

ЕКОНОМІКО-МАТЕМАТИЧНІ МЕТОДИ ПРИЙНЯТТЯ УПРАВЛІНСЬКИХ РІШЕНЬ

УДК 004.82:336.76

СПЕЦИФІКА ПРОГНОЗУВАННЯ ФІНАНСОВИХ РИНКІВ НА ОСНОВІ ТЕХНОЛОГІЇ KNOWLEDGE MINING

*К. Ф. Ковальчук, д. е. н., проф., О. К. Никитенко, аспірант,
Національна металургійна академія України,
const1955@mail.ru, richok@ua.fm*

У статті проаналізовано етапи розвитку систем продукування знань. Наведено визначення технології Knowledge Mining та представлено методологічну підтримку даної технології. Дослідження ілюструє, на яких етапах здобуваються нові знання та посилюються вже існуючі їх ознаки.

Ключові слова: прогнозування, фінансовий ринок, знання, ознаки знань, перетворення даних, продукування знань, функція належності, машинне навчання.

Постановка проблеми. Сучасні економічні відносини характеризуються переходом від матеріально-енергетичних до переважно інформаційно-інтелектуальних технологій виробництва і споживання, що виражається:

– в економічній сфері: у різкому збільшенні частки інформаційно-інтелектуальних ресурсів у витратах на виробництво сучасних товарів і послуг, а також у появі в цих віртуальних ресурсів поряд з якістю комплементарності нової якості субститутності по відношенню до матеріально-енергетичних ресурсів;

– у сфері управління: в переході від обробки даних до обробки знань про проблемні ситуації для прийняття соціально-економічних рішень.

Аналіз останніх досліджень та публікацій. В економічній сфері останнім часом ефективно використовуються методи інтелектуальної підтримки прийняття економічних рішень. У вітчизняній і зарубіжній літературі досить широко розглядаються питання застосування інтелектуальних технологій, в т. ч. і технологій продукування знань, для вирішення економічних завдань. Розглядом питань про застосування методів обробки даних і знань в економіці та фінансах займалися: В. В. Вітлінський [1], Ю. Г. Лисенко [2], А. В. Матвійчук [3], С. К. Рамазанов [4], О. І. Черняк [5] та ін. Теоретичні і методологічні основи продуку-

вання знань досліджували такі зарубіжні вчені як: В. А. Дюк [6], Р. Міхальські [7], Д. О. Поспелов [8], Г. П'ятецький-Шапіро [9], У. Файад [9] та ін. Так сформовано галузь інтелектуального аналізу даних у рамках теорії штучного інтелекту.

Проте, деякі аспекти технологій продукування знань, а звідси і їх практичне застосування в економіці та фінансах, є дискусійними і потребують подальшого доопрацювання.

Формулювання мети статі. Метою статті є встановлення взаємодії між технологіями продукування знань у процесі забезпечення економічного суб'єкта новими знаннями для підвищення ефективності прийняття фінансових рішень в умовах турбулентної економіки.

Виклад основного матеріалу дослідження. Для проведення системного аналізу технологій продукування знань необхідно розглянути *еволюцію формування* даного наукового напрямку. У 1956 році Дж. Маккарті на конференції в Дартмутському університеті запропонував термін «Artificial Intelligence» («Штучний інтелект») щодо інтелектуального аналізу даних. Також джерелами формування нового напрямку можна назвати сучасні розділи математичної статистики, теорію баз даних, теорію розпізнавання образів, нечітку логіку і теорію нечітких мір. Методи Data Mining (DM) почали розвиватися з кінця 80-х - початку 90-х ро-

ків XX ст. Виділенню DM як окремого напрямку сприяло активне використання методів інтелектуального аналізу даних для вирішення різноманітних завдань у багатьох галузях. За більш ніж двадцять років існування напрямку DM з'явилося безліч понять, що часто використовують як синоніми (інтелектуальний аналіз даних, видобуток даних, Knowledge Discovery in Databases (KDD) тощо).

Базою для інтелектуального аналізу можна назвати появу в першій половині 60-х років XX ст. нового напрямку у статистичній обробці даних – експлораторного підходу. Тоді ж з'явилися такі терміни, як «Data Fishing» («виловлювання даних»), «Data Dredging» («заглиблення даних») і «Data Snooping» [10] («шпигунство даних»). Як зазначає О. Кислова в роботі [11], ці терміни мали зневажливий відтінок і застосовувалися в тих випадках, коли автори хотіли підкреслити недоліки проведеного за допомогою цих методів аналізу. Однак, у середині 70-х років у ході багатьох дискусій прихильники експлораторного підходу довели, що такі процедури можуть знаходити та виділяти приховані закономірності. Так, експлораторні методи отримали достатньо велике поширення з виходом у 1977 році монографії «Exploratory Data Analysis» («Експлораторний аналіз даних») [12] Джона Т'юкі.

