Дмитришин Л.І.

Нейромережеві технології аналізу валютного ринку

У статті запропонована адаптація нейромережевої технології до моделювання та прогнозування валютного ринку, що дозволяє ідентифікувати зв'язок облікового курсу валют з впливаючими на нього чинниками.

In the article the adaptation of neural networks technology to the modeling and prognostication of currency market is offered, that allows to identify communication of registration course of currencies with on him influences.

***Ключові слова**: валютний ринок, нейронна мережа, нейрон, часовий ряд, прогноз.*

Вступ. Останні десятиліття відзначені бурхливим розвитком технологій штучних нейронних мереж [1-5], які дозволяють уникнути наявних проблем в моделюванні і прогнозуванні динаміки валютного ринку, тому що відкривають нові підходи до ідентифікації невідомих нелінійних систем (зокрема, з дискретним часом) за допомогою процесів навчання. Валютний ринок необхідно розглядати як прообраз такої мережі, на зразок біологічної, що складається зі значної кількості взаємозв'язаних ідентичних простих блоків – нейронів – створюючих багатошарові конфігурації. Такі блоки, залежно від області застосування нейромережевої технології стосовно валютного ринку, можна ототожнювати по-різному, зокрема, з окремими валютами.) В них присутні з'єднання трьох типів – внутрішньорівневі (між нейронами), рекурентні (надаючи нейронам властивості зворотного зв'язку по відношенню до самих себе) і міжрівневі (для сигналів, трансформованих або в прямий, або в зворотний зв'язок).

Навчання на такій мережі дозволяє подолати труднощі моделювання складних нелінійних систем, якою є і валютний ринок, шляхом розробки для них так званих «трасуючих контролерів», що забезпечують динамічне відображення керованих входів в спостережувані виходи. Серед запропонованих інструментів такого роду є і засновані на багаторівневих нейронних мережах з прямим зв'язком [1,2], що використовуються для апроксимації невідомих нелінійних функцій, які

Дмитришин Л.І., к.е.н., доцент кафедри економічної кібернетики, Прикарпатський національний університет імені Василя Стефаника

містяться в подібних системах (як, зокрема, функції курсів окремих валют).

Основні результати в даній області, одержані для нелінійних систем без внутрішньої динаміки, висвітлені в працях Зайченко Ю.П., Бондарева В.Н., Аде Ф.Г., Глибовця М.М., Отецького О.В., Розенблатта Ф. та ін. Стосовно нелінійних систем без внутрішньої динаміки достатньо використовувати багаторівневі нейронні мережі з прямим зв'язком (MFNN). В деяких дослідженнях показані аналогічні можливості динамічної рекурентної нейронної мережі для економічних об'єктів, визначених системою нелінійних диференціальних або різницевих рівнянь. В прогнозуванні кон'юнктури валютного ринку також не можна обійтися результатами адаптації нейромережевих технологій до моделювання та прогнозування облікового курсу валют.

Постановка завдання. Метою даної статті є адаптація нейромережевої технології до моделювання та прогнозування валютного ринку, що дозволяє ідентифікувати зв’язок облікового курсу валют з впливаючими на нього чинниками через скінченний ітеративний процес «навчання» вагових коефіцієнтів і вибору найбільш впливових параметрів, відправною інформацією для чого слугують часові ряди входів і виходів за базовий період.

Результати. Структура MFNN, в якій нейрони організовані по рівнях за відсутності з'єднань як перехресних, так і з зворотним зв'язком включає: u – вхідний вектор в перший рівень, y – вихідний вектор, M – загальне число рівнів, n_s – кількість нейронів на s-му рівні, а i-ий нейрон цього рівня позначається як (s,i). Для підготовки такої мережі до роботи, у тому числі до ідентифікації (системного моделювання) кон'юнктури валютного ринку, широко використовується алгоритм зворотного розповсюдження або BP, заснований на методі градієнтного спуску [3,4].

