

Ігнатишин Микола Іванович,
кандидат технічних наук, доцент,
Мукачівський державний університет,
Ігнатишин Марія Василівна,
кандидат економічних наук, доцент,
Мукачівський державний університет

НЕЙРОМЕРЕЖЕВЕ ПРОГНОЗУВАННЯ ІНСТРУМЕНТІВ ФІНАНСОВОГО РИНКУ

В роботі побудовано архітектуру нейронної мережі та її математичну модель, що адаптована до прогнозування котировок інструментів валютного ринку. При побудові нейронної мережі та математичної моделі враховано особливості подання часового ряду котировок у виді «японських свічок».

Ключові слова: нейрон, нейронна мережа, прогнозування, динамічний ряд, фінансові інструменти, валютний ринок

ВСТУП

Постановка проблеми. Часовий динамічний ряд розглядається на перетині різних дисциплін та теорій: статистика, теорія ймовірності, теорія динамічного хаосу, теорія нечітких рядів, теорія ігор і т. д. На даний час дуже актуальним стає прогнозування часових рядів з застосуванням інтелектуальних технологій, зокрема, теорії нейронних мереж. Про це свідчить велика кількість публікацій з цієї тематики. Проблема прогнозування фінансових часових рядів передбачає фундаментальний та технічний аналіз ринку цінних паперів.

Нейромережеве прогнозування є одним із перспективних методів технічного аналізу ринку валюти, цінних паперів, інших фінансових інструментів.

Перевага математичних нейронних мереж над іншими методами прогнозування в здатності нейронної мережі до «навчання». Нейронна мережа здатна моделювати такі якості інтелекту як адаптація, розпізнавання образів і т. п.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Науковцями інтенсивно вивчаються ключові питання прогнозування часових рядів [1], методи та алгоритми розв'язку задач прогнозування в умовах невизначеності [2].

В працях [3]-[5] розв'язок задачі прогнозування часових рядів запропоновано проводити шляхом зображення його у вигляді ряду, компонентами якого є тензори, створені як $3t$ ($t=2, 4, \dots$) послідовних елементів ряду. Тензор характеризується системою власних інваріантів: $I_0, I_1, I_2, I_3, \dots, I_n$ (для тензора другого рангу ($t=2$) існує 4 інваріанти головного тензора). Для кожного інваріанта формується власний часовий ряд (у тензорному часі), для якого виконується прогнозування. В [6] розглянуто подання невизначеності, в тому числі невизначеності, модельованої у формі нечітких множин, у вигляді головних і приєднаних тензорів парних рангів і їх інваріантів, проведена порівняльна оцінка моделювання інтервалу і нечіткої змінної тензором 2-го і 4-го рангів. В [7] розглянута кластеризація даних, що подані як нечіткі змінні.

Однак, актуальним є побудова математичної моделі для реалізації її в середовищі мови програмування MQL 4 (MQL 5), що адаптована до платформ Forex - ринку, зокрема Meta Trader. Платформа Forex – ринку може слугувати свого роду полігоном для апробації та вдосконалення самонавчаючихся нейромережевих моделей призначених для прогнозування будь-яких часових рядів.

Постановка завдання. Метою статті є побудова математичної моделі нейронної мережі для дослідження часового ряду котировок фінансового ринку Forex та трансформація моделі в програмний продукт на мові MQL4.

РЕЗУЛЬТАТИ ДОСЛІДЖЕННЯ

Досягнення вказаної мети передбачає, враховуючи особливості представлення часового ряду котировок в виді «японських свічок», виконати завдання адаптації математичної моделі для подальшої її трансформації в програмний продукт на мові MQL4 (MQL5) та для побудови «експерта» - програми, що здійснює торгівлю на фінансовому ринку в автоматичному режимі.

Японські свічки — вид інтервального графіка і технічний індикатор, що застосовується переважно для показу змін біржових котировок акцій, цін на сировину тощо.

Об'єктом дослідження є часовий ряд котировок інструментів фінансового ринку. Методом дослідження є нейромережеве моделювання числового ряду. Математичною базою нейромережевого моделювання є теорема Колмогорова.

Теорема: Будь-яка безперервна функція від n змінних $F(x_1, x_2, \dots, x_n)$ може бути представлена у вигляді:

$$F(x_1, x_2, \dots, x_n) = \sum_{j=1}^{2n+1} g_j \left(\sum_{i=1}^n h_{ij} x_i \right), \quad (1)$$

де g_j і h_{ij} безперервні функції, причому h_{ij} не залежить від функції F .