В кінці XX ст. була сформована концепція глобальної інтелектуалізації інформаційних технологій, яка запропонувала розвиток методів виявлення корисних знань з накопичених даних. На початку 90-х років спостерігається підвищена активність у сфері розробки методів DM: автоматизуються вже існуючі експлораторні методи, розробляються нові моделі і методи подукування знань.

Термін «Data Mining» вперше з'явився у колі дослідників баз даних. Саме у цій галузі працював головний ідеолог DM Г. Пятецький-Шапіро. Цей термін був трансформованою іншого поняття – «Database Mining», що означало процес пошуку закономірностей (шаблонів) в одній окремо взятій базі даних. Проте, пізніше стало можливим інтерпретувати процес, тобто виявляти корисну інформацію, вико-

ристовуючи не одну базу даних, а відразу декілька. Крім того, зараз Internet надає для аналізу даних величезні обсяги інформації з сотень тисяч джерел.

У 1989 році Г. Пятецький-Шапіро запропонував термін «Knowledge Discovery in Databases» («виявлення знань у базах даних»). Однак, на його думку, така технологія є практичною реалізацією DM, яка об'єднує методи інтелектуального аналізу, що використовують підготовлені, попередньо оброблені і нормалізовані дані для їх обробки та інтерпретації (рис. 1).

З'являються також публікації, в яких згадуються й інші технології: «Information Harvesting» [13] (1990 p.); «Data Archaeology» [14] (1993 p.); «Intelligent Data Analysis» [15] (1996 p.); «Knowledge Mining» [7] (2003 p.); «Knowledge extraction» [16] (2008 p.).

Knowledge Mining та довизначення даних до знань. Кажучи про використання Knowledge Mining (KM) для прийняття економічних рішень, слід в першу чергу визначити це поняття. Knowledge Mining в різних контекстах перекладається як «видобуток знань», «продукування знань», «виявлення знань у базах даних» та «інтелектуальний аналіз знань». Ключовим словом у всіх цих поняттях є «знання». Слід проаналізувати, як визначають це поняття сучасні дослідники у сфері інформаційних технологій і систем.

Б. Я. Советов, В. В. Цехановський, В. Д. Чертовської дають таке визначення знання: «будь-яка інформація про загальні властивості і закономірностях предметної області, що зберігається в системі незалежно від того, вирішується чи ні в даний момент завдання та виражена в термінах деякої моделі представлення знань» [17, с. 6].

Таїландські вчені Н. Кердпрасоп і К. Кердпрасоп визначають знання як цінний актив для більшості організацій. Він може бути охарактеризований як суттєвий ресурс для підвищення організаційної компетенції [18]. У свою чергу, А. Ф. Тузовський, С. В. Чириков, В. З. Ямпольський визначають знання як виявлені тенденції або істотні зв'язки між фактами і явищами, що представлені в інформації [19, с. 8].

Теоретики і практики в області Knowledge Management розглядають знання

в широкому сенсі як стан думки, об'єкт, процес, доступ до інформації або здібність [20]. Натомість російський вчений В. А. Дюк підкреслює активну сторону знань і визначає їх як рушійну силу сучасного інформаційного суспільства, а також як інтелектуально-інформаційний ресурс [6].

Однак, вищенаведені визначення і характеристики несуть скоріше філософський зміст або є абстрактними поняттями. Тому слід звернутися до підходу до визначення декларативної частини даних до знань. Д. О. Поспелов визначає «знання» шляхом введення таких формальних ознак як: інтерпретованість, структурованість, зв'язність, метричність, семантичність та активність [8, с. 9–28]. Саме з цієї позиції пропонується розглянути процес видобутку знань для прийняття фінансово-економічних рішень.

Інтерпретованість економічної інформації виражається зберіганням в системі не тільки реквізиту-основи, але також і відповідних реквізитів-ознак.

Структурованість даних визначає ієрархію інформаційних сукупностей. Тут на дані накладаються класифікаційні (родовидові) відношення типу «бути елементом класу» і «містити в собі елементи». Якщо інтерпретованість і структурованість даних можуть бути реалізовані в рамках концепції баз даних, то інші формальні ознаки знань є повністю специфічними, тобто – зв'язність, метричність, семантичність і активність знань можуть бути реалізовані тільки в рамках концепції представлення знань.

