

СТВОРЕННЯ ВІДКРИТОЇ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ ПРЕДИКТОРА ЛІНІЙНОГО ЧАСОВОГО РЯДУ ЗАСОБАМИ СИСТЕМИ MATHCAD

Анотація. В роботі наведена математична модель нейронної мережі предиктора лінійного часового ряду. Вперше за допомогою засобів системи MathCAD створена програмна реалізація нейронної мережі предиктора лінійного часового ряду. Досліджені залежності ваг синапсів і нейронної мережі і її похибки від кількості циклів навчання. Показано, що за рахунок збільшення циклів навчання в такій мережі неможливо отримати нульову похибку, а тільки мінізувати її значення.

Ключові слова: нейронна мережа, персептрон, синапс, бінарний предиктор, часовий ряд.

Вступ. Ця праця є безпосереднім продовженням спільної теми створення відкритих нейронних мереж засобами системи MathCAD, яка розглянута в рамках поточної конференції на прикладі бінарного класифікатора. Наступним по складності завданням, яке може бути вирішене за допомогою нейронної мережі є предикція (прогнозування) значень лінійного часового ряду.

Мета дослідження. Полягає у створенні за допомогою засобів системи MathCAD програмної реалізації нейронної мережі предиктора лінійного часового ряду, що має відкритий код, який прозоро пов'язаний з математичною моделлю мережі і дозволяє гнучко задавати параметри мережі і наочно відтворювати процеси формування навчальної та тестової вибірок, навчання та тестування мережі.

Основний зміст роботи. Предиктор лінійного часового ряду може бути побудований на основі персептрона, що складається з двох нейронів. Кожний нейрон має чотири інформаційних входи і один вихід (рис.1).

Функція активації f є сигмоїдною.

Вхідними сигналами мережі є відліки лінійного часового ряду $\{x_i\}_{i=1, \dots, imax}$, $x_{i+1} = x_i + \Delta x$, $x_i \in (0.1, 0.7)$. Тут $\Delta x = 0.1$, $imax = 4$ – крок та довжина вхідного часового ряду. Навчальна вибірка включає матрицю вхідних сигналів

$$\{X_{ki}\}_{\substack{k=1, \dots, kmax \\ i=1, \dots, imax}} = \begin{pmatrix} 0.1 & 0.2 & 0.3 & 0.4 \\ 0.2 & 0.3 & 0.4 & 0.5 \\ 0.4 & 0.5 & 0.6 & 0.7 \\ 0.5 & 0.6 & 0.7 & 0.8 \end{pmatrix}$$

та матрицю вихідних сигналів

$$\left\{ Y_{kj} \right\}_{\substack{k=1, \dots, kmax \\ j=1, \dots, jmax}} = \begin{pmatrix} 0.5 & 0.6 \\ 0.6 & 0.7 \\ 0.8 & 0.9 \\ 0.9 & 1.0 \end{pmatrix},$$

рядки якої представляють собою прогноз подальших значень часових рядів, що містяться у відповідних рядках матриці вхідних сигналів. При цьому $kmax=4$ – об'єм вибірки, $jmax=2$ – довжина вихідного часового ряду.

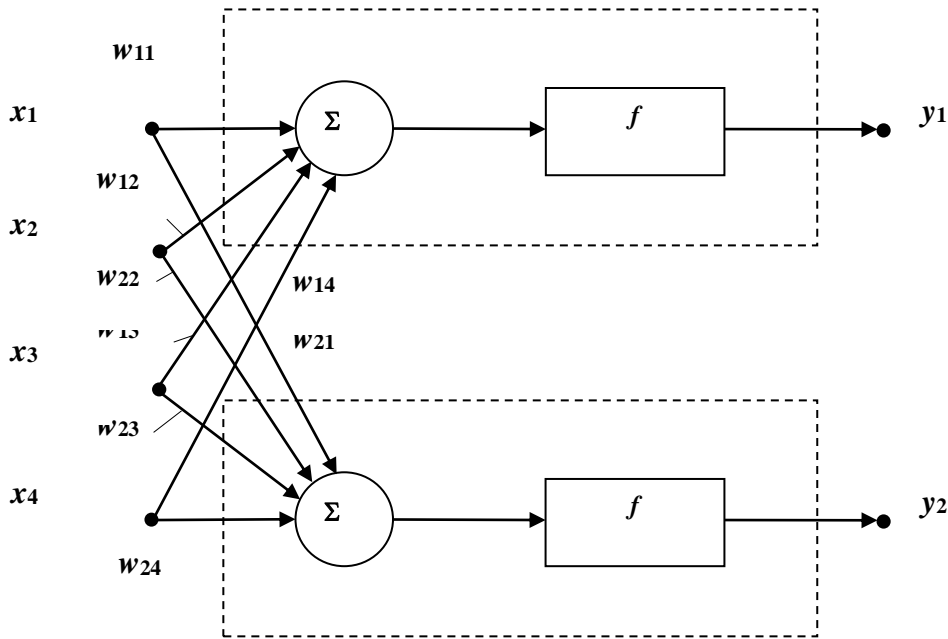


Рис. 1. Схема перцептрона предиктора лінійного часового ряду

Розрахункові формули, які описують фази навчання та використання навченої мережі аналогічні тим, які були наведені у попередньому прикладі. Так, фактичні вихідні сигнали мережі на n -му циклі навчання при подачі на вхід вхідних сигналів k -ї варіанти навчальної вибірки складає

$$y_{kj}^n = f \left(\sum_{i=1}^{imax} w_{ji}^n X_{ki} \right), \quad (1)$$

де $\left\{ w_{ji}^n \right\}_{\substack{j=1, \dots, jmax \\ i=1, \dots, imax}}$ – ваги синапсів на n -му кроці навчання. У якості початкових

значень ваг синапсів w_{ji}^0 беруться випадкові величини, які рівномірно розподілені на сегменті $(-0.1, 0.1)$. Похибка мережі на n -му циклі навчання становить

$$\varepsilon^n = \sum_{k=1}^{kmax} \left| Y_{kj} - y_{kj}^n \right|. \quad (2)$$

Правила налаштування ваг синапсів має вигляд

$$w_{ji}^{n+1} = w_{ji}^n + \sum_{k=1}^{kmax} \eta |Y_{kj} - y_{kj}^n| X_{ki} \quad (3)$$

Вихідний сигнал навченої мережі, який виникає при поданні на її входи сигналу $\{x_i\}_{i=1, \dots, imax}$ становить

$$y_j^{nmax} = f \left(\sum_{i=1}^{imax} w_{ji}^{nmax} x_i \right) \quad (4)$$

Програмна реалізація нейронної мережі бінарного класифікатора засобами системи MathCAD включає підготовчий фрагмент у якому задаються параметри мережі, формуються навчальна та тестова вибірки, визначаються початкові ваги синапсів, а також програмні блоки навчання та тестування мережі. На виході підготовчого блока формуються значення $\{X_{ki}\}_{k=1, \dots, kmax, i=1, \dots, imax}$,

$\{Y_{kj}\}_{k=1, \dots, kmax, j=1, \dots, jmax}$, $\{X_{ti}\}_{i=1, \dots, imax}$, $\{Y_{tm}\}_{m=1, \dots, nmax}$, $\{w_{ji}^0\}_{j=1, \dots, jmax, i=1, \dots, imax}$ На виході програмного блока навчання отримуються значення $\{w_{ji}^n\}_{j=1, \dots, jmax, i=1, \dots, imax}$ та ε^{nmax} , а на виході програмного блока тестування – значення $\{y_j^{nmax}\}_{j=1, \dots, jmax}$.

На рис. 2 представлений графік залежності похибки мережі від кількості циклів навчання.

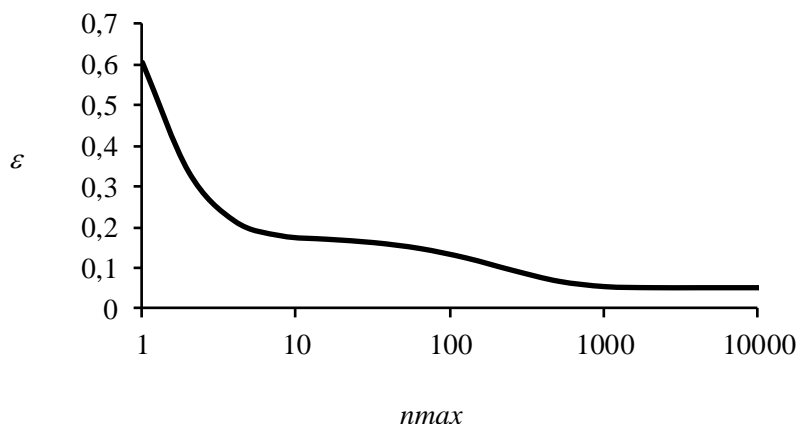


Рис. 2. Графік залежності похибки мережі від кількості циклів навчання

Дані отримані для значення швидкості навчання $\eta = 1$. Графік свідчить про те, що не завжди є можливість отримання як завгодно малої величини похибки за рахунок

збільшення кількості циклів тренування. Так, у разі використання лінійної функції активації, система рівнянь для визначення ваг синапсів мережі з нульовою похибкою, з урахуванням значень елементів навчальної вибірки, буде мати вигляд

$$\begin{cases} \sum_{i=1}^{imax} w_{1i} [X_{11} + (p+i-1)\Delta] = X_{11} + (p+imax)\Delta \\ \sum_{i=1}^{imax} w_{2i} [X_{11} + (p+i-1)\Delta] = X_{11} + (p+imax+1)\Delta \end{cases}, \quad X_{11} = 0.1, \quad p = 0, 1, 3, 4.. \quad (5)$$

Система є лінійною та несумісною. Це означає, що будь-який набір ваг синапсів не може забезпечити нульову похибку мережі і в процесі навчання відбувається лише мінімізація кінцевого значення похибки. На рис. 3 представлені графіки залежності ваг синапсів мережі від кількості циклів навчання.

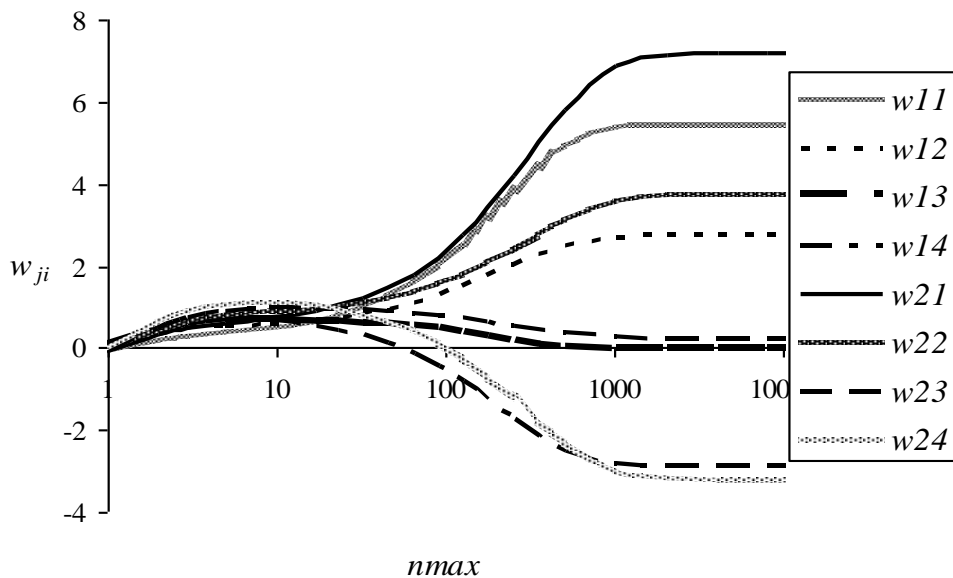


Рис. 3. Графіки залежностей ваг синапсів мережі від кількості циклів навчання

З графіку випливає, що стабілізація ваг синапсів відбувається одночасно зі стабілізацією помилки мережі.

