

Нейромережеві технології моделювання кон'юнктури ринку капіталів

У даній статті розроблено моделі прогнозування кон'юнктури ринку капіталів, що розглядається як прообраз нейронної мережі з багатошаровою конфігурацією.

In the given article the forecasting models of the state of affairs of market of capitals are developed, that considering as a prototype of neuron network with many layer configuration.

Ключові слова: *нейромережеві технології, ринок капіталів, моделі прогнозування.*

Вступ. Останні десятиліття відмічені бурхливим розвитком технології штучних нейронних мереж [1,2,5], застосування якої дозволяє уникнути багатьох згаданих проблем в моделюванні і прогнозуванні цінової динаміки на фондовому ринку, оскільки відкриває нові підходи до ідентифікації невідомих нелінійних систем (зокрема, з дискретним часом) за допомогою процесів навчання. Фондовий ринок допустимо розглядати як прообраз такої мережі, подібної біологічній, що складається із значної кількості взаємопов'язаних ідентичних простих блоків (нейронів), які створюються багатошаровою конфігурацією. У них присутнє з'єднання трьох типів – внутрішньорівневі (між нейронами), рекурентні (що наділяють нейрони зворотними зв'язками по відношенню до самих себе) і міжрівневі (для сигналів, перетворюючих або в прямий, або в зворотний зв'язок).

Навчання на такій мережі дозволяє подолати труднощі моделювання важких нелінійних систем, до яких можна віднести і ринок капіталів, шляхом розробки для них так званих "трасуючих контролерів", що забезпечують динамічне відображення керованих входів в наочні виходи. Серед запропонованих інструментів такого типу є і засновані на багаторівневих нейронних мережах з прямим зв'язком, що використовують для апроксимації невідомих нелінійних функцій, які містяться в подібних системах (як, зокрема, функції цін фондових активів).

Основні результати в даній області отримані для нелінійних систем без внутрішньої динаміки, стосовно яких досить використовувати багаторівневу нейронну мережу з прямим зв'язком (MFNN). І хоча в деяких дослідженнях наведені аналогічні можливості динамічної рекурентної нейронної мережі для об'єктів, обчислених за системою нелінійних диференціальних або різницевих рівнянь, в прогнозуванні кон'юнктури ринку капіталів можна обійтися цими результатами.

Проблемі моделювання процесів розвитку ринку капіталів присвячено роботи таких вітчизняних та зарубіжних вчених, як Л.Г. Дуглас [3], В.Н. Едрінова, Е.А. Мизиковський [4], Н.Л. Іващук [6, 7], Я.М. Міркін [8], К.І. Рей [8], О.М. Сохацька [10], В.І. Колесникова, В.С. Торкановський [11]. Однак низка питань, зокрема, що стосуються прогнозування кон'юнктури ринку капіталів, потребує подальших досліджень, що й визначає актуальність даної роботи.

Постановка завдання. Метою даної статті є побудова моделей прогнозування кон'юнктури ринку капіталів на основі застосування технології штучних нейронних мереж.

Результати. Структура MFNN, в якій нейрони організовані по рівнях за відсутності з'єднань як перехресних, так і із зворотним зв'язком, представлена на рис. 1, де u - вхідний вектор в перший рівень, y – вихідний вектор, M - загальне число рівнів, n_s - кількість нейронів на s -му рівні, а i -й нейрон цього рівня позначається як (s,i) і графічно зображений на рис. 2. Для підготовки такої мережі до роботи, зокрема до ідентифікації (системного моделювання) кон'юнктури ринку капіталів, широко використовується запроваджений на методі градієнтного спуску так званий алгоритм зворотного поширення або BP [5].

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

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

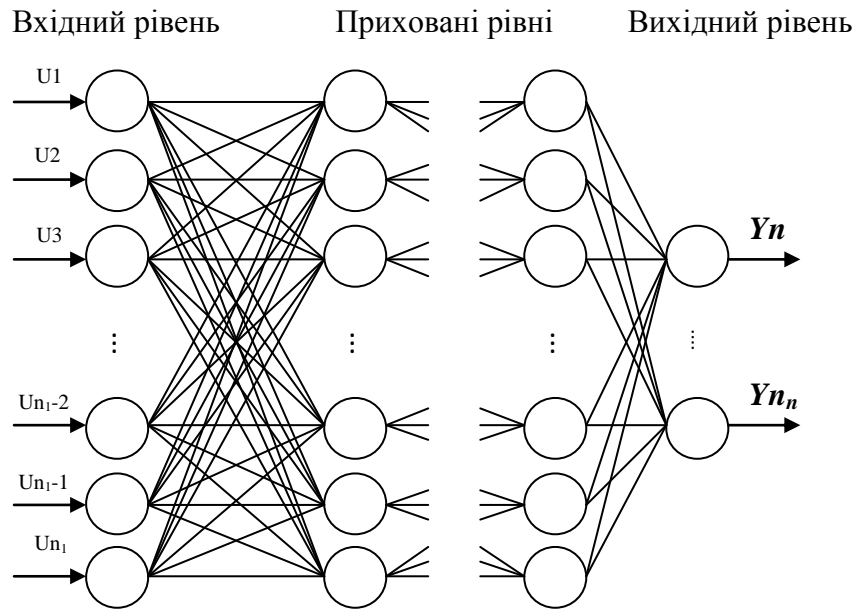


Рис. 1. Структура багаторівневої нейронної мережі з прямим зв'язком

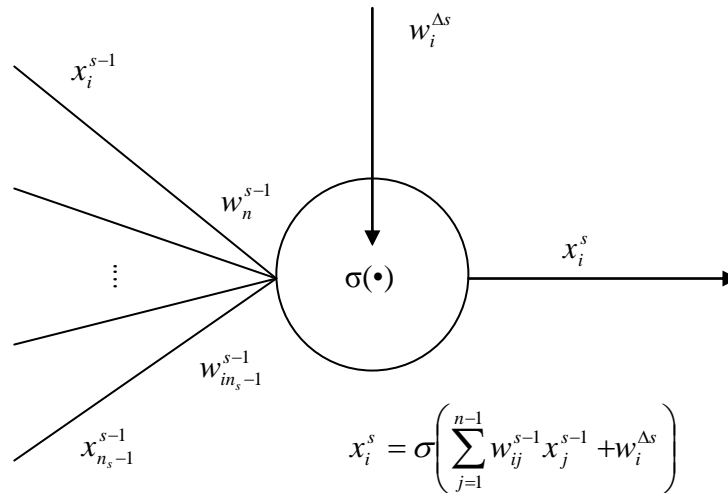


Рис. 2. Представлення і-го нейрона s-го рівня

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

- 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 функція активації нейрона, в якості якої можна вибрати неперервну диференційовну нелінійну сигмоїдальну функцію, що задовольняє умови:

$$\sigma(x) \rightarrow \pm 1 \text{ при } x \rightarrow \pm\infty;$$

$$-1 \leq \sigma(x) \leq 1;$$

$$\sigma(x) = 0 \text{ тільки при } x = 0;$$

$$\sigma'(x) > 0 \text{ і } \sigma'(x) \rightarrow 0 \text{ при } x \rightarrow \pm\infty;$$

$$\sigma'(x) \text{ мають глобальне максимальне значення } c \leq 1.$$

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

$$\begin{aligned} y &= W_a^{M-1} \cdot \sigma_a \left(W_a^{M-2} \cdot \sigma_a \left(\dots W_a^2 \cdot \sigma_a \left(W_a^1 \cdot x_a^1 \right) \dots \right) \right) = \\ &= W_a^{M-1} \cdot \sigma \left(W_a^{M-2} \cdot \sigma_a \left(\dots W_a^2 \cdot \sigma_a \left(W_a^1 \cdot x_a^1 \right) \dots \right) \right) = \\ &= F \left(W_a^1, W_a^2, \dots, W_a^{M-1}, u \right), \end{aligned} \quad (1)$$

де y - вектор-стовбець розмірністю n_M , що належить множині R розмірністю n_M ;

u - вектор-стовбець розмірністю n_i , який належить множині R розмірністю n_i ;

$$x_a^s = (x^s, \dots, 1) - \text{вектор-стовбець розмірністю } (n_s + 1) \times 1;$$

$$W_a^{s-1} - \text{матриця розмірністю } (n_s) \times (n_{s-1} + 1) \text{ із елементами } (W_{a,i}^{s-1})^T,$$

