

НАЦІОНАЛЬНА АКАДЕМІЯ НАУК УКРАЇНИ
НАВЧАЛЬНО-НАУКОВИЙ КОМПЛЕКС
«ІНСТИТУТ ПРИКЛАДНОГО СИСТЕМНОГО АНАЛІЗУ» НТУУ «КПІ»
МОН ТА НАН УКРАЇНИ

СИСТЕМНІ ДОСЛІДЖЕННЯ ТА ІНФОРМАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ

МІЖНАРОДНИЙ НАУКОВО-ТЕХНІЧНИЙ ЖУРНАЛ

№ 3

2015

ЗАСНОВАНО У ЛИПНІ 2001 р.

РЕДАКЦІЙНА КОЛЕГІЯ:

Головний редактор

М.З. ЗГУРОВСЬКИЙ, акад. НАН України

Заступник головного редактора

Н.Д. ПАНКРАТОВА, проф., д.т.н., Україна

Члени редколегії:

П.І. АНДОН, акад. НАН України

А.В. АНІСІМОВ, чл.-кор. НАН України

Г.-В. ВЕБЕР, проф., Турція

О.Д. ГВІШАНИ, акад. РАН, Росія

П.О. КАСЬЯНОВ, проф., д.ф.-м.н.,
Україна

В.М. КУНЦЕВИЧ, акад. НАН України

О.А. ПАВЛОВ, проф., д.т.н., Україна

Т.Л. СААТІ, проф., США

Л. САКАЛАУСКАС, проф., Литва

А.М. САЛЕМ, проф., Єгипет

І.В. СЕРГІЄНКО, акад. НАН України

Х.-М. ТЕОДОРЕСКУ, проф., Румунія

Е.О. ФАЙНБЕРГ, проф., США

Я.С. ЯЦКІВ, акад. НАН України

АДРЕСА РЕДАКЦІЇ:

03056, м. Київ,

пр. Перемоги, 37, корп. 35,

Навчально-науковий комплекс

«Інститут прикладного системного аналізу»

НТУУ «КПІ» МОН та НАН України

Тел.: **406-81-44**; факс: **406-81-44**

E-mail: journal@mmsa.ntu-kpi.kiev.ua

<http://journal.iasa.kpi.ua>

У номері:

• **Теоретичні та прикладні проблеми і методи системного аналізу**

• **Проблеми прийняття рішень і управління в економічних, технічних, екологічних і соціальних системах**

• **Теоретичні та прикладні проблеми інтелектуальних систем підтримки прийняття рішень**

• **Математичні методи, моделі, проблеми і технології дослідження складних систем**

• **Методи аналізу та управління системами в умовах ризику і невизначеності**

NATIONAL ACADEMY OF SCIENCES OF UKRAINE
EDUCATIONAL-SCIENTIFIC COMPLEX
«INSTITUTE FOR APPLIED SYSTEM ANALYSIS»
AT THE NATIONAL TECHNICAL UNIVERSITY OF UKRAINE «KPI»
OF MES AND NAS OF UKRAINE
**SYSTEM RESEARCH AND
INFORMATION TECHNOLOGIES**
INTERNATIONAL SCIENTIFIC AND TECHNICAL JOURNAL

№ 3

2015

IT IS FOUNDED IN JULY 2001

EDITORIAL BOARD:

The editor – in – chief

M.Z. ZGUROVSKY, Academician of
NASU

Deputy editor – in – chief

N.D. PANKRATOVA, Prof., Ukraine

Associate editors:

F.I. ANDON, Academician of
NASU

A.V. ANISIMOV, Correspondent
member of NASU

E.A. FEINBERG, Prof., USA

A.D. GVISHIANI, Academician of RAS,
Russia

P.O. KASYANOV, Prof., Ukraine

V.M. KUNTHEVICH, Academician of NASU

A.A. PAVLOV, Prof., Ukraine

T.L. SAATY, Prof., USA

L. SAKALAUSKAS, Prof., Lithuania

A.M. SALEM, Prof., Egypt

I.V. SERGIENKO, Academician of NASU

H.-N. TEODORESKU, Prof., Romania

G.-W. WEBER, Prof., Turkey

Ya.S. YATSKIV, Academician of NASU

THE EDITION ADDRESS:

03056, Kyiv,
av. Peremogy, 37, building 35,
Educational-Scientific Complex
«Institute for Applied System Analysis» at the
National Technical University of Ukraine «KPI»
of MES and NAS of Ukraine
Phone: **406-81-44**; Fax: **406-81-44**
E-mail: journal@mmsa.ntu-kpi.kiev.ua
http://journal.iasa.kpi.ua

In the issue:

• **Theoretical and applied problems and methods of system analysis**

• **Decision making and control in economic, technical, ecological and social systems**

• **Theoretical and applied problems of intellectual systems for decision making support**

• **Mathematical methods, models, problems and technologies for complex systems research**

• **Methods of system analysis and control in conditions of risk and uncertainty**

Шановні читачі!

Навчально-науковий комплекс «Інститут прикладного системного аналізу» НТУУ «КПІ» МОН та НАН України видає міжнародний науково-технічний журнал

«СИСТЕМНІ ДОСЛІДЖЕННЯ ТА ІНФОРМАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ».

Журнал публікує роботи теоретичного та прикладного характеру в широкому спектрі проблем, пов'язаних із системними дослідженнями та інформаційними технологіями.

Провідні тематичні розділи журналу:

Теоретичні та прикладні проблеми і методи системного аналізу; теоретичні та прикладні проблеми інформатики; автоматизовані системи управління; прогресивні інформаційні технології, високопродуктивні комп'ютерні системи; проблеми прийняття рішень і управління в економічних, технічних, екологічних і соціальних системах; теоретичні та прикладні проблеми інтелектуальних систем підтримки прийняття рішень; проблемно і функціонально орієнтовані комп'ютерні системи та мережі; методи оптимізації, оптимальне управління і теорія ігор; математичні методи, моделі, проблеми і технології дослідження складних систем; методи аналізу та управління системами в умовах ризику і невизначеності; евристичні методи та алгоритми в системному аналізі та управлінні; нові методи в системному аналізі, інформатиці та теорії прийняття рішень; науково-методичні проблеми в освіті.

Головний редактор журналу — ректор Національного технічного університету України «КПІ», академік НАН України Михайло Захарович Згуровський.

Журнал «Системні дослідження та інформаційні технології» включено до переліку фахових видань ВАК України.

Журнал «Системні дослідження та інформаційні технології» входить до таких наукометричних баз даних: «Україніка наукова» та УРЖ «Джерело», ВИНТИ РАН, РИНЦ (Российский индекс научного цитирования), DOAJ (Directory of Open Access Journals), Index Copernicus.

Статті публікуються українською, російською та англійською мовами.

Журнал можна передплатити. **Наш індекс 23918.** Якщо ви не встигли передплатити журнал, його можна придбати безпосередньо в редакції.

Наша адреса: 03056, м. Київ, пр. Перемоги, 37, корп. 35, к. 219.

Завідуюча редакцією **С.М. Шевченко**

Редактор **А.О. Млечко**

Молодші редактори **Н.В. Куніцька, Л.О. Тарин**

Комп'ютерна верстка та набір **А.А. Патіоха**

Підписано до друку 30.09.2015. Формат 70x108/16.

Папір офс. Офс. друк. Ум. друк. арк. 14. Ціна договірна.

Свідоцтво про реєстрацію КВ № 13804–2778 ПР від 17.03.2008 р.

Видавництво та поліграфія ВПК «Політехніка»

ВПІ НТУУ «КПІ»

03056, Київ–56, пр. Перемоги, 37, корп. 15

Dear Readers!

The Educational-scientific complex «Institute for applied system analysis» at the National technical university of Ukraine «KPI» of MES and NAS of Ukraine is published of the international scientific and technical journal

«SYSTEM RESEARCH AND INFORMATION TECHNOLOGIES».

The Journal is printing works of a theoretical and applied character on a wide spectrum of problems, connected with system researches and information technologies.

The main thematic sections of the Journal are the following:

Theoretical and applied problems and methods of system analysis; theoretical and applied problems of computer science; automated control systems; progressive information technologies, high-efficiency computer systems; decision making and control in economic, technical, ecological and social systems; theoretical and applied problems of intellectual systems for decision making support; problem- and function-oriented computer systems and networks; methods of optimization, optimum control and theory of games; mathematical methods, models, problems and technologies for complex systems research; methods of system analysis and control in conditions of risk and uncertainty; heuristic methods and algorithms in system analysis and control; new methods in system analysis, computer science and theory of decision making; scientific and methodical problems in education.

The editor-in-chief of the Journal is Rector of the National Technical University of Ukraine «KPI», academician of the NASU Michael Zaharovich Zgurovsky.

The articles to be published in the Journal in Ukrainian, Russian and English languages are accepted. Information printed in the Journal is included in the Catalogue of periodicals of Ukraine.

СИСТЕМНІ ДОСЛІДЖЕННЯ ТА ІНФОРМАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ

3 • 2015

ЗМІСТ

ТЕОРЕТИЧНІ ТА ПРИКЛАДНІ ПРОБЛЕМИ І МЕТОДИ СИСТЕМНОГО АНАЛІЗУ

- Панкратова Н.Д., Бідюк П.І., Рубець М.Г.* Інформаційна система для моделювання та оцінювання фінансових операційних ризиків за допомогою байєсівської мережі 7
- Путренко В.В.* Системні основи інтелектуального аналізу геопросторових даних 20

ПРОБЛЕМИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ І УПРАВЛІННЯ В ЕКОНОМІЧНИХ, ТЕХНІЧНИХ, ЕКОЛОГІЧНИХ І СОЦІАЛЬНИХ СИСТЕМАХ

- Гаращенко Ф.Г., Кулян В.Р., Юнькова О.О.* Ідентифікація параметрів моделей динаміки активів 34
- Романенков Ю.О., Зейнієв Т.Г.* Завдання контуру стратегічного управління ефективністю бізнес-процесів в організації 43

ТЕОРЕТИЧНІ ТА ПРИКЛАДНІ ПРОБЛЕМИ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИХ СИСТЕМ ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ

- Трофимчук А.Н., Васянин В.А.* Время работы алгоритма Краскала с древовидной и списочной структурой данных 48
- Радованович М., Виклюк Я.І., Міленкович М., Йованович А., Вукович Д., Стеванчевич М., Мацюк Н.О., Леко Т.Б.* Концептуальне моделювання спалахів лісових пожеж на основі онтологічного підходу DataMining. Частина 2 62

МАТЕМАТИЧНІ МЕТОДИ, МОДЕЛІ, ПРОБЛЕМИ І ТЕХНОЛОГІЇ ДОСЛІДЖЕННЯ СКЛАДНИХ СИСТЕМ

- Качинский А.Б., Агаркова Н.В.* Характер связанности элементов системы обеспечения безопасности гидротехнических сооружений 72
- Matsuki Y., Bidiuk P.I., Danylov V.J., Yevtushenko K.I.* Expected effect of environmental investment on market share of oil company 84
- Зражевська Н.Г.* Метод згладженої автокореляційної функції для прогнозування варіації гетероскедастичних часових рядів 97