Зв'язність – це віднесення знання до певної проблемної ситуації. Всі знання про певний предмет або явище співвідносяться з безліччю конкретних ситуацій. Прив'язка знань до певної проблемної ситуації дозволяє так організувати їх зберігання в пам'яті системи, щоб уникнути можливих логічних протиріч і забезпечити коректну обробку.

Метричність дозволяє встановлювати шкали вимірювання виділених властивостей цілі економічної системи, уніфікувати одиниці вимірювання та умови екстремальності критеріїв, що дозволяє визначити рівні метризації простору критеріїв і виділити адекватні вихідній інформації методи обробки [21, с. 12].

Семантичність знань характеризує

опис об'єкта і наявність змісту при спілкуванні між особою, що приймає рішення (ОПР) і комп'ютерною системою.

Активність знань означає наявність у системі пізнавальних механізмів виявлення і зняття неповноти і суперечності знань. Процедурна частина знань активна, а декларативна – пасивна. У базах знань складається протилежна ситуація: декларативні знання (їх структурна і семантична невизначеність, неповнота і суперечливість) є активатором процедур зняття неповноти і суперечності [21, с. 84–85].

Таким чином, можна сформулювати визначення технології Knowledge Mining (КМ) як виявлення інформації, що володіє такими ознаками знань як інтерпретованість, структурованість, зв'язність, метричність, семантичність та активність.

Таким чином, технологію КМ пропонується представити у вигляді послідовного до визначення інформації про проблемні фінансово-економічні ситуації до знань шляхом розподіленого включення їх формальних ознак (рис. 2).

На початковому етапі масив даних вже має певну інтерпретованість і структурованість, а операція вибірки дозволяє виділити необхідну для подальшого аналізу інформацію, використовуючи не технічні терміни, а бізнес-поняття, посиливши, таким чином, існуючі ознаки.

Етап попередньої обробки можна охарактеризувати наступним чином: в масиві вихідних даних відбувається видалення деяких аномальних значень, шумів, пропусків тощо. У результаті такої обробки на виході отримуємо попередньо оброблені дані з раніше придбаними, але більш інтерпретованими і структурованими.

На наступному етапі відбувається нормалізація – дані переводяться в придатний для подальшої обробки методами Data Mining вид. Тут забезпечується посилення існуючих в даних формальних ознак інтерпретованості і структурованості, а також поява нових ознак – зв'язності і метричності. Зазвичай, на даному етапі вирішується пряме завдання адекватності вимірності, тобто інформація трансформується і реструктується в тих шкалах, які є адекватними методу Data Mining.