причому $w_{a,i}^{s-1} = (w_{i,i}^{s-1}, \dots, w_{i,n_{s-1}+1})$ - вектор-стовбець;

$$x_a^1 = (u^T \dots 1)^T, \text{ де } (u^T \dots 1) - \text{вектор-стовбець};$$

$\sigma_a(\cdot)$ - розширена вектор-функція

$$\sigma_a(\cdot) = \begin{pmatrix} \sigma(\cdot) \\ \dots \\ 1 \end{pmatrix}.$$

Оскільки ця функція неперервна і диференційовна, $F(\cdot)$ в (1) теж – неперервне і диференційовне нелінійне відображення з простору вхідних образів в простір вихідних образів, здійснюване за допомогою процесу навчання на протигагу запрограмованості, характерної для формалізації цінової 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 запізнення з обраним зв'язком. Вони задаються як нелінійні прогнозатори. Однокроковий і q-кроковий мають вигляд:

$$\begin{aligned} y(k+1) &= F[w, y(k), \dots, y(k-n), u(k), \dots, u(k-m)], \\ y(k+q) &= F[w, y(k+q-1), \dots, y(k+q-1-n), \\ &\quad u(k+q-1), \dots, u(k+q-1-m)], \end{aligned}$$

де $F(\cdot)$ - функція, що отримують з (1), а входами нейронних мереж виступають терміни запізнення їх виходів (систем часових рядів) і поточні нейронні виходи.

Використання TDNN дозволяє ідентифікувати прогнозну модель ринку капіталів, що забезпечує бажаний вихід $y_d(k)$, тобто вектор передбачуваних курсів цінних паперів. Вважаючи такий ринок нелінійною системою із рівнянням входу – виходу

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

де $x(k) = [y_p(k), \dots, y_p(k-n), u(k-1), \dots, u(k-m)]^T$ - структурний вектор, а $f(\cdot)$ - невідома нелінійна функція, що задовольняє умову $\partial f(x, u) / \partial u \neq 0$, досягти такої мети можна, якщо діяти у відповідності зі схемою зворотного управління або прямого, або непрямого, що вимагає меншої кількості вихідних знань про модельовану систему.

Тому, зупинимося на останньому способі (рис. 3). Прийmemo за основу наближення до адекватної прогнозної моделі фондового ринку TDNN з рівнянням входу – виходу

$$y_n(k+1) = F[x(k), u(k)], \quad (2)$$

враховуючи, що це робиться за допомогою процесу навчання ваг, коли $F(w, x, u) \rightarrow f(x, u)$. Його трасуючий контролер виходить як

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

що неявно являє собою інверсію (2) по відношенню до $u(k)$ з початковим входом $r(k+1)$, який розраховується за формулою:

$$r(k+1) = y_d(k+1) + \sum_{i=1}^{\alpha} \beta_i \cdot [y_d(k-i+1) - y_n(k-i+1)], \alpha \leq k. \quad (3.70)$$

Тут $\beta_i, i=1, \dots, \alpha$, вибираються так, щоб корені характеристичного рівняння $z^\alpha + \beta_\alpha z^{\alpha-1} + \dots + \beta_1 = 0$ лежали всередині одиничного кола. Підставляючи (3) в (2), отримуємо

$$y_n(k+1) = F[w, x(k), u(k)] = F[w, x(k), F_u^{-1}[w, x(k), r(k+1)]] = \\ = r(k+1) = y_d(k+1) + \sum_{i=1}^{\alpha} \beta_i \cdot [y_d(k-i+1) - y_n(k-i+1)], \alpha \leq k,$$