Ця теорема показала принципову можливість

реалізації як завгодно складних залежностей за допомогою відносно простої нейронної мережі, багатoshарового персептрона, рис. 1.

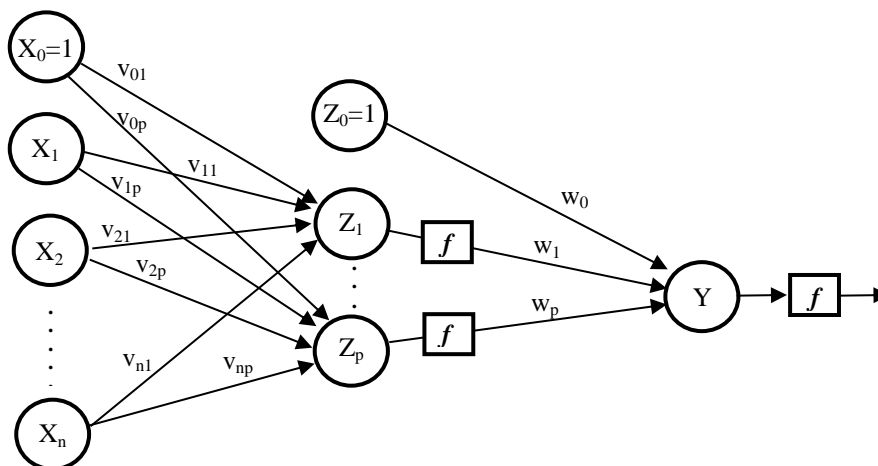


Рис.1. Багатoshаровий персептрон.

Така мережа реалізує наступне відображення:

$$Y = f\left(\sum_{j=0}^p W_j f\left(\sum_{i=0}^n V_{ij} X_i\right)\right), \quad 2)$$

де f - функція активації нейрона прихованого шару, V матриця вагових коефіцієнтів зв'язку між вхідними нейронами і нейронами прихованого шару, які власне і реалізують функцію активації; W вектор вагових коефіцієнтів зв'язку між виходами нейронів прихованого шару і вихідним нейроном мережі.

В якості активізаційної функції виберемо біполярний сигмоїд, рис. 2:

$$f(x) = \frac{2}{1 + e^{-Tx}} - 1, \quad 3)$$

де T - «температура» характеризує крутизну графіка.

Архітектура мережі зображена на рис. 1.

Введемо позначення:

n - кількість вхідних нейронів ($i = 0, \dots, n$),

p - кількість прихованих нейронів ($j = 0, \dots, p$).

X_i - сигнал, що поступає на вхідний нейрон,

Z_j - сигнал, що виходить з прихованого нейрона та через функцію активації поступає на вихідний нейрон,

Y - сигнал, що виходить з вихідного нейрона,

V_{ij} - матриця вагових коефіцієнтів зв'язку між вхідними нейронами,

W_j - вектор вагових коефіцієнтів.

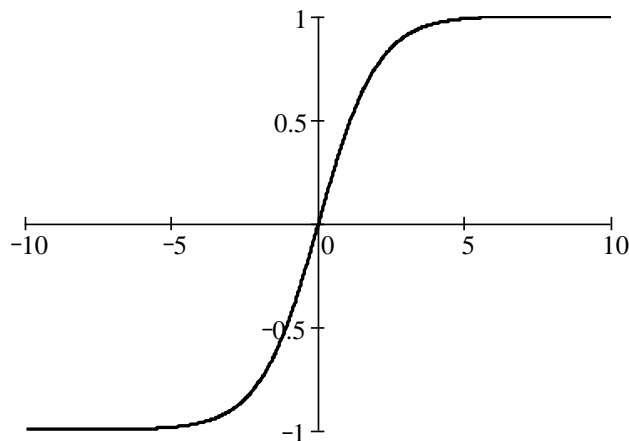


Рис.2. Біполярний сигмоїд.

Алгоритм навчання мережі.

крок 0 - ініціалізація вагових коефіцієнтів:

$$V_{ij} = \langle -1, 1 \rangle^j \cdot 0,5; \quad W_j = \langle -1, 1 \rangle^j \cdot 0,5; \quad i = 0, \dots, n; \quad j = 0, \dots, p \quad (4)$$

$$V_{ij} = \frac{\beta_1 \cdot V_{ij}}{\sqrt{\sum_{i=0}^n \sum_{j=0}^p V_{ij}^2}}; \quad W_j = \frac{\beta_2 \cdot W_j}{\sqrt{\sum_{j=0}^p W_j^2}}; \quad i = 0, \dots, n; \quad j = 0, \dots, p \quad (5)$$

де $\beta_1 = 0,7 \cdot \sqrt[p]{p}$ та $\beta_2 = 0,7$ - фактори масштабування.