МЕТОДИ АНАЛІЗУ ТА УПРАВЛІННЯ СИСТЕМАМИ В УМОВАХ РИЗИКУ І НЕВИЗНАЧЕНОСТІ

- Романенко В.Д., Милявский Ю.Л.* Адаптивное координирующее управление соотношениями координат вершин взаимодействующих когнитивных карт в режиме импульсных процессов 109
- Недашковская Н.И.* Построение доверительных интервалов для весов альтернатив решений на основе экспертных оценок парных сравнений 121
- Братусь О.В., Подладчиков В.М.* Ідентифікація змінних параметрів моделі для побудови алгоритму прогнозування 131
- Реферати 142
- Відомості про авторів 149

SYSTEM RESEARCH AND INFORMATION TECHNOLOGIES

3 • 2015

CONTENTS

THEORETICAL AND APPLIED PROBLEMS AND METHODS OF SYSTEM ANALYSIS	
<i>Pankratova N.D., Bidyuk P.I., Rubec N.G.</i> Informational system for modeling and estimation of financial operational risks using Bayesian networks	7
<i>Putrenko V.V.</i> The system basis of data mining of geospatial data.	20
DECISION MAKING AND CONTROL IN ECONOMIC, TECHNICAL, ECOLOGICAL AND SOCIAL SYSTEMS	
<i>Garashenko F.G., Kulian V.R., Yunkova E.A.</i> On the parameters identification in models of assets dynamics	34
<i>Romanenkov Yu.A., Zieiniiev T.G.</i> Tasks of structure of strategic business performance management in a company	43
THEORETICAL AND APPLIED PROBLEMS OF INTELLECTUAL SYSTEMS FOR DECISION MAKING SUPPORT	
<i>Trofimchuk A.N., Vasyanin V.A.</i> Time complexity of Kruskal's algorithm with tree and linked list data structures	48
<i>Radovanović M., Vyklyuk Y.I., Milenković M., Jovanović A., Vuković D., Stevančević M., Matsiuk N.A., Leko T.B.</i> Conceptual modeling of forest fires flashes by DataMining ontology-based. Part 2	62
MATHEMATICAL METHODS, MODELS, PROBLEMS AND TECHNOLOGIES FOR COMPLEX SYSTEMS RESEARCH	
<i>Kachinskiy A.B., Agarkova N.V.</i> The nature of connectedness of the safety system elements of hydraulic structures	72
<i>Matsuki Y., Bidyuk P.I., Danylov V.J., Yevtushenko K.I.</i> Expected effect of environmental investment on market share of oil company	84
<i>Zrazhevskaya N.G.</i> The smoothed autocorrelation function method for predicting the variation of heteroscedastic time series	97
METHODS OF SYSTEM ANALYSIS AND CONTROL IN CONDITIONS OF RISK AND UNCERTAINTY	
<i>Romanenko V.D., Milyavsky Y.L.</i> Adaptive coordinating control of interacting cognitive maps vertices' relations in impulse mode	109
<i>Nedashkovskaya N.I.</i> Evaluating the confidence intervals for weights of decision alternatives on the basis of expert pairwise comparison judgments	121
<i>Bratus E.V., Podladchikov V.N.</i> Identification of variable parameters of a model for the construction of a forecasting algorithm	131
References	142
Information about the authors	149

УДК 519.766.4:004.942

**ІНФОРМАЦІЙНА СИСТЕМА ДЛЯ МОДЕЛЮВАННЯ ТА
ОЦІНЮВАННЯ ФІНАНСОВИХ ОПЕРАЦІЙНИХ РИЗИКІВ
ЗА ДОПОМОГОЮ БАЙЄСІВСЬКОЇ МЕРЕЖІ**

Н.Д. ПАНКРАТОВА, П.І. БІДЮК, М.Г. РУБЕЦЬ

Розглянуто задачу оцінювання фінансового операційного ризику за допомогою ймовірнісної байєсівської мережі. Досліджено причини виникнення фінансових операційних ризиків у фінансових організаціях. Показано, що актуальною задачею для таких організацій є створення систем менеджменту фінансових ризиків на основі сучасних математичних моделей, зокрема моделей, побудованих за методами інтелектуального аналізу даних. Запропоновано методика побудови моделей у формі БМ з використанням взаємної інформації змінних мережі та критерію якості структури на основі опису мережі мінімальної довжини. Створено інформаційну систему для математичного моделювання та оцінювання фінансових ризиків, яка надає можливість використовувати статистичні дані та експертні оцінки у ході побудови математичних моделей.

ВСТУП

Термін «операційний ризик» не має чітко встановленого означення. Деякі банки визначають операційний ризик просто як невимірюваний ризик. У січні 2001 року Базельський комітет з банківського нагляду, який формулює загальні наглядові стандарти у менеджменті ризиків та керівні принципи для банків, дав таке означення операційному ризику: «операційний — це ризик збитку в результаті реалізації неадекватних або помилкових внутрішніх процесів, дій співробітників і систем або впливу зовнішніх подій» [1].

Базельський комітет також запропонував деякі методи оцінювання операційних ризиків, які наведені на рис. 1.

Прості та зручні у використанні методи можуть бути запроваджені в організації, але вони часто не враховують характер діяльності підприємства, його розміри і принципи ризик-менеджменту. «Погана» і «хороша» фінансові компанії стосовно управління ризиками будуть утримувати однаковий капітал, необхідний для покриття операційних ризиків. Саме тому перспективними є сучасні методи оцінювання операційних ризиків, які ґрунтуються на математичних моделях та інформаційних технологіях і дають можливість зменшити капітал на покриття операційних ризиків.

З моменту впровадження поняття «операційний ризик» написано багато теоретичних і практичних робіт, присвячених цій галузі науки. У роботах [2–4] ґрунтовно пояснюється поняття «ризик», надається спектр інструментів для роботи з операційними ризиками, описуються основні проблеми, які виникають у процесі розробки і практичного впровадження системи для оцінювання та менеджменту операційних ризиків у фінансових установах. У роботі [5] використано аналіз ключових ризиків з урахуванням особливостей української банківської системи.



Рис. 1. Класифікація методів оцінювання операційних ризиків

Найбільше робіт присвячено методу LDA (Loss Distribution Approach — аналізу розподілу втрат), оскільки він надає можливість з достатньою точністю розрахувати обсяг капіталу, необхідного для покриття операційних ризиків. Усі перераховані вище роботи містять в собі огляд методу LDA. Також варто зазначити роботу [6], яку повністю присвячено аналізу та використанню LDA.

У цій роботі запропоновано інформаційну систему для моделювання і оцінювання операційного ризику, яка заснована на ймовірнісно-статистичних моделях у формі байєсівських мереж (БМ). Серед робіт, які присвячені цій темі, особливої уваги заслуговують [7–9], у яких докладно розглянуто застосування байєсівських мереж довіри для моделювання, оцінювання та сценарного аналізу ризикових ситуацій на комерційних підприємствах.

У цьому дослідженні запропоновано інформаційну систему, яка надаватиме можливість будувати моделі у формі БМ для конкретного підприємства, накопичувати історичні дані за подіями, визначеними в структурі (архітектурі) мережі, а також надаватиме можливість оцінити обсяг капіталу, необхідного для покриття операційних втрат.

ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ

- Розробити методіку побудови моделі у формі БМ з використанням статистичних даних та експертних оцінок.
- Побудувати математичну модель для опису процесів, притаманних комерційному підприємству, у термінах операційних ризиків на основі існуючих представлень причин виникнення операційних ризиків.

- Побудувати математичну модель у формі байєсівської мережі для оцінювання операційного ризику на основі експертних оцінок, але з можливістю використання статистичних даних.
- Виконати аналіз результатів оцінювання операційного ризику, отриманих за допомогою побудованої мережі. Визначити подальші перспективи розвитку запропонованої системи.

ТЕОРЕТИЧНІ ОСНОВИ ПОБУДОВИ БМ

БМ [10] дають можливість відобразити в моделі виявлені причинно-наслідкові зв'язки між різними чинниками ризику і змінами середовища. Проте на відміну від регресійних моделей, БМ дають можливість враховувати не лише безпосередні залежності рівня ризику від факторів ризику, а також залежності між факторами ризику. Окрім цього, цей клас моделей надає більше можливостей для отримання ймовірного висновку за неповними даними.

З математичної точки зору БМ — орієнтований ациклічний граф, вершинам якого відповідають чинники ризику і змінні середовища, а ребрам відповідають виявлені або передбачувані взаємозв'язки між змінними (вершинами або вузлами). Мережа також описується множиною умовних розподілів випадкових величин, що характеризують ці чинники ризику і змінні середовища.

Перевагою цього методу є можливість одночасного використання експертних оцінок (наприклад, для побудови мережі шляхом визначення залежностей між змінними та кількості дискретних рівнів кожної змінної), і математичних методів (наприклад, для формування висновку по мережі — розрахунку умовної ймовірності неспостережуваних змінних при заданих значеннях спостережуваних). Завдяки цьому модель дає можливість зв'язати в одній моделі наявні вибірки статистичних даних і експертні знання.

Формально, байєсівська мережа — це трійка $N = \langle V, G, J \rangle$, першою компонентою якої є множина змінних V ; другою — спрямований ациклічний граф G , вузли якого відповідають випадковим змінним модельованого процесу; J — спільний розподіл ймовірностей змінних $V = \{X_1, X_2, \dots, X_n\}$. При цьому стосовно множини змінних виконується марковська умова, тобто кожна змінна мережі не залежить від усіх інших змінних, за винятком батьківських попередників цієї змінної.

Спочатку ставиться задача обчислення значень взаємної інформації між усіма вершинами (змінними) мережі. Потім необхідно знайти оптимальну структуру мережі з використанням критерію якості, наприклад, у вигляді оцінки опису мережі мінімальної довжини (ОММД), яка аналізується і оновлюється на кожній ітерації алгоритму навчання.

Ймовірність одночасної появи двох незалежних подій D і S визначається за виразом:

$$p(D, S) = p(D)p(S).$$

Якщо події D й S залежні, то поява однієї з них дає деяку інформацію щодо можливості появи іншої:

$$p(D, S) = p(D) p(S | D),$$

де $p(S | D)$ — ймовірність появи події S за умови, що вже мала місце подія D . Наприклад, подію D можна інтерпретувати як зміну курсу валют, а S — підвищення ціни на деякий товар. Якщо є інформація про те, що фактично відбувається у макроекономіці, то можна присвоїти вищу ймовірність появи визначеного підвищення ціни. Враховуючи комутативність наведеного вище виразу, можна записати:

$$p(D, S) = p(S) p(D | S) = p(D) p(S | D).$$

Звідси отримаємо просту формулу теореми Байєса (ТБ) для дискретних подій загального характеру:

$$p(D | S) = \frac{p(D) p(S | D)}{p(S)}.$$

Теорему Байєса можна розглядати як механізм формування висновку (прийняття рішення). Припустимо, що розглядається проста задача встановлення поточного стану економічної системи. У цьому випадку маємо: $p(D | S)$ — ймовірність переходу у стан D за наявності інформації S , тобто це подія, відносно якої необхідно сформулювати висновок; $p(D)$ — ймовірність переходу у конкретний стан у межах деякого діапазону значень (цю величину можна оцінити на основі аналізу історії розвитку досліджуваної системи); $p(S | D)$ — ймовірність появи події, що нас цікавить, якщо система вже перейшла в стан D . Останню величину можна оцінити за допомогою історичних даних у формі часового ряду. Ймовірність появи цієї події S у досліджуваній системі позначимо через $p(S)$. Цю величину також можна обчислити на основі статистичних даних, але в цьому, як правило, немає необхідності (покажемо це нижче).