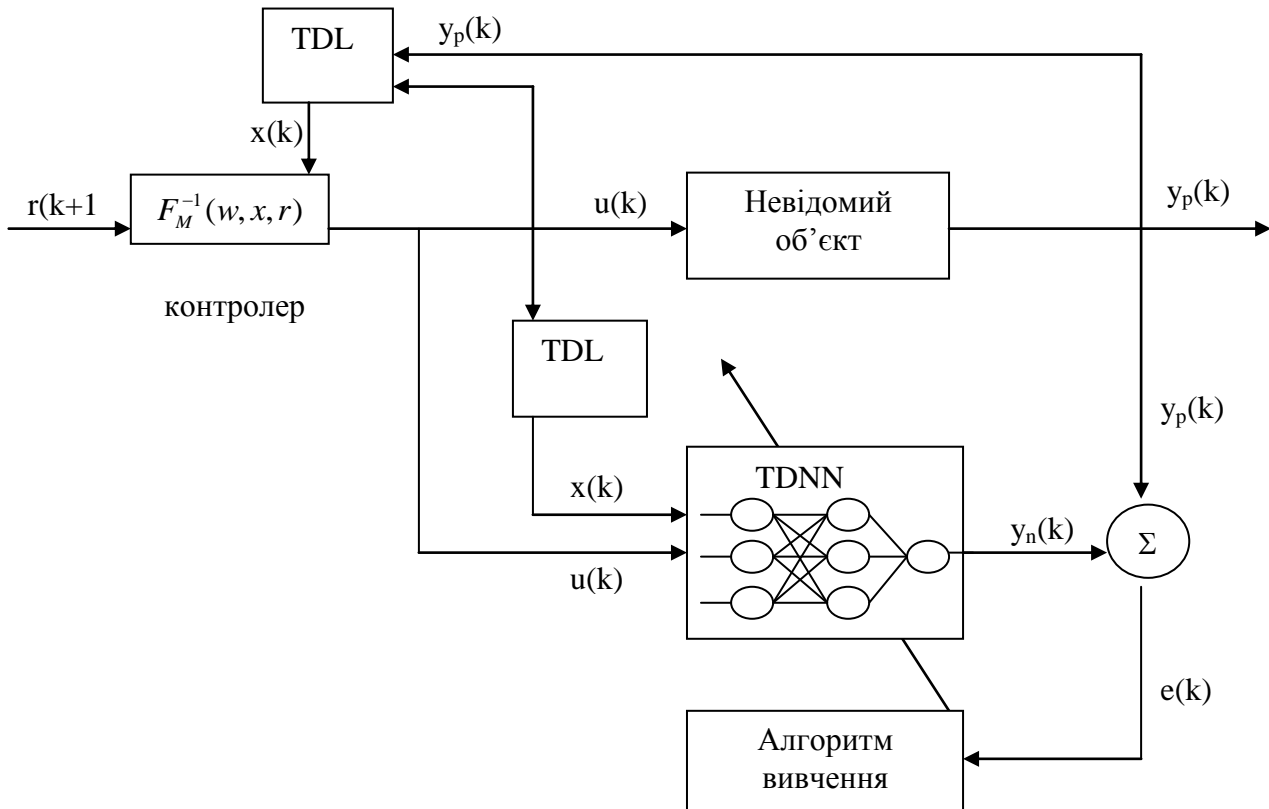


Рис. 3. Непряме зворотне управління ідентифікацією цінової функції з використанням TDNN

Тут $\beta_i, i=1, \dots, \alpha$, вибираються так, щоб корені характеристичного рівняння $z^\alpha + \beta_\alpha z^{\alpha-1} + \dots + \beta_1 = 0$ лежали всередині одиничного кола. Підставляючи (3) в (2), отримуємо

$$y_n(k+1) = F[w, x(k), u(k)] = F[w, x(k), F_u^{-1}[w, x(k), r(k+1)]] = \\ = r(k+1) = y_d(k+1) + \sum_{i=1}^{\alpha} \beta_i \cdot [y_d(k-i+1) - y_n(k-i+1)], \alpha \leq k,$$

тобто $\lim_{k \rightarrow \infty} [y_d(k) - y_n(k)] = 0$. Разом з тим, якщо в процесі навчання отримують повну апроксимацію $y_p(k)$ ринку капіталів у формі $y_n(k)$ TDNN, то

$\lim_{k \rightarrow \infty} [y_p(k) - y_n(k)] = 0$, причому помилка трасуючого виходу моделюючої

системи по відношенню до бажаного, яка вимірюється як

$$E(k) = 0,5 \cdot [r(k) - y_p(k)]^2 = 0,5 \cdot [y_n(k) - y_p(k)]^2 = \\ = 0,5 \cdot [F[w, x(k-1), u(k-1)] - y_p(k)]^2,$$

задовольняє умову

$$|y_d(k) - y_p(k)| \leq |y_d(k) - y_n(k)| + |y_p(k) - y_n(k)| \rightarrow 0.$$

Якщо навчання мережі за прийнятний час дає прийнятні результати, то вона використовується для прогнозу, тобто курсу акцій на наступний за базовим періодом день і т.д. Інакше входи TDNN змінюють (додають якісь нові фактори, скажімо, той або інший індикатор тренду, різноманітними способами згладжують значення деяких даних) і процес тренування повторюється.

