## Sieci neuronowe 2020 – Lista 1 Uzupełniona

**Zadanie 1.** Wykonaj kod tworzenia, uczenia i testowania sieci gęstej dla zbioru MNIST [1,2].

**Zadanie 2.** Korzystając z biblioteki Keras (<a href="https://keras.io">https://keras.io</a>) lub innej, zaimplementuj sieć neuronową dla problemu klasyfikacji recenzji filmowych z bazy IMDB (<a href="https://keras.io/api/datasets/imdb/">https://keras.io/api/datasets/imdb/</a>). Wykorzystaj parametry sieci z Rozdziału 3.5 [1] lub [2]. Czy sprawność sieci zmieni się jeżeli:

- będzie tylko jedna warstwa gęsta?
- będą trzy warstwy gęste?
- liczba jednostek w warstwie/warstwach zmniejszy się?
- liczba jednostek w warstwie/warstwach zwiększy się?
- zamiast entropii krzyżowej wykorzystamy inną funkcję straty, np. błąd średniokwadratowy?
- w ostatniej warstwie funkcją aktywacji będzie tangens hiperboliczny?

Na podstawie powyższych eksperymentów wybierz najlepsze wartości hiperparametrów sieci (liczba warstw, liczba jednostek w warstwie, funkcje aktywacji, rozmiar wsadu, liczba epok, itd.) Dla najlepszych wartości hiperparametrów wytrenuj sieć na całym zbiorze treningowym (25000 próbek). Sprawdź trafność klasyfikacji (accuracy) tak wytrenowanej sieci na zbiorze testowym.

**Zadanie** 3. Czy dla sieci neuronowej i zbioru "reuters" (<a href="https://keras.io/api/datasets/reuters/">https://keras.io/api/datasets/reuters/</a>) sprawność zmieni się w stosunku do Rozdziału 3.6 [1] lub [2] jeżeli:

- będzie tylko jedna warstwa gęsta?
- będą trzy warstwy gęste?
- liczba jednostek w warstwie/warstwach zmniejszy się?
- liczba jednostek w warstwie/warstwach zwiększy się?
- rozmiar wsadu zmniejszy się?
- rozmiar wsadu zwiększy się?

Dla najlepszych wartości hiperparametrów znalezionych w trakcie powyższych eksperymentów, wytrenuj sieć na całym zbiorze treningowym. Sprawdź trafność klasyfikacji (accuracy) tak wytrenowanej sieci na zbiorze testowym.

**Zadanie 4.** Eksperymentalnie dobierz najlepsze wartości hiperparametrów sieci neuronowej dla zadania regresji dla danych ze zbioru "Boston Housing" (<a href="https://keras.io/api/datasets/boston\_housing/">https://keras.io/api/datasets/boston\_housing/</a>). Jaki jest średni błąd bezwzględny dla zbioru testowego? Czy zastosowanie *K*-składowej walidacji krzyżowej poprawia proces doboru wartości hiperparametrów?

**Zadanie 5.** Pobierz zbiór *Iris* (<a href="https://www.tensorflow.org/datasets/catalog/iris?hl=en">https://www.tensorflow.org/datasets/catalog/iris?hl=en</a>) z modułu *TensorFlow Datasets*. Dobierz najlepsze wartości hiperparametrów sieci na podstawie:

- [na ocenę 3.0]: K-składowej walidacji krzyżowej.
- [na wyższą ocenę]: K-składowej walidacji krzyżowej ze zbiorem walidacyjnym i testowym.

K-składowa walidacja krzyżowa. Najpierw ze zbioru danych wydzielany jest zbiór testowy. Następnie pozostałe dane są dzielone na K składowych. Każda z tych składowych jest następnie zbiorem walidacyjnym, a pozostałe K-1 składowych składa się na zbiór treningowy. Walidacja następuje na podstawie średnich danych walidacyjnych z K treningów. Na podstawie walidacji wybieramy najlepsze wartości hiperparametrów, a następnie uczymy sieć na całym zbiorze danych oprócz części testowej. Ocena wyuczonej sieci następuje na zbiorze testowym.