крок 1 – до тих пір поки умова припинення роботи алгоритму не виконується, здійснюються кроки 2 - 9.

крок 2 – для кожної пари {дані, цільове значення} виконуються кроки 3 - 8.

крок 3 – кожен вхідний нейрон відправляє отриманий сигнал X_i усім нейронам в наступному шарі (прихованому).

крок 4 – кожен прихований нейрон підсумовує зважені вхідні сигнали:

$$Z_{in_j} = \sum_{i=0}^n V_{ij} X_i, \quad (6)$$

і застосовує активаційну функцію:

$$Z_j = f(Z_{in_j}), \quad (7)$$

після чого посилає результат всіх елементів до вихідного нейрона.

крок 5 – вихідний нейрон підсумовує зважені вхідні сигнали:

$$Y_{in} = \sum_{j=0}^p W_j Z_j, \quad (8)$$

і застосовує активаційну функцію, обчислюючи вихідний сигнал:

$$Y = f(Y_{in}), \quad (9)$$

крок 6 – вихідний нейрон отримує цільове значення - те вихідне значення, яке є правильним для даного вхідного сигналу, і обчислює помилку:

$$\sigma = (O - Y) f'(Y_{in}), \quad (10)$$

так само обчислює величину, на яку зміниться вага зв'язку:

$$\Delta W_j = \alpha \cdot \sigma \cdot Z_j, \quad (11)$$

і посилає нейронам в попередньому шарі. α – швидкість навчання.

крок 7 – кожен прихований нейрон підсумовує вхідні помилки від вихідного нейрона:

$$\sigma_{in_j} = \sigma \cdot W_j, \quad (12)$$

і обчислює величину помилки, помноживши отримане значення на похідну активаційної функції:

$$\sigma_j = \sigma_{in_j} \cdot f'(Z_{in_j}), \quad (13)$$

так само обчислює величину, на яку зміниться вага зв'язку:

$$\Delta V_{ij} = \alpha \cdot \sigma_j \cdot X_i. \quad (14)$$

крок 8 – кожен вихідний нейрон змінює ваги своїх зв'язків з елементом зміщення і прихованими нейронами:

$$W_j \leftarrow W_j + \Delta W_j, \quad (15)$$

кожен прихований нейрон змінює ваги своїх зв'язків з елементом зміщення і вихідними нейронами:

$$V_{ij} \leftarrow V_{ij} + \Delta V_{ij}, \quad (16)$$

крок 9 – перевірка умови припинення роботи алгоритму.

Умовою припинення роботи алгоритму може бути досягнення сумарного квадратичного мінімуму помилки виході на мережі, або виконання певної кількості ітерацій алгоритму.

В якості входів і виходів нейромережі не слід вибирати параметри «японських свічок», а трансформувати їх, щоб зменшити шумову інформацію.

На рис. 3, зображено «японську свічку», її параметри та прийняті нами позначення:

- максимальна ціна (high) – H_i ,
- мінімальна ціна (low) – L_i ,
- відкриття (open) – O_i ,
- закриття (close) – C_i ,
- об'єми (volume) – V_i ,



Рис. 3. «Японська свічка» та її параметри, («біла свічка» – зростаючий тренд, «чорна свічка» – спадаючий тренд)

Для забезпечення статистичної незалежності входів нейронної мережі, рис. 1, тобто, відсутності кореляції між двома послідовними значеннями

котировок, подамо на вхід мережі логарифми відносного приросту їх середніх значень:

$$X_i = \begin{pmatrix} \text{Ln} \left(\frac{H_i + L_i}{H_{i+1} + L_{i+1}} \right) \\ \text{Ln} \left(\frac{O_i + C_i}{O_{i+1} + C_{i+1}} \right) \\ \text{Ln} \left(\frac{V_i}{V_{i+1}} \right) \end{pmatrix}, \quad (17)$$