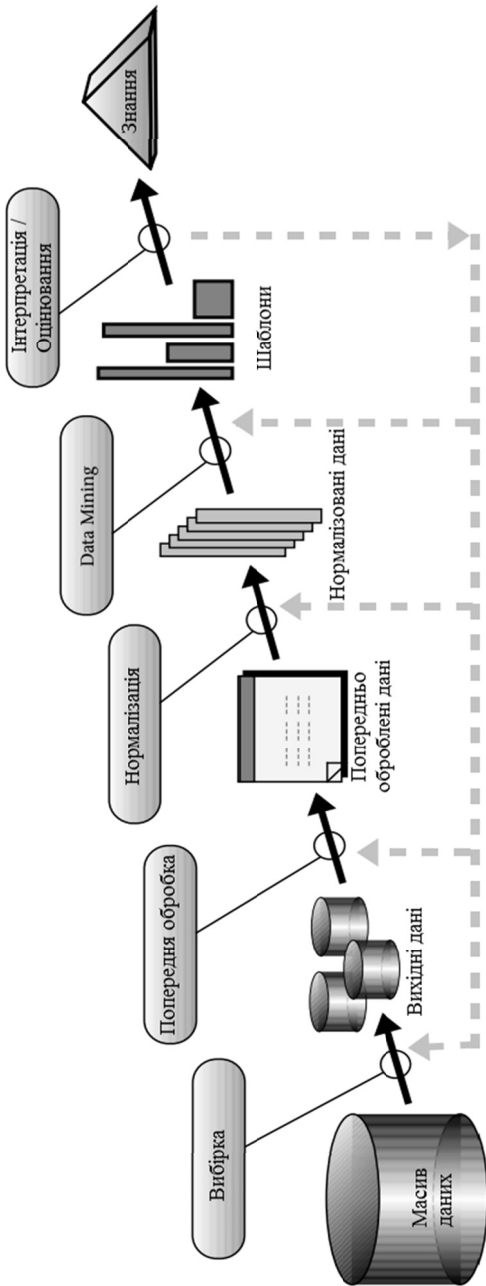


Рис 1. Етапи технології Knowledge Discovery in Databases

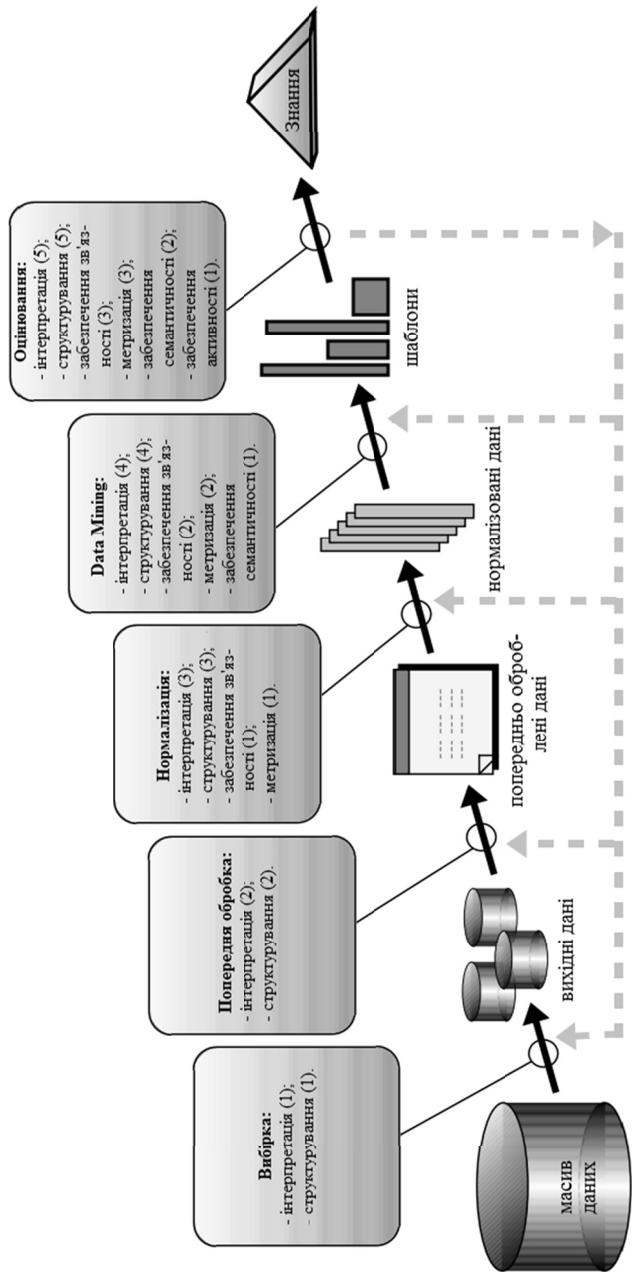


Рис 2. Етапи технології Knowledge Mining

Нормалізовані дані обробляються алгоритмами Data Mining для виявлення в них раніше невідомих, нетривіальних функціональних залежностей (шаблонів) для подальшого оцінювання та прийняття фінансово-економічних рішень. В результаті таких процедур посилюються ознаки інтерпретованості, структурованості, зв'язності та метричності, а також з'являється змістовна складова, тобто ознака семантичності.

На завершальному етапі (оцінювання) відбувається виявлення і зняття невизначеності знань (неповноти і суперечності). Таким чином, завершується повне формування усіх формальних ознак знань про проблемну економічну ситуацію.

Розглянемо застосування технології КМ для прогнозування фінансових ринків [22; 23]. В цьому випадку початковий масив даних має дві ознаки: інтерпретованість і структурованість. Інші ж ознаки є повністю специфічними для фінансових знань і можуть бути реалізовані в рамках концепції Knowledge Mining. Представимо перетворення інтерпретованих і структурованих даних в знання, тобто реалізацію зв'язності, метричності, семантичності та активності.

