

РОЗРОБКА МОДЕЛІ ВИДОБУТКУ ЗНАНЬ ДЛЯ ПРОГНОЗУВАННЯ ФІНАНСОВИХ РИНКІВ З ВИДІЛЕННЯМ ТИПОВИХ ТЕНДЕНЦІЙ З ЧАСОВОГО РЯДУ

© 2014 НИКИТЕНКО О. К.

УДК 004.82:336.76

Никитенко О. К. Розробка моделі видобутку знань для прогнозування фінансових ринків з виділенням типових тенденцій з часового ряду

У статті розроблено модель видобутку знань для прогнозування фінансових ринків з виділенням типових тенденцій з часового ряду. Модель розглянуто з точки зору застосування технології Knowledge Mining. Наведено рішення прямої та зворотної задачі адекватності обробки економічної інформації в рамках набуття формальної ознаки метричності у процесі застосування моделі. Продемонстровано, що завдяки оптимізації моделі на навчальній вибірці знання набувають змістову складову, тобто ознаку семантичності. Запропоновано шляхи оцінювання характеристик несуперечності та повноти для забезпечення знань формальною ознакою активності. Включено характеристику зв'язності знання до характеристики повноти.

Ключові слова: знання, видобуток знань, типова тенденція, повнота, несуперечність.

Формул: 10. **Бібл.:** 8.

Никитенко Олексій Костянтинівич – аспірант, кафедра економічної інформатики, Національна металургійна академія України (пр. Гагаріна, 4, Дніпропетровськ, 49600, Україна)

E-mail: richok@ua.fm

УДК 004.82:336.76

UDC 004.82:336.76

Никитенко А. К. Разработка модели добычи знаний для прогнозирования финансовых рынков с выделением типовых тенденций из временного ряда

Nykytenko O. K. Development of a Model of Knowledge Mining for Forecasting Financial Markets with Allocation of Standard Tendencies from the Time Series

В статье разработана модель добычи знаний для прогнозирования финансовых рынков с выделением типовых тенденций из временного ряда. Модель рассмотрена с точки зрения применения технологии Knowledge Mining. Приведено решение прямой и обратной задач адекватности обработки экономической информации в рамках приобретения формального признака метричности в процессе применения модели. Продемонстрировано, что благодаря оптимизации модели на обучающей выборке знания приобретают смысловую составляющую, то есть признак семантичности. Предложены пути оценивания характеристик непротиворечивости и полноты для обеспечения знаний формальным признаком активности. Включена характеристика связности знания в состав характеристики полноты.

The article develops a model of knowledge mining for forecasting financial markets with allocation of standard tendencies from the time series. The model is considered from the point of view of application of the Knowledge Mining technology. The article provides solution of the direct and inverse problems of adequacy of processing economic information within the framework of acquisition of the formal feature of metricity in the process of the model application. The article shows that due to optimisation the models on the educational sampling of knowledge acquire the notional component, that is the semantic feature. The article offers ways of assessing characteristics of consistency and fullness for ensuring knowledge with a formal feature of activity. The feature of knowledge coherence is included into the fullness characteristic.

Ключевые слова: знание, добыча знаний, типовая тенденция, полнота, непротиворечивость.

Key words: knowledge, knowledge mining, standard tendency, fullness, consistency.

Формул: 10. **Библ.:** 8.

Formulae: 10. **Bibl.:** 8.

Никитенко Алексей Константинович – аспирант, кафедра экономической информатики, Национальная металлургическая академия Украины (пр. Гагарина, 4, Днепропетровск, 49600, Украина)

Nykytenko Oleksiy K. – Postgraduate Student, Department of Economic Informatics, The National Metallurgical Academy of Ukraine (pr. Gagarina, 4, Dnipropetrovsk, 49600, Ukraine)

E-mail: richok@ua.fm

E-mail: richok@ua.fm

Українах зі стабільною економікою фінансовий ринок завжди суттєво впливає на зростання ВВП, на розвиток національної економіки на матеріальний стан різних верств населення. Тому першочерговим завданням у період становлення ринкових відносин в Україні є забезпечення безперервності процесу формування і використання фінансових ресурсів у країні та за її межами. Прискорений розвиток національної фінансової системи та її інтеграція в глобальну економіку вимагає якісного рівня обробки економічних даних на фінансовому ринку в Україні, побудови ефективних моделей прогнозування фінансових показників, зокрема, заснованих на інтелектуальних технологіях, і потребує фундаментальних і прикладних досліджень у цьому напрямі.