На рис. 4-5 відображено відповідно фактичні та прогнозні значення котирування акцій ВАТ Азовсталь і Єнакієвський металургійний завод на ПФТС за період з 15.03.2011р. до 12.05.2011р. Прогнозні значення обчислені за допомогою використання модуля *Automated Neural Networks* прикладної програми Statistica 8.0.

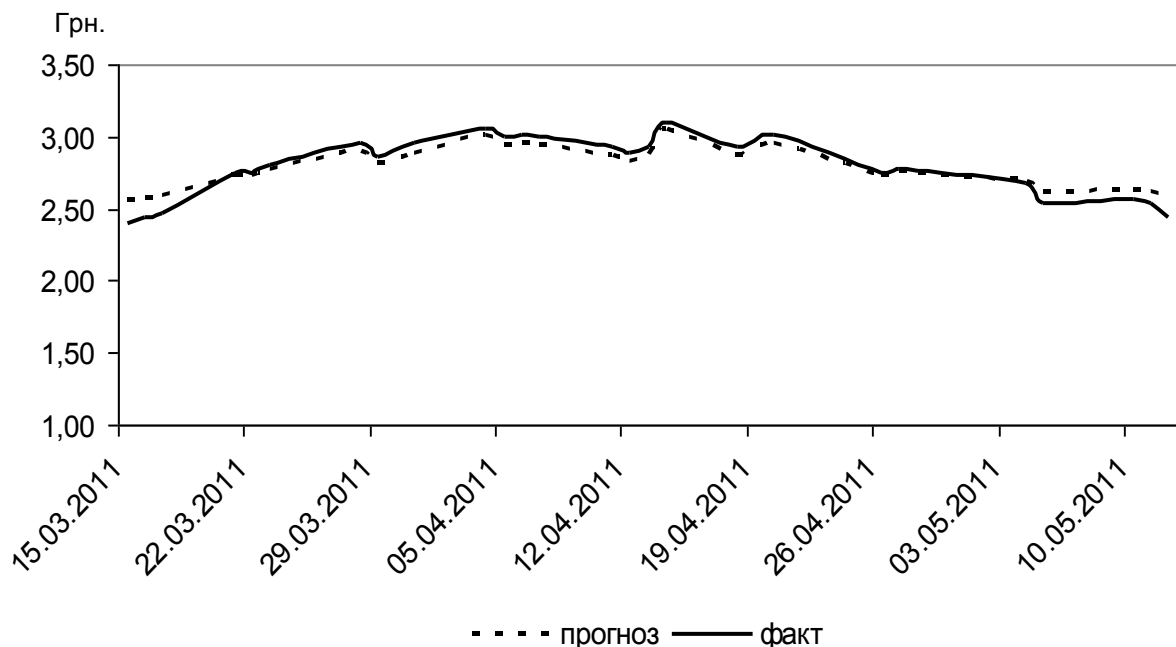


Рис. 4. Прогнозна і фактична динаміка котирування акцій Азовсталь на ПФТС за період з 15.03.2011р. до 12.05.2011р.