Обчислення по мережі починаються з подачі вхідного вектора в перший рівень, його елементи передають компоненти u у всі вузли другого рівня, виходи якого поступають у всі блоки третього рівня і т.д., поки не сформуються n_M виходів мережі. При цьому функціонування нейрона (s,i) формалізується виразами:

$$z = \begin{cases} u_i, & s = 1, \\ w_{i,k}^{s-1} \cdot x_k^{s-1}, & 2 \le s \le M, k = \overline{1, n_{s-1}}, \end{cases}$$

$$x=\begin{cases}\sum\limits_{k=1}^{n_{s-1}} z_{i,k}^{s}, & s=1, s=M,\\ \sigma\cdot\left(\sum\limits_{k=1}^{n_{s-1}} z_{i,k}^{s}+w_i^{*s}\right), & 2\le s\le M-1,\end{cases}$$

де z – вхід нейрона (s,i); u_i – вхід нейрона $(1,i)$; x – вихід нейрона (s,i); w – ваговий коефіцієнт зв'язку від нейрона (s,k) до нейрона $(s+1,i)$; w^* – поріг нейрона (s,i); $\sigma(\cdot)$ – нелінійна активаційна функція нейрона, в якості якої можна вибрати неперервну диференційовану нелінійну сигмоїдну функцію, яка б задовольняла умовам:

$\sigma(x)\to\pm1$ при $x\to\pm\infty; -1\le\sigma(x)\le1$; $\sigma(x)=0$ тільки при $x=0$;

$\sigma'(x)>0$ і $\sigma'(x)\to0$ при $x\to\pm\infty$;

$\sigma'(x)$ має глобальне максимальне значення $c\le1$.

Взаємовідношення вхід-вихід MFNN представимо з використанням нелінійного відображення у вигляді

$$y=W_a^{M-1}\sigma_a\left(W_a^{M-2}\sigma_a\left(\ldots W_a^{2}\sigma_a\left(W_a^{1}x_a^{1}\right)\ldots\right)\right)\equiv F\left(W_a^{1},W_a^{2},\ldots,W_a^{M-1},u\right), \qquad (1)$$

де y – вектор-стовпець розмірністю n_M, що належить множині R розмірністю n_M; u – вектор-стовпець розмірністю n_1, що належить множині R розмірністю n_1; x_a^s – вектор-стовпець розмірністю $(n_S+1)\times1$; W_a^{s-1} – матриця розмірністю $n_S\times(n_{S-1}+1)$ з елементами $\left(w_{a,i}^{s-1}\right)^T$, причому $w_{a,i}^{s-1}=\left(w_{i,1}^{s-1},\ldots,w_{i,n_{s-1}+1}^{s-1}\right)$ – вектор-стовпець $x_a^1=\left(u^T\ldots1\right)^T$, де $\left(u^T\ldots1\right)$ вектор-стовпець; $\sigma_a(\cdot)$ – розширена вектор-функція $\sigma_a(\cdot)=\begin{pmatrix}\sigma(\cdot)\\ \ldots\\ 1\end{pmatrix}$.

Оскільки ця функція неперервна і диференційовна, $F(\cdot)$ із (1) також неперервне і диференційовне нелінійне відображення з простору вхідних образів в простір вихідних образів, здійснюване за допомогою процесу навчання на противагу запрограмованості, характерної для формалізації курсової залежності стандартними методами математичної статистики.

Аналіз часових рядів для прогнозів на основі такого відображення можливий за допомогою "нейронних мереж з відстроченою затримкою" (TDNNs), що включають, крім MFNN, оператори запізнювання із зворотним зв'язком та задаються як нелінійні прогонозатори. Одно- і q -кроковий мають вигляд [5]:

$$y(k+1)=F[w, y(k),\ldots, y(k-n), u(k),\ldots, u(k-m)],$$

$$y(k+q)=F[w, y(k+q-1),\ldots, y(k+q-1-n), u(k+q-1),\ldots, u(k+q-1-m)],$$

де $F(\cdot)$ – функція із (1), а входами нейронних мереж є терміни запізнювання їх виходів (систем часових рядів) і поточні нейронні виходи (рис. 1-2).