Останнім часом в економічній сфері ефективно використовуються методи інтелектуального аналізу даних та видобутку знань. Теоретичні та методологічні основи видобутку даних і знань досліджували такі вчені, як: В. А. Дюк,

Р. Міхальскі, Д. О. Поспелов, Г. П'ятецький-Шапіро, У. Файад та ін. Питання застосування методів обробки знань в економіці розглянуто в працях вітчизняних науковців: В. В. Вітлінського, К. Ф. Ковальчука, Ю. Г. Лисенка, С. К. Рамазанова, О. І. Черняка та ін. Питання розробки моделей прогнозування фінансових показників на підґрунті апарату нечіткої логіки та нейронних мереж висвітлено у роботі А. В. Матвійчука [1]. Такі моделі показали значну ефективність їх використання на фінансовому ринку, проте вони мають ряд недоліків, серед яких можна виділити неуррахування ступеня невідзначеності отриманих знань, а також низьку продуктивність використання моделі прогнозування фінансових показників з урахуванням правил розвитку хвиль Елліотта.

Враховуючи результати використання моделі прогнозування фінансових показників з урахуванням правил розвитку хвиль Елліотта, слід розробити модель, яка врахує частково долатиме обмеження попереднього підходу, зокрема, низьку продуктивність системи, розробленої на

її основи, а також враховуватиме неповноту та суперечність знань про динаміку ринку, виділених з часового ряду.

Розробка моделі видобутку знань для прогнозування фінансових ринків з виділенням множини типових торгових тенденцій за допомогою методу нечіткої апроксимації функцій належності складається із таких етапів:

Етап 1 – попередня обробка та нормалізація фінансового часового ряду. Для розробки моделі видобутку знань для прогнозування фінансових ринків з виділенням типових тенденцій необхідно провести попередню обробку цінового ряду для видалення аномальних значень (у даному випадку, нульових та проміжних значень) і нормалізацію даних, яка полягає у перетворенні всіх коливань ринкової ціни у відносні значення, відповідно до ціни P_i (наприклад, ціни закриття) у момент часу на визначеному таймфреймі. Тобто, при обробці цінового ряду вектор значень цін $\vec{P} = (P_1, \dots, P_C)$ перетворюється у вектор відносних змін за співвідношенням $\vec{V} = (V_1, \dots, V_{C-1})'$ (1):

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

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

C – загальна кількість значень зміни ціни фінансового інструменту;

P_i – ціна фінансового інструменту у момент часу i .

Етап 2 – формування множини типових тенденцій ринку. Як і в моделі прогнозування фінансових показників з урахуванням правил розвитку хвиль Елліотта, що описана вище, для налаштування параметрів на навчальній вибірці 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_{i1} – V_{i+1} – 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;

$l = i, i+1, \dots, i+1+c$ – індекс елементів образу змін.

Матеріал навчання моделі формується із послідовності образів змін $\{\vec{x}_i\}_{(C-c-1)}$. Метою навчання моделі є формування репрезентативної бази типових тенденцій,

яка складається із тих образів змін $\vec{x}_i, i = \overline{1, C-c-1}$, для яких функція належності до типової тенденції дорівнює одиниці, тобто $\mu_i(y_i | \vec{x}_i) = 1$.

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

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

де $\mu_i(y_i | \vec{x}_i)$ – функцій належності образу змін \vec{x}_i до типової тенденції;

y_i – прогнозована відповідь про відносний рух ринку;

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

$\forall l_1, l_2 = \overline{1, c+1}; 4x_{il_1}^2 - 2, \forall l = \overline{1, c+1}; \dots\}$ – система ортогональних функцій;

$d = 1, 2, \dots, D$ – індекс ортогональної функції;

w_{id} – ваговий коефіцієнт d -ї 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 \vec{x}_i між собою, тому що ортогональність є спеціальним випадком лінійної незалежності.

Використання ортогональних функцій для класифікації образів рухів ринку задовольняє умовам теореми Вейерштрасса про наближення [2, с. 82]. Вибір поліномів Ерміта зумовлений інтервалом ортогональності функції. Відносні зміни ціни фінансового інструменту теоретично можуть приймати значення $(-\infty; \infty)$. І хоча найчастіше на практиці зміни ціни не перевищують 1-2%, проте, такий розвиток подій все ж можливий за дуже нестабільних умов (наприклад, дефолт).

