Informatyka, studia dzienne, inż I st. semestr IV

Sztuczna inteligencja i systemy ekspertowe 2024/2025

Prowadzący: Dr. inż. Krzysztof Lichy wtorek, 12:00

Data oddania: _____ Ocena: _____

Mikołaj Pawłoś 258681
Emilia Szczerba 251643

Zadanie drugie: Poprawa lokalizacji UWB przy pomocy sieci neuronowych

1. Cel

Zaprojektowanie i zaimplementowanie sieci neuronowej, która pozwoli na korygowanie błędów uzyskanych z systemu pomiarowego.

2. Wprowadzenie

2.1. Sieć neuronowa

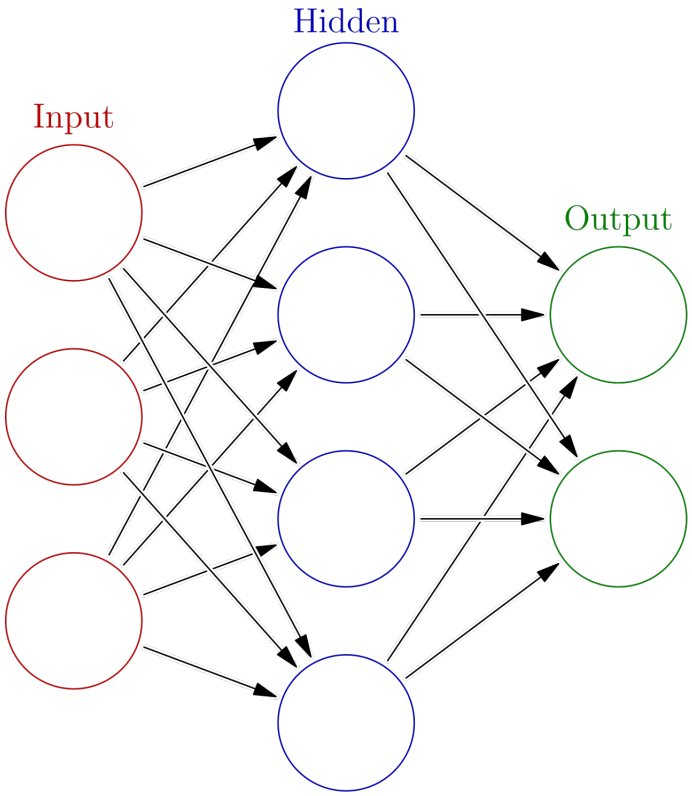
Sieć neuronowa (znana również jako *sztuczna sieć neuronowa*, w skrócie **NN** lub **ANN**) to model obliczeniowy inspirowany strukturą i funkcjami biologicznych sieci neuronowych. Sieć neuronowa składa się z połączonych jednostek lub węzłów, zwanych **sztucznymi neuronami**, które luźno odwzorowują neurony w mózgu.

Neurony są połączone **krawędziami**, które odwzorowują synapsy w mózgu. Każdy sztuczny neuron odbiera sygnały od połączonych z nim neuronów, przetwarza je, a następnie wysyła sygnał do kolejnych połączonych neuronów.

„**Sygnał**" ma postać liczby rzeczywistej, a wyjście neuronu obliczane jest za pomocą pewnej nieliniowej funkcji sumy jego wejść, zwanej **funkcją aktywacji**.

Siła sygnału w każdym połączeniu jest określana przez **wagę**, która jest dostosowywana podczas procesu uczenia.

Zazwyczaj neurony grupowane są w **warstwy**. Różne warstwy mogą wykonywać różne transformacje danych wejściowych. Sygnały przepływają od pierwszej warstwy (*warstwa wejściowa*) do ostatniej (*warstwa wyjściowa*), przechodząc być może przez kilka warstw pośrednich (*warstw ukrytych*). Sieć nazywa się **głęboką siecią neuronową**, jeśli zawiera co najmniej dwie warstwy ukryte.