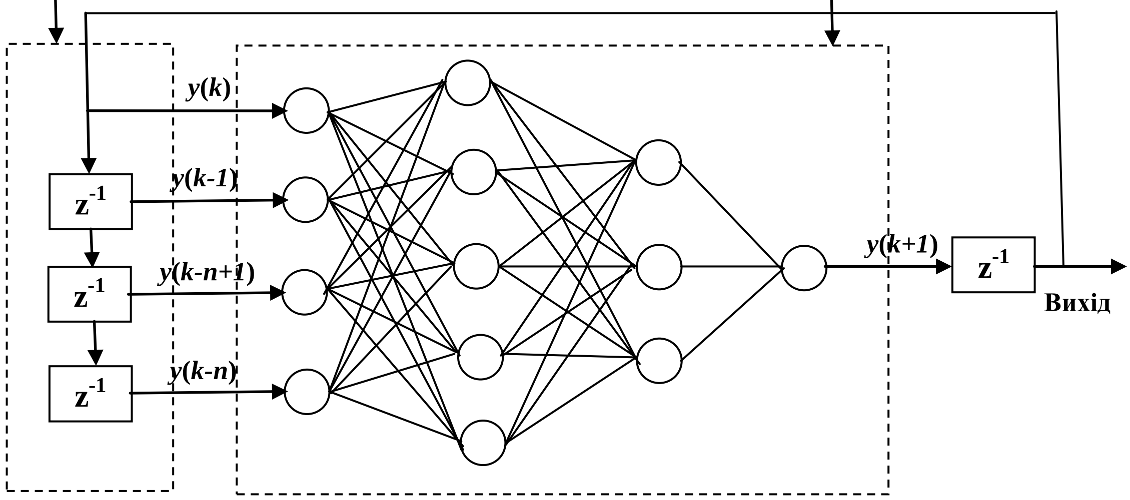

Рис. 1. Нейронна мережа з відстроченою затримкою для аналізу часових рядів з однокроковим прогнозом

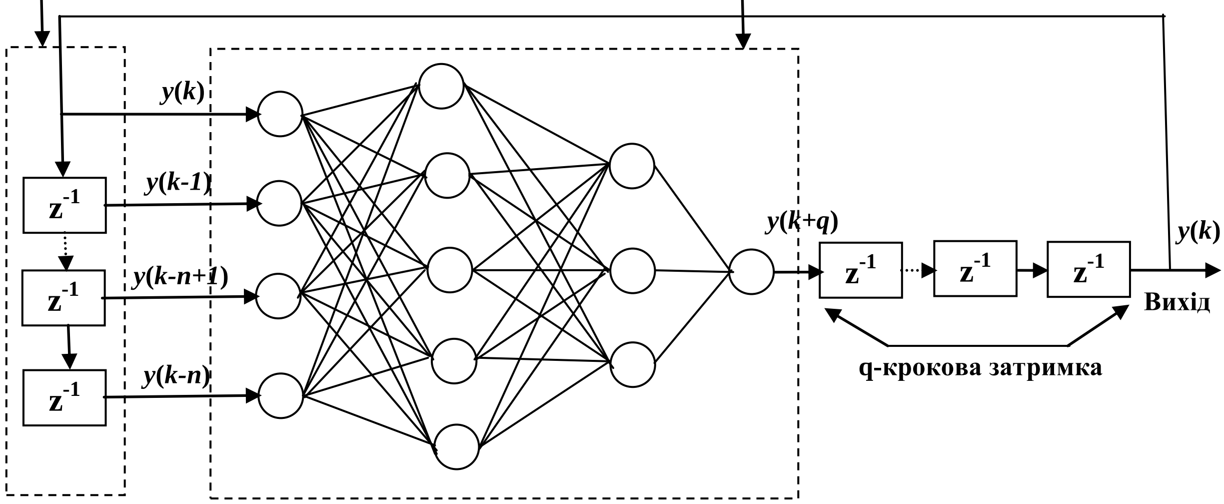

Рис. 2. Нейронна мережа з відстроченою затримкою для аналізу часових рядів з q-кроковим прогнозом

