

## РОЗРОБКА МОДЕЛІ УПРАВЛІННЯ ФІНАНСОВИМИ ІНСТРУМЕНТАМИ НА РИНКУ З ВИКОРИСТАННЯМ МЕТОДУ НЕЧІТКОЇ АПРОКСИМАЦІЇ

К. Ф. Ковальчук

д-р екон. наук, професор, завідувач кафедри фінансів,  
декан факультету економіки і менеджменту  
Національна металургійна академія України  
kovalchuk@metal.dmeti.dp.ua

О. К. Никитенко

аспірант кафедри економічної інформатики  
Національна металургійна академія України  
richok@ua.fm

---

У статті проведено аналіз розроблених раніше економіко-математичних моделей прогнозування розвитку фінансових часових рядів. Побудовано модель управління фінансовими інструментами з використанням методу нечіткої апроксимації для навчання та виділення типових тенденцій на аналізованому графіку. Наведено результати модельних експериментів з управління валютною парою EUR/USD, що продемонстрували високу ефективність розробленої моделі.

**Ключові слова.** *Модель, фінансовий інструмент, нечітка апроксимація, типова тенденція, образ, машинне навчання, функція належності.*

В статье проведен анализ разработанных ранее экономико-математических моделей прогнозирования развития финансовых временных рядов. Построена модель управления финансовыми инструментами с использованием метода нечеткой аппроксимации для обучения и выделения типовых тенденций в рассматриваемом графике. Приведены результаты модельных экспериментов по управлению валютной парой EUR / USD, продемонстрировавшие высокую эффективность разработанной модели.

**Ключевые слова.** *Модель, финансовый инструмент, нечеткая аппроксимация, типовая тенденция, образ, машинное обучение, функция принадлежности.*

In this article the previously developed economic and mathematical models of financial time series prediction are analyzed. It's developed the model of financial instruments trading with usage of fuzzy approximation method for machine learning and separating of typical

trends on the analyzed chart. The results of experiments for EUR/USD trading demonstrated the high efficiency of constructed model.

**Keywords.** *Model, financial instrument, fuzzy approximation, typical trend, pattern, machine learning, membership function.*

---

Діяльність, яка пов'язана з управлінням фінансовими ресурсами, суттєво схильна до ризику. Це, перш за все, стосується діяльності на фінансових ринках, де більшість трейдерів втрачають гроші. За статистикою брокерів, 90 відсотків трейдерів, які знаходяться на біржі, вийдуть із неї протягом року. При цьому більшість збиткових угод трейдера — це угоди, відкриті проти ринкового тренду. Крім того, причинами втрат є: торгівля великими лотами, не встановлення захисних стоп-ордерів, довге утримання збиткових позицій, швидка фіксація прибутку тощо. До цих втрат призводить відсутність або використання неефективної торговельної стратегії [1].

Останні дослідження у галузі штучного інтелекту в економіці та фінансах засвідчують, що використання нейро-нечітких технологій для виявлення існуючих функціональних залежностей у фінансових часових рядах і прогнозування майбутніх значень фінансових інструментів на цій основі є досить успішним. Так, уже побудовані модель розпізнавання образів у структурі цінових кривих та прогнозування їх подальшого розвитку із застосуванням нейронних мереж зустрічного розповсюдження [2, с. 155—161] та нечітка модель прогнозування з урахуванням правил розвитку хвилі Елліотта [2, с. 177—211] показали доволі непогані результати прогнозування змін індексу S&P 500.

У той же час, потрібно відзначити, що представлені моделі дозволяють прогнозувати майбутнє значення ціни фінансового інструменту, але не враховують торговельної стратегії, суттєво залежать від попередньої обробки фінансового цінового ряду, що вносить значну частку суб'єктивізму, містять в базі правил не всі коригувальні та рушійні хвильові структури, описані Елліоттом, та безпосередньо не дають можливість залучати до аналізу хвилі нижчого рівня, що може призводити до невірної класифікації поданих образів вже на етапі побудови бази правил.