Rysunek 1: Schemat przykładowej sieci neuronowej

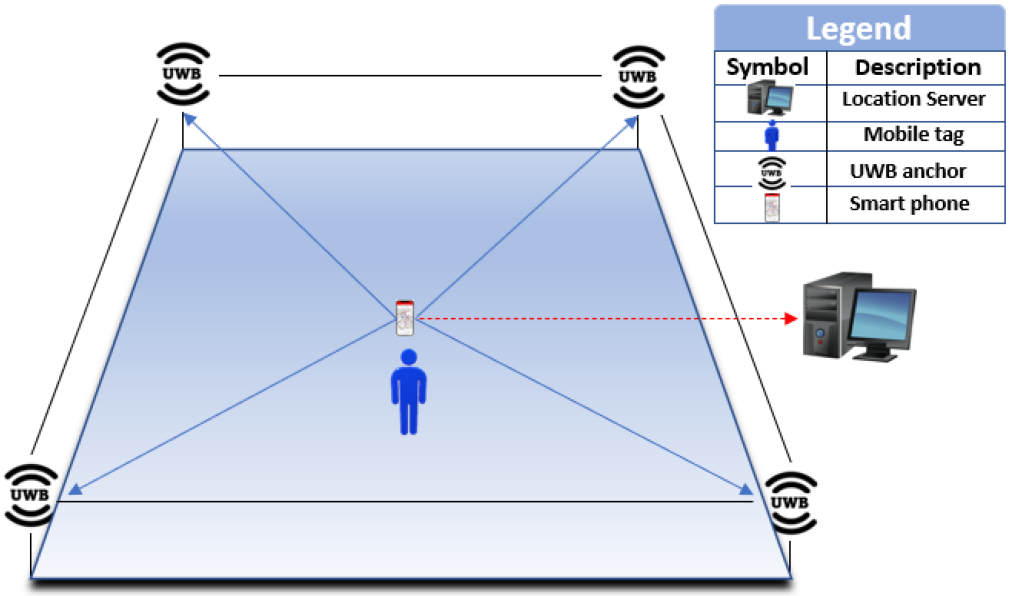
Sztuczne sieci neuronowe są wykorzystywane w różnych zadaniach, takich jak *modelowanie predykcyjne*, *sterowanie adaptacyjne* czy *rozwiązywanie problemów z zakresu sztucznej inteligencji*. Potrafią uczyć się na podstawie doświadczenia i wyciągać wnioski z złożonych i pozornie niepowiązanych danych.

2.2. Systemy lokalizacji UWB

Technologia **Ultra-Wideband (UWB)** wykorzystuje krótkie impulsy radiowe o bardzo szerokim paśmie częstotliwości (powyżej 500 MHz), co umożliwia precyzyjny pomiar odległości między nadajnikiem a odbiornikiem. Główną zaletą UWB jest wysoka odporność na zakłócenia wielodrogowe (*multipath*) oraz możliwość osiągnięcia dokładności lokalizacji rzędu **kilku centymetrów**.

Kluczowe metody lokalizacji w UWB obejmują:

— **TOA (Time of Arrival)** – pomiar czasu dotarcia sygnału,
— **TDOA (Time Difference of Arrival)** – różnica czasu dotarcia do wielu odbiorników,
— **RSSI (Received Signal Strength Indication)** – pomiar mocy sygnału (mniej precyzyjny niż TOA/TDOA).



Rysunek 2: przykładowy system lokalizacji UWB

Ograniczenia systemów UWB obejmują:

— Wpływ przeszkód fizycznych (np. ściany) na propagację sygnału,
— Błędy synchronizacji czasowej między urządzeniami,
— Zależność od konfiguracji środowiska (np. rozmieszczenie anchorów).