Забезпечення метричності. У монографії [21] сформульовані пряма і зворотна задачі адекватності операторів обробки

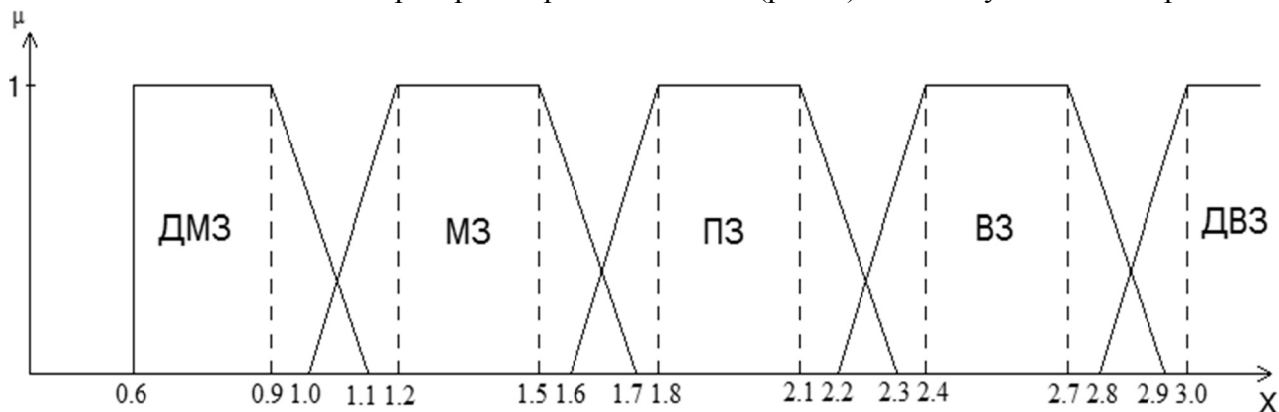


Рис. 3. Опис лінгвістичних термів

Кожен з чотирьох параметрів для всіх функцій належності був описаний у відсотках від зміни ціни фінансового інструменту. Таким чином, інформація про відносні зміни ціни фінансового інструменту вимірюється в шкалі відношень. Виходячи з цього, для проведення подальших операцій з нечіткими множинами (кон'юнкція і диз'юнкція) були обрані адекватні оператори [21] обробки ін-

формації шкалами її вивимірів.

Забезпечення метричності знань має важливе значення для прогнозування фінансових часових рядів з використанням технічного аналізу. Рішення прямої задачі дозволяє отримати відповідь про те, в яких шкалах будуть зареєстровані вихідні дані, відповідно до методів ДМ, які застосовуються. Це відповідає етапу нормалізації (трансформації) даних у процесі КМ (див. рис. 2). Слід зазначити, що в системі вирішується і зворотна задача адекватності – необхідно вивести адекватні операції та характеристики, які будуть використовуватися в моделі для обробки інформації про рух цін фінансових інструментів на різних ринках, а саме, для конструкції нечіткого логічного висновку з бази знань. Вирішенню цього завдання відповідає етап оцінювання, де посилюється існуюча ознака метричності (див. рис. 2).

В роботі [22] методологічним інструментарієм для формування правил розвитку ринку було використано закон хвиль Елліотта. На початковому етапі побудови моделі експертом були описані лінгвістичні терми, а також з їх допомогою всі можливі комбінації рушійних і коригувальних фігур у відповідності з законом хвиль. У моделі були використані трапецієподібні функції належності (рис. 3) для опису нечітких термів.

економічної інформації, тобто симетричні суми, середні, а також добуток та імовірнісна сума.

Забезпечення семантичності. Для формалізації змісту лексичних одиниць мови представлення знань використовуються нечіткі множини і лінгвістичні змінні [24]. Так, наприклад, якщо відносно зростання ціни фінансового інструменту представити у

вигляді лінгвістичної змінної, то реквізит-основа буде приймати значення вербальних оцінок (див. рис. 3): «дуже велике зростання» (ДВЗ), «велике зростання» (ВЗ), «помірне зростання» (ПЗ), «маленьке зростання» (МЗ), «дуже маленьке зростання» (ДМЗ). Відносне падіння ціни можна описати відповідно. Таким чином, остаточний набір вербальних оцінок буде складатися з 10 термів. Такий набір необхідний для більш точного опису деяких хвильових моделей Елліотта. Тут зміст кожного значення вербальної оцінки буде формалізовано у вигляді нечіткої множини на множині виражених у відсотках значень зміни ціни фінансового інструменту. Важливо відзначити, що зміст понять залежить від контексту, в якому використовується, і від суб'єкта, який їх відтворює і сприймає.

