УДК 004.85:61

ВИКОРИСТАННЯ ІНСТРУМЕНТІВ DEEP LEARNING TOOLBOX

Яковенко О.С.
e-mail: oleksandr.iakovenko@nure.ua
Науковий керівник – ст. викладач Чумак В. С.
Харківський національний університет радіоелектроніки, каф. МТС
м. Харків, Україна

The Deep Learning Toolbox in MATLAB provides a powerful set of tools for developing and training neural networks that can be effectively used for various signal processing tasks. This tool supports working with neural network types such as multilayer perceptrons (MLP), recurrent neural networks (RNN), LSTM (Long Short-Term Memory), and convolutional neural networks (CNN). All these architectures can be applied to analyze and process different types of signals, such as audio, images, time series, and biometric data.

Останнім часом у медичній галузі робиться багато нових відкриттів, і вона розвивається швидкими темпами. Це є наслідком збільшення використання цифрових та комп'ютерних технологій у медицині, що дозволяє застосовувати інноваційні методи для аналізу медичних даних [1]. Перед тим як нейронна мережа зможе навчатися на даних, важливо провести їх нормалізацію, усунути пропуски та підготувати навчальні і тестові вибірки. Цей етап критично важливий, оскільки неправильно оброблені або неповні дані можуть негативно вплинути на якість навчання моделі. Для цього Deep Learning Toolbox включає низку функцій, які дозволяють масштабувати та перетворювати дані, що сприяє покращенню якості навчання моделі та підвищенню її точності. MATLAB підтримує використання різних методів оптимізації для навчання нейронних мереж, таких як стохастичний градієнтний спуск, Adam, RMSprop та інші. Ці алгоритми дозволяють ефективно налаштовувати ваги мережі, мінімізуючи помилку на навчальних даних та забезпечуючи найкращу продуктивність моделі. Зокрема, метод Adam, який поєднує переваги адаптивного кроку навчання та моментуму, є дуже популярним завдяки своїй здатності швидко досягати високих результатів у багатьох задачах. Вбудовані інструменти для крос-валідації та регуляризації допомагають уникнути перенавчання і налаштувати гіперпараметри мережі для досягнення найкращих результатів. Для обробки часових рядів, таких як дані з датчиків або аудіосигнали, нейронні мережі LSTM продемонстрували свою високу ефективність завдяки своїй здатності зберігати інформацію про попередні кроки і враховувати тимчасові залежності. Завдяки цій особливості, LSTM є ідеальним вибором для аналізу медичних сигналів, які мають важливі часові залежності. У MATLAB для цього доступні вбудовані функції, які дозволяють легко створити та навчити LSTM-мережу для аналізу часових рядів, що робить процес розробки моделей значно зручнішим.

ЕЕГ-сигнали – це приклади часових рядів, які потребують особливого підходу при аналізі, оскільки вони часто містять як регулярні, так і аномальні патерни, що можуть бути ознакою певних захворювань. Рекурентні нейронні мережі (RNN) та LSTM-мережі зазвичай застосовуються для класифікації ЕЕГ-сигналів з метою діагностики захворювань або моніторингу стану пацієнтів. Наприклад, для виявлення епілептичних припадків можна використовувати LSTM-мережу, яка ефективно обробляє тимчасові залежності в ЕЕГ-сигналах, що дозволяє точно визначити моменти припадків на основі даних, зібраних в реальному часі. Приклад побудови моделі для класифікації ЕЕГ-сигналів:

```
[XTrain, YTrain] = loadEEGData();
XTrain = preprocessEEG(XTrain);
% Створення архітектури мережі LSTM
layers = [
   sequenceInputLayer(1)
   lstmLayer(100, 'OutputMode', 'last')
   fullyConnectedLayer(2)
   softmaxLayer
   classificationLayer];
%Параметри навчання
options = trainingOptions('adam', ...
   'MaxEpochs', 50, ...
   'MiniBatchSize', 32, ...
   'InitialLearnRate', 0.001, ...
   'Shuffle', 'every-epoch');
%Навчання мережі
net = trainNetwork(XTrain, YTrain, layers, options);
%Прогнозування нових даних
YPred = classify(net, XTest);
```

Тут використовується LSTM-мережа для класифікації ЕЕГ-сигналів, що дозволяє ефективно враховувати тимчасові залежності та патерни в даних, які характерні для різних станів мозку, таких як епілептичні припадки. У цьому контексті нейронні мережі забезпечують потужні можливості для раннього виявлення медичних відхилень, що може значно покращити точність діагностики та допомогти лікарям у швидкому прийнятті рішень.

Список використаних джерел:

1. Дерюга І. М. Дослідження можливості використання алгоритму Прюіт для обробки медичних зображень / І. М. Дерюга, В. С. Чумак // Автоматизація, електроніка та робототехніка. Стратегії розвитку та інноваційні технології (AERT-2023) : матеріали V форуму, 29–30 листопада 2023 р. – Харків : ХНУРЕ, 2023. – С. 129-131.