2.3. Uczenie sieci neuronowej

Proces uczenia sieci neuronowej polega na dostosowywaniu wag połączeń między neuronami w celu minimalizacji funkcji straty (*loss function*), która mierzy różnicę między przewidywaniami modelu a rzeczywistymi wartościami. Kluczowe etapy tego procesu obejmują:

— **Propagację wprzód** (*forward propagation*) – obliczenie wyjścia sieci na podstawie danych wejściowych i aktualnych wag.
— **Obliczenie funkcji straty** – np. średni błąd kwadratowy (MSE) dla zadań regresji:

$$MSE = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(y_i - \hat{y}_i)^2, \tag{1}$$

gdzie y_i to wartość rzeczywista, a $\hat{y}_i$ to przewidywana wartość.
— **Propagację wsteczną** (*backpropagation*) – obliczenie gradientów funkcji straty względem wag i ich aktualizacja przy użyciu optymalizatora (np. Adam, SGD).

W projekcie zastosowano dodatkowe techniki poprawiające uczenie, takie jak:
— **Wczesne zatrzymanie** (*early stopping*) – przerwanie uczenia, gdy błąd na zbiorze walidacyjnym przestaje maleć.
— **Normalizacja danych** – przekształcenie cech do podobnego zakresu wartości (np. przy użyciu StandardScaler).

3. Opis implementacji

Zadanie zostało wykonane przy użyciu języka **Python3**, z wykorzystaniem następujących bibliotek:

— `Matplotlib`
— `Numpy`
— `PyTorch`
— `scikit-learn`

Projekt został podzielony na następujące pliki:

1. `DataLoader.py` – moduł odpowiedzialny za wczytywanie, filtrowanie i wstępne przetwarzanie danych pomiarowych z plików Excel.
2. `NeuralNetworkModel.py` – główny moduł modelu uczenia maszynowego opartego na sieci neuronowej. Odpowiada za tworzenie, trenowanie, testowanie i zapisywanie modelu, z uwzględnieniem mechanizmów detekcji outlierów i normalizacji danych.
3. `OutlierDetector.py` – moduł odpowiedzialny za identyfikację obserwacji odstających w danych wejściowych. Wspiera różne metody detekcji, m.in. oparte na odległości Mahalanobisa czy odchyleniu standardowym.
4. `main.py` – plik uruchomieniowy, zawierający konfigurację eksperymentów, wczytywanie danych, inicjalizację modelu oraz zapisywanie wyników i metryk. Stanowi punkt wejścia do całego systemu.

3.1. Plik `DataLoader.py`

Moduł `DataLoader.py` odpowiada za ładowanie oraz wstępne przetwarzanie danych pomiarowych wykorzystywanych w procesie uczenia i testowania modeli. Główne zadania realizowane przez ten moduł to:

— automatyczne lokalizowanie folderów z danymi wejściowymi (statycznymi i dynamicznymi),
— odczyt danych z plików Excel (`.xlsx`) znajdujących się w podfolderach `F8` i `F10`,
— wstępne czyszczenie danych – usuwanie pustych wierszy,
— selekcja i ekstrakcja cech sensorycznych z kolumn (np. akcelerometr, żyroskop, ciśnienie, kwaterniony),

Dane są dzielone na zbiór treningowy (pochodzący z plików statycznych) oraz testowy (z plików dynamicznych), a następnie przekształcane do postaci numerycznych macierzy przy pomocy biblioteki NumPy. Moduł ten stanowi fundament do dalszych etapów analizy i modelowania, zapewniając jednolite i ustandaryzowan

---

3.2. Plik `NeuralNetworkModel.py`

Plik `NeuralNetworkModel.py` zawiera kompletną implementację modelu sieci neuronowej zaprojektowanej z myślą o regresji wielowymiarowej oraz automatycznej detekcji i eliminacji obserwacji odstających (ang. outliers).

Moduł składa się z dwóch głównych klas:

— `NeuralNetwork` – definiuje architekturę wielowarstwowej sieci neuronowej typu *feedforward* z konfigurowalną liczbą warstw ukrytych, funkcją aktywacji i mechanizmem `Dropout`.
— `EnhancedNeuralNetworkModel` – klasa wyższego poziomu integrująca funkcje uczenia, walidacji, normalizacji danych, predykcji oraz obsługi danych odstających przy użyciu zewnętrznego modułu `OutlierDetector`.

