

УДК 519. 86

**Гончаренко В. А.,***аспірантка Державного вищого навчального закладу "Київський національний економічний університет імені Вадима Гетьмана"*

## **ПРОГНОЗУВАННЯ ДОХІДНОСТІ ЦІННИХ ПАПЕРІВ НА ПІДГРУНТІ ЗАСТОСУВАННЯ ІНСТРУМЕНТАРІЮ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ**

*У статті розглянуто можливості використання нейронних мереж для прогнозування дохідності цінних паперів. Побудовано нейронну мережу в програмному середовищі MATLAB, описано процес її розроблення, а також математичні моделі та методи, що використовуються під час її навчання.*

**Ключові слова:** алгоритм Левенберга-Марквардта, матриця Гессе, матриця Якобі, метод Ньютона, нейрон, нейронна мережа, середньоквадратична помилка, сигмоїдальна функція активації, цикл навчання.

*В статье рассмотрено возможности использования нейронных сетей для прогнозирования доходности ценных бумаг. Построено нейронную сеть в программной среде MATLAB, описано процесс её разработки, а также математические модели и методы, которые используются во время её обучения.*

**Ключевые слова:** алгоритм Левенберга-Марквардта, матрица Гессе, матрица Якоби, метод Ньютона, нейрон, нейронная сеть, среднеквадратичная ошибка, сигмоидальная функция активации, цикл обучения.

*Possibilities of the neural networks' use for the securities' profit forecasting are considered in the article. In the MATLAB software environment a neural network is built, its development process and also the mathematical models and methods which are used for its training are described.*

**Key words:** Levenberg-Marquardt algorithm, Hessian matrix, Jacobian matrix, Newton's method, neuron, neural network, mean square error; tan-sigmoid transfer function, training epoch.

**Постановка проблеми.** Останнім часом використання штучних нейронних мереж для розв'язання широкого кола задач (прогнозування, класифікації, управління та ін.) стає дедалі популярнішим. Важливим є використання таких методів у фінансовій сфері, що викликане складністю та важливістю вирішуваних задач.

Нейронні мережі – інтелектуальні системи, побудовані на потужному математичному апараті, який може використовуватись як універсальний

відтворювач складних нелінійних функціональних залежностей. У нашому випадку нейронна мережа дозволить виявити головні тенденції у змінах дохідності цінних паперів на основі даних попередніх періодів та робити прогноз на визначену кількість кроків у майбутньому.

Головною перевагою нейронних мереж є їх здатність до навчання. Вона реалізується за допомогою спеціально розроблених алгоритмів. Також, до переваг варто віднести ту особливість, що навчання нейронної мережі не вимагає ніякої апріорної інформації про структуру шуканої функціональної залежності, а потрібна лише навчальна вибірка у вигляді експериментальних пар “входи – виходи”.

Сьогодні для роботи з нейронними мережами розроблена велика кількість спеціалізованих програмних продуктів. Деякі з них є більш-менш універсальними (MATLAB, Brain Maker Pro, NeuroSolution), інші – вузькоспеціалізованими (Neuro Builder 2001, NeuroShell Day Trader, BioComp Profit – використовуються виключно для вирішення задач прогнозування часових рядів). Серед користувачів цих систем є такі гіганти, як Chemical Bank, Citibank, The World Bank, Lloyds Bank, The Federal Reserve Board, Royal Insurance, New York Life Insurance, Лондонська фондова біржа та ін.

На жаль, на вітчизняному ринку такі системи поки що не знайшли широкого застосування. Насамперед, це пов'язано з недостатнім рівнем розвитку фінансової сфери. Але в Україні використання інструментарію нейронних мереж є перспективним напрямом розвитку.

**Аналіз останніх досліджень та публікацій.** У науковій літературі існують праці як вітчизняних, так і зарубіжних авторів, присвячені дослідженню та розробці нейронних мереж для прогнозування курсів цінних паперів. Так, О. Годич, Б. Голуб та Ю. Щербина розглядали задачу прогнозування курсів акцій підприємства в умовах гри на фондовій біржі за допомогою штучної нейронної мережі прямого поширення [1]. Основні дослідження Р. О. Тарасенко та В. А. Крісілова присвячені формуванню та оцінюванню якості навчальної вибірки для нейронних мереж у задачах прогнозування часових рядів [5 та 6]. А Ю. П. Зайченко, Ф. Севає та Ю. В. Колестин здійснили порівняльний аналіз ефективності застосування нейронних мереж в задачах прогнозування в економіці та фінансовій сфері [2].