Отже, враховуючи результати проведеного аналізу розроблених раніше економіко-математичних моделей прогнозування розвитку фінансових часових рядів, здійснимо побудову моделі управ-

ління фінансовими інструментами, яка буде враховувати і частково долати обмеження попередніх підходів.

Метою цього дослідження є розробка моделі управління фінансовими інструментами на ринку, яка складається із двох модулів: 1) модуль навчання, який дозволяє визначити множину типових торговельних тенденцій за допомогою методу нечіткої апроксимації функції належності; 2) модуль вибору торговельної стратегії, що враховує оптимальне співвідношення ризику до доходності з використанням рівнів stop-loss та take-profit.

Розробка моделі управління фінансовими інструментами для відображення і прогнозування існуючих у фінансовому часовому ряді ринку типових залежностей складається із таких етапів:

Етап 1. Попередня обробка цінового ряду, яка полягає у перетворенні усіх коливань ринкової ціни у відносні значення відповідно до ціни  $P_i$  (наприклад, ціни закриття) у момент часу  $i$  на визначеному таймфреймі. Тобто, при обробці цінового ряду вектор значень цін  $\vec{P} = (P_1, \dots, P_C)$  перетворюється у вектор відносних змін  $\vec{V} = (V_1, \dots, V_{C-1})$  за співвідношенням (1):

$$V_i = \frac{P_{i+1} - P_i}{P_i} \text{ при } i = \overline{1, C-1}, \quad (1)$$

де  $P_i$  — ціна фінансового інструменту у момент часу  $i$ ;

$i = \overline{1, C-1}$  — індекс моменту часу;

$C$  — загальна кількість спостережень за ціною фінансового інструменту.

Етап 2. Формування множини типових тенденцій ринку (модуль навчання). Введемо поняття образу змін значення ціни фінансового інструменту, що аналізується, у вигляді:

$$\vec{x}_i = (x_{i1}, \dots, x_{ic}, x_{i,c+1}), \quad (2)$$

де  $c$  — кількість послідовно аналізованих значень ціни фінансового інструменту ( $C > c$ );

$x_{il} = V_{i+l}$  —  $l$ -й елемент  $i$ -го образу змін;

$y_i = x_{i,c+1} = V_{i+c+1}$  — прогнозована відповідь про відносний рух ринку;

$i = \overline{1, C - c - 1}$  — індекс образу змін;

$l = \overline{1, c + 1}$  — індекс елементів в образі змін.

Матеріал навчання моделі формується із послідовності образів змін  $\{\bar{x}_i\}_{(C-c-1)}$ . Метою навчання моделі є формування репрезентативної бази типових тенденцій, яка складається із тих образів змін  $\bar{x}_i, i = \overline{1, C - c - 1}$ , для яких функція належності до типової тенденції  $y_i$  дорівнює одиниці, тобто  $\mu_i(y_i | \bar{x}_i) = 1$ .

Для визначення аналітичного виду функцій належності до типової тенденції  $\mu(y | x)$  зробимо перевід образів змін  $\bar{x}_i, i = \overline{1, C - c - 1}$  із  $(c + 1)$ -го простору образів змін у  $D$ -простір ортогональних функцій  $\{\varphi_d(z)\}_D$  Ерміта (3):

$$\mu_i(y_i | \bar{x}_i) \cong \sum_{d=1}^D w_{id} \times \varphi_d(\bar{x}_i), \quad (3)$$

де  $\mu_i(y_i | \bar{x}_i)$  — функція належності образу змін  $\bar{x}_i$  до типової тенденції;

$y_i$  — прогнозована відповідь про відносний рух ринку;

$\bar{\varphi}(\bar{x}_i) = \{\varphi_d(\bar{x}_i)\}_D = \{1; 2x_{i1}, 2x_{i2}, \dots, 2x_{i,c+1}; 4x_{i1}x_{i2}, \forall l_1, l_2 = \overline{1, c+1};$

$4x_{il}^2 - 2, \forall l = \overline{1, c+1}; \dots\}$  — система ортогональних функцій;

$d = \overline{1, 2, \dots, D}$  — індекс ортогональної функції;

$w_{id}$  — ваговий коефіцієнт  $d$ -ої ортогональної функції для  $i$ -го образу змін.