Model wspiera różne optymalizatory (Adam, SGD), posiada wbudowany mechanizm *early stopping*, adaptacyjny harmonogram uczenia (`ReduceLROnPlateau`) oraz możliwość zapisu i odczytu wag modelu (zarówno w formacie binarnym `.pt`, jak i w postaci tabeli CSV).

Trening odbywa się z użyciem biblioteki PyTorch, a dane wejściowe są wstępnie przeskalowywane za pomocą standaryzacji (`StandardScaler`) z biblioteki `scikit-learn`. Proces walidacji może być przeprowadzony na osobnym zbiorze lub automatycznie podzielony z danych treningowych.

Architektura modelu jest w pełni parametryzowana: użytkownik może zdefiniować liczbę neuronów wejściowych, wyjściowych, strukturę warstw ukrytych, liczbę epok, współczynnik uczenia, funkcję aktywacji, metodę detekcji outlierów, a także urządzenie obliczeniowe (`CPU` lub `GPU`).

3.3. Plik `OutlierDetector.py`

Moduł `OutlierDetector.py` zawiera klasę `OutlierDetector`, która odpowiada za identyfikację oraz usuwanie odstających obserwacji (ang. *outliers*) w danych wejściowych i wyjściowych modeli regresyjnych. Celem tego modułu jest poprawa jakości danych poprzez eliminację punktów, które mogą negatywnie wpłynąć na proces uczenia lub predykcji.

Obsługiwane metody detekcji outlierów:
— **Z-score** – klasyczna metoda statystyczna oparta na standaryzacji zmiennych i analizie ich odchyleń od średniej.
— **IQR (Interquartile Range)** – metoda oparta na analizie rozstępu międzykwartylowego (dolna i górna granica = $Q1 - 1.5 \cdot IQR$, $Q3 + 1.5 \cdot IQR$).
— **Isolation Forest** – metoda oparta na modelu lasu losowego izolującego punkty anomalne.
— **Odległość Mahalanobisa** – metoda uwzględniająca współzmienność danych i odległość od centroidu wielowymiarowego.
— **Combined** – strategia łącząca wyniki trzech metod (Z-score, IQR, Mahalanobis); punkt uznawany jest za outlier, jeśli zostanie wykryty przez co najmniej dwie z nich.

Kluczowe cechy klasy `OutlierDetector`:
— Obsługuje brakujące dane (NaN, inf) poprzez ich czyszczenie lub zastępowanie medianą.
— Uwzględnia błędy obliczeń numerycznych (np. osobliwość macierzy kowariancji).
— Zawiera system awaryjny: w przypadku błędu w jednej metodzie, automatycznie używana jest metoda Z-score jako domyślna.
— Dostarcza pełną analizę statystyczną: liczba wykrytych outlierów, procentowy udział oraz rozmiar zbioru po filtracji.

Główne metody klasy:
— `detect_outliers_zscore(data, threshold)` – detekcja przy użyciu standaryzacji i progu odcięcia.
— `detect_outliers_iqr(data)` – detekcja oparta na kwartylach.
— `detect_outliers_isolation_forest(data)` – detekcja z wykorzystaniem modelu `IsolationForest`.
— `detect_outliers_mahalanobis(data)` – detekcja w oparciu o wielowymiarową odległość Mahalanobisa.
— `detect_outliers(X, Y)` – metoda główna, wykonująca detekcję na połączonych danych wejściowych i wyjściowych.
— `filter_data(X, Y)` – zwraca przefiltrowane dane z usuniętymi outlierami.
— `outlierDetector(X, Y)` – metoda pomocnicza, kompatybilna z interfejsem używanym w kodzie sieci neuronowej.

