt)
- Cześć II: Laboratoryjna lub projektowa (60 pkt)

Ocenianie

Punktacja	0-50	51-60	61-70	71-80	81-90	91-100
Ocena	2	3	3.5	4	4.5	5

Część pierwsza

	Daty	Termin oddania	Maksymalna Punktacja
Wprowadzenie do zajęć laboratoryjnych	02.10.2019	-	-
Ćw. 1: MLP - Implementacja architektury	09.10.2019	14.10.2019	5 pkt
Ćw. 1: MLP - Badanie hiperparametrów	16.10.2019	21.10.2019	5 pkt
Ćw. 2: CNN - Implementacja architektury	23.10.2019	28.10.2019	5 pkt
Ćw. 2: CNN - Badanie połączeń rezudualnych	30.10.2019	04.11.2019	5 pkt
Ćw. 3: RNN - Implementacja architektury	06.11.2019	18.11.2019	5 pkt
Ćw. 3: RNN - Badanie reprezentacji wektorowej słów	20.11.2019	25.11.2019	5 pkt
Konkurs	15.11.2019-15.12.2019	-	10 pkt

Część druga

Ścieżka projektowa

	Daty	Termin oddania	Maksymalna Punktacja
Zajęcia wprowadzające	27.11.2019	-	-
Przegląd literaturowy	04.12.2019, 11.12.2019	16.12.2019	12 pkt
Implementacja	18.12.2019, 08.01.2020	13.01.2020	18 pkt
Badania + raport	15.01.2020, 22.01.2020	27.01.2020	30 pkt

Ścieżka laboratoryjna

	Daty	Termin oddania	Maksymalna Punktacja
Zajęcia wprowadzające	27.11.2019	-	-
Ćw 4.: Implementacja	04.12.2019, 11.12.2019	15.12.2019	18 pkt
Ćw 4.: Poszukiwanie hiperparametrów	18.12.2019	05.01.2020	12 pkt
Ćw 5.: Implementacja	08.01.2020, 15.01.2020	20.01.2020	18 pkt
Ćw 5.: Poszukiwanie hiperparametrów	22.01.2020	27.01.2020	12 pkt

Regulamin

- Za opóźnienie o każdy termin zajęć kara punktowa wynosi 20% punktacji bazowej;
- Oddanie zadania w terminie późniejszym niż 3 tygodnie od zaplanowanego terminu skutkuje otrzymaniem 0 punktów za to zadanie;
- Aktywny udział w zajęciach laboratoryjnych jest obowiązkowy (liczy się praca w trakcie zajęć oraz w domu);

Wstęp do Tensorflow 2.0

Biblioteka do definiowania grafów obliczeniowych

- Oficjalne repozytorium
 https://github.com/tensorflow/tensorflow/tensorflow/tensorflow/tensorflow/
- Dokumentacja i tutoriale
 https://www.tensorflow.org/tutorials/ (https://www.tensorflow.org/tutorials/)

Instalacja Tensorflow

CPU

pip install tensorflow==2.0.0-rc2

CPU/GPU

pip install tensorflow-gpu==2.0.0-rc2

Więcej informacji lub instalacja za pomocą Dockera

https://www.tensorflow.org/install/ (https://www.tensorflow.org/install/)

Tryb eager vs statyczny graf obliczeniowy

Statyczny graf obliczeniowy (Tensorflow 1.x)

```
import tensorflow as tf

m = tf.placeholder(tf.float32)
op = tf.matmul(m, m)

with tf.Session() as sess:
    y = sess.run(op, feed_dict={a: [3]})

print('Result: ', y)
```

Tryb eager (Tensorflow 2.x)