Припустимо, що змінна стану D може приймати два можливих значення: D_t — істинне значення стану, яке означає, що система перейшла в один із можливих станів; D_f — протилежне значення. Ці два значення ймовірності дають у сумі одиницю незалежно від того, яке значення приймає S :

$$p(D_t | S) + p(D_f | S) = 1.$$

Застосуємо до останньої рівності теорему Байєса:

$$\frac{p(D_t) p(S | D_t)}{p(S)} + \frac{p(D_f) p(S | D_f)}{p(S)} = 1$$

або

$$p(S) = p(D_t) p(S | D_t) + p(D_f) p(S | D_f).$$

Тобто знаючи оцінку $p(S)$, її можна виключити з подальшого розгляду. У цьому прикладі змінна D має тільки два стани, але, очевидно, що $p(S)$ можна виключити з розгляду і за довільної кількості станів D .

Теорему Байеса можна розглядати як вираз (механізм), який об'єднує «апріорну» та «правдоподібну» інформацію, що можна записати у вигляді:

$$p(D|S) = \alpha p(D) p(S|D),$$

де $\alpha = 1/p(S)$ — нормуюча константа. Тепер $p(D)$ можна розглядати як апріорну інформацію, оскільки вона була відома до отримання будь-яких вимірів; $p(S|D)$ — правдоподібна інформація (правдоподібність), оскільки ми отримуємо її з аналізу (вимірів) відповідних індикаторів. Запишемо послідовність дій (алгоритм) щодо формування байєсівського висновку на відомій множині конкуруючих гіпотез, які пояснюють множину даних. Для кожної гіпотези необхідно виконати такі дії: перетворити апріорну та правдоподібну інформацію, що міститься в даних, у ймовірності; перемножити отримані ймовірності; нормувати результати з метою отримання апостеріорної ймовірності для кожної гіпотези за наявної інформації; обрати гіпотезу, яка має максимальну ймовірність.

Апріорні знання. У деяких випадках ми можемо обчислити апріорні ймовірності на основі статистичних даних. Наприклад, апріорну ймовірність появи захворювання можна визначити в результаті ділення числа випадків захворювання на загальне число пацієнтів, які проходять огляд. Однак, у більшості випадків це неможливо зробити внаслідок суб'єктивних труднощів отримання статистичних даних, але апріорні знання можуть бути представлені у інших формах.

Суб'єктивні та об'єктивні ймовірності. Питання вибору суб'єктивного або об'єктивного підходу до визначення апріорних ймовірностей є також предметом дебатів між фахівцями у галузі теорії і практики застосування БМ. На перший погляд об'єктивний підхід є надійнішим, але він потребує значних обсягів експериментальних даних, а остаточний результат є досить чутливим до похибок вимірів. Тому значна частина дослідників схиляються до суб'єктивного вибору апріорних ймовірностей. У подальшому будемо звертатися до того чи іншого підходу залежно від особливостей поставленої задачі.

Правдоподібність. Як правило, апріорні ймовірності ґрунтуються на фактах, які знову і знову підтверджуються з часом. Їх можна оцінювати на основі відомих обґрунтованих знань щодо об'єкта, який моделюється. Разом з тим експериментальні дані містять, як правило, похибки вимірів (або похибки збору статистичних даних), що призводить до невизначеності, яку виражають через правдоподібність. На практиці похибки можуть бути пов'язані з методичними та обчислювальними похибками алгоритмів, що використовуються.

Існують різні погляди на проблему застосування суб'єктивних та об'єктивних методів. Одні школи схиляються до суб'єктивних, а інші до об'єктивних методів. Суб'єктивний підхід ґрунтується на розумінні предметної галузі та проблеми, на наявних даних; він дає можливість у подальшому сформулювати висновок. З іншого боку, об'єктивний підхід може містити елементи суб'єктивізму. Тобто обидві форми можуть суттєво перетинатись щодо здобування та застосування знань і це є цілком природним. У ході розв'язання конкретних задач, по можливості, варто користуватись обома формами з метою виявлення кращої щодо цього випадку.

Проста мережа Байєса. Розглянемо випадок, коли дані щодо розв'язуваної задачі можуть поступати з кількох джерел. Тепер теорема Байєса приймає вигляд:

$$p(D | S_1, S_2, \dots, S_n) = \frac{p(D) p(S_1, S_2, \dots, S_n | D)}{p(S_1, S_2, \dots, S_n)}.$$

У цьому випадку виникає проблема оцінювання умовної ймовірності $p(S_1, S_2, \dots, S_n | D)$ при великих значеннях n . Однак, якщо припустити незалежність подій S_i , $i = 1, \dots, n$ при відомому D , то отримаємо:

$$p(S_1, S_2, \dots, S_n | D) = p(S_1 | D) p(S_2 | D) \dots p(S_n | D).$$

У результаті подальшого нормування можна позбутися знаменника $p(S_1, S_2, \dots, S_n)$, що дещо спрощує задачу формування висновку. Таким чином, отримуємо рівняння для формування висновку за теоремою Байєса:

$$p(D | S_1, S_2, \dots, S_n) = \alpha p(D) p(S_1 | D) p(S_2 | D), \dots, p(S_n | D).$$

Це рівняння можна представити графічно, як показано на рис. 2. На графі змінні представлено колами, а стрілки вказують на зв'язок (умовні ймовірності) між незалежними і залежними змінними. Незалежні змінні називають *батьківськими* або *попередниками*, а залежні — *дитячими* або *нащадками*.

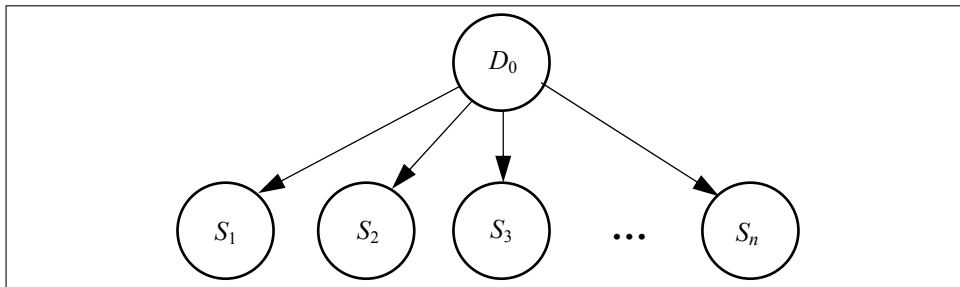


Рис. 2. Проста («наївна») мережа Байєса

Змінні, що характеризують цю задачу, можуть бути *дискретними* або *неперервними*. Дискретні змінні приймають одне із скінченної множини значень або станів. При цьому кожний стан може бути представлений одним цілим числом або цілим числом у деякому діапазоні значень. Неперервні змінні можуть приймати будь-яке значення в межах деякого діапазону значень, їх розглядають як дійсні числа. МБ може включати дискретні та неперервні змінні. На рис. 2 наведено просту і зручну форму мережі, яка знаходить застосування у багатьох практичних задачах. Для того щоб скористатись мережею, необхідно задати значення змінних, представлених вузлами. Процедуру задавання конкретних значень вузлам називають *інстанціюванням*.

Методика побудови БМ. Побудову БМ можна виконати простим перебором множини усіх можливих нециклічних графічних моделей та вибрати з них ту, що з максимальною адекватністю відповідає експериментальним (навчальним) даним. Ця задача є *NP*-складною, оскільки за умови

повного перебору кількість всіх моделей дорівнює $3^{\frac{n \cdot (n-1)}{2}} - k_{\text{cycle}}$, де n — число вершин; k_{cycle} — кількість моделей з циклами. Кількість усіх можливих нециклічних моделей можна порахувати за рекурсивною формулою Робінсона, запропонованою в 1976 році:

$$f(n) = \sum_{i=1}^n (-1)^{i+1} C_n^i 2^{i \cdot (n-i)} f(n-i),$$

де n — кількість вершин, а $f(0) = 1$. Виконати повний перебір можливих структур моделей можна тільки для мереж, які містять не більше семи вузлів. Якщо кількість вузлів перевищує 7, то виконати простий перебір практично неможливо, оскільки у ході виконання обчислень на звичайних персональних комп'ютерах не вистачає обчислювальних ресурсів. Тому для побудови мережі пропонується спрощений метод, який складається з таких кроків: (1) обчислення так званої взаємної інформації між усіма вершинами за допомогою експериментальних даних; (2) виконання цілеспрямованого пошуку з використанням оціночного критерію (функції) на основі принципу опису мінімальної довжини (ОМД); (3) повторення ітерацій до отримання структури мережі заданої якості.

Для оцінювання ступеня залежності двох довільних випадкових змінних x^i й x^j Чау і Ліу [12] запропонували використовувати значення взаємної інформації $MI(x^i, x^j)$, яка обчислюється за виразом:

$$MI(x^i, x^j) = \sum_{x^i, x^j} p(x^i, x^j) \log \left(\frac{p(x^i, x^j)}{p(x^i)P(x^j)} \right).$$

За своєю суттю взаємна інформація є деяким аналогом кореляції, але за змістом — це оцінка кількості інформації, що міститься в змінній x^i про змінну x^j . Взаємна інформація приймає невід'ємні значення, $MI(x^i, x^j) \geq 0$, а у випадку, якщо вершини x^i й x^j є повністю незалежними одна від одної, то $MI(x^i, x^j) = 0$, оскільки $p(x^i, x^j) = p(x^i)P(x^j)$ й

$$\log \left(\frac{p(x^i, x^j)}{p(x^i)P(x^j)} \right) = \log \left(\frac{p(x^i)P(x^j)}{p(x^i)P(x^j)} \right) = \log(1) = 0.$$

У випадку, коли мережа Байєса складається з N вершин, то для обчислення $MI(x^i, x^j)$ для всіх можливих пар x^i й x^j необхідно виконати $\frac{N(N-1)}{2}$ обчислень, при цьому $MI(x^i, x^j) = MI(x^j, x^i)$.

Принцип формування опису МБ мінімальної довжини (ОМД). Згідно з теорією кодування Шеннона, при відомому розподілі $P(X)$ випадкової змінної X довжина оптимального коду для передачі конкретного значення x через канал зв'язку прямує до значення $L(x) = -\log P(x)$. Ентропія джерела $S(P) = -\sum_x P(x) \log P(x)$ є мінімальною очікуваною довжиною закодованого повідомлення. Будь-який інший код, який ґрунтується на неправиль-

ному представленні про джерело повідомлення, призведе до більшої очікуваної довжини повідомлення. Іншими словами, чим кращою є модель джерела, тим компактніше можуть бути закодовані дані.