3.4. Plik `main.py`

Główna funkcja `main()`

Funkcja `main()` zawiera pełny pipeline systemu korekcji i składa się z następujących etapów:

1. Wczytanie danych uczących i testowych przy pomocy klasy `DataLoader`.
2. Utworzenie i trenowanie dwóch modeli sieci neuronowych:
   — bez usuwania wartości odstających (outlierów),
   — z eliminacją outlierów przy użyciu złożonej metody detekcji.
3. Przewidywanie błędów przez modele, ich odejmowanie od danych wejściowych oraz ocena skuteczności korekcji.
4. Obliczenie metryk błędu dla każdego z podejść oraz zapis wyników do pliku tekstowego i arkusza kalkulacyjnego.
5. Generowanie wykresów i zapis danych dystrybuanty błędów do plików `.xlsx`.
6. Zapis wytrenowanych modeli w formacie PyTorch (`.pth`).

Efekty działania i generowane pliki

W wyniku działania programu generowane są:

— Wykresy: `training_history.png`, `error_analysis_*.png`,
— Modele: `model_bez_outlierow.pth`, `model_z_outlierami.pth`,
— Dane wyjściowe: `dystrybuanta_*.xlsx`, `wyniki_szczegolowe.xlsx`, `raport_podsumowanie.txt`.

Plik ten stanowi główny komponent praktyczny systemu korekcji błędów i integruje cały proces od wczytania danych po ocenę skuteczności modelu.

4. Materiały i metody

W tym miejscu należy opisać, jak przeprowadzone zostały wszystkie badania, których wyniki i dyskusja zamieszczane są w dalszych sekcjach. Opis ten powinien być na tyle dokładny, aby osoba czytająca go potrafiła wszystkie przeprowadzone badania samodzielnie powtórzyć w celu zweryfikowania ich poprawności. Przy opisie należy odwoływać się i stosować do opisanych w sekcji drugiej wzorów i oznaczeń, a także w jasny sposób opisać cel konkretnego testu. Najlepiej byłoby wyraźnie wyszczególnić (ponumerować) poszczególne eksperymenty tak, aby łatwo było się do nich odwoływać dalej.

5. Wyniki

W tej sekcji należy zaprezentować, dla każdego przeprowadzonego eksperymentu, kompletny zestaw wyników w postaci tabel, wykresów (preferowane) itp. Powinny być one tak ponazywane, aby było wiadomo, do czego się odnoszą. Wszystkie tabele i wykresy należy oczywiście opisać (opisać co jest na osiach, w kolumnach itd.) stosując się do przyjętych wcześniej oznaczeń. Nie należy tu komentować i interpretować wyników, gdyż miejsce na to

jest w kolejnej sekcji. Tu również dobrze jest wprowadzić oznaczenia (tabel, wykresów), aby móc się do nich odwoływać poniżej.

6. Dyskusja

Sekcja ta powinna zawierać dokładną interpretację uzyskanych wyników eksperymentów wraz ze szczegółowymi wnioskami z nich płynącymi. Najcenniejsze są, rzecz jasna, wnioski o charakterze uniwersalnym, które mogą być istotne przy innych, podobnych zadaniach. Należy również omówić i wyjaśnić wszystkie napotkane problemy (jeśli takie były). Każdy wniosek powinien mieć poparcie we wcześniej przeprowadzonych eksperymentach (odwołania do konkretnych wyników). Jest to jedna z najważniejszych sekcji tego sprawozdania, gdyż prezentuje poziom zrozumienia badanego problemu.

7. Wnioski

W tej, przedostatniej, sekcji należy zamieścić podsumowanie najważniejszych wniosków z sekcji poprzedniej. Najlepiej jest je po prostu wypunktować. Znów, tak jak poprzednio, najistotniejsze są wnioski o charakterze uniwersalnym.

Literatura

[1] Wikipedia contributors. "Neural network (machine learning)." Wikipedia, The Free Encyclopedia. Wikipedia, The Free Encyclopedia, 2025.

[2] Wikipedia contributors. (2025, May 25). *Ultra-wideband*. In Wikipedia, The Free Encyclopedia. 2025

Na końcu należy obowiązkowo podać cytowaną w sprawozdaniu literaturę, z której grupa korzystała w trakcie prac nad zadaniem.