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

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

Часткові похідні критеріїв апроксимації (5) мають вигляд:

$$\frac{\partial J(\vec{w}_i, \vec{x}_i)}{\partial \vec{w}_i} = -\vec{\varphi}(x_i) \times \text{sgn}[\mu_i(y_i | \vec{x}_i) - \vec{w}_i' \times \vec{\varphi}(x_i)], \quad (5)$$

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

Тоді маємо ітераційну процедуру нечіткого аналогу алгоритму Робінса-Монро [2, с. 237-242], яка дозволяє визначити вагові коефіцієнти w_{id} функцій належності (3):

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

де $k = 1, 2$ – крок ітерації;

$k = 1; \vec{w}(1) = 0$ – стартові умови роботи алгоритму навчання;

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

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

$$\begin{aligned} & \left| \mu_i(y_i | \vec{x}_i) - \vec{w}_i' \times \vec{\varphi}(F_1, F_2) \right| \leq \\ & \leq s \Rightarrow 1-s < \mu_i(y_i | \vec{x}_i) < 1+s, \end{aligned} \quad (7)$$

де s – допустима похибка апроксимації.

Формування бази типових тенденцій проводиться таким чином. На вхід моделі послідовно поступають образи змін $\{\vec{x}_i\}_{(C-c-1)}$. Перший образ автоматично поступає до бази. Для решти:

– визначаються значення функцій належності до усіх типових тенденцій, які вже були відібрані за формулою (3);

– поточний образ змін відноситься до типової тенденції з максимальним значенням функції належності у межах допустимої похибки s (7);

– перевіряється відповідність прогнозованої відповіді про відносний рух ринку поточного образу змін 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 -ої типової тенденції, для якої поточний образ змін має максимальну приналежність.

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

$$TB = \langle \bar{x}_j, \bar{w}_j, Y_j = y_i \rangle, \quad j = \overline{1, J}, \quad (9)$$

де TB – база типових тенденцій моделі;

\bar{x}_j – j -тий еталон (шаблон) бази типових тенденцій;

\bar{w}_j – j -тий вектор ваг апроксимації функції належності;

$Y_j = y_i$ – прогнозована відповідь j -того еталону бази типових тенденцій.

Описана процедура повторюється для кожного образу матеріалу навчання.

Етап 3 – здійснення прогнозу на основі віднесення поданого на вхід моделі образу до однієї з типових тенденцій. Після налаштування векторів ваг на навчальній вибірці на вхід моделі подаються образи \bar{x}_t . Відбувається віднесення до одного з шаблонів, описаних у базі типових тенденцій за допомогою функції належності $\mu_{pos}(Y | \bar{x}_t)$:

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

У відповідності з класифікацією образу видається відповідь (Y), що вказує на подальший рух ринку. Виходячи з цієї відповіді здійснюється відкриття довгої чи короткої позиції або її закриття. У відповідності з гіпотезою фрактального ринку [3, 4], модель слід використовувати для прогнозування на короткострокові періоди з попереднім проведенням R/S-аналізу часового ряду.

Застосування технології Knowledge Mining для моделі. Перейдемо до розгляду моделі з точки зору застосування до неї технології Knowledge Mining [5, 6], тобто процесу довизначення даних до знань, шляхом розподіленого включення таких формальних ознак [7, с. 9 – 28]: інтерпретованість, структурованість, зв'язність, метричність, семантичність та активність. На початковому етапі моделі відбувається попередня обробка фінансового часового ряду. Попередньо оброблений масив даних має дві ознаки: інтерпретованість і структурованість. Інші ознаки є повністю специфічними для фінансових знань і можуть бути реалізовані в рамках технології Knowledge Mining. Представимо перетворення інтерпретованих і структурованих даних в знання.

Забезпечення метричності. У процесі застосування моделі видобутку знань для прогнозування фінансових ринків з виділенням типових тенденцій з часового ряду вирішуються як пряма, так і зворотна задачі адекватності обробки економічної інформації [8]. Рішення прямої задачі дозволяє отримати відповідь про те, в яких шкалах будуть зареєстровані вихідні дані, відповідно до методів DM , що застосовуються (див. процедура (3) – (9)). Це від-

повідає етапу нормалізації (трансформації) даних у процесі Knowledge Mining. Так, абсолютні дані про рух ціни фінансового інструменту переводяться у відносні значення за допомогою співвідношення (1).

Вирішення зворотної задачі адекватності обробки економічної інформації полягає у виведенні адекватних операцій та характеристик, що використовуються в моделі для обробки інформації про рух цін фінансових інструментів на різних ринках, а саме, для побудови функції належності, за допомогою якої поданий образ класифікуватиметься до певної типової тенденції (див. функцію (10)). Вирішенню цього завдання відповідає етап оцінювання, де посилюється існуюча ознака метричності. Також слід зазначити, що вибір ортогональної функції (генерації поліномів Ерміта) зумовлений саме типом шкал, у яких вимірюється інформація, адже, відносні значення зміни ціни фінансового інструменту можуть приймати значення $(-\infty; \infty)$.