Ця формальна трансформація дозволяє вирішити дві принципові проблеми формування класу типових тенденцій: апроксимацію нелінійної функції належності у лінійному просторі нелінійних ортогональних функцій  $\{\varphi_d(z)\}_D$  та врахування незалежності елементів вектору образу змін  $\bar{x}_i$  між собою, оскільки ортогональність є спеціальним випадком лінійної незалежності.

Для визначення вагових коефіцієнтів  $w_{id}$  ортогональних функцій (3) запропоновано нечіткий мінімаксий критерій абсолютного відхилення (4):

$$J(\bar{w}_i, \bar{x}_i) = \max\{\mu_i(y_i | \bar{x}_i) - \bar{w}_i' \times \bar{\varphi}(\bar{x}_i)\} \Rightarrow \min. \quad (4)$$

Часткові похідні критеріїв апроксимації (5) мають вигляд:

$$\frac{\partial J(\bar{w}_i, \bar{x}_i)}{\partial \bar{w}_i} = \max\{-\bar{\varphi}(\bar{x}_i) \times \operatorname{sgn}[\mu_i(y_i | \bar{x}_i) - \bar{w}_i \times \bar{\varphi}(\bar{x}_i)]\} \Rightarrow \min, \quad (5)$$

де  $\operatorname{sgn}(\bullet) = \begin{cases} +1, & \text{якщо } \bullet \geq 0 \\ -1, & \text{якщо } \bullet < 0 \end{cases}$  — функція знаку аргументу.

Тоді маємо ітераційну процедуру нечіткого аналогу алгоритму Роббінса-Монро [3, с. 237—242], яка дозволяє визначити вагові коефіцієнти  $w_{id}$  функцій належності (3):

$$\bar{w}_i(k+1) = \begin{cases} \bar{w}_i(k) + \alpha_k \times \bar{\varphi}(\bar{x}_i), & \text{якщо } \bar{w}_i \times \bar{\varphi}(\bar{x}_i) < 1, \\ \bar{w}_i(k) - \alpha_k \times \bar{\varphi}(\bar{x}_i), & \text{якщо } \bar{w}_i \times \bar{\varphi}(\bar{x}_i) \geq 1, \end{cases} \quad (6)$$

де  $k = 1, 2, \dots$  — крок ітерації;

$k = 1; \bar{w}_i(1) = 0$  — стартові умови роботи алгоритму навчання;

$\alpha_k = \frac{1}{k}$  — послідовність додатних чисел, які задовольняють умовам збіжності алгоритму Роббінса-Монро.

Умовою виходу із ітераційної процедури (7) є досягнення оптимального значення критерію апроксимації (4) функціями належності (3):

$$|\mu_i(y_i | \bar{x}_i) - \bar{w}_i \times \bar{\varphi}(\bar{x}_i)| \leq s \Rightarrow 1 - s \leq \mu_i(y_i | \bar{x}_i) \leq 1 + s, \quad (7)$$

де  $s$  — допустима похибка апроксимації.

Формування бази типових тенденцій проводиться таким чином. На вхід моделі послідовно поступають образи змін  $\{\bar{x}_i\}_{(c-c-1)}$ . Перший образ автоматично поступає до бази. Для решти: по-перше, визначаються значення функцій належності до усіх типових тенденцій, які вже були відібрані за формулою (3); по-друге, поточний образ змін відноситься до типової тенденції з максимальним значенням функції належності у межах допустимої похибки  $s$  (7) і, по-третє, перевіряється відповідність прогнозованої відповіді про відносний рух ринку  $y_i$  поточного образу змін  $\bar{x}_i$  до відповіді типової тенденції  $Y_j$  за формулою:

$$Y_j - e < y_i < Y_j + e, \quad (8)$$

де  $e$  — допустима помилка відповіді;

$y_i$  — прогнозована відповідь поточного образу змін;

$Y_j$  — відповідь  $j$ -ї типової тенденції, для якої поточний образ змін має максимальну приналежність.

Якщо поточний образ змін  $\bar{x}_i$  не задовольняє умовам (7) та (8), тобто його не можна віднести до жодної з вже описаних в базі типових тенденцій, то модель проводить до нього процедуру навчання (3) — (7) із налаштуванням вектора ваг  $\bar{w}$  і поповненням цим образом змін бази типових тенденцій (9):

$$TB = \langle \bar{x}_j, \bar{w}_j, Y_j = y_i \rangle, \quad (9)$$

де  $TB$  — база типових тенденцій моделі;

$\bar{x}_j$  — новий  $j$ -ий еталон (шаблон) бази типових тенденцій;

$\bar{w}_j$  —  $j$ -ий вектор ваг апроксимації функції належності;

$Y_j = y_i$  — прогнозована відповідь  $j$ -го еталону бази типових тенденцій.

Описана процедура повторюється для кожного образу з навчальної вибірки.

Етап 3. Моделювання процесу торгів (модуль вибору торговельної стратегії). Після налаштування векторів ваг  $\bar{w}'$  на навчальній вибірці на вхід моделі подаються образи з тестової вибірки  $\bar{x}_t$ . Відбувається їх віднесення до одного з шаблонів, описаних у базі типових тенденцій за допомогою функції належності  $\mu_{pos}(Y | \bar{x}_t)$ :

$$\mu_{pos}(Y | \bar{x}_t) = \max_{j=1, J} \left\{ \mu_j(Y | \bar{x}_t) \right\} \Rightarrow Y. \quad (10)$$

Відповідно до класифікації образу видається відповідь  $Y$ , що вказує на подальший рух ринку. Виходячи з цієї відповіді здійснюється відкриття довгої чи короткої позиції або її закриття.

Позиція відкривається відразу з рівнями take-profit (11) та stop-loss (12):

$$pos_{tp} = P_{cur} + Y \cdot P_{cur-1}, \quad (11)$$

$$pos_{sl} = P_{cur} - Y \cdot P_{cur-1}, \quad (12)$$

де  $P_{cur}$  — поточне значення фінансового інструменту;

$P_{cur-1}$  — попереднє значення фінансового інструменту.

Для проведення експериментів з вищеописаною моделлю налаштування векторів ваг  $\vec{w}'$  і тестові торги проходили на п'ятихвилинному графіку валютної пари EUR/USD: навчальна вибірка — з 01.12.2009 до 31.05.2010; тестова вибірка — з 01.06.2010 до 30.11.2010. Вектором  $\vec{P}$  для моделі на графіку слугувала множина значень ціни закриття. Попередня обробка цінового ряду проходила у відповідності з процедурою (1). Оскільки образи  $\vec{x}_i$ ,  $i = 1, C - c - 1$ , що подавалися до моделі, могли містити різну кількість значень  $c$ , послідовність поліномів формувалася у багатовимірному просторі.

Після видачі прогнозу моделлю здійснювалася угода з купівлі-продажу на всю наявну на рахунку суму одразу з рівнями take-profit (11) та stop-loss (12). Тобто, при досягненні одного з цих рівнів позиція закривалася і тільки тоді модель отримувала можливість відкривати інші (на основі прогнозування моделі). Розрахунки здійснювались для початкової суми 100 тис. дол. США без використання левериджу. Оскільки різні брокерські компанії пропонують різну комісію за користування їхніми послугами та торговельною платформою, результати експерименту наведемо без урахування транзакційних витрат. Виходячи з того, що модель є гнучкою в налаштуванні, наводимо результати модельних експериментів у формі таблиці, де вказані входні параметри та отримані на виході моделювання торгів результати (табл. 1). Прибуток системи наведено у відсотках річних.