В роботі [22] для побудови моделі експертом були описані лінгвістичні терми для формування правил хвильової теорії Елліотта. У процесі машинного навчання, що відповідає процедурі Data Mining (див. рис. 2), відбувалося коригування параметрів трапецієподібної функції належності по кожній змінній (див. рис. 3), а також значень ваг w правил прийняття рішень. Так, можна говорити про уточнення змісту знань (правил розвитку ринку по закону хвиль) для даної вибірки за допомогою такого коригування. В системі закладено механізм, що дозволяє робити нечіткий логічний висновок, виходячи з остаточного набору правил, як це показано в [23]:

$$\begin{aligned} \mu^{ДВЗ}(x_1, \dots, x_8) = & w_1^{ДВЗ} [\mu^{ДВЗ}(x_1) t \mu^{ПЗ}(x_2) t \\ & \mu^{ДВЗ}(x_3) t \mu^{ПЗ}(x_4) t \mu^{ДВЗ}(x_5) t \mu^{ДВС}(x_6) t \\ & \mu^{ПЗ}(x_7) t \mu^{ДВС}(x_8)] s \dots s w_{10}^{ДВЗ} [\mu^{ДВЗ}(x_1) t \\ & \mu^{ВС}(x_2) t \mu^{ДМЗ}(x_3) t \mu^{ДВС}(x_4) t \mu^{ДВЗ}(x_5) t \\ & \mu^{ДВС}(x_6) t \mu^{ДВЗ}(x_7) t \mu^{ВС}(x_8)] \end{aligned} \quad (1)$$

де s – та t -норми – операції нечіткої кон'юнкції та диз'юнкції;

$\mu^{ДВЗ}(x_1, \dots, x_8)$ – функція належності вектора вхідних змінних $X = (x_1, \dots, x_8)$ до лінгвістичного терму ДВЗ (дуже велике зростання ціни) результуючої змінної y ;

$\mu^{a_i}(x_i)$ – функція належності змінної x до нечіткого терму $a_i \in \{\text{ДВЗ, ВЗ, ПЗ, МЗ, ДМЗ, ДВС, ВС, ПС, МС, ДМС}\}$;

$w_p^{ДВЗ}$ – ваговий коефіцієнт p -го правила, $p = 1, k_j$, для терму ДВЗ результуючої змінної y ;

k_j – кількість правил у базі знань, що відповідають j -му значенню результуючої змінної y .

Оцінювання повноти (у рамках забезпечення ознаки активності). У моделі прогнозування фінансових часових рядів [22; 23] одним з полів бази знань є значення ваг прийняття рішень w для кожного правила. Ваги всіх правил спочатку (до оптимізації моделі) були прирівняні одиниці, що означає 100%-у повноту цих правил. Після оптимізації моделі дані ваги отримують значення $0 \leq w \leq 1$, що відображає повноту правила прийняття рішень і враховується при нечіткому логічному висновку (1). Правила, в яких значення $w < \frac{1}{2}$, необхідно вилучити або просто не враховувати при прийнятті рішень.

Крім ваг w для кожного правила, при нечіткому логічному висновку використовуються різні t -норми (див. (1)), що є адекватними (див. п. Метричність) даному типу шкал. В роботі [23] запропоновано використовувати метод голосування для прийняття остаточного рішення, попередньо розрахувавши належність вектора вхідних значень $X = (x_1, \dots, x_8)$ до всіх можливих термів. Таким чином, з'являється необхідність оцінити адекватність з точки зору прогнозування кожного з операторів. Адекватність K_i відображає ступінь правильності класифікації поданих на вхід моделі образів оператором і може бути розрахована, як відсоток правильних відповідей, продемонстрованих на тестовій вибірці. Для прийняття фінансового рішення будемо використовувати зважену суму. Для цього необхідно перевести коефіцієнти адекватності у відповідні ваги ω за співвідношенням:

$$\omega_i = \frac{K_i}{\sum_{l=1}^m K_l}, i = \overline{1, m}, \quad (2)$$

де m – кількість операторів.

Далі за допомогою вагової функції проводиться обчислення:

$$\overline{\mu^{y_n}(X)} = \sum_{i=1}^m \omega_i \cdot \mu_i^{y_n}(X), \quad (3)$$

де $\mu(X)_i^{y_n}$ – функція належності образу $X = (x_1, \dots, x_8)$ до результуючого терму $y_n \in \{ДВЗ, ВЗ, ПЗ, МЗ, ДМЗ, ДВС, ВС, ПС, МС, ДМС\}$, обчислена за допомогою оператора i .

Після розрахунку вагової функції для всіх результуючих змінних, система обчислює найбільшу.