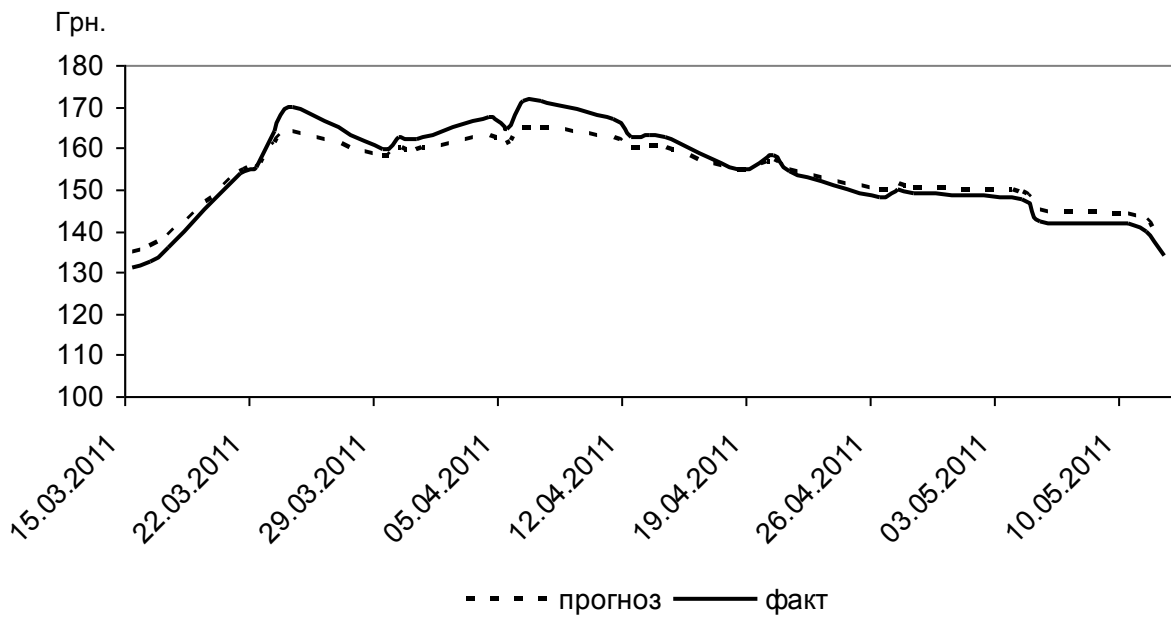


Рис. 5. Прогнозна і фактична динаміка котирування акцій Єнакієвський металургійний завод на ПФТС за період з 15.03.2011р. до 12.05.2011р.

Аналіз отриманих результатів свідчить про доцільність використання технології нейронних мереж для прогнозування динаміки курсів цінних паперів та ринкової кон'юнктури в цілому.

Висновки. Таким чином, обґрунтовано доцільність застосування технології штучних нейронних мереж в моделюванні і прогнозуванні кон'юнктури ринку капіталів, який можна розглядати як прообраз такої мережі, що складається із значної кількості взаємопов'язаних ідентичних простих блоків (нейронів), які створюються багат шаровою конфігурацією. У них присутнє з'єднання трьох типів – внутрішньорівневі (між нейронами), рекурентні (що наділяють нейрони зворотними зв'язками по відношенню до самих себе) і міжрівневі (для сигналів, перетворюючих або в прямий, або в зворотний зв'язок).

Встановлено, що при системному моделюванні ринку капіталів слід передбачити не тільки прямий зв'язок між моделями прогнозування його кон'юнктури, з однієї сторони, і ухвалення інвестиційних рішень, з іншої, але також зворотний, реалізований за допомогою врахування рефлексивності поведінки учасників ринку капіталів.

Література

1. Бондарев В.Н., Аде Ф.Г. Искусственный интеллект. – Севастополь: Изд-во СевНТУ, 2002. – 615 с.
2. Глибовець М.М., Отецький О.В. Штучний інтелект. – К.: Вид. дім «КМ Академія», 2002. – 366 с.
3. Дуглас Л.Г. Анализ рисков операций с облигациями на рынке ценных бумаг / Л.Г. Дуглас. – М.: КИД «Филинь», 1998. – 218 с.
4. Едророва В.Н. Регулирование и учет операций с векселями / В.Н. Едророва, Е.А. Мизиковский. – М.: Финансы и статистика, 1997. – 274 с.
5. Зайченко Ю.П. Основи проектування інтелектуальних систем. – К.: Видавничий дім «Слово», 2004. – 352 с.
6. Іващук Н.Л. Формування цін акційних опціонів / Н.Л. Іващук // Вісник Національного університету “Львівська політехніка” “Логістика”. – 2006. – № 552. – С.209-216.
7. Іващук Н.Л. Ринок деривативів: економіко-математичне моделювання процесів ціноутворення: монографія / Н.Л. Іващук. – Львів: Видавництво Національного університету „Львівська політехніка”, 2008. – 472 с.
8. Миркин Я.М. Как изменять технологическую инфраструктуру фондового рынка / Я.М. Миркин // Рынок ценных бумаг. – 2000. – № 21. – С. 47-50.
9. Рэй К.И. Рынок облигаций. Торговля и управление рисками / К.И. Рэй; [пер. с англ.]. – М.: Дело, 1999. – 600 с.
10. Сохацька О.М. Міжнародні ф'ючерсні ринки: теоретико-методологічні аспекти: монографія / О.М. Сохацька– Тернопіль: Карт-блеш, 2002. – 454 с.
11. Ценные бумаги : [под ред. В.И.Колесникова, В.С. Торкановского]. – М.: Финансы и статистика, 1998. – 416 с.