Використання TDNN дозволяє ідентифікувати прогнозну модель валютного ринку, що забезпечує бажаний вихід $y_d(k)$, тобто вектор спостережуваних облікових курсів валют. Вважаючи цей ринок нелінійною системою з рівнянням входу-виходу

$$y_p(k+1) = f\left[y_p(k), \ldots, y_p(k-n), u(k), \ldots, u(k-m)\right] = f\left[x(k), u(k)\right],$$

де $x(k) = \left[y_p(k), \ldots, y_p(k-n), u(k), \ldots, u(k-m)\right]^T$ – структурний вектор, а $f(\cdot)$ – невідома нелінійна функція, що задовольняє умові $\frac{\partial f(x,u)}{\partial u} \neq 0$, досягти такої мети можна, якщо діяти відповідно до схеми зворотного управління або прямого, чи непрямого, що вимагає менше початкових знань про модельовану систему. Тому звернемося до останнього способу (рис. 3).

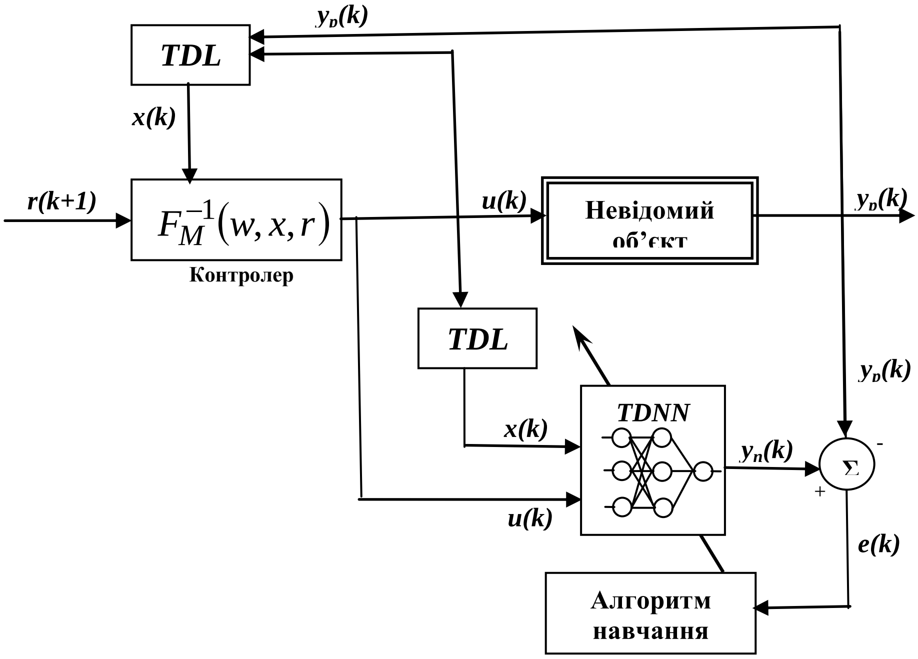

Рис. 3. Непряме зворотне управління ідентифікацією курсової функції з використанням TDNN