Оцінювання несуперечності (у рамках забезпечення ознаки активності). Для прогнозування фінансових часових рядів пропонується використовувати таке співвідношення для оцінки несуперечності:

$$\beta^{y_n}(X) = \frac{2\overline{\mu^{y_n}(X)} - 1}{\mu^{y_n}(X)}. \quad (4)$$

Якщо $\beta^{y_n}(X) < \frac{1}{2}$, то рівень несуперечності є дуже низьким і ОПР слід звернути на це увагу.

Забезпечення зв'язності. Для реалізації даної ознаки в прогнозуючій системі необхідна прив'язка знань про рух фінансових ринків до певного фінансового інструменту, інтервалу часу, що використовується для групування котирувань тощо. Виходячи саме з цих завдань оптимізація параметрів моделі відбувається на навчальній вибірці – п'ятихвилинному графіку ф'ючерсного контракту на індекс українських акцій. Так, отримані знання коректні для прогнозування значень такого контракту і некоректні для інших фінансових інструментів і часових інтервалів групування котирувань. Таким чином, забезпечивши зв'язність, тим самим знання стало більш повним.

Пропонується використовувати формули (2–3) для формального опису зв'язності, отриманих за допомогою алгоритмів KDD знань, у складі характеристики повноти.

Висновки. У статті проаналізовано етапи розвитку систем продукування знань. Наведені найбільш поширені технології інтелектуального аналізу даних. Запропоновано визначення технології Knowledge Mining як послідовного до визначення інформації про проблемні фінансово-економічні ситуації до знань шляхом розподіленого включення їх формальних ознак на прикладі про-

гнозування фінансових ринків.

Для формування й розвитку технології КМ запропоновано використовувати методологічну базу теорії нечітких множин, нейронних мереж, нечітких мір та інший математичний апарат для формалізації процесу до визначення даних до знань, а саме забезпечення: зв'язності, метричності, семантичності і активності. Подальші дослідження слід проводити в напрямку розширення методологічної бази технології КМ.

Література

1. Вітлінський В. В. Штучний інтелект у системі прийняття управлінських рішень / В. В. Вітлінський // Нейро-нечіткі технології моделювання в економіці : наук.-аналіт. журн. – 2012. – № 1. – С. 97–118.
2. Лысенко Ю. Г. Нейросетевые и нечеткие модели бюджетирования промышленных предприятий / Ю. Г. Лысенко, Е. Е. Бизянов, А. Г. Хмелев // Нейро-нечіткі технології моделювання в економіці : наук.-аналіт. журн. – 2012. – № 1. – С. 171–188.
3. Матвійчук А. В. Штучний інтелект в економіці: нейронні мережі, нечітка логіка : монографія / Матвійчук А. В. – К. : КНЕУ, 2011. – 439 с.
4. Рамазанов С. К. Модель управління конкурентоспроможністю підприємства / С. К. Рамазанов, Л. Ф. Істомін, О. С. Дюбанов ; под. ред. В. С. Пономаренко, Т. С. Клебановой, Н. А. Кизима // Моделирование социально-экономических систем: теория и практика : Монография. – Х. : ФЛП Александрова К. М. ; ИД «ИНЖЭК», 2012. – С. 522–537.
5. Черняк О. І. Кластеризація українських банків в залежності від фінансового стану та схильності до ризику / О. І. Черняк, К. Л. Юрченко ; под. ред. В. С. Пономаренко, Т. С. Клебановой, Н. А. Кизима // Моделирование социально-экономических систем : теория и практика : Монография. – Х. : ФЛП Александрова К. М. ; ИД «ИНЖЭК», 2012. – С. 375–386.
6. Дюк В. А. Осколки знаний / В. А. Дюк // Экспресс-Электроника. – 2002. – № 6. – С. 60–65.
7. Michalski R. S. Knowledge Mining: A Proposed New Direction / R. S. Michalski // Invited talk at the Sanken Symposium on Data Mining and Semantic Web. Japan : Osaka University, – 2003 – P. 10–11.
8. 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.
9. Fayyad U. M. From Data Mining to Knowledge Discovery in Databases / U. Fayyad, G. Piatetsky-Shapiro, P. Smyth // AI Magazine. – 1996. – №17(3). – P. 37–54.
10. Sullivan R. A. Data-Snooping, Technical Trading Rule Performance, and the Bootstrap / R. Sullivan, A. Timmerlann, H. White // The Journal of Finance. – 1999. – № 54. – P. 1647–1691.
11. Кислова О. Интеллектуальный анализ дан-