В задачі навчання мережі джерелами даних є деяка невідома істинна функція розподілу $P(D|h_0)$, де $D = \{d_1, \dots, d_N\}$ — набір даних; h — гіпотеза щодо ймовірнісного походження даних; $L(D|h) = -\log P(D|h)$ — емпіричний ризик, який є адитивним щодо числа спостережень і пропорціональним емпіричній похибці. Відмінність між $P(D|h_0)$ і модельним розподілом $P(D|h)$ за мірою Кульбака-Лейблера визначається так:

$$\begin{aligned} |P(D|h) - P(D|h_0)| &= \sum_D P(D|h_0) \log \frac{P(D|h_0)}{P(D|h)} = \\ &= \sum_D P(D|h_0) \cdot |L(D|h) - L(D|h_0)| \geq 0, \end{aligned}$$

тобто це різниця між очікуваною довжиною коду даних, отриманою за допомогою гіпотези, та мінімально можливою довжиною. Ця різниця є завжди невід'ємною і дорівнює нулю лише у випадку повної збіжності двох розподілів. Іншими словами, гіпотеза буде тим кращою, чим меншою є середня довжина коду даних. Принцип ОМД у своєму нестрогому і найбільш загальному формулюванні проголошує: з множини можливих моделей-кандидатів необхідно вибрати ту, яка дає можливість описати дані найбільш коротко і без втрат інформації.

У загальному вигляді задача формування ОМД формулюється так: спочатку задається множина навчальних даних $D = \{d_1, \dots, d_n\}$, $d_i = \{x_i^{(1)} x_i^{(2)} \dots x_i^{(N)}\}$ (нижній індекс — номер спостереження, а верхній — номер змінної), n — кількість спостережень; кожне спостереження складається з N ($N \geq 2$) змінних $X^{(1)}, X^{(2)}, \dots, X^{(N)}$. Кожна j -а змінна ($j = 1, \dots, N$) має $A^{(j)} = \{0, 1, \dots, \alpha^{(j)} - 1\}$ ($\alpha^{(j)} \geq 2$) станів, а кожна структура $g \in G$ МБ представляється N множинами предків $(\Pi^{(1)}, \dots, \Pi^{(N)})$, тобто для кожної вершини $j = 1, \dots, N$, $\Pi^{(j)}$ — множина батьківських вершин, така, що $\Pi^{(j)} \subseteq \{X^{(1)}, \dots, X^{(N)}\} \setminus \{X^{(j)}\}$ (вершина не може бути предком самої себе, тобто петлі у графі відсутні). Таким чином, ОМД структури $g \in G$ за наявності заданій послідовності з n спостережень $x^n = d_1 d_2 \dots d_n$ обчислюється за виразом

$$L(g, x^n) = H(g, x^n) + \frac{k(g)}{2} \log(n),$$

де $k(g)$ — кількість незалежних умовних ймовірностей у мережеві структурі g , а $H(g, x^n)$ — емпірична ентропія:

$$H(g, x^n) = \sum_{j \in J} H(j, g, x^n), \quad k(g) = \sum_{j \in J} k(j, g),$$

де ОМД j -ї вершини обчислюється за виразом

$$L(j, g, x^n) = H(j, g, x^n) + \frac{k(j, g)}{2} \log(n);$$

$k(j, g)$ — кількість незалежних умовних ймовірностей j -ї вершини:

$$k(j, g) = (\alpha^{(j)} - 1) \prod_{k \in \phi(j)} \alpha^k,$$

де $\phi(j) \subseteq \{1, \dots, j-1, j+1, \dots, N\}$ — така множина, що $\Pi^{(j)} = \{X^{(k)} : k \in \phi(j)\}$.

Емпірична ентропія j -ї вершини обчислюється за виразом:

$$H(j, g, x^n) = \sum_{s \in \mathcal{S}(j, g)} \sum_{q \in \mathcal{A}^{(j)}} -n[q, s, j, g] \log \frac{n[q, s, j, g]}{n[s, j, g]},$$

$$n(s, j, g) = \sum_{i=1}^n I(\pi_i^{(j)} = s); \quad n[q, s, j, g] = \sum_{i=1}^n I(x_i = q, \pi_i^{(j)} = s),$$

де $\pi^{(j)} = \Pi^{(j)}$ означає $X^{(k)} = x^{(k)} \forall k \in \phi^{(j)}$; функція $I(E) = 1$, якщо предикат $E = \text{true}$, у протилежному випадку $I(E) = 0$. Простий алгоритм навчання МБ з використанням ОМД будується так: циклічно виконується перебір всіх можливих нециклічних мережевих структур (рис. 3). У g^* зберігається оптимальна мережева структура. Оптимальною структурою буде та, для якої функція $L(g, x^n)$ приймає найменше значення.

Простий алгоритм навчання БМ з використанням ОМД

1. $g^* \leftarrow g_0 (\in G)$.
2. Для $\forall g \in G - \{g_0\}$: якщо $L(g, x^n) < L(g^*, x^n)$ то $g^* \leftarrow g$.
3. За розв'язок приймається g^* .

Рис. 3. Спрощений алгоритм навчання БМ

АРХІТЕКТУРА І ФУНКЦІЇ СИСТЕМИ

Інформаційна система має надавати можливість будувати байєсівську мережу на основі експертних даних, та отримувати спільний розподіл мережі. Також система має надавати можливість розрахувати капітал на покриття збитків, що можуть виникнути в результаті реалізації операційних ризиків.

Інформаційна система реалізована у вигляді програмного забезпечення, і є графічною програмою. У процесі побудови БМ доступні такі функції: створення мережі; завантаження готової мережі з файлу; збереження мережі; імпорт готової мережі з програми GeNIe; додавання і видалення дискретних вузлів із можливими станами у форматі рядків чи чисел; з'єднання вузлів за допомогою стрілок при обмеженні, що один вузол може мати до чотирьох предків; задавання апіорних ймовірностей значенням змінних мережі; розрахунок апостеріорних ймовірностей; розрахунок апостеріорних ймовірностей у заданих умовах; розрахунок квантиля для вузлів

із числовими станами; розрахунок капіталу на покриття збитків для вузла з назвою «Loss».

Програмне забезпечення реалізовано за допомогою бібліотеки Infer.NET [13], яка дозволяє створювати мережу, навчати її та здійснювати ймовірнісний висновок. Для реалізації графічної частини використано мову програмування C# та платформу NET 4.5.

ОБЧИСЛЮВАЛЬНІ ЕКСПЕРИМЕНТИ

Якщо брати за основу означення операційного ризику, яке дає Базель, маємо чотири основні чинники виникнення втрат через операційні ризики: помилки персоналу, некоректне функціонування інформаційно-обчислювальної системи, помилки процесів і вплив зовнішнього середовища. На кожен з чотирьох чинників діють інші причини виникнення операційного ризику, які визначені експертом для конкретного комерційного підприємства. У табл. 1 наведено вершини, взяті для побудови БМ.

Таблиця 1. Вершини мережі

№	Назва вершини	Назва вершини у мережі
1	Втрати	Loss
2	Ризик зовнішнього середовища	Risk of External Environment
3	Ризик персоналу	Risk of Staff
4	Ризик системи	Risk of System
5	Ризик процесу	Risk of Process
6	Рівень кваліфікації персоналу	Qualified staff
7	Відповідність штату	Compliance staff
8	Зміни в законодавстві	Changes in legislation
9	Надійність платіжних систем та банків партнерів	Reliability of payment systems and partner banks
10	Хакерські атаки та віруси	Hacker attacks and viruses
11	Втрати інформації	Loss of information
12	Використання автоматизації документообороту	Using work flow automation
13	Збої серверів	Crashes servers
14	Збої мережі	Network failures
15	Використання фаєрволу	Using of Firewall
16	Використання безперебійних джерел живлення	Using of UPS

На основі експертних даних побудовано наступну мережу (рис. 4), яка відображає взаємозв'язки між чинниками ризику, основними категоріями операційного ризику та власне втратами. Для цього комерційного підприємства втрати проградуйовані (дискретизовані) таким чином: 0 (тисяч), 1 (тисяча), 10 (тисяч), 50 (тисяч) та 100 (тисяч \$).

Ймовірності подій несуть суб'єктивний характер експертів. Для вузлів «не-листоків» сформовано складні спільні ймовірності, як наприклад для «Risk of Process» в табл. 2 наведено спільну ймовірність $P(\text{Risk of Process} | \text{Using work flow automation}, \text{Loss of information})$.

Таблиця 2. Таблиця спільних ймовірностей

Using work flow automation	Low			Medium			High		
	0%	50%	100%	0%	50%	100%	0%	50%	100%
Loss of information	0,25	0,10	0,03	0,55	0,42	0,31	0,95	0,80	0,60
Low	0,30	0,22	0,10	0,25	0,30	0,38	0,04	0,12	0,23
Medium	0,45	0,68	0,87	0,20	0,28	0,31	0,01	0,08	0,17
High									

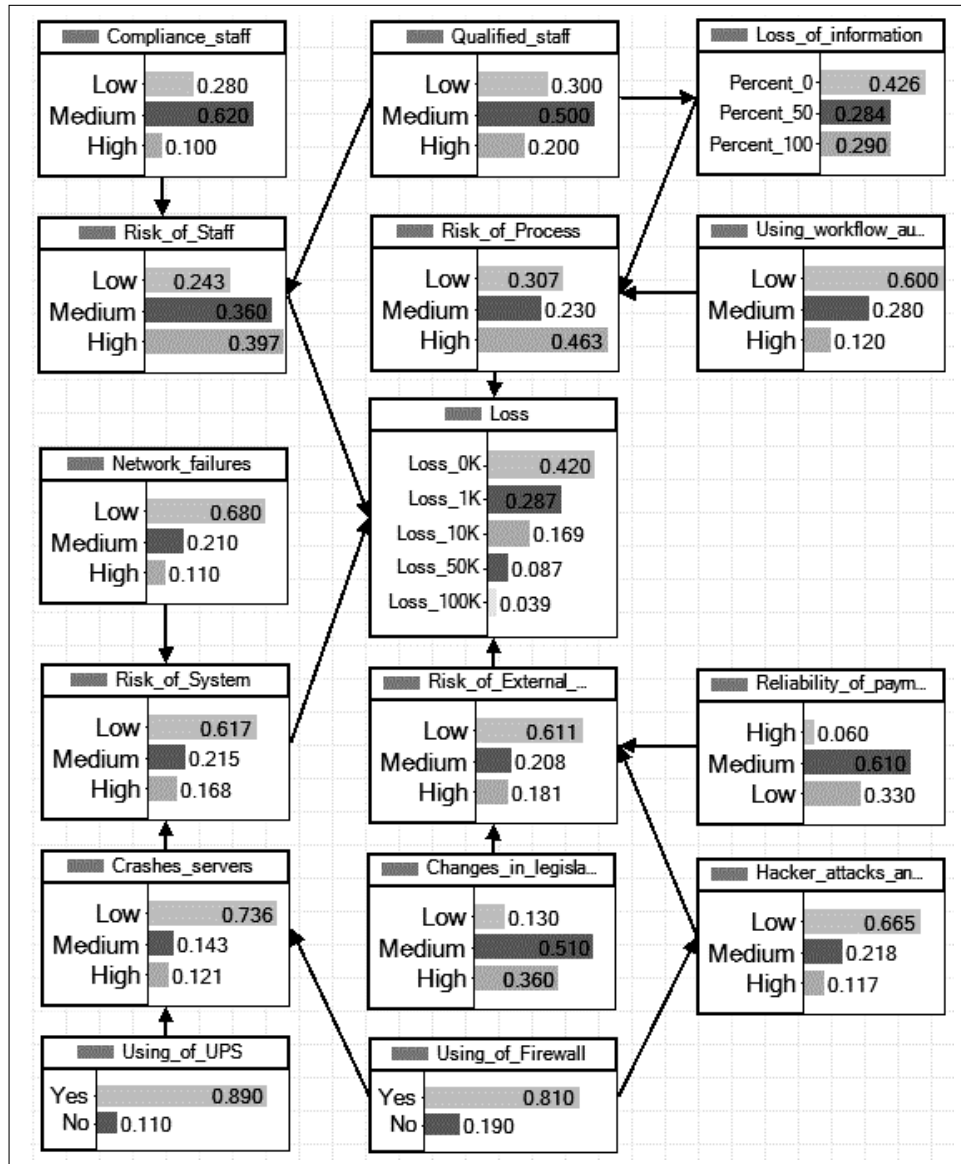


Рис. 4. БМ, що описує ймовірності виникнення операційних ризиків

АНАЛІЗ РЕЗУЛЬТАТІВ

На основі експертних даних побудовано БМ, яка дала можливість оцінити розподіл втрат під час виникнення операційних ризиків на комерційному