Забезпечення семантичності. Для забезпечення семантичності знань, отриманих моделлю, у процесі машинного навчання, що відповідає процедурі Data Mining, відбувається формування репрезентативної бази типових тенденцій TB , що складається з образів змін $\bar{x}_i, i = \overline{1, C - c - 1}$, для яких функція належності до типової тенденції дорівнює одиниці. Такі типові тенденції є знайденими функціональними залежностями або моделями руху ринку за аналогією до моделі прогнозування фінансових показників з урахуванням правил розвитку хвиль Елліотта, де у базі нечітких правил були описані хвильові моделі, відповідно до правил їх розвитку, а також проведено оптимізацію параметрів моделі для її налаштування на навчальній вибірці. Так, можна говорити про набуття змісту знань у моделі для даної вибірки, тобто появи у них формальної ознаки семантичності за допомогою такого навчання системи.

Забезпечення активності. Для забезпечення активності знань слід описати пізнавальні механізми виявлення і зняття невизначеності (неповноти і суперечності знань).

Оцінювання повноти. Повноту знань з бази можна оцінити як відсоток правильних відповідей для кожної типової тенденції на навчальній або, навіть, на тестовій вибірці при проведенні моделювання процесу торгів. З цієї метою після формування бази TB можна провести перевірку відповідей типових тенденцій, виділених з фінансового часового ряду (за допомогою методів DM), на відповідність реальним рухам ринку. Ця процедура відповідає етапу оцінювання, де знання набувають характеристики повноти у складі формальної ознаки активності знань.

Оцінювання несуперечності. База типових тенденцій $TB = \langle \bar{x}_j, \bar{w}_j, Y_j = y_i \rangle, j = \overline{1, J}$ може містити суперечливу інформацію: типовим тенденціям з однаковими чи майже однаковими \bar{x}_j і \bar{w}_j можуть відповідати різні за величиною та напрямком прогнозні значення руху ринку Y_j . Таким чином, можна виділити два рівні суперечності: висока – за напрямком прогнозного руху; низька – за величиною прогнозного руху.

Одним із шляхів зняття суперечності знань може бути видалення з бази TB тих типових тенденцій, що входять у конфлікт одне з одним, тобто мають суперечливий характер високого рівня, або виключення типової тенденції з більшим прогнозним значенням руху ціни Y_j – для низького рівня суперечності.

Іншим шляхом зняття суперечності є використання характеристики повноти знань для виключення з бази ТВ тих типових тенденцій, що мають менший рівень повноти. Процедура зняття суперечності знань відповідає етапу оцінювання.

Забезпечення зв'язності. Як і у випадку з моделлю прогнозування фінансових показників з урахуванням правил розвитку хвиль Елліотта, для реалізації зв'язності в прогнозуючій системі необхідна прив'язка знань про рух фінансових ринків до певного фінансового інструменту та таймфрейму. Відповідно, навчання моделі та виділення типових тенденцій проводиться саме з цих міркувань. Забезпечивши зв'язність, тим самим знання стає більш повним. Таким чином, для використання моделі пропонується включити процедуру забезпечення зв'язності у склад процедури забезпечення характеристики повноти фінансових знань.

ВИСНОВКИ

Таким чином, розроблено модель видобутку знань для прогнозування фінансових ринків з виділенням типових тенденцій з часового ряду з метою підвищення продуктивності роботи на ринку. Введено поняття та визначення «типової тенденції» і використано її для опису бази функціональних залежностей, знайдених у фінансових часових рядах. Використано ортогональні функції Ерміта для вирішення двох принципових проблем формування класу типових тенденцій: апроксимацію нелінійної функції належності в лінійному просторі нелінійних ортогональних функцій та врахування незалежності елементів вектору образу змін. Для визначення вагових коефіцієнтів ортогональних функцій запропоновано нечіткий мінімакський критерій абсолютного відхилення.