- ных: история становления термина / О. Кислова // Украинский социологический журнал. – 2011. – № 1-2. – С. 83–94.
12. Tukey J. W. Exploratory Data Analysis / John W. Tukey. – London : Addison-Wesley, 1977. – 688 p.
13. Tao C. Ontology generation, information harvesting and semantic annotation for machine-generated web pages : a dissertation submitted to the faculty of Brigham Young University in partial fulfillment of the requirements for the degree of Doctor of Philosophy [Electronic resource] / C. Tao // Data Extraction Research Group. Department of Computer Science, December 2008. – 93 p. – Available at: www.deg.byu.edu/papers/CuidissertationETD.pdf.
14. Quinion M. Data Archaeology : an article [Electronic resource] / Michael Quinion // World Wide Words, Mar. 2000. – Available at: www.worldwidewords.org/turnsofphrase/tp-dat1.htm.
15. Liu X. Intelligent Data Analysis: Issues and Challenges [Electronic resource] / Xiaohui Liu // The Knowledge Engineering Review. – 1996. – № 11(4). – P. 365–371. – Available at: journals.cambridge.org/action/displayAbstract?fromPage=online&aid=4072120.
16. Nakayama K. Wikipedia Mining – Wikipedia as a Corpus for Knowledge Extraction [Electronic resource] / Kotaro Nakayama, Minghua Pei, Maik Erdmann, Masahiro Ito, Masumi Shirakawa, Takahiro Hara and Shojiro Nishio // Proc. of Wikimania. – 2008. – Available at: <http://wikipedia-lab.org/en/images/0/06/Wikimania2008.pdf>.
17. Советов Б. Я. Представление знаний в информационных системах : учебник для студ. учреждений высш. проф. образования / Б. Я. Советов, В. В. Цехановский, В. Д. Чертовской. – 2-е изд., стер. – М. : Издательский центр «Академия», 2012. – 144 с. – (Сер. Бакалавриат). ISBN 978-5-7685-9281-2
18. Kerdprasop N. Knowledge Mining in Web-based Learning Environments / N. Kerdprasop, K. Kerdprasop // World Academy of Science, Engineering and Technology. – 2008. – №39. – P. 246–249.
19. Тузовский А. Ф. Системы управления знаниями (методы и технологии) / А. Ф. Тузовский, С. В. Чириков, В. З. Ямпольский ; под общ. ред. В. З. Ямпольского. – Томск : Изд-во НТЛ, 2005. – 260 с.
20. Alavi M. Review: Knowledge management and knowledge management systems / M. Alavi, D. E. Leidner // Conceptual foundations and research issues, MIS Quarterly. – 2001. – №25(1). – P. 107–136.
21. Ковальчук К. Ф. Интеллектуальная поддержка принятия экономических решений / К. Ф. Ковальчук ; Отв. ред. О. П. Суслов. – Донецк : ИЭП НАНУ, 1996. – 224 с.
22. Ковальчук К. Ф. Нечітке моделювання фінансових інструментів на строковому ринку / К. Ф. Ковальчук, О. К. Никитенко // Моделирование социально-экономических систем: теория и практика. – X. : ФЛП Александрова К. М.; ИД «ИНЖСК». – 2012. – С. 328–342.
23. Ковальчук К. Ф. Застосування нечітких операторів для прогнозування фінансових ринку / К. Ф. Ковальчук, О. К. Никитенко // Сучасні проблеми прогнозування соціально-економічних процесів: концепція, моделі, прикладні аспекти. – Бердянськ : Видавець Ткачук О. В. – 2012. – С. 73–86.
24. Заде Л. А. Понятие лингвистической перенной и ее применение к принятию проблемных решений / Л. А. Заде. – М. : Мир, 1976. – 161 с.

В статье проанализированы этапы развития систем продуцирования знаний. Приведено определение технологии Knowledge Mining, представлено методологическую поддержку данной технологии. Исследование иллюстрирует, на каких этапах добываются новые знания и усиливаются уже существующие их признаки.

Ключевые слова: прогнозирование, финансовый рынок, знания, признаки знаний, преобразования данных, продуцирование знаний, функция принадлежности, машинное обучение.

The development stages of Data and Knowledge Mining systems are investigated. The definition of Knowledge Mining technology is given and the methodological support of this technology is presented. The research illustrates the stages where data acquires new features of knowledge as well as the stages where existing features of knowledge are enhanced.

Keywords: forecasting, financial market, knowledge, features of knowledge, Data Mining, Knowledge Mining, membership function, machine learning

Рекомендовано до друку д.т.н., проф. Кочурою С. В. Надійшла до редакції 09.10.2013 р.