Pierwsza wersja wprowadzona w TensorFlow 1.7

```
import tensorflow as tf

tf.compat.v1.enable_eager_execution()

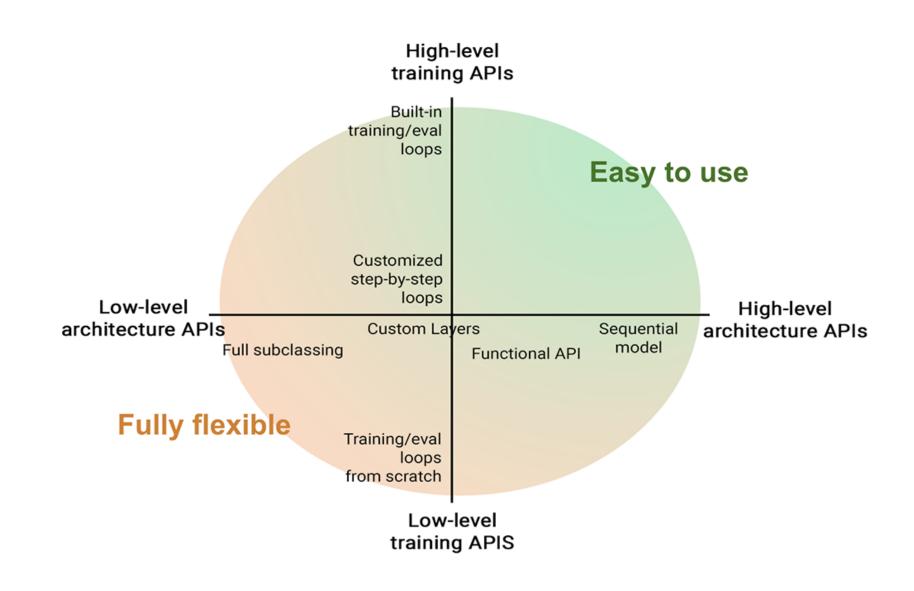
x = [[3.]]
print(tf.matmul(x,x).numpy())
```

Dostępne interfejsy programistyczne:

- Funkcyjny (Functional API)
- Sekwencyjny (Sequential API)

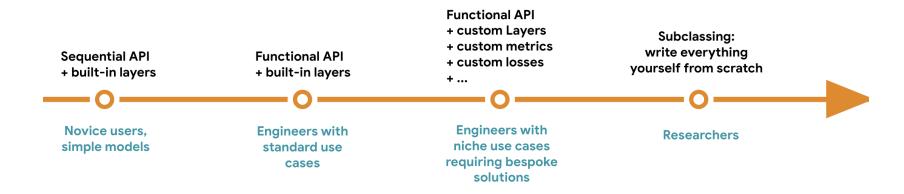
Interejs na którym będą oparte zadania

• Klasowy (Subclassing API)



Model building: from simple to arbitrarily flexible

Progressive disclosure of complexity



Model training: from simple to arbitrarily flexible

Progressive disclosure of complexity

Iterate on the data **Custom training loop** + call train on batch(), model.fit() with GradientTape model.fit() test_on_batch(), predict() ... + callbacks Quick **Customize a typical** Bespoke training loop Whatever you want experiment supervised training loop using regular optimizer / e.g. new optimization e.g. add Checkpointing, losses / metrics algorithm, Early Stopping, e.g. GANs, curriculum learning learning to learn TensorBoard monitoring, send Slack notifications...

Functional API

Sequential API

Subclassing API

```
class MyModel(tf.keras.Model):
  def init (self):
    super(MyModel, self). init ()
    self.flatten = Flatten()
    self.d1 = Dense(64, activation='relu')
    self.d2 = Dense(64, activation='relu')
    self.d3 = Dense(10, activation='softmax')
  def call(self, x):
    x = self.flatten(x)
    x = self.dl(x)
    x = self.d2(x)
    return self.d3(x)
model = MyModel()
with tf.GradientTape() as tape:
  logits = model(images)
  loss value = loss(logits, labels)
grads = tape.gradient(loss value, model.trainable variables)
optimizer.apply gradients(zip(grads, model.trainable variables))
```

Popularne narzędzia do wizualizacji

- TensorBoard (TensorFlow, TensorBoardX PyTorch)
- Visdom (PyTorch, Numpy)