Наукова новизна. Показано, що за рахунок збільшення циклів навчання в нейронній мережі предиктора лінійного часового ряду, що розглядається, неможливо отримати нульову похибку, а тільки мінізувати її значення.

Висновки. В роботі наведена математична модель нейронної мережі предиктора лінійного часового ряду. Вперше за допомогою засобів системи MathCAD створена програмна реалізація нейронної мережі предиктора лінійного часового ряду. Програма має відкритий код, який прозоро пов'язаний з математичною моделлю мережі і дозволяє гнучко задавати параметри мережі і наочно відтворювати процеси формування навчальної та тестової вибірок, навчання та тестування мережі. Досліджені залежності ваг синапсів і нейронної мережі і її похибки від кількості циклів навчання. Показано, що за рахунок збільшення циклів навчання в такій мережі неможливо отримати нульову похибку, а тільки мінізувати її значення. Результати роботи використані при

викладанні дисциплін “Інтелектуальний аналіз даних”, “Методи та інформаційні технології обробки великих даних (Big Data)” і сприяють поліпшенню зацікавленості студентів дисциплінами і опанування їми матеріалу, який присвячений нейронним мережам.

УДК 004.9

В.В. Гнатушенко¹, Д.М. Луцик¹, О.С. Шевцова¹

¹Національний технічний університет «Дніпровська політехніка», Дніпро, Україна

НЕЙРОМЕРЕЖЕВЕ РОЗПІЗНАВАННЯ ОБ’ЄКТІВ ВІЙСЬКОВОЇ ТЕХНІКИ НА СУПУТНИКОВИХ ЗОБРАЖЕННЯХ

Анотація. В роботі запропоновано сучасний метод обробки супутникових зображень з метою пошуку та локалізації об’єктів військової техніки. Алгоритм реалізовано за допомогою нейронної мережі U-NET, яку модифіковано шляхом дзеркального падінгу на рівнях згортки з метою покращення якості сегментації по краях зображення. Також було використано операції max-pooling та max-unpooling на блоках нейронної мережі. Було створено користувацький інтерфейс у середовищі Visual Studio 2022.

Ключові слова: розпізнавання, нейронна мережа, згортка, зображення, U-NET.

Вступ. У зв’язку з необхідністю забезпечення безпеки держави виникає потреба у визначенні місць розташування військових сил та одиниць бронетехніки супротивника. Одним з існуючих і перспективних методів розвідки та спостереження є аналіз супутникових знімків [1, 2]. Супутник, або, як правило, групи супутників, роблять величезну кількість знімків земної поверхні. Зі збільшенням об’єму даних, які потребують дослідження, виникла необхідність у процесі автоматизації перегляду та відповідної обробки фотографічної інформації.

Основна частина. Найліпші результати у сфері розпізнавання об’єктів показують нейронні мережі згорткової архітектури. В роботі використано одну з різновидів згорткових нейронних мереж (CNN) – мережу U-NET. U-NET [3] вважається стандартною архітектурою мереж CNN для завдань сегментації зображень. Архітектура, на відміну від звичайної згорткової мережі складається з згорткової частини лише на половину, а інша симетрична половина відповідає за процес прямо протилежний до згортки, який необхідний для відновлення первинного розміру зображення і локалізуванню на ньому знайдених об’єктів. За основу програмної реалізації взято бібліотеку для штучних нейронних мереж Keras, написаного на мові програмування Python. Мережу натреновано на пошук та сегментування військової техніки.