

В.Є. Білозьоров, А.С. Івлєв

Дніпровський національний університет імені Олеся Гончара

НЕЙРОМЕРЕЖЕВИЙ ПІДХІД ДЛЯ МОДЕЛЮВАННЯ ЦІН НА РИНКУ ДОРОГОЦІННИХ МЕТАЛІВ

У даній статті представлено новий метод використання штучної нейронної мережі в задачах прогнозування цін. Проведено експериментальні дослідження методу на основі курсу ціноутворення дорогоцінних металів на українській міжбанківській біржі. Зроблено відповідні висновки щодо ефективності методу та можливостей його подальшого удосконалення на основі результатів цих досліджень.

Ключові слова: нейронна мережа, прогнозування, курс цін, часовий ряд.

В данной статье представлен новый метод использования искусственной нейронной сети в задачах прогнозирования. Проведены экспериментальные исследования данного метода на основе курса ценообразования драгоценных металлов на украинской межбанковской бирже. Сделаны соответствующие выводы касательно эффективности метода и возможностей его дальнейшего усовершенствования на основе результатов этих исследований.

Ключевые слова: нейронная сеть, прогнозирование, курс цен, временной ряд.

The modern development of the science of artificial neural networks (ANN) has allowed to use their nature and properties in various applied fields of science. One of the most important applications of ANN is the modeling of prices in the precious metals market. Just like in any other market, based on the prediction of current prices, because the ability of ANN to learn like a true biological neural network, relying on the input with subsequent testing of the output, provides a significant advantage in the prediction tasks compared to the classical mathematical algorithms. Predicting the price of precious metals with relatively high precision and low error is in great demand among all individuals and legal entities that carry out transactions which are directly related to the purchase and sale of these precious metals, since accurate knowledge of the future price of a particular metal will bring maximum benefits of these operations. Numerous methods have been developed [2-4] for the use of neural networks in the modeling of price forecasts, which make the prediction of the rate of exchange for a particular currency (rather objective). The applied methods make the prediction using the classical perceptron along with astrological cyclic indices [2], recursive neural networks [3], and/or using elements of mathematical statistics (for example, use of U-statistic and the coefficient of determination R^2) [4]. The goal of this paper is the attempt to use the ANN in the forecasting problem that allows predicting the price of precious metals in the near future, based on an algorithm that makes predictions by learning based on an array of input data and does not depend on the said elements of mathematical statistics. The paper presents a new method for using an artificial neural network in forecasting problems. Experimental studies of this method were carried out on the basis of the precious metals pricing rate on the Ukrainian Interbank Exchange. The corresponding conclusions are made regarding the effectiveness of the method and the possibilities for its further improvement based on the results of these studies. It is expected that such an algorithm will give a prediction as close as possible to the real value.

Key words: neural network, forecasting, price rate, time series.

Вступ. Сучасний розвиток науки штучних нейронних мереж (ШНС) дозволив використовувати їх природу та властивості в різноманітних прикладних галузях науки. Одним з таких найважливіших прикладних застосувань ШНС є моделювання цін на ринку дорогоцінних металів. Так само як і на будь-якому іншому ринку, на основі передбачення поточних цін, оскільки здатність ШНС до навчання подібно справжній біологічній нейронній мережі, опираючись на вхідні дані із наступним тестуванням вихідних даних, надає значну перевагу в задачах прогнозування у порівнянні із класичними математичними алгоритмами.

Передбачення курсу цін дорогоцінних металів з відносно високою точністю і малою похибкою користується великим попитом серед усіх фізичних та юридичних осіб, які здійснюють операції, пов'язані безпосередньо з купівлею–продажем цих дорогоцінних металів, оскільки точне знання майбутньої ціни на той чи інший метал дозволить приносити максимальну вигоду від цих операцій.

Були розроблені численні методи [2-4] використання нейронних мереж у моделюванні прогнозу цін, що роблять прогноз курсу цін на ту чи іншу валюту (доволі об'єктивним). Застосовані методи здійснюють прогноз з використанням класичного перцептрона та астрологічних циклічних індексів [2], рекурсивних нейронних мереж [3], та/або із застосуванням елементів математичної статистики (наприклад, використання U–статистики і коефіцієнту детермінації R^2) [4].

Метою цієї статті є спроба використати у задачі прогнозування таку модель ШНС, яка дозволяє передбачувати ціну на дорогоцінні метали на найближчий час. Ця спроба ґрунтується на алгоритмі навчання, який здійснює прогноз на основі масиву вхідних даних та не залежить від вище зазначених елементів математичної статистики. Очікується, що такий алгоритм даватиме прогноз, максимально близький до реального значення.

Основні результати. У якості ШНС, використовуватимемо нелінійну авторегресійну модель нейронної мережі (англ. Nonlinear autoregressive model, NAR) (рис. 1), вбудовану в математичному пакеті MATLAB:

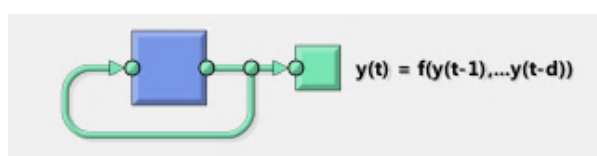


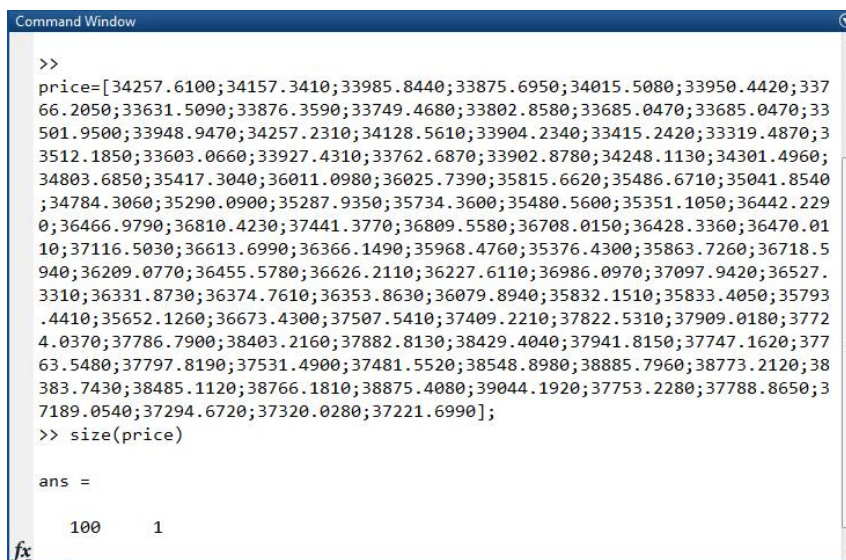
Рис. 1: Загальна схема моделі NAR.

Ця модель здійснює передбачення на основі вхідного часового ряду $y(t)$:

$$y(t) = f(y(t-1), y(t-2), \dots, y(t-d)), \quad (1)$$

де d – параметр запізнення (скільки перших елементів вхідного ряду не увійде до прогнозованого ряду), f – функція нейронної мережі, що здійснює прогнозування ряду.

В якості вхідного часового ряду для нейронної мережі візьмемо ціни на золото з сайту Міністерства фінансів України [1] за курсом Національного банку України в період з 22.04.2019 по 16.09.2019 без урахування вихідних і святкових днів, а також днів, в які Національний банк України не надавав нових цін. Розмір такого часового ряду становить 100 значень (рис. 2):



```

>>
price=[34257.6100;34157.3410;33985.8440;33875.6950;34015.5080;33950.4420;337
66.2050;33631.5090;33876.3590;33749.4680;33802.8580;33685.0470;33685.0470;33
501.9500;33948.9470;34257.2310;34128.5610;33904.2340;33415.2420;33319.4870;3
3512.1850;33603.0660;33927.4310;33762.6870;33902.8780;34248.1130;34301.4960;
34803.6850;35417.3040;36011.0980;36025.7390;35815.6620;35486.6710;35041.8540
;34784.3060;35290.0900;35287.9350;35734.3600;35480.5600;35351.1050;36442.229
0;36466.9790;36810.4230;37441.3770;36809.5580;36708.0150;36428.3360;36470.01
10;37116.5030;36613.6990;36366.1490;35968.4760;35376.4300;35863.7260;36718.5
940;36209.0770;36455.5780;36626.2110;36227.6110;36986.0970;37097.9420;36527.
3310;36331.8730;36374.7610;36353.8630;36079.8940;35832.1510;35833.4050;35793
.4410;35652.1260;36673.4300;37507.5410;37409.2210;37822.5310;37909.0180;3772
4.0370;37786.7900;38403.2160;37882.8130;38429.4040;37941.8150;37747.1620;377
63.5480;37797.8190;37531.4900;37481.5520;38548.8980;38885.7960;38773.2120;38
383.7430;38485.1120;38766.1810;38875.4080;39044.1920;37753.2280;37788.8650;3
7189.0540;37294.6720;37320.0280;37221.6990];
>> size(price)

ans =

    100     1

```

Рис. 2: Вхідний часовий ряд цін на золото із 100 значень в період с 22.04.2019 по 16.09.2019.

