

ПРОГНОЗУВАННЯ ЧАСОВИХ РЯДІВ З ВИКОРИСТАННЯМ ЗГОРТКОВОЇ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ

Олексійчук Т.П., Палій І.О.

Тернопільський національний економічний університет

І. Вступ

Прогнозування часового ряду (ЧР) – обчислення величини його майбутніх значень або характеристик, які дозволяють визначити цю величину на основі аналізу відомих значень [1]. Ця задача є актуальною, так як існує багато сфер застосування, а саме: біомедицинська статистика, астрономія, економіка, соціологія і т. д. У той же час, розрізняють велику кількість проблем у цій галузі, таких як: зашумленість даних, масштабування вхідних прикладів, повороти, зсуви і т.д. Є декілька груп методів прогнозування ЧР, а саме: екстраполяційні, статистичні, експертні, ARCH та GARCH і нейромережеві. За основу вибрано нейромережеві, так як нейронні мережі (НМ) здатні до навчання, узагальнення і кластеризації інформації, можуть самостійно будувати досить точні прогнози на основі уже наявних часових рядів.

З огляду на те, що якість прогнозу залежить від того, наскільки точно НМ вибирає корисні ознаки вибірки, у даній роботі розглядається прогнозування ЧР за допомогою згорткової нейронної мережі (ЗНМ), оскільки така мережа, по суті, складається з екстрактора ознак і багатошарового перцептрона і продемонструвала найвищу достовірність у деяких задачах розпізнавання. Тому метою даного дослідження є розробка алгоритмів прогнозування ЧР на основі ЗНМ з метою підвищення достовірності.

II. Архітектура ЗНМ для прогнозування

ЗНМ – це багатошарова НМ з архітектурою, яка повторює принципи побудови зорової системи людини і спеціалізується на задачах комп'ютерного зору [2]. Вихідне значення нейрона r -площини l -шару із врахуванням застосування уніполярної сигмоїдної функції активації

$$y_m^{l,p}(x) = \frac{1}{1 + \exp(-WSUM_m^{l,p}(x))} \quad (1)$$

Для навчання ЗНМ застосовано послідовний алгоритм зворотнього розповсюдження помилки з адаптивним кроком навчання [3], так як він забезпечує більшу швидкість і стабільність навчання у порівнянні з пакетними алгоритмами. При навчанні ЗНМ зміни значень синаптичних ваг та порогів на кожній ітерації визначаються відповідно:

$$\Delta w_r^{l,p,k} = -\alpha^{l,p} \times \sum_{m=0}^{M-1} \gamma_m^{l,p} \times F'(WSUM_m^{l,p}) \times y_{2m+r}^{l-1,k}, \quad (2)$$

$$\Delta b^{l,p} = \alpha^{l,p} \times \sum_{m=0}^{M-1} \gamma_m^{l,p} \times F'(WSUM_m^{l,p}), \quad (3)$$

III. Програмна система прогнозування часових рядів

На основі аналізу потоків даних процесу прогнозування ЧР створено структуру програмної системи (рис. 1). Для полегшення програмної реалізації ЗНМ розроблено її об'єктно-орієнтовану модель у вигляді взаємопов'язаних класів (рис. 2).

Об'єктно-орієнтовану модель ЗНМ програмно реалізовано на мові програмування C++. При цьому використано середовище Microsoft Visual Studio 2010 [4], а також бібліотеки Intel Open Computer Vision Library (OpenCV) [5] та Intel Integrated Performance Primitives (IPP) [6].

IV. Експериментальні дослідження

Для експериментальних досліджень прогноуючої ЗНМ використано 3 часові ряди: динаміка курсу української гривні до російського рубля; динаміка основних рівнів в воді у озері Вуд (США); динаміка кількості вакантних робочих місць у Зх. Німеччині. З них сформовано навчальні та тестові вибірки, при цьому використано “метод вікон”.

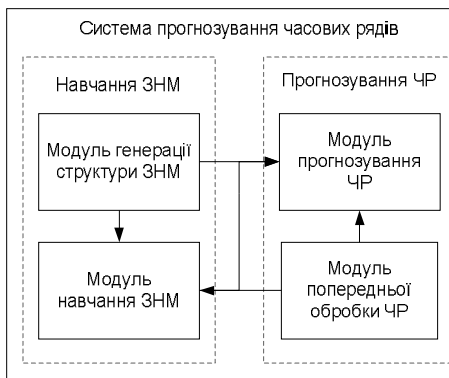


Рисунок 1 – Структура програмної системи прогнозування ЧР



Рисунок 2 – Об'єктно-орієнтована модель ЗНМ

Результати прогнозу за допомогою багатшарового перцептрона представлені на рисунку 3. При цьому середньоквадратична помилка навчання НМ становила 0.09. Для тестової вибірки динаміки курсу української гривні до російського рубля максимальна відносна помилка прогнозу становить 15,3 % , середня – 2,2 % .

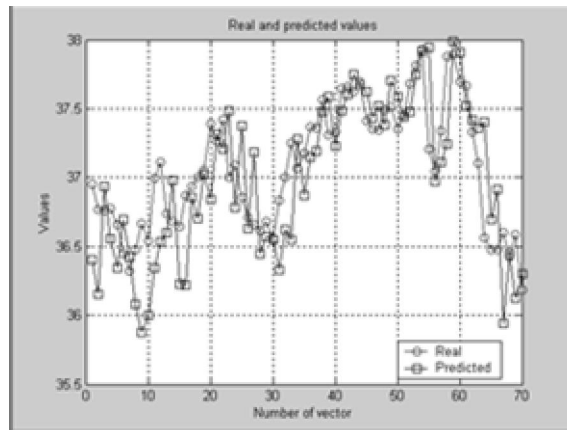


Рисунок 3 – Результати прогнозу за допомогою багатшарового перцептрона

V. Висновки та напрямки майбутніх досліджень

В результаті даної роботи було вирішено наступні завдання:

- проаналізовано відомі методи прогнозування ЧР, виявлені їх недоліки, за базовий обрано нейромережевий метод;
- побудовано архітектуру прогнозуючої ЗНМ;
- сформовано навчальні та тестові вибірки для ЗНМ;
- розроблено алгоритм навчання ЗНМ для прогнозування;
- розроблено структуру системи прогнозування ЧР та програмно реалізовано її модулі.

Майбутніми напрямками роботи є експериментальне дослідження методу прогнозування ЧР з використанням ЗНМ на тестових вибірках і порівняння з іншими відомими методами.

Список використаних джерел

1. <http://neuroschool.narod.ru/pub/00vr.html>
2. LeCun Y. Gradient-Based Learning Applied to Document Recognition / Y. LeCun, L. Bottou, Y. Bengio, etc // Intelligent Signal Processing. – IEEE Press, 2001. – P. 306-351.
3. Головка В.А. Нейроинтеллект: Теория и применения. Книга 1. Организация и обучение нейронных сетей с прямыми и обратными связями / В.А. Головка – Брест: БПИ, 1999. – 260 с.
4. Microsoft Visual Studio Team System 2010 Ultimate [Електронний ресурс] / Microsoft Corporation. – Режим доступу: <http://www.microsoft.com/downloads/ru-ru/details.aspx?FamilyID=06a32b1c-80e9-41df-ba0c-79d56cb823f7&displaylang=ru>.
5. Open Computer Vision Library [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <http://sourceforge.net/projects/opencv/>.
6. Intel Integrated Performance Primitives [Електронний ресурс] / Intel Corporation. – Режим доступу: <http://www.intel.com/cd/software/products/asmo-na/eng/302910.htm>.