Модель реалізовано у рамках технології Knowledge Mining: наведено рішення прямої та зворотної задачі адекватності обробки економічної інформації в рамках набуття формальної ознаки метричності у процесі застосування моделі; продемонстровано, що завдяки оптимізації моделі на навчальній вибірці знання набувають змістову складову, тобто ознаку семантичності; запропоновано шляхи оцінювання характеристик несуперечності та повноти для забезпечення знань формальною ознакою активності; включено характеристику зв'язності знання до характеристики повноти. ■

ЛІТЕРАТУРА

- 1. Матвійчук А. В.** Штучний інтелект в економіці: нейронні мережі, нечітка логіка : монографія / А. В. Матвійчук. – К. : КНЕУ, 2011. – 439 с.
- 2. Ту Дж.** Принципы распознавания образов / Дж. Ту, Р. Гонсалес. – М. : Мир, 1978. – 411 с.
- 3. Петерс Э.** Хаос и порядок на рынках капитала. Новый аналитический взгляд на циклы, цены и изменчивость рынка / Э. Петерс ; [пер. с англ.]. – М. : Мир, 2000. – 333 с.
- 4. Петерс Э.** Фрактальный анализ финансовых рынков. Применение теории хаоса в инвестициях и экономике / Э. Петерс. – М. : Интернет-трейдинг, 2004. – 304 с.
- 5. Ковальчук К. Ф.** Технология Knowledge Mining для интеллектуальной поддержки принятия экономических решений / К. Ф. Ковальчук, А. К. Никитенко // Матеріали XVII Всеукраїнської науково-методичної конференції «Проблеми економічної кібернетики», Том 3. – Одеса, 2012. – С. 97 – 98.
- 6. Никитенко О. К.** Статистична обробка економічної інформації з використанням концепції видобутку знань / О. К. Никитенко // Матеріали Міжнародної науково-практичної конференції

«Сучасні проблеми розвитку методології в статистиці, обліку та аналізі економічних процесів», Том 3. – Дн-вськ, 2013. – С. 43 – 46.

7. Кондрашина Е. Ю. Представление знаний о времени и пространстве в интеллектуальных системах / Е. Ю. Кондрашина, Л. В. Литвинцева, Д. А. Поспелов ; под ред. Д. А. Поспелова. – М. : Наука. Гл. ред. физ.-мат. лит. – 1989. – 328 с. – (Пробл. искусств. интеллекта).

8. Ковальчук К. Ф. Интеллектуальная поддержка принятия экономических решений / К. Ф. Ковальчук ; [отв. ред. О. П. Сулов]. – Донецк : ИЭП НАНУ, 1996. – 224 с.

REFERENCES

Kovalchuk, K. F., and Nykytenko, A. K. «Tekhnolohyia Knowledge Mining dlia yntellektualnoi podderzhky pryniatytia ekonomicheskikh resheniy» [Knowledge Mining Technology for intellectual support economic decision-making]. *Problemy ekonomichnoi kibernetiky*. Odesa, 2012.97-98.

Kondrashina, E. Yu., Litvintseva, L. V., and Pospelov, D. A. *Predstavlenie znaniy o vremeni i prostranstve v intellektualnykh sistemakh* [Knowledge representation of time and space in intelligent systems]. Moscow: Nauka; Glavnaia redaktsiia fiziko-matematicheskoy literatury, 1989.

Kovalchuk, K. F. *Intellektualnaia podderzhka priniatiia ekonomicheskikh resheniy* [Intellectual support of economic decision-making]. Donetsk: IEP NANU, 1996.

Matviichuk, A. V. *Shtuchnyi intelekt v ekonomitsi: neironni merezhi, nechitka lohika* [Artificial intelligence in economics: neural networks, fuzzy logic]. Kyiv: KNEU, 2011.

Nykytenko, O. K. «Statystychna obrobka ekonomichnoi informatsii z vykorystanniam kontseptsii vydobutku znan» [Statistical analysis of economic data using the method of extraction of knowledge]. *Suchasni problemy rozvytku metodolohii v statystytsi, obliku ta analizi ekonomichnykh protsesiv*. Dnipropetrovsk, 2013. 43-46.

Peters, E. *Fraktalnyy analiz finansovykh rynkov. Primenenie teorii khaosa v investitsiakh i ekonomike* [Fractal analysis of financial markets. Application of chaos theory to investment and economics]. Moscow: Internet-treyding, 2004.

Peters, E. *Khaos i poriadok na ryinkakh kapitala. Novyy analiticheskiy vzgliad na tsikly, tseny i izmenchivost rynka* [Chaos and order in the capital markets. New analytical view of cycles, prices and market volatility]. Moscow: Mir, 2000.

Tu, Dzh., and Gonsales, R. *Printsipy raspoznavaniia obrazov* [Principles of pattern recognition]. Moscow: Mir, 1978.