K-składowa walidacja krzyżowa ze zbiorem walidacyjnym i testowym. Dane są dzielone na K składowych. Każda z tych składowych jest następnie zbiorem testowym, a z pozostałych K-1 składowych każda staje się zbiorem walidacyjnym, a pozostałe K-2 składowych składa się na zbiór treningowy. Walidacja następuje na podstawie średnich danych walidacyjnych z K\*(K-1) treningów. Na podstawie walidacji wybieramy najlepsze wartości hiperparametrów, a następnie uczymy sieć K-krotnie – za każdym razem na wszystkich K-1 składowych, które nie są w danym przebiegu zbiorem testowym. Ocena wyuczonej sieci jest średnim wynikiem dla K zbiorów testowych.

W sprawozdaniu zamieść i opisz:

- wykorzystany kod,
- sposób doboru hiperparametrów,
- wykresy funkcji straty i trafności dla walidacji,
- wyniki uzyskane dla najlepszej kombinacji parametrów oraz rysunek finalnej sieci wykonany przy wykorzystaniu keras.utils.plot\_model,
- · wnioski.

Zadanie 6. Znajdź zbiór danych odpowiedni do zadania klasyfikacji jednoetykietowej (dyskretnej). Zbiór może pochodzić z Kaggle (https://www.kaggle.com/datasets) lub UCI Machine Learning Repository (https://archive.ics.uci.edu/ml/datasets.php) lub z innego źródła (po uzgodnieniu z prowadzącym). Zastanów się jak wykorzystać sieć neuronową do rozwiązania tego zadania klasyfikacji. Przygotuj się na omówienie zbioru danych i propozycji rozwiązania problemu klasyfikacji z prowadzącym podczas zajęć 10.01.2021. Zaproponuj strukturę sieci (rozważ także wykorzystanie regularyzacji i porzucania) a następnie eksperymentalnie dobierz wartości hiperparametrów sieci maksymalizujące efektywność sieci na zbiorze testowym. W sprawozdaniu zamieść i opisz:

- wykorzystany kod,
- sposób doboru hiperparametrów,
- wykresy funkcji straty i trafności dla walidacji,
- wyniki uzyskane dla najlepszej kombinacji parametrów oraz rysunek finalnej sieci wykonany przy wykorzystaniu keras.utils.plot\_model,
- wnioski.

**Zadanie 7.** Znajdź zbiór danych odpowiedni do zadania **regresji**. Zbiór może pochodzić z Kaggle (<a href="https://www.kaggle.com/datasets">https://www.kaggle.com/datasets</a>) lub UCI Machine Learning Repository (<a href="https://archive.ics.uci.edu/ml/datasets.php">https://archive.ics.uci.edu/ml/datasets.php</a>) lub z innego źródła (po uzgodnieniu z prowadzącym). Zastanów się jak wykorzystać sieć neuronową do rozwiązania tego zadania regresji. Przygotuj się na omówienie zbioru danych i propozycji rozwiązania problemu regresji z prowadzącym podczas zajęć 10.01.2021. Zaproponuj strukturę sieci (rozważ także wykorzystanie regularyzacji i porzucania) a następnie eksperymentalnie dobierz wartości hiperparametrów sieci maksymalizujące efektywność sieci na zbiorze testowym. W sprawozdaniu zamieść i opisz:

- wykorzystany kod,
- sposób doboru hiperparametrów,
- wykresy funkcji straty i trafności dla walidacji,
- wyniki uzyskane dla najlepszej kombinacji parametrów oraz rysunek finalnej sieci wykonany przy wykorzystaniu keras.utils.plot\_model,
- · wnioski.

## Literatura:

- [1] F. Chollet, Deep Learning. Praca z językiem Python i biblioteką Keras, Helion, 2019.
- [2] F. Chollet, J. J. Allaire, Deep Learning. Praca z językiem R i biblioteką Keras, Helion, 2019.