підприємстві (табл. 3). За допомогою лінійної апроксимації можна розрахувати необхідний квантиль. Беручи за загальноприйняте значення для банківської сфери, отримуємо 95%-й квантиль. Таким чином, капітал для покриття ризику у цьому випадку має величину 44710\$.

Таблиця 3. Розподіл втрат при настанні операційного ризику

Розмір втрат	0	1000	10000	50000	100000
Імовірність	0,42	0,29	0,17	0,09	0,03

Крім того, до заданої мережі можна застосувати сценарний аналіз з метою виконання дослідження типу «що буде, якщо», тобто задавати необхідний рівень імовірності настання події для того, щоб у подальшому проаналізувати новий розподіл. Це дає можливість розглядати задачу песиміста (висока імовірність настання певної ситуації, яка збільшує втрати) та задачу оптиміста.

ВИСНОВКИ

Досліджено причини виникнення фінансових операційних ризиків у фінансових організаціях. Показано, що актуальною задачею для таких організацій є створення систем менеджменту фінансових ризиків на основі сучасних математичних моделей, зокрема ймовірнісних моделей байєсівського типу, які дають можливість враховувати невизначеності, пов'язані з випадковим характером подій (факторів впливу). Запропоновано методику побудови моделей у формі БМ з використанням взаємної інформації змінних мережі та критерію якості структури на основі опису мережі мінімальної довжини.

Побудовано математичну модель для опису процесів, притаманних комерційному підприємству, у термінах операційних ризиків на основі існуючих представлень причин виникнення операційних ризиків на фінансових підприємствах. Створено модель у формі байєсівської мережі для оцінювання операційного ризику на основі експертних оцінок. За побудованою моделлю отримано варіант розподілу втрат за умови настання операційного ризику у фінансовій організації. Аналіз результатів оцінювання операційного ризику, отриманих за допомогою побудованої мережі, свідчить про можливість застосування ймовірнісних моделей вибраного типу для оцінювання можливих втрат у фінансових організаціях.

У подальших дослідженнях доцільно створити удосконалену інформаційну систему для математичного моделювання (систему підтримки прийняття рішень) та оцінювання фінансових ризиків, яка надасть можливість використовувати статистичні дані, експертні оцінки та згенеровані (імітовані) змінні неперервного типу. Систему буде доповнено можливостями врахування множини невизначеностей, які зустрічаються у математичному моделюванні за експертними оцінками та статистичними даними. Також планується активне використання наявних можливостей для контролю всіх етапів обчислювального процесу за відповідними множинами статистичних параметрів якості.

ЛІТЕРАТУРА

1. *International Convergence of Capital Measurement and Capital Standards. A Revised Framework. Comprehensive Version.* — Basel Committee on Banking Supervision, Bank for International Settlements. — Basel, 2006. — 158 p.
2. *Cruz A.* Modeling, Measuring and Hedging Operational Risk. — London: Wiley, 2002. — 346 p.
3. *Operational Risk Regulation, Analysis and Management.* — NY: Pearson Education Limited, 2003. — 369 p.
4. *Shevchenko P.V.* Modeling Operational Risk Using Bayesian Inference. — New York: Springer, 2011. — 302 p.
5. *Дмитров С.О.* Моделювання оцінки операційного ризику комерційного банку. — Суми: ДВНЗ «УАБС НБУ», 2010. — 264 с.
6. *Frachot A.* «Loss Distribution Approach for Operational Risk — <http://thierry-roncalli.com/download/lda.pdf>.
7. *Alexander C.* Bayesian Methods for Measuring Operational Risk. — <http://www.icmacentre.ac.uk/pdf/bayesian.pdf>.
8. *Hao X.* Operational Risk Control of Commercial Banks Based on Bayesian Network. — Atlantis Press, 2013. — P. 913–918.
9. *Yoon Y.K.* Modeling operational risk in financial institutions using Bayesian networks. — London: University of London, 2003. — 83 p.
10. *Jensen F.V., Nielsen T.D.* Bayesian networks and decision graphs. — Berlin: Springer-Verlag, 2007. — 447 p.
11. *Stuart A., Ord K.* Kendall's Advanced Theory of Statistics: Volume 1, Distribution Theory. — NY: Wiley, 1994. — 700 p.
12. *Chow C.K., Liu C.N.* Approximating discrete probability distributions with dependence trees // IEEE Transactions on information Theory — 1986. — 1T-14, № 3. — P. 462–467.
13. *Minka T., Winn J., Guiver J., Webster S., Zaykov Y.* Infer.NET — <http://research.microsoft.com/infernet>.

Поступила 19.05.2015

СИСТЕМНІ ОСНОВИ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОГО АНАЛІЗУ ГЕОПРОСТОРОВИХ ДАНИХ

В.В. ПУТРЕНКО

Здійснено оглядове дослідження наукового напрямку інтелектуального аналізу геопросторових даних (ІАГД). Виявлено основні передумови формування цього напрямку і його зв'язок із геоінформатикою, системним аналізом та інтелектуальним аналізом даних. Проведено бібліографічне дослідження зарубіжних і вітчизняних публікацій в галузі ІАГД. У ході дослідження подано визначення ІАГД, виявлено основні завдання, функції та етапи його проведення, визначено коло перспективних напрямків розвитку та його зв'язок з підтримкою ухвалення рішень у регіональному управлінні. Із використанням ІАГД методів кластеризації гарячих точок проведено дослідження перевищення гранично допустимих концентрацій урану в підземних водах на території України на основі даних геологічних зйомок і виявлено зони обмеженнями використання підземних вод.

ВСТУП

Геоінформаційні технології стали важливою складовою інновацій, які формують сучасний вигляд інформаційного суспільства. Використання геопросторової інформації у вирішенні чисельних управлінських, бізнесових та інженерних завдань дозволяє підвищити їх ефективність та наочність процесу виконання. Поряд зі специфічним інструментарієм сучасних геоінформаційних систем (ГІС) базовим елементом стали геопросторові дані, що накопичуються у спеціалізованих сховищах.

Стрімкий розвиток геопросторової індустрії став можливим завдяки випереджаючому накопиченню геопросторових даних, які надходять із різних джерел. На сьогодні традиційне виробництво геопросторових даних, що ґрунтується на виконанні картографічних та кадастрових робіт, зазнає великих змін. Це пов'язано з подоланням високої вартості цих робіт, зміною суспільного замовлення та еволюцією сучасних інформаційних технологій. Постійно розширюється спектр галузей дистанційного зондування Землі, у якому постійно з'являються нові технічні засоби отримання даних та алгоритми їх подальшої обробки. Технології глобальних навігаційних супутникових систем (найбільш відома американська система GPS) стали джерелом постійного потоку геопросторових даних щодо місцеположення об'єктів та їх поведінки у просторі. Активно розвивається напрям волонтерського збору геопросторових даних з відкритою ліцензією завдяки таким проектам як OpenStreetMap [1].

Такий лавиноподібний потік накопичення структурованих та неструктурованих даних з геопозиційною складовою призвів до необхідності використання методів обробки Big Data та ІАГД, що дозволяє виявляти нові знання та закономірності у великих обсягах геоданих.

Тому дослідження особливостей методів ІАГД геопросторових даних є актуальним та перспективним напрямом наукових досліджень.

Особливе значення розробка методології та методики ІАГД має для управління територіальним розвитком, як елементом просторової організації суспільства. У цьому контексті ІАГД може надавати обґрунтовану інформацію і бути складовою систем підтримки прийняття рішень (СППР) на різному адміністративно-територіальному рівні, що допоможе в управлінні територією. На цих засадах сформовано мету та основні завдання дослідження.

Мета роботи — дослідження основ ІАГД, його структури та методів системного використання в процесі підтримки прийняття рішень.

Завданнями статті є формування з системних позицій визначення інтелектуального аналізу геопросторових даних, дослідження структури ІАГД та його місця в ГІС та СППР, аналіз складових процесу ІАГД, вивчення та прикладне застосування основних методів ІАГД.

ОГЛЯД ЛІТЕРАТУРИ

Методологічні підходи до ІАГД почали свій розвиток з середини ХХ сторіччя, коли разом із індустріальним розвитком економіки з'явилась необхідність у дослідженні оптимальних підходів до просторової організації суспільних процесів та охорони і раціонального використання природних ресурсів. Одночасно з цим з кінця 60-х років починається розвиток геоінформаційних систем як інформаційної основи для впровадження методів аналізу даних. Поява високопродуктивних обчислювальних машин разом з розвитком геопросторової індустрії та загостренням проблем економічного розвитку та екологічної ситуації призвели до активізації досліджень ІАГД та виділення його в окремий напрям.

В Україні таким поштовхом стала катастрофа на Чорнобильській АЕС, яка спонукала широке коло фахівців до використання геоінформаційних технологій щодо аналізу наслідків радіоактивного забруднення [2]. У галузі інтелектуального аналізу даних в Україні широко відомі роботи Інституту прикладного системного аналізу НТУУ «КПІ», Світового центру даних з геоінформатики та сталого розвитку вчених М.З. Згуровського, Н.Д. Панкратової, А.І. Петренко, А.О. Болдака [3–5]. Академічні та університетські дослідження інтелектуального аналізу відображено в роботах В.І. Зацерковного [4], Л.В. Саричевої [6], В.Ф. Ситника, М.Т. Краснюка, О.І. Черняка, П.В. Захарченка та ін. [7, 8].