Тепер використовуємо алгоритм нейронної мережі NAR для прогнозування часового ряду цін на золото на декілька днів вперед, і потім порівняємо отримане значення з істинним значенням ціни на золото в період від 17.09.2019 до 30.09.2019.

На рис. 3 представлена розширена схема моделі нейронної мережі NAR:

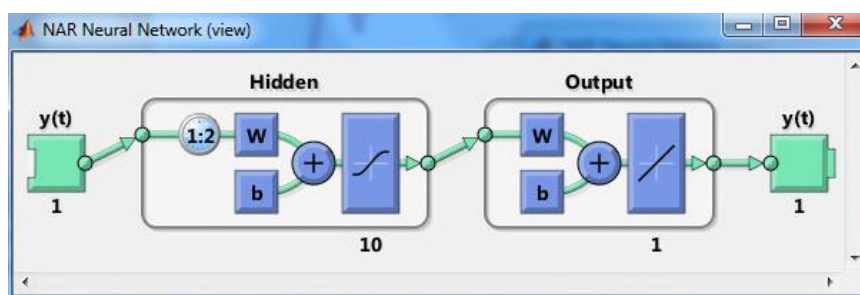


Рис. 3: Розширена схема нейронної мережі.
Тут W – вектор вагових коефіцієнтів, $b=2$ – коефіцієнт зсуву ряду на значення параметра запізнення.

Перед початком навчання нейронної мережі, задаємо параметр запізнення і розмір прихованого шару нейронної мережі.

Також встановлюються наступні параметри навчання мережі (рис. 4):

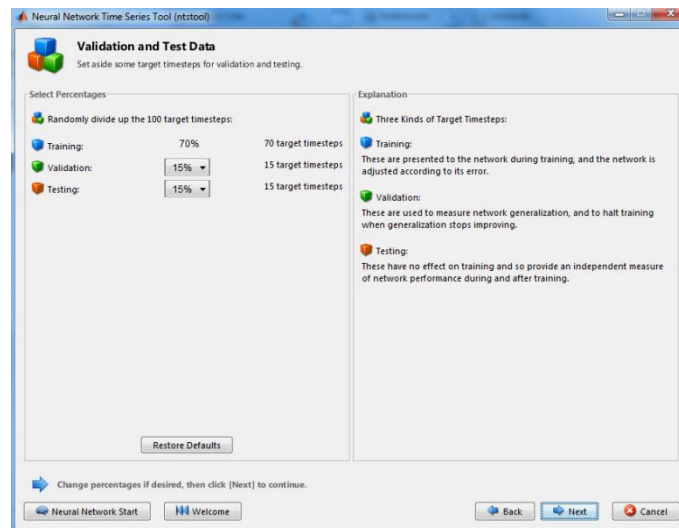


Рис. 4: Параметри навчання нейронної мережі: Навчання (Training – 75%), Перевірка (Validation – 15%), та Тестування (Testing – 15%).

1) Навчання – скільки відсотків вхідного часового ряду буде задіяно при навчанні (На рис. 4 – 75%).

2) Перевірка – скільки відсотків часового ряду буде використано для узагальнення мережі. Якщо узагальнення не покращується, то навчання припиняється (На рис. 4 – 15%).

3) Тестування – скільки відсотків часового ряду буде використовуватися для перевірки узагальнення мережі (На рис. 4 – 15%).

Задавши всі необхідні параметри, запускаємо навчання нейронної мережі. Навчання відбувається на основі методу зворотного поширення регуляризації Баєса. Після навчання, відбувається так зване «замикання» (close-looping) нейронної мережі (див. рис. 5):

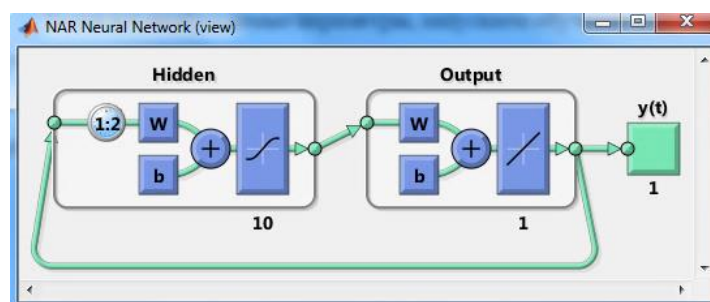


Рис. 5: Замикання нейронної мережі.