Таблиця 1

## РЕЗУЛЬТАТИ МОДЕЛЬНИХ ЕКСПЕРИМЕНТІВ

$c$	$s$	$e$	Кількість знайдених шаблонів	Прибуток, % річних
<b>4</b>	<b>0,01</b>	<b>0,001</b>	<b>27</b>	<b>21,82</b>
<b>4</b>	<b>0,01</b>	<b>0,003</b>	<b>10</b>	<b>17,01</b>
4	0,01	0,004	5	17,01
4	0,01	0,005	3	17,01
5	0,01	0,001	836	-9,60
<b>5</b>	<b>0,01</b>	<b>0,003</b>	<b>17</b>	<b>18,71</b>
5	0,01	0,004	5	18,71
5	0,01	0,005	3	18,71
6	0,01	0,001	836	-9,60
<b>6</b>	<b>0,01</b>	<b>0,003</b>	<b>17</b>	<b>25,55</b>

*Закінчення табл. 1*

<i>c</i>	<i>s</i>	<i>e</i>	Кількість знайдених шаблонів	Прибуток, % річних
6	0,01	0,004	5	22,86
6	0,01	0,005	3	21,18
7	0,01	0,001	836	-9,26
<b>7</b>	<b>0,01</b>	<b>0,003</b>	<b>17</b>	<b>22,56</b>
7	0,01	0,004	5	18,26
7	0,01	0,005	3	19,21
<b>8</b>	<b>0,01</b>	<b>0,001</b>	<b>31</b>	<b>22,24</b>
<b>8</b>	<b>0,01</b>	<b>0,003</b>	<b>10</b>	<b>21,82</b>
8	0,01	0,004	4	18,26
8	0,01	0,005	3	21,12
9	0,01	0,001	836	-9,60
<b>9</b>	<b>0,01</b>	<b>0,003</b>	<b>17</b>	<b>21,82</b>
9	0,01	0,004	5	20,42
9	0,01	0,005	3	20,42

Цікаво відзначити, що отримані при навчанні шаблони (типові тенденції) у графічному вигляді можна класифікувати як хвильові структури Елліотта, описані в праці [4] (рис. 1—4).