В результаті дослідження нами розроблено програму-експерт на мові MQL4 для здійснення торгівлі на Forex-ринку в автоматичному режимі. Нижче наведено фрагмент програми, що призначений для трансформації параметрів «японських свічок» H_i , L_i , O_i , C_i та V_i в значення X_i для подачі на вхід мережі, рис.1. Фрагмент програми, який реалізує перетворення (17):

```
{ for (int i = shift; i < number_siches + shift + 2; i++)
{ double SC[50]; SC[i] = 10000*stLog*MathLog
((iHigh("EURUSD",PERIOD_M1,i) + iLow("EURUSD",
PERIOD_M1,i))/(iHigh("EURUSD",PERIOD_M1,i+1)+iLow("EURUSD",PERIOD_M1,i+1)));
double CB[50]; CB[i] = 10000*stLog*MathLog
((iOpen("EURUSD",PERIOD_M1,i)+iClose("EURUSD",
```

```
PERIOD_M1,i))/(iOpen("EURUSD",PERIOD_M1,i+1)+iClose("EURUSD",PERIOD_M1,i+1)));
double V[50];V[i] = iVolume("EURUSD",
PERIOD_M1,i);
V[i+1] = iVolume("EURUSD",PERIOD_M1,i+1);
double TV[50];TV[i] = MathLog(V[i]/V[i+1]);}
return (0); }
```

ВИСНОВКИ ТА ПЕРСПЕКТИВИ ПОДАЛЬШИХ ДОСЛІДЖЕНЬ

В роботі розроблено архітектуру нейронної мережі та побудовано її математичну модель, що адаптована до прогнозування котировок інструментів валютного ринку. Також розроблено програму-експерт на мові MQL4 для здійснення торгівлі на Forex-ринку в автоматичному режимі. При побудові нейронної мережі та математичної моделі враховано особливості представлення часового ряду котировок в виді «японських свічок».

Подальше дослідження передбачає апробацію програми, на платформі Forex – ринку, вдосконалення архітектури нейронної мережі та вдосконалення технологічного циклу передбачення ринкових фінансових часових рядів.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Саймон Хайкин «Нейронные сети полный курс», 2-е изд., испр. : пер. с англ./С. Хайкин – М.:ООО «И.Д. Вильямс», 2006. - 1104 с.
2. Hecht-Nielsen R. Kolmogorov's mapping neural network existence theorem // Int. Conf.NN.IEEE Press, 1987. – Vol. 3. – P.11–13.
3. Филимонова О. Ю. Прогнозирование временных рядов в тензорном нейросетевом базисе / О. Ю. Филимонова // Містобудування та терит. планув. - 2005. - Вип. 20. - С. 367-387.
4. Филимонова О. Ю. Интеллектуальные технологии прогнозирования временных рядов [Электронный ресурс] / О. Ю. Филимонова, Ю. И. Пинаева // Містобудування та терит. планув. - 2006. - Вип. 23. - С. 314-327.
5. Жуков И. А. Особенности прогнозирования временных рядов в тензорном времени / И. А. Жуков, Ю. Н. Минаев, О. Ю. Филимонова // Электрон. моделирование. - 2006. - 28, № 2. - С. 55-70.
6. Минаев Ю. Н. Нечеткая математика на основе тензорных моделей неопределенности. I. Тензор-переменная в системе нечетких множеств / Ю. Н. Минаев, О. Ю. Филимонова // Электрон. моделирование. - 2008. - 30, № 1. - С. 43-57.
7. Минаев Ю. Н. Иерархическая кластеризация нечетких данных / Ю. Н. Минаев, О. Ю. Филимонова, Ю. И. Минаева // Электрон. моделирование. - 2012. - 34, № 4. - С. 3-22.

Игнатишин Николай Иванович, Игнатишин Мария Васильевна НЕЙРОСЕТЕВОЕ ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ИНСТРУМЕНТОВ ФИНАНСОВОГО РЫНКА

В работе построено архитектуру нейронной сети и ее математическую модель, которая адаптирована к прогнозированию котировок инструментов валютного рынка. При построении нейронной сети и математической модели учтены особенности представления временного ряда котировок в виде «японских свечей».

Ключевые слова: нейрон, нейронная сеть, прогнозирование, динамический ряд, финансовые инструменты, валютный рынок.

N. Ihnatyshyn, M. Ihnatyshyn NEURAL NETWORK FORECASTING FINANCIAL MARKET INSTRUMENTS

This paper built the architecture of the neural network and its mathematical model that is adapted to predict the foreign exchange market quotations tools. When building a neural network and mathematical model takes into account the features of the time series Posted quotations in the form of "candlestick."

Key words: neuron, neural network forecasting, dynamic range, financial instruments, foreign exchange market

Одержано: 14.05.2014 р.