Потім, нейронна мережа здійснює прогноз часового ряду (рис. 6):

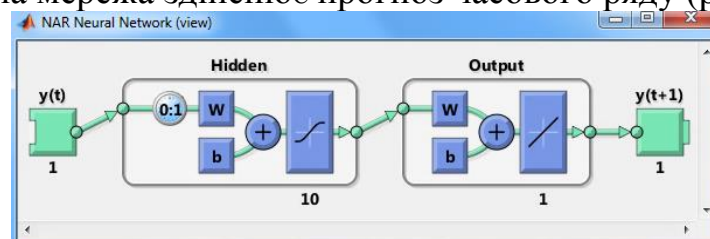


Рис. 6: Виведення прогнозу нейронної мережі у час $y(t + 1)$.

На рис. 7 представлені оригінальний часовий ряд курсу ціни на золото і навчений за допомогою ШНС цей же часовий ряд.

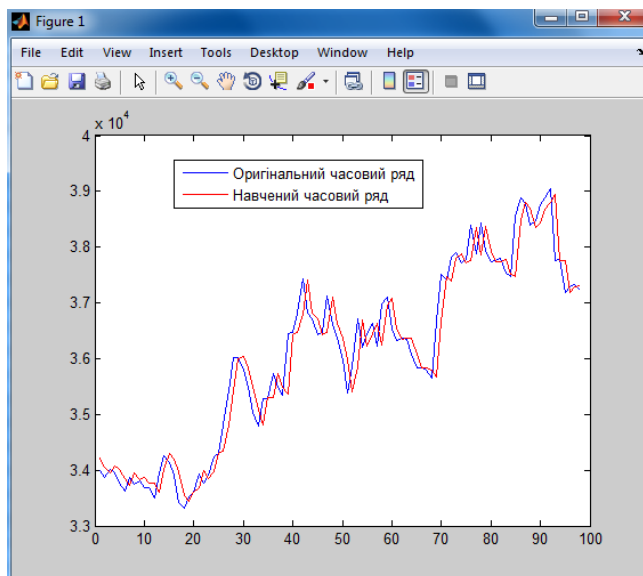


Рис. 7: Графіки навченого часового ряду курсу ціни золота.

На рис. 8 представлені прогнози цін на золото у період з 17.09.2019 до 30.09.2019.

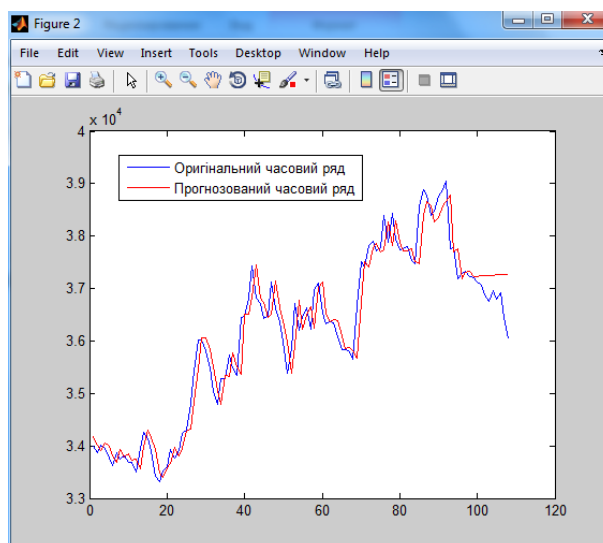


Рис. 8: Графіки часового ряду курсу ціни золота.
Дальність прогнозування: 10 кроків.

На рис. 7-8 видно, що прогнозування здійснюється із достатньо великою похибкою, особливо це виявляється на етапі передбачення ціни на 10 кроків у майбутній час. Така розбіжність із реальними даними може бути обумовлена тим фактом, що часовий ряд цін на золото не має певної математичної асоціації, і цей факт створює ускладнення для ШНС у передбаченні цін.

Метод може бути модифіковано шляхом здійснювання прогнозування через циклічне передбачення на 1 крок вперед із відповідним зсувом часового ряду. Результат навчання вхідного часового ряду можна побачити на рис. 9:

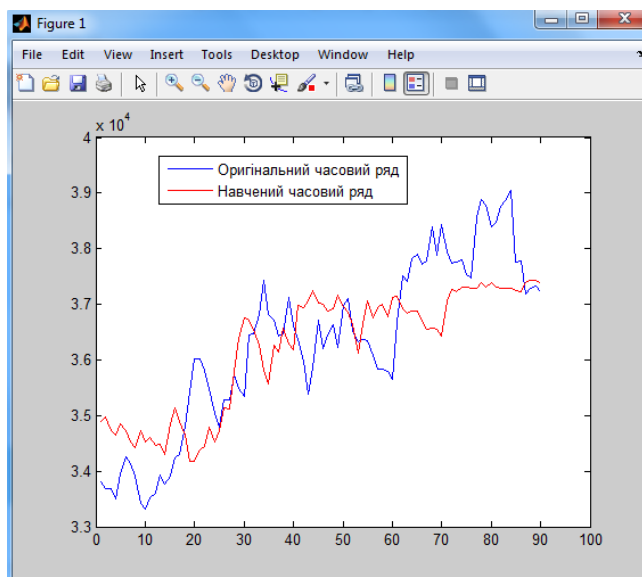


Рис. 9: Графіки навченого часового ряду за перетвореним методом.