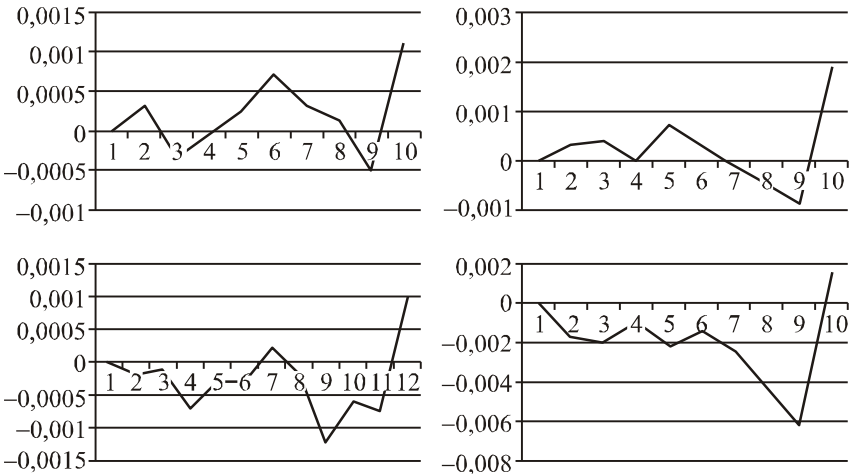


Рис. 1. Трикутники, що розходяться



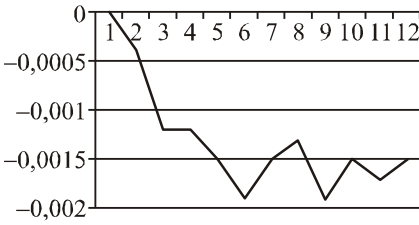


Рис. 2. Трикутник, що сходиться

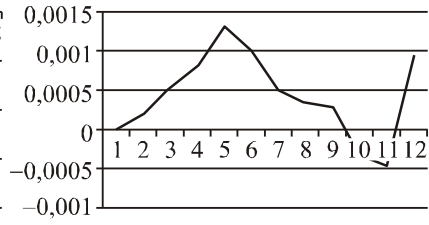
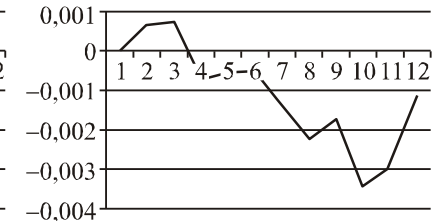
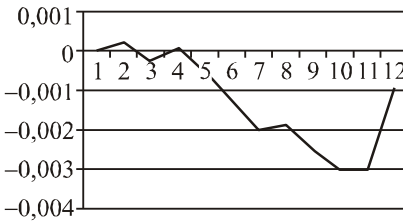
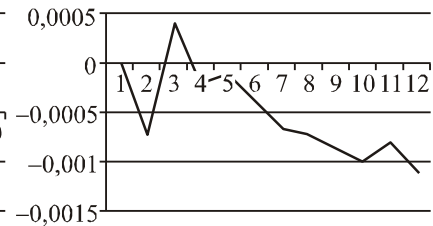
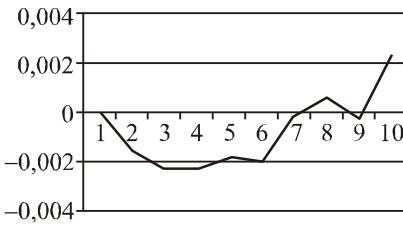


Рис. 3. Площина

Рис. 4. П'ятихвильові структури  
(імпульс, клин, діагональ, потрійний зигзаг)

## Висновки

Використання розробленої моделі управління фінансовими інструментами на різних ринках дозволяє отримати доволі непогані результати, а саме: на п'ятихвилинному графіку валютної пари EUR/USD в середньому 19,23 % річних прибутку при певній комбінації вхідних параметрів, такій щоб на навчальній вибірці були отримані помірні значення кількості знайдених при навчанні шаблонів і кількості тестових торговельних угод. Значення помилки навчання  $s$  та помилки відповіді  $e$  повинні бути не дуже великими, щоб модель мала змогу виділити з навчальної вибір-

ки певну кількість шаблонів і записати їх до бази типових тенденцій, а також — не надто низькими, щоб не спостерігався так званий ефект перенавчання. Згідно з результатами модельних експериментів (на п'ятихвилинному графіку валютної пари EUR/USD) оптимальна кількість послідовних аналізованих значень фінансового інструменту, а саме вхідного параметру  $c$ , становить від 4 до 9,  $s$  та  $e$  — 0,01 та 0,003, відповідно. Це дозволить отримувати стабільний прибуток.

Оскільки модель має можливість здійснювати прогнозування для різних фінансових інструментів на різних часових інтервалах, подальші дослідження можуть розвиватися у напрямку пошуку оптимальної комбінації вхідних параметрів, застосування інструментарію нечіткої логіки для прийняття рішень щодо можливості здійснення торгів за результатами отриманих на тестовій вибірці знань, використання нечіткого опису за результатами налаштування на навчальній і тестовій вибірках для формування послідовності поліномів ортогональних функцій, їх кількості та видів.

## Література

1. *Элдер А.* Как играть и выигрывать на бирже. — М.: Диаграмма, 2001. — 352 с.
2. *Матвійчук А. В.* Штучний інтелект в економіці: нейронні мережі, нечітка логіка : Монографія / А. В. Матвійчук. — К.: КНЕУ, 2011. — 439 с.
3. *Ту Дж., Гонсалес Р.* Принципы распознавания образов. — М.: Мир, 1978. — 411 с.
4. *Frost A. J, Prechter Robert R.* The Elliott Wave Principle: Key To Market Behavior. — Introduction by Charles J. Collins, 2005. — 112 с.

Стаття надійшла до редакції 20.02.2012