Відаючи належне науковим напрацюванням багатьох вчених з цієї проблематики, слід зауважити, що все одно існує потреба в її подальшому дослідженні.

**Мета і завдання дослідження.** Метою та завданням дослідження є побудова нейронної мережі для прогнозування дохідності цінних паперів, оцінка її ефективності та практичної придатності.

**Виклад основного матеріалу.** Процедура побудови нейронної мережі для прогнозування дохідності цінних паперів складається з таких етапів:

- збір даних;
- розподіл даних на навчальну і тестову вибірки;

- визначення структури мережі;
- вибір алгоритму та параметрів навчання;
- навчання та тестування мережі.

Як вхідні дані будуть використовуватися такі статистично незалежні величини як різниці котирувань простих іменних акцій ВАТ "Укртелеком"  $\Delta C_t$ , розраховані за формулою (1) на підставі даних торгів фондової біржі ПФТС за період з 30. 08. 2010 до 11. 10. 2010:

$$\Delta C_t = C_t - C_{t-1},$$

де  $C_t$  та  $C_{t-1}$  – значення котирувань у момент часу  $t$  та  $t-1$  відповідно.

Навчальна вибірка буде складатись з 30 елементів, з яких 20 – будуть використовуватись для тренінгу (навчання), 5 – для тестування та 5 – для повторного тестування.

Таблиця 1

*Вхідні дані для навчання і тестування нейронної мережі*

№ з/п	Дата	Значення котирувань, $C_t$	Різниці котирувань, $\Delta C_t$	Вид даних
	30. 08. 2010	0,5657		
1	31. 08. 2010	0,5623	-0,0034	Дані для навчання
2	01. 09. 2010	0,564	0,0017	
3	02. 09. 2010	0,5652	0,0012	
4	03. 09. 2010	0,5633	-0,0019	
5	06. 09. 2010	0,5664	0,0031	
6	07. 09. 2010	0,5679	0,0015	
7	08. 09. 2010	0,5681	0,0002	
8	09. 09. 2010	0,5731	0,005	
9	10. 09. 2010	0,5709	-0,0022	
10	13. 09. 2010	0,5712	0,0003	
11	14. 09. 2010	0,5717	0,0005	
12	15. 09. 2010	0,5652	-0,0065	
13	16. 09. 2010	0,5617	-0,0035	
14	17. 09. 2010	0,5709	0,0092	
15	20. 09. 2010	0,5702	-0,0007	
16	21. 09. 2010	0,5747	0,0045	
17	22. 09. 2010	0,5798	0,0051	
18	23. 09. 2010	0,5712	-0,0086	
19	24. 09. 2010	0,5705	-0,0007	
20	27. 09. 2010	0,5713	0,0008	

21	28. 09. 2010	0,5732	0,0019	Дані для тестування
22	29. 09. 2010	0,5793	0,0061	
23	30. 09. 2010	0,5676	-0,0117	
24	01. 10. 2010	0,5653	-0,0023	
25	04. 10. 2010	0,5562	-0,0091	
26	05. 10. 2010	0,5425	-0,0137	Дані для повторного тестування
27	06. 10. 2010	0,5521	0,0096	
28	07. 10. 2010	0,5537	0,0016	
29	08. 10. 2010	0,5478	-0,0059	
30	11. 10. 2010	0,5482	0,0004	

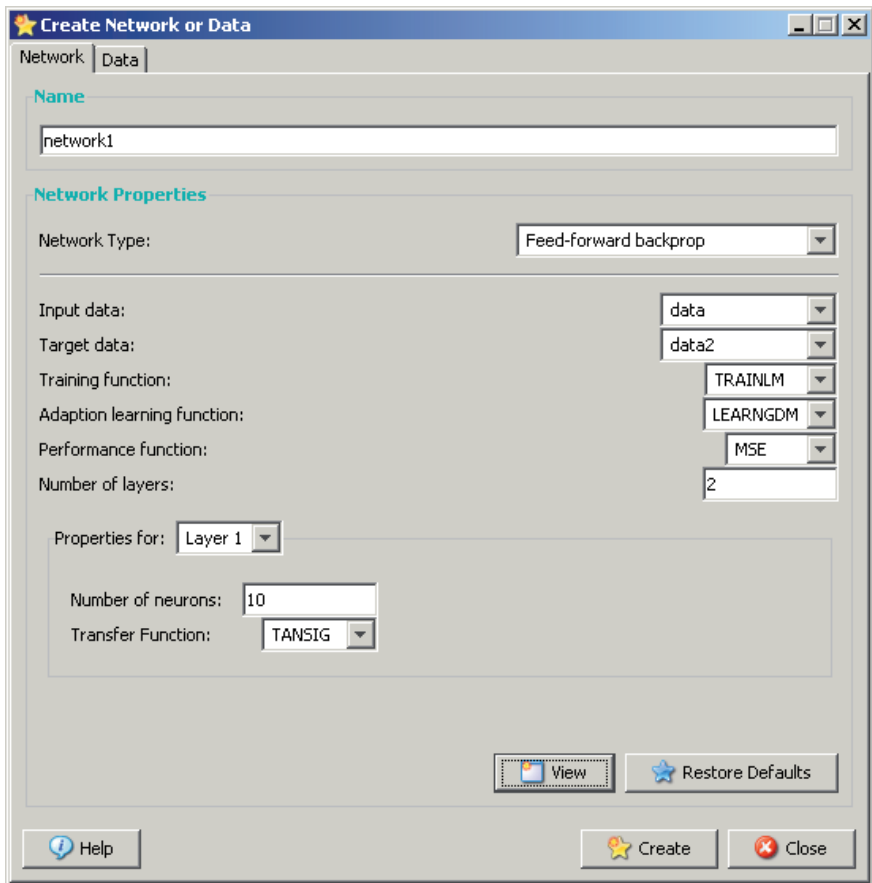


Рис. 1. Побудова нейронної мережі

Побудова нейронної мережі здійснюється у програмному середовищі MATLAB за допомогою модуля Network/Data Manager (Управління мережею/даними). Для цього, перш за все, необхідно завантажити вхідні дані та визначити основні характеристики нейронної мережі (рис. 1).

На основі проведення і аналізу результатів багатьох експериментів було обрано нейронну мережу з прямим поширенням сигналу та зворотнім поширенням помилки (feed-forward backprop), структурну схему якої представлено на рис. 2. Мережа складається з двох шарів (рівнів) із сигмоїдальними функціями активації (tansig): внутрішнього (hidden layer) на 10 нейронів та вихідного (output layer) на 5 нейронів. Мережа має послідовну структуру, тобто вихід першого шару слугує входом для другого шару.

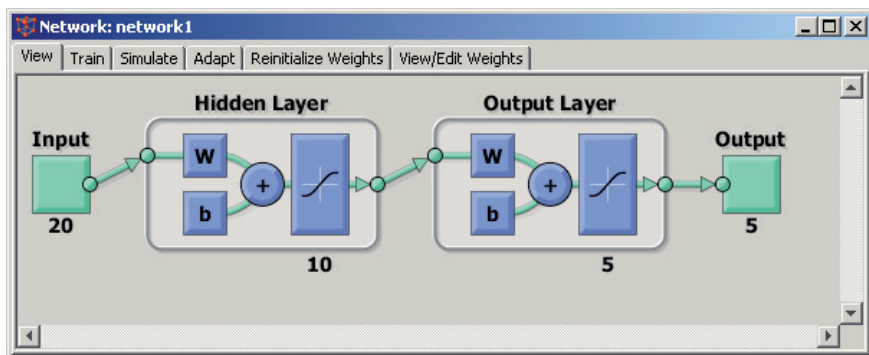


Рис. 2. Структура нейронної мережі

Було також визначено, що найбільш точний прогноз отримуємо, якщо на вхід мережі подавати дані у кількості, що є кратною 5. Це можна пояснити через залежність від дня торгів, оскільки робочий тиждень на фондових біржах складає п'ять днів.

Алгоритми, що використовуються під час навчання нейронних мереж, аналогічні до алгоритмів визначення екстремуму функції декількох змінних. Своєю чергою, останні поділяються на три категорії: алгоритми нульового, першого та другого порядку. Алгоритми нульового порядку для знаходження екстремуму використовують лише інформацію щодо значень функції в заданих точках. В алгоритмах першого порядку використовується градієнт функціонала помилки за встановленими параметрами. А алгоритми другого порядку використовують значення других похідних функціонала помилки. До алгоритмів другого порядку належать, зокрема, ті, що ґрунтуються на методі Ньютона [3, с. 65-66].

Навчання нейронної мережі, як правило, здійснюється покроково. Такі кроки, зазвичай, називають циклами або епохами. На кожному кроці на вхід нейронної мережі послідовно поступають всі елементи навчальної ви-

бірки, потім розраховуються вихідні значення мережі, які, своєю чергою, порівнюються з цільовими (тестовими), і розраховується функціонал помилки (критерій якості навчання).

Як функціонал помилки може використовуватись: сума квадратів помилок (SSE), середньоквадратична помилка (MSE), комбінована помилка (MSEREG) або середня абсолютна помилка (MAE).

Якість навчання нашої нейронної мережі буде перевірятись за допомогою значення середньоквадратичної помилки (MSE):

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (t_i - a_i)^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N e_i^2, \quad (2)$$

де  $N$  – обсяг вибірки (кількість вхідних даних);  $t_i$  – вектор цільових (тестових) значень на виході нейронної мережі;  $a_i$  – вектор отриманих значень на виході нейронної мережі;  $e_i$  – вектор помилок нейронної мережі.

Процес навчання нейронної мережі полягає в налаштуванні її ваг та зсувів таким чином, щоб мінімізувати функціонал помилок мережі. Початкові значення ваг та зсувів обираються випадковим чином, а отримані в процесі навчання значення функціонала та його градієнта використовують для їх коригування. Процес навчання припиняється, коли виконано певну кількість циклів, або коли помилка досягає деякого малого значення (яке було встановлено) або перестає зменшуватись [3, с. 66].

Як алгоритм навчання було обрано алгоритм Левенберга-Марквардта (далі – Алгоритм LM). Алгоритм LM належить до класу квазіньютонівих алгоритмів, які ґрунтуються на методі Ньютона, однак не потребують обчислення матриці Гессе (що може бути досить складним), а використовують різні наближені вирази для її заміни.

Так, основний крок методу Ньютона визначається за формулою:

$$x_{k+1} = x_k - H_k^{-1} * g_k, \quad (3)$$

де  $x_{k+1}$  та  $x_k$  – вектор значень параметрів на  $k+1$  та  $k$ -тій ітерації, відповідно;  $H_k$  – матриця других часткових похідних функціонала помилки, або матриця Гессе;  $g_k$  – вектор градієнта функціонала помилки на  $k$ -тій ітерації.

Алгоритм LM реалізує таку стратегію для наближеного обчислення матриці Гессе. Припускаючи, що функціонал визначається як сума квадратів помилок, матриця Гессе може бути наближено розрахована за формулою:

$$H \approx J^T \cdot J, \quad (4)$$

а градієнт за формулою:  $g = J^T \cdot e$ , (5)

де  $J = \frac{\partial J}{\partial W}$  – матриця Якобі похідних функціоналу помилки за заданими параметрами;  $e$  – вектор помилок мережі. Матриця Якобі може бути розрахована на основі стандартного методу зворотного поширення

помилки, що значно легше ніж обчислення матриці Гессе:

$$\frac{\partial J}{\partial W_{ij}^r} = -\sum_{q=1}^Q \Delta_i^{q(r-1)} a_j^{q(r-1)}, \quad r = \overline{1, M}, \quad i = \overline{1, S^r}, \quad j = \overline{0, S^{r-1}}, \quad (6)$$

де  $r$  – номер шару (рівня);  $S^r$  – кількість нейронів на  $r$ -ому рівні;  $a_j^{q(r-1)}$  –  $j$ -тий елемент вектора виходу рівня  $r-1$  для  $q$ -го елемента вибірки;

$$\Delta_i^q = \left( \sum_{k=1}^{S^{r+1}} \Delta_k^{q(r+1)} w_k^{r+1} \right) f_r'(n_i^q), \quad r = \overline{1, M-1}, \quad (7)$$

$$\Delta_i^M = (t_i^q - a_i^M) f_M'(n_i^M), \quad i = \overline{1, S^M} \quad (8)$$

Де  $f_r(n_i^q)$  – функція активації для  $i$ -го нейрона на рівні  $r$ ;

на  $r$ -ого рівня;  $p_j^q = [p_j^q]$  – сигнал на вході функції активації для  $i$ -го нейрона вектора входу;  $W_{ij}^r$  – вагові коефіцієнти мережі.

$$n_i^q = \sum_{j=0} W_j^q p_j^q$$

Алгоритм LM використовує таку апроксимацію матриці Гессе:

$$X_{k+1} = x_k - (J^T \cdot J + \mu \cdot I)^{-1} \cdot e_k, \quad (9)$$

де  $I$  – одинична матриця;  $\mu$  – коефіцієнт регуляризації,  $\mu \geq 0$ . Коли коефіцієнт  $\mu$  дорівнює 0, ми отримуємо метод Ньютона з наближенням матриці Гессе за формулою (4); коли значення  $\mu$  велике, отримуємо метод градієнтного спуску з малим кроком. Оскільки метод Ньютона має високу точність та швидкість наближення до мінімуму, задача полягає в тому, щоб у процесі мінімізації як можна швидше перейти до методу Ньютона. З цією метою параметр  $\mu$  зменшують після кожної вдалої ітерації і збільшують лише тоді, коли наступний крок показує, що функціонал помилки зростає. Така стратегія забезпечує зменшення помилки після кожної ітерації алгоритму [3, с. 83-84].

У програмі MATLAB Алгоритм LM задається функцією `trainlm`. Зазначена функція характеризується певними параметрами, яким було встановлено такі значення: `mu = 0,001`; `mu_dec = 0,1`; `mu_inc = 10`; `mu_max = 10000000000`.

Параметр `mu` – початкове значення для коефіцієнта  $\mu$ . Це значення множиться або на коефіцієнт `mu_dec`, коли функціонал помилки зменшується, або на коефіцієнт `mu_inc`, коли функціонал помилки зростає. Якщо `mu` перевищить значення `mu_max`, алгоритм зупиниться [3, с. 84].

Також було встановлено значення таких загальних параметрів навчання, як:  $show = 25$ ,  $epochs = 1000$ ,  $time = inf$ ,  $goal = 0$ , де  $show$  – крок виводу проміжної інформації;  $epochs$  – максимальна кількість циклів навчання;  $time$  – граничний час навчання;  $goal$  – граничне значення критерію навчання [3, с. 84].