Відхилення навченого часового ряду від реальних даних у такому разі є дуже значним через те, що вхідний ряд декілька разів проходить через навчання у ШНС та зсувається на 1 крок вперед. Проте, на відміну від попереднього результату передбачення, у прогнозованому часовому ряду спостерігається тенденція, подібна той, що має реальний курс цін на період прогнозування, хоча похибка передбачення залишається значною (рис. 10):

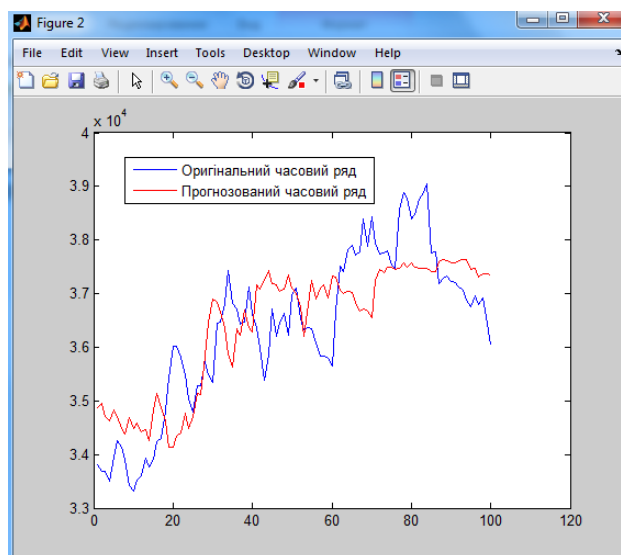


Рис. 10: Графіки часового ряду курсу ціни золота за перетвореним методом.

Висновки. Було представлено новий метод прогнозування курсу цін на дорогоцінні метали за допомогою ШНС, що використовує нелінійну авторегресійну модель нейронної мережі.

Результати тестування даного методу мають відчутну похибку, на яку впливає фактор відсутності математичної моделі часового ряду курсу ціноутворення. Хаотичність та невпорядкованість такого ряду надає елемент непе-

редбаченості, і внаслідок цього, ускладнюється та погіршується процес прогнозування.

Однак при зміні алгоритму передбачення можна побачити, що поведінка прогнозованого часового ряду починає нагадувати поведінку, присутню справжньому ряду цін, із котрим йдеться порівняння.

Даний метод може бути удосконалений у майбутньому, шляхом подальших змін процедури прогнозування татестувань навчання нейронної мережі, збільшення навчальної вибірки, збільшення кількості навчань, зміни розміру запізнення та кількості нейронів прихованого шару, а також зміни розподілу часток вхідного часового ряду на навчання, перевірку і тестування.

Бібліографічні посилання

1. Архив валютных курсов [Электронный ресурс]: [Веб-сайт]. – Электронные данные. – Киев : ООО «МинфинМедиа», 2008–2019. – Режим доступа: <https://index.minfin.com.ua/exchange/archive/> (дата обращения 19.09.2019) – Название с экрана.
2. **Ломакин, Н.И.** Нейронные сети для прогнозирования курса доллара с использованием астрологических циклических индексов Гюшон и Ганю [Текст] / Н.И. Ломакин, О.Н. Максимова, В.А. Экова, О.А. Гаврилова, В.Е. Вагина // Международный журнал прикладных и фундаментальных исследований. – 2016. – № 6 (1). – С. 133–136.
3. **Париси, А.** Прогнозирование изменений цены на золото: свернутые и регрессионные модели нейронных сетей [Текст] / А. Париси, Ф. Париси, Д. Диаз // журнал международного финансового менеджмента. – 2008. – № 18. – С. 477–487.
4. **Фёдорова, Е.А.** Прогнозирование курса валюты с помощью нейронных сетей [Текст] / Е.А. Фёдорова, М.А. Линкова // Денежно–кредитная политика. – 2013. – № 11 (149). – С. 27–31.

Надійшла до редколегії 11.09.2019.