Приймемо за основу наближення до адекватної прогностичної моделі валютного ринку TDNN з рівнянням входу-виходу

$$y_n(k+1) = F\left[x(k), u(k)\right], \tag{2}$$

вважаючи, що це робиться за допомогою процесу навчання ваг, коли $F(w, x, y) \to f(x, u)$. Його трасуючий контролер отримують як

$$u(k) = F_u^{-1}\left[w, x(k), r(k+1)\right], \tag{3}$$

що неявно є інверсією (2) по відношенню до $u(k)$ з початковим входом $r(k+1)$, який розраховують за формулою

$$r(k+1) = y_d(k+1) + \sum_{i=1}^{\alpha} \beta_i \left[y_d(k-i+1) - y_n(k-i+1) \right], \ \alpha \le k .$$

Тут β_i, $i = \overline{1,\alpha}$ вибираються так, щоб корені характеристичного рівняння $z^{\alpha} + \beta_{\alpha} z^{\alpha-1} + \ldots + \beta_1 = 0$ знаходились всередині одиничного круга. Підставляючи (3) в (2), одержуємо

$$y_n(k+1) = F[w, x(k), u(k)] = F\left\lfloor w, x(k), F_u^{-1}[w, x(k), r(k+1)] \right\rfloor =$$

$$r(k+1) = y_d(k+1) + \sum_{i=1}^{\alpha} \beta_i \left[y_d(k-i+1) - y_n(k-i+1) \right], \ \alpha \le k,$$

тобто $\lim\limits_{k \to \infty} \left[y_d(k) - y_n(k) \right] = 0$. Разом з тим, якщо в процесі навчання досягається повна апроксимація $y_p(k)$ валютного ринку у формі $y_n(k)$ TDNN, то $\lim\limits_{k \to \infty} \left\lfloor y_p(k) - y_n(k) \right\rfloor = 0$, причому помилка трасування виходу модельованої системи по відношенню до бажаного вимірюється як

$$E(k) = 0{,}5 \cdot \left\lfloor r(k) - y_p(k) \right\rfloor^2 = 0{,}5 \cdot \left\lfloor y_n(k) - y_p(k) \right\rfloor^2 =$$

$$= 0{,}5 \cdot \left\lfloor F[w, x(k-1), u(k-1)] - y_p(k) \right\rfloor^2,$$

та задовольняє умові

$$\left| y_d(k) - y_p(k) \right| \le \left| y_d(k) - y_n(k) \right| + \left| y_p(k) - y_n(k) \right| \to 0.$$

Якщо навчання мережі на базових даних у відповідності з вище викладеним за обраний період дає задовільні результати, то така мережа використовується для прогнозу, тобто визначення облікового курсу валюти на наступний за базовим періодом день (тиждень, місяць, квартал, рік). В іншому випадку входи TDNN змінюють (додають нові фактори, згладжують наявні дані, видаляють деякі чинники) і процес тренування повторюється.

Висновки. Запропонована в статті адаптація нейромережевої технології до моделювання та прогнозування кон’юнктури валютного ринку дозволяє ідентифікувати зв’язок облікового курсу валют з впливаючими на нього чинниками через скінченний ітеративний процес «навчання» вагових коефіцієнтів і вибору найбільш впливових параметрів, відправною інформацією для чого слугують часові ряди входів і виходів за базовий період.

Література

1. Зайченко Ю.П. Основи проектування інтелектуальних систем. – К.: Видавничий дім «Слово», 2004. – 352 с.
2. Бондарев В.Н., Аде Ф.Г. Искусственный интеллект. – Севастополь: Изд-во СевНТУ, 2002. – 615 с.
3. Глибовець М.М., Отецький О.В. Штучний інтелект. – К.: Вид. дім «КМ Академія», 2002. – 366 с.
4. Розенблатт Ф. Принципы нейродинамики. – М.: Мир, 1966. – 480 с.
5. L.Jin, M.M.Gupta, P.N.Nikiforuk. Computational Neural Architectures for Control Applications // Soft Computing: Fuzzy Logic, Neural Networks and Distributed Artificial Intelligence. N.-J.: Prentice Hall. Englwood Cliffs, 1994. P.121-152.