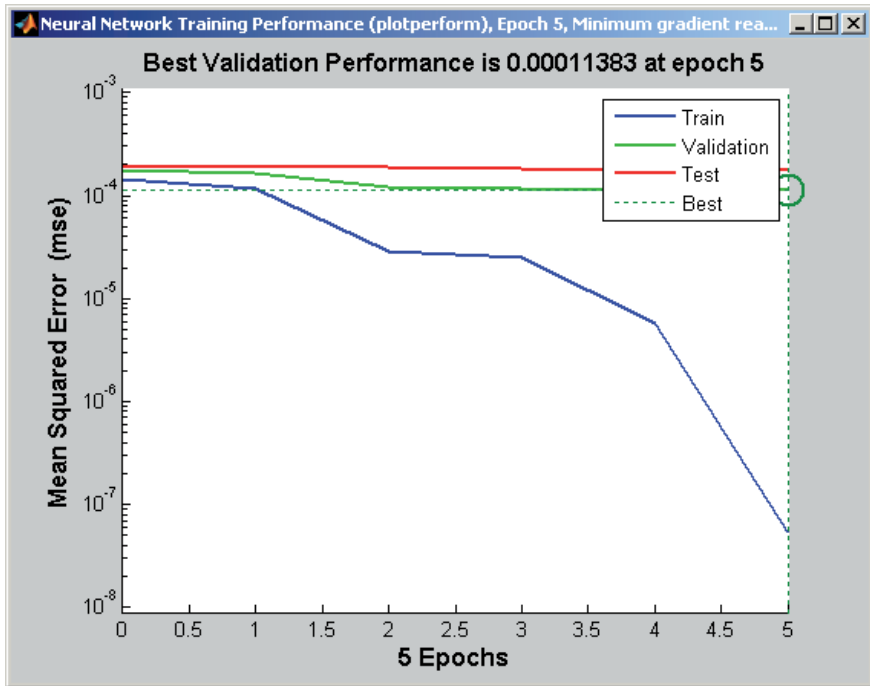


Рис. 3. Результати навчання нейронної мережі

Після того, як обрано певний алгоритм навчання нейронної мережі та задано значення його основних параметрів, можна проводити навчання та тестування мережі. При заданих параметрах нейронної мережі мінімальне значення середньоквадратичної помилки було досягнуто лише за 5 циклів навчання (що підтверджує швидкість дії Алгоритму LM) та становить 0,00011383. Таке значення середньоквадратичної помилки свідчить про те, що прогноз, отриманий за допомогою нейронної мережі при заданих параметрах, можна вважати достатньо точним. На рис. 3 зображено графік зміни помилки навчання залежно від кількості виконаних циклів.

**Висновки.** У цій роботі описано процес побудови нейронної мережі для прогнозування дохідності цінних паперів, проведено її комп'ютерне дослідження на основі даних котирувань акцій ВАТ “Укртелеком” та



отримано достатньо точний прогноз. Структура нейронної мережі, основні її характеристики, методи навчання та тестування були обрані на підставі результатів багатьох експериментів. Точність прогнозу, безумовно, можна підвищити, але для цього потрібно збільшувати кількість вхідних даних та ускладнювати модель. Проте в будь-якому разі розроблена нейронна мережа може використовуватись для прогнозування дохідності цінних паперів.

### Література:

1. Годич О. Застосування штучних нейронних мереж для прогнозування курсу акцій / О. Годич, Б. Голуб, Ю. Щербина // Вісник Львівського університету. Серія "Прикладна математика та інформатика". – 2002. – вип. 4. – С. 1–11.
2. Зайченко Ю. П. Сравнительный анализ эффективности нечетких нейронных сетей в задачах прогнозирования в экономике и финансовой сфере / Ю. П. Зайченко, Ф. Севаев, Ю. В. Колестин // Системні дослідження та інформац. технології. – 2006. – № 1. – С. 56 – 71.
3. Медведев В. С. Нейронные сети. MATLAB 6 / В. С. Медведев, В. Г. Потемкин / Под общ. ред. к. т. н. В. Г. Потемкина. – М. : ДИАЛОГ-МИФИ, 2002. – 496 с.
4. Ситник В. Ф. Интеллектуальный анализ данных (дейтамайнінг): навч. посіб. / В. Ф. Ситник, М. Т. Краснюк – К. : КНЕУ, 2007. – 376 с.
5. Тарасенко Р. А. Выбор размера описания ситуации при формировании обучающей выборки для нейронных сетей в задачах прогнозирования временных рядов [Электронный ресурс] / Р. А. Тарасенко, В. А. Крисиллов // Труды Одесского политехнического университета: Научный и производственно-практический сборник по техническим и естественным наукам. – Одесса, 2001. – Вып. 2 (14). – Режим доступа до збірника: [http://storage.library.opu.ua/online/periodic/opu\\_2001\\_2/index-1.htm](http://storage.library.opu.ua/online/periodic/opu_2001_2/index-1.htm).
6. Тарасенко Р. А. Предварительная оценка качества обучающей выборки для нейронных сетей в задачах прогнозирования временных рядов [Электронный ресурс] / Р. А. Тарасенко, В. А. Крисиллов // Труды Одесского политехнического университета: Научный и производственно-практический сборник по техническим и естественным наукам. – Одесса, 2001. – Вып. 1 (13). – Режим доступа до збірника: [http://www.nbuu.gov.ua/portal/natural/Popu/2001\\_1/Full](http://www.nbuu.gov.ua/portal/natural/Popu/2001_1/Full).