У ХХІ столітті інтелектуальний аналіз геопросторових даних сформувався в окремий перспективний напрям наукових досліджень, який має свою структуру та особливості використання. Міжнародна дослідницька школа ІАГД сформувалась під впливом робіт таких вчених, як Г. Андрієнко, К. Клеве, М. Гахеган, Д. Гуо, М. Пьоке, Ж. Хан, К. Коперські, Н. Стефанович, М. Кулдорф, Ж. Менніс, Ж. Ліу, Х. Міллер, С. Опеншав, М. Чарлтон, К. Вімер, А. Крафт, С. Шекшар, С. Шюде [9–20] та ін.

МЕТОДОЛОГІЧНІ ОСНОВИ НАПРЯМУ ІАГД

Інтелектуальний аналіз геопросторових даних має глибоке коріння в традиційних галузях геопросторового аналізу (просторова статистика, аналітична картографія, пошуковий аналіз даних) та різних методах інтелектуального аналізу даних у статистиці та інформатиці. Його мета полягає в інтеграції і подальшому вдосконаленні методів у різних галузях для аналізу великих і складних наборів геопросторових даних.

У якості визначення пропонуємо наступне:

Інтелектуальний аналіз геопросторових даних (spatial data mining) — напрям геоінформатики, направлений на системний аналіз геопросторових даних з метою пошуку закономірностей та відносин у даних, що засновані на місцеположенні та топологічних відношеннях.

ІАГД є зростаючим дослідницьким напрямом, який все ще перебуває на ранніх стадіях розвитку та оперує цілим рядом різних методів, що комбінують обчислювальні, статистичні та візуальні методики. Інтелектуальний аналіз даних та виявлення знань є ітераційним процесом, який містить кілька етапів, включаючи відбір даних, фільтрацію, первинну підготовку та перетворення; аналіз за допомогою обчислювальних алгоритмів і / або підходів із візуалізації, інтерпретації та оцінки результатів; формулювання або модифікацію гіпотез і теорій; корегування даних і методів аналізу; повторну оцінку результатів.

Інтелектуальний аналіз даних та виявлення знань має пошукову природу і є більш індуктивним процесом, ніж традиційні статистичні методи. Це природно вписується в початкову стадію дедуктивного процесу дослідження, де дослідники розробляють та модифікують теорії, що базуються на відкритій інформації за даними спостережень.

ІАГД знаходиться на перетині ГІС, Data Mining, статистики та прикладних галузей досліджень. З цієї точки зору використання інструментів інтелектуального аналізу даних разом із геоінформаційним блоком є значною перевагою обробки вхідної інформації для управління територією та використання ГІС в СППР. У процесі застосування геоінформаційних технологій у СППР територіального управління можна виділити три базові рівні. До першого інформаційного рівня відноситься вхідна інформація, яка використовується для обробки в ГІС. На сьогодні інтелектуальні системи можуть обробляти як структуровані, так і неструктуровані дані. Специфічними для використання в ГІС є бази геопросторових даних, дані дистанційного зондування Землі, дані з датчиків та сенсорів з відомими координатами, геотегована інформація з Інтернет та соціальних мереж, історичні картографічні дані, волонтерська географічна інформація тощо (рис. 1).

Поряд із ними широко використовуються механізми інтеграції просторової та непросторової інформації на основі процесів географічної прив'язки та геокодування. Це надає змогу повноцінно використовувати у ГІС інформацію із зовнішніх непросторових баз даних, які супроводжуються та наповнюються іншими органами управління. Необхідною складовою є бази знань, які структуровано за предметними галузями, що використовуються у СППР.

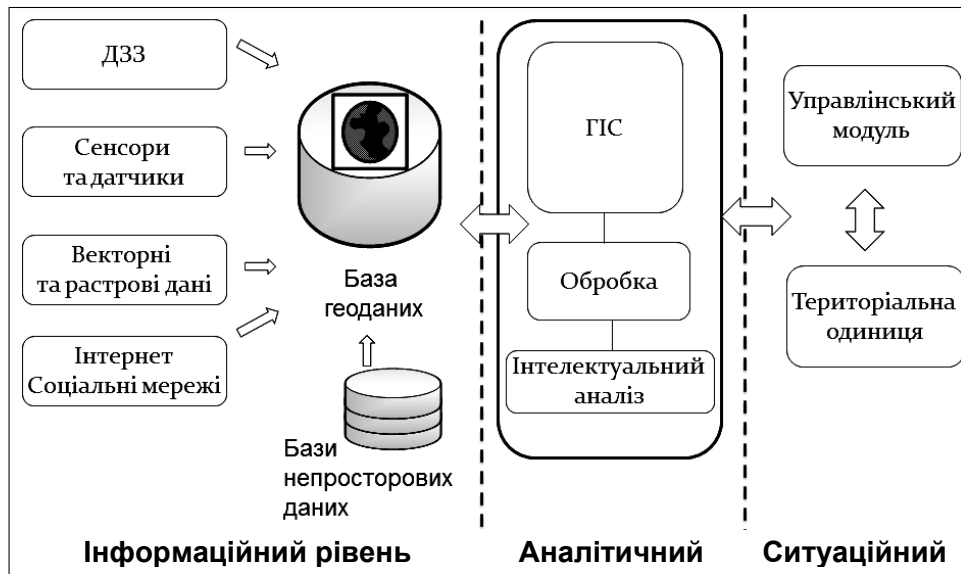


Рис. 1. ІАГД у структурі СППР територіального управління

Другий — аналітичний рівень спирається на використання геоінформаційної системи як платформи для обробки та аналізу вхідної інформації. Тут може бути виділено функції стандартизації та нормалізації, сумісної обробки, інтелектуального аналізу даних. На цьому етапі ГІС може взаємодіяти з іншими системами обробки даних та бути складовою СППР.

Третій — ситуаційний рівень, пов'язаний із необхідністю прийняття рішень щодо аналізу конкретних ситуацій за допомогою інструментів СППР та ГІС. Важливим компонентом у цьому випадку стають механізми колективної участі в роботі за участі керівних осіб різних рівнів, експертів технічного персоналу. До таких механізмів відносяться ситуаційні центри, онлайн конференції, робочі наради тощо.

Процес ІАГД містить основні кроки перетворення даних. Кожний аналіз здійснюється виконавцем з певною метою на основі вхідних баз даних та баз знань, які відповідають проблемному напрямку. На першому кроці обробка даних здійснюється за допомогою інтерфейсу СКБД. На цьому етапі здійснюється вибірка даних з усієї сукупності збереження даних, проведення простих операцій аналізу даних, які можливо здійснити на основі вбудованих засобів СКБД. На другому кроці відбувається обробка даних за допомогою алгоритмів ІАГД або їх послідовне використання. Отримані результати аналізуються з метою виявлення нової інформації та знань. За результатами цього аналізу відбувається оцінювання результатів обробки та даних і в залежності від того, чи відповідають отримані результати критеріям аналізу, процедура аналізу повторюється з іншими параметрами, або отримані результати передаються для прийняття на їх основі рішень (рис. 2).

До ІАГД відноситься декілька напрямів, які дозволяють провести різностороннє дослідження даних з урахуванням геопросторової складової. До їх числа відносяться методи класифікації геопросторових даних, кластеризація та регіоналізація, правила асоціацій, геостатистика, геовізуалізація. Цей перелік продовжує розширюватися разом із розвитком ІАГД. Кожний із цих напрямів містить сукупність методів, за допомогою яких відбувається аналіз даних (рис. 3).

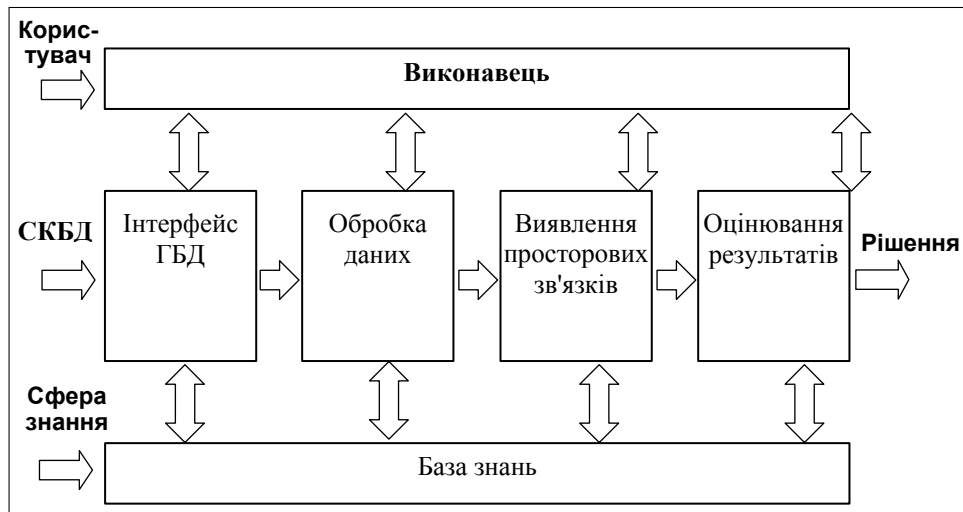


Рис. 2. Процес обробки даних в ІАГД

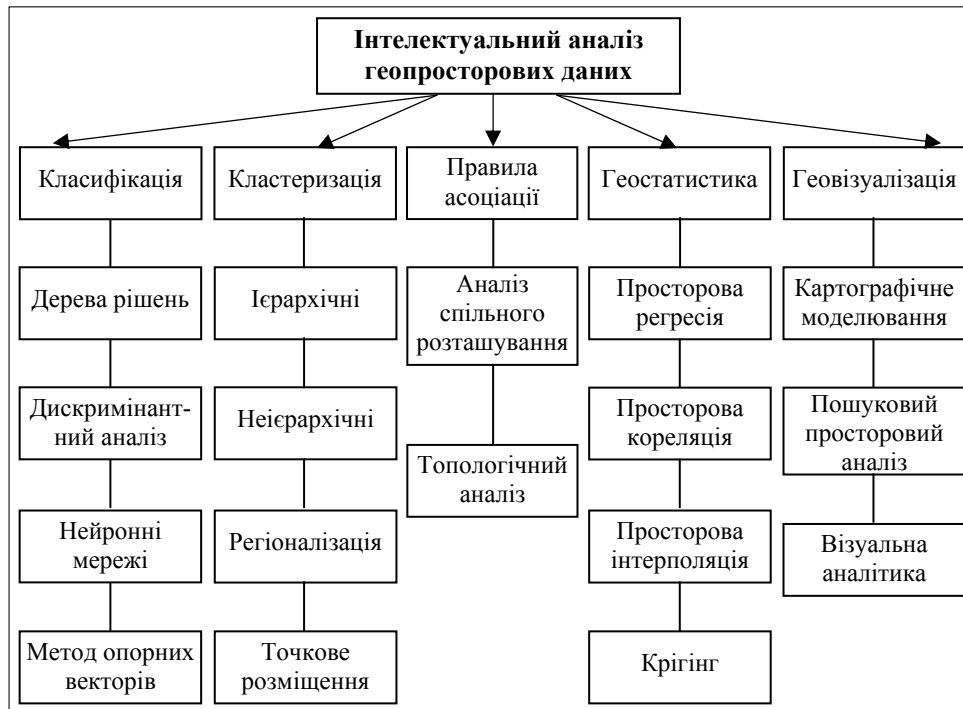


Рис. 3. Класифікаційна структура методів ІАГД

ПРОСТОРОВА КЛАСИФІКАЦІЯ ТА ПРОГНОЗУВАННЯ

Класифікація є процесом групування елементів даних за класами (категоріями) відповідно до їх властивостей (значення атрибутів). Класифікацію також називають керованою класифікацією, на відміну від некерованої класифікації (кластеризація). Керована класифікація потребує початкового набору даних для навчання (або налаштування) моделі класифікації, набору даних

перевірки для підтвердження (або оптимізації) конфігурації, і тестового набору даних для оцінки якості моделі.

До методів класифікації належать, наприклад, дерева рішень, штучні нейронні мережі (ШНМ), метод максимальної правдоподібності (ММП), лінійний дискримінантний аналіз (ЛДА), метод SVM (support vector machines — метод опорних векторів), методи найближчого сусідства і методи CBR (case-based reasoning — методи на основі міркування).

Просторові методи класифікації розширюють загальні методи класифікації враховуючи не тільки атрибути об'єкту, що класифікуються, але й атрибути сусідніх об'єктів та їх просторові відносини. Серед таких розробок варто звернути увагу на візуальний підхід до просторової класифікації, який було впроваджено в дерево рішень засноване на традиційному алгоритмі C4.5, що поєднується з картою візуалізації. Це дозволяє виявити просторові закономірності правил класифікації. Індукція дерева рішень також використовується для аналізу і прогнозування просторового вибору поведінки [9]. Дистанційне зондування є одним з основних напрямків, у якому зазвичай використовують методи класифікації для розподілу пікселів за категоріями. Широке використання при аналізі пікселів здобули штучні нейронні мережі.

Правила асоціації у видобутку даних були спочатку призначені для виявлення закономірностей між записами у великих транзакційних базах даних. Подібно до пошуку правил асоціації в транзакційних або реляційних базах даних, правила просторових асоціацій можуть бути знайдені в базі геопросторових даних, розглядаючи просторові властивості та предикати [16].

Правило просторової асоціації виражається у вигляді $A \Rightarrow B[s\%, c\%]$, де A та B є наборами просторових або непросторових предикатів, $s\%$ — підтримка правила, $c\%$ — впевненість у правилі.

Багато можливих просторових предикатів (наприклад, «близько до», «далеко від», «перетинання», «перекриття» тощо), можуть бути використані в правилах просторової асоціації. Але це потребує розгляду дуже великого обсягу обчислень різних просторових предикатів при виводі асоціативних правил з великих обсягів просторових даних. Ще одна потенційна проблема полягає у пошуку правил просторової асоціації, що може бути сформована великою кількістю правил, багато з яких є очевидними або загальновідомими. Тому необхідна наявність предметних знань, щоб відфільтрувати тривіальні правила і зосередитися тільки на нових і цікавих відкриттях.

Інтелектуальний аналіз просторової спільності розташування порівняно подібний, але технічно дуже відрізняється від правил асоціації. Враховуючи набір геопросторових даних і їх місце розташування, патерн спільності розташування є підмножинами об'єктів з певною частотою розташованих разом (наприклад, деякі види птахів, як правило, проживають поряд з певним типом дерев). Виміри та алгоритми для інтелектуального аналізу просторових спільностей розташування структур запропоновані в низці зарубіжних робіт [17–19].

Методологічно з правилами асоціацій тісно пов'язаний аналіз топології, який дозволяє встановлювати правила поведінки об'єктів один відносно іншого, а також за допомогою функцій околу та оверлейних операцій виявляти подібні правила у геопросторових даних.

КЛАСТЕРИЗАЦІЯ ТА РЕГІОНАЛІЗАЦІЯ

Кластерний аналіз широко використовується як метод аналізу даних, який організовує набори елементів даних у групах (кластерах) таким чином, що елементи в одній групі більше схожі між собою та істотно відрізняються від елементів в інших угрупованнях. Методи *кластеризації* можна поділити на дві групи — неієрархічна та ієрархічна.

Для розгляду кластеризації геопросторових даних було проаналізовано три типи кластеризації, у тому числі геопросторову кластеризацію (кластеризація просторових точок), регіоналізацію (кластеризація з географічними обмеженнями примикання) і аналіз точкового розміщення (статистично вагомі скупчення точок «hot spot» за статистикою просторового сканування). Для першого типу просторової кластеризації схожість між точками даних або кластерами визначається за просторовими властивостями (місце і відстань). Просторові методи кластеризації можуть бути неієрархічними або ієрархічними, заснованими на основі розподілу щільності, або на основі рівнорозподіленої сітки комірок.

Регіоналізація є особливою формою кластеризації, яка прагне поєднати групи просторових об'єктів у просторово суміжні кластери (тобто регіони) у ході оптимізації цільової функції. Багато географічних додатків, таких як: кліматичне зонування, ландшафтний аналіз, сегментація даних дистанційного зондування, часто вимагають, щоб кластери були географічно суміжними. Існуючі методи районування, засновані на концепції кластеризації, можна розділити на три групи:

- багатовимірна (непросторова) кластеризація, яка потім потребує додаткової просторової обробки з метою упорядкування кластерів у регіони;
- кластеризація з виміром просторово зваженого відхилення, яка вважає просторові властивості фактором формування кластерів;
- кластеризація обмежена примиканням кластеризації, що слугує для формування просторової безперервності в процесі кластеризації [12].

Аналіз точкового розміщення, який також відомий як аналіз «гарячі місця», фокусується на виявленні незвичайних концентрацій подій у просторі, (наприклад, географічних кластерів хвороб, злочинності, або дорожньо-транспортних пригод). Загальною дослідницькою проблемою є визначення того, чи існує надлишок спостережуваних точкових подій (наприклад, випадків захворювання) для області (наприклад, у межах певної відстані до місця). Для пошуку подібних просторових кластерів використовується декілька статистичних методів, таких як метод Getis-Ord G_i^* [21], географічна машина аналізу (ГМА) [15] та сімейство просторово-часових методів статистики локального сканування. Все частіше статистика для виявлення просторових кластерів доступна для неевклідових просторів, зокрема мережевих просторів.

З метою радіоекологічної оцінки якості підземних вод для цілей водоспоживання було проведено дослідження розподілу вмісту урану в підземних водах на території України. Метою дослідження було виявлення територій, де спостерігається стійке перевищення гранично допустимої концентрації (ГДК) забруднювача, тобто перевищення концентрації має спостерігатися не тільки в одній пробі, а мати підтвердження на сусідніх ділянках.

За основу для проведення дослідження було обрано результати геологічної зйомки території України масштабу 1: 1 000 000 державного підприємства «Кіровгеологія», які містять відомості щодо вмісту природного урану в ґрунтових водах. База містить результати аналізу проб води у 6550 точках України, а також за її межами (на території Росії, Білорусі, Молдови).

Для здійснення цього дослідження було обрано аналіз гарячих точок за методом Getis-Ord G_i^* , який працює шляхом аналізу кожного об'єкта в контексті сусідніх об'єктів. Щоб бути статистично суттєвою гарячою точкою, об'єкт має бути високого значення і бути оточеним іншими об'єктами з такими ж високими значеннями. Це дозволяє виділити ділянки зі стабільним перевищенням допустимих концентрацій. Локальна сума для об'єкта та його сусідів порівнюється пропорційно з сумою всіх об'єктів. Коли локальна сума дуже відрізняється від очікуваної локальної суми, і ця відмінність є занадто великою, щоб бути результатом випадкового процесу, то виходить статистично значуща z -оцінка, тобто стандартне відхилення показника

$$G_i^* = \frac{\sum_{j=1}^n \omega_{i,j} x_j - \bar{X} \sum_{j=1}^n \omega_{i,j}}{S \sqrt{\frac{n \sum_{j=1}^n \omega_{i,j}^2 - \left(\sum_{j=1}^n \omega_{i,j} \right)^2}{n-1}}},$$

де x_j — атрибутивне значення для точки j , w_{ij} — просторова вага між точками i та j , n — загальна кількість точок та:

$$\bar{X} = \frac{\sum_{j=1}^n x_j}{n}, \quad S = \sqrt{\frac{\sum_{j=1}^n x_j^2}{n} - (\bar{X})^2}.$$

Статистична величина G_i^* , повернута для кожного об'єкта в наборі даних, є z -оцінкою. Для статистично значущих позитивних z -оцінок, чим більше z -оцінка, тим інтенсивніша кластеризація високих значень (гаряча точка). Для статистично значущих негативних z -оцінок, чим менше z -оцінка, тим інтенсивніша кластеризація низьких значень (холодна точка).

На рис. 4. показано карту точок проб ґрунтових вод на вміст урану, які були оцінені за допомогою аналізу гарячих точок. На карті червоними кольорами позначені гарячі точки та синіми кольорами холодні точки кластеризації. Побудова цієї моделі дозволила виявити статистично значущі зони високих значень природного урану та побудувати карту перевищення гранично допустимих концентрацій урану у ґрунтових водах, що може негативно впливати на здоров'я населення (рис. 5). У цьому випадку територію України поділено за статистичним показником ступеня небезпеки перевищення ГДК урану в ґрунтових водах. На карті можна побачити, що достатньо висока радіоекологічна небезпека використання ґрунтових вод спостерігається в Центральній та Південно-Східній частині України.

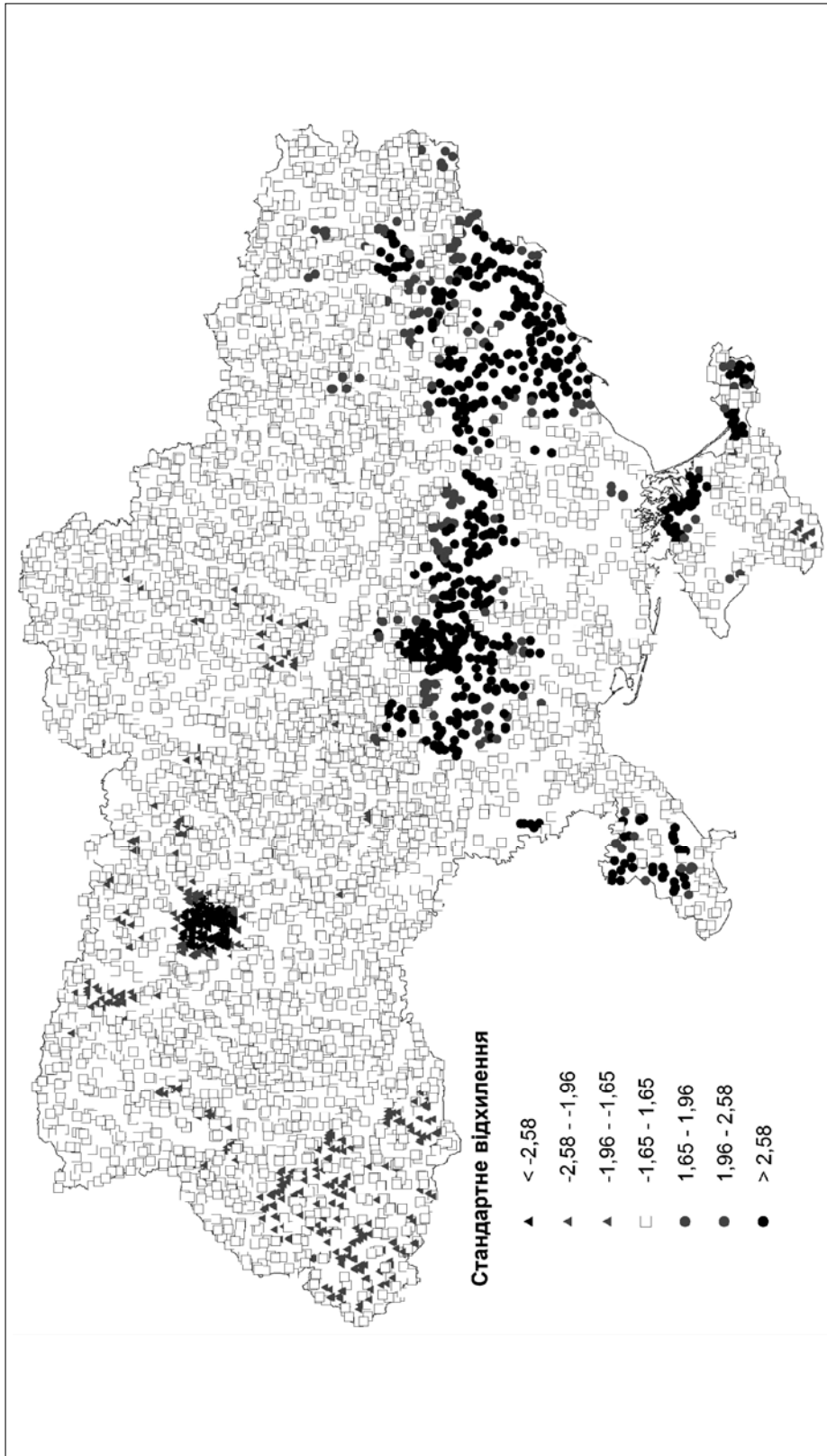


Рис. 4. Аналіз даних розподілу урану в ґрунтових водах методом горячих точок

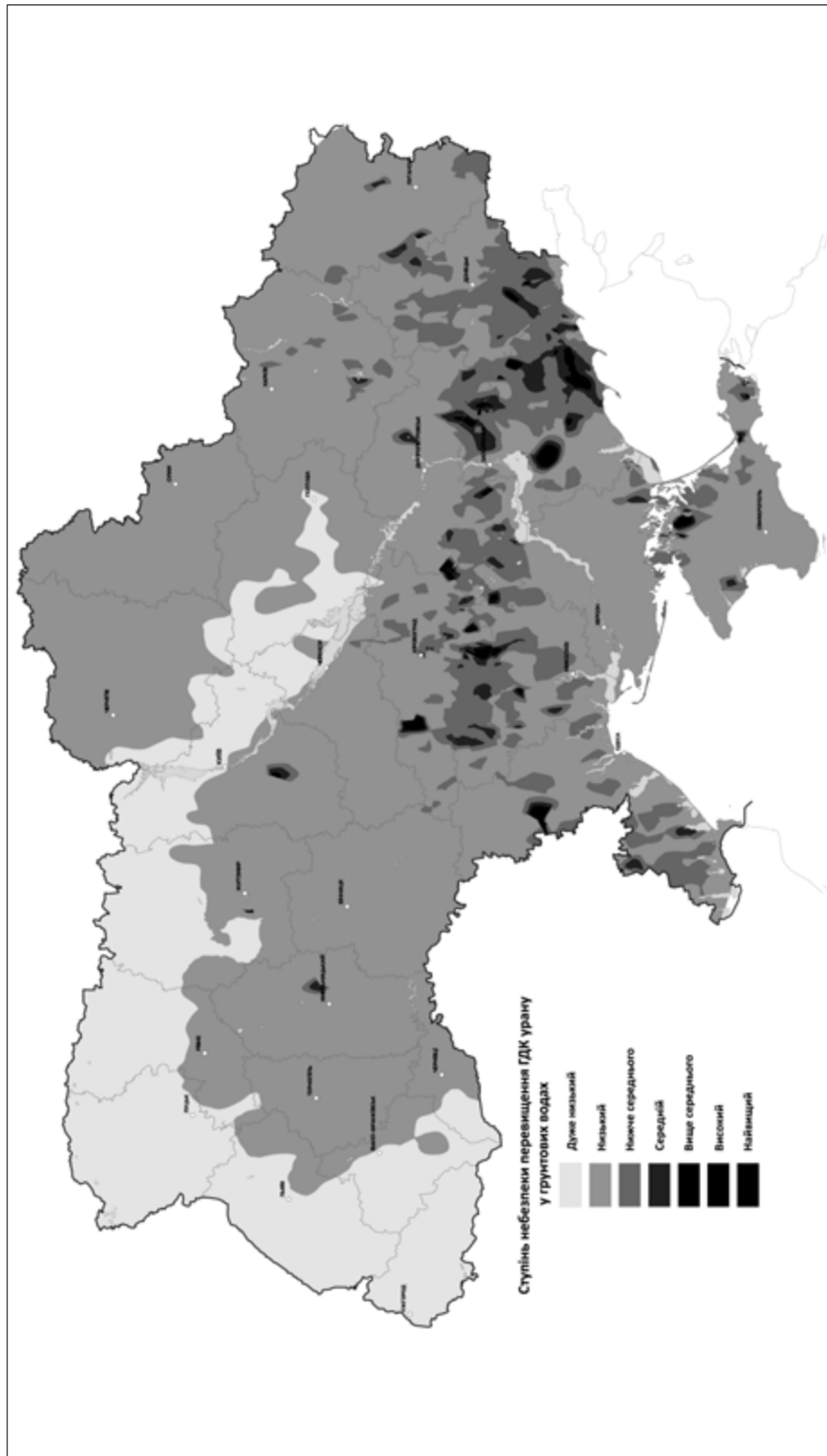


Рис. 5. Степінь небезпеки перевищення ГДК урану в ґрунтових водах

Таким чином, подібні методи кластеризації можуть бути корисними у широкому колі природничих та соціально-економічних досліджень. Іншим різновидом групи статистичних методів є використання ГМА.

У якості тестової статистики в ГМА використовується кількість точок (наприклад, випадки епідемічних хвороб) в межах певної області (кругової області навколо центру комірки). Щоб визначити, чи має значущість кількість точок в області, використовується процедура Монте-Карло для генерації великої кількості (наприклад, 500) випадкових наборів даних, кожний з яких представляє реалізацію нульової гіпотези в тій же самій області. Значення статистики випробувань розраховують для кожного випадкового набору даних i , таким чином, розподіл значень тестової статистики за наявної нульової гіпотези є похідним. Порівнюючи фактичне значення тестової статистики (тобто кількість точок) і отримані результати розподілу, отримуємо рівень значущості для тестової статистики в області. Потенційною проблемою з ГМА є те, що важко встановити рівень для завдання мультитестування. Обчислювальне навантаження також є недоліком, але в більшій чи меншій мірі всім статистичним додаткам сканування буде потрібна значна обчислювальна потужність для пошуку та тестування локальних кластерів.

Статистика локального сканування, розроблена Кульдорфом обчислює відношення правдоподібності для кожної локальної області. Для подолання проблеми множинного тестування, статистика локального сканування використовує максимальне відношення правдоподібності (яка є максимальним коефіцієнтом ймовірності серед усіх місць), як тестову статистику. Таким чином, спосіб статистики локального сканування визначає найімовірніший кластер, хоча множина вторинних кластерів також додається. Для цього алгоритм спочатку обчислює відношення правдоподібності для кожної із сукупності зон і знаходить максимум. Для виводу рівня значущості, генеруються копії наборів даних за нульової гіпотези, умови якої розповсюджуються на загальну кількість точок. Для кожної реплікації, значення тестової статистики обчислюють знову (тобто максимальне відношення правдоподібності знаходиться над усіма перерахованими місцями). Тоді фактичне значення тестової статистики порівнюється з тестовими значенням всіх реплікацій для отримання рівня значущості для найбільш ймовірного кластеру, а також вторинних кластерів.

Характеризувати розподіл точок можна з використанням статистичних індексів. Прикладом такого підходу є діаграма Морішіта. Індекс Морішіта обчислюється для області, що розбита на рівнокутні комірки рівного розміру, за формулою [22]:

$$I_{\delta} = Q \frac{\sum_{i=1}^Q n_i(n_i - 1)}{N(N-1)},$$

де N — повне число точок мережі моніторингу; Q — кількість осередків розбиття; n_i ($i=1,2,\dots,Q$) — число точок мережі моніторингу, що потрапили в i -ту комірку. Цей індекс характеризує ймовірність того, що під час вибору двох випадкових точок вони опиняться в одній комірці. Існують три типи характерних значень індексу Морішіта, комбінації яких дозволяють судити про характеристики мережі моніторингу:

- Величина індексу Морішіта із зростанням розміру комірки зростає і прагне до 1. Тоді розподіл точок можна вважати рівномірним.
- Величина індексу Морішіта не залежить від розміру комірки і приблизно дорівнює ≈ 1 (коливається близько 1). Це означає, що розподіл точок випадковий і не має кластерних структур.
- Величина індексу Морішіта із зростанням розміру комірки зменшується або зростає вище 1 — розподіл точок мережі кластерний.

ГЕОВІЗУАЛІЗАЦІЯ

Цей напрям стосується розвитку теорії та методології полегшення конструювання знань на основі візуального дослідження та аналізу геопросторових даних та реалізації візуальних інструментів для подальшого пошуку знань, синтезу, зв'язків та використання [11]. Як галузь, що активно розвивається, геовізуалізація залучає інтереси різних наукових областей і розвивається разом із різноманітним набором напрямів досліджень. Основна відмінність між традиційною картографією та геовізуалізацією полягає в тому, що картографія фокусується на розробці та використанні карт для передачі інформації та суспільного споживання, а геовізуалізація підкреслює розвиток інтерактивних карт і пов'язаних з ними інструментів для дослідження даних, побудови гіпотез і створення нових знань.

Геовізуалізація також має тісні зв'язки з дослідницьким аналізом даних (EDA) і пошуковим просторовим аналізом даних (ESDA), які пов'язують статистичні графіки і карти і спираються на вміння людини-експерта взаємодіяти з даними, візуально виявляти закономірності і формулювати гіпотези/моделі. Однак, щоб впоратися з сучасними великими і різноманітними наборами геопросторових даних і полегшити відкриття і розуміння складної інформації, геовізуалізації необхідно вирішити ряд завдань, у тому числі:

- ефективну обробку дуже великих наборів даних (big data);
- обробку декількох сценаріїв і роботу з багатьма змінними одночасно, що дозволяє виявити складні зв'язки між даними;
- розробку ефективних користувальницьких інтерфейсів і інтерактивної стратегії полегшення пошукового процесу.

Для обробки великих масивів даних і візуалізації загальних закономірностей, візуальні підходи часто поєднуються з обчислювальними методами (кластеризація, класифікація та правила асоціації) для узагальнення даних, виділення структур і допомоги користувачам під час вивчення і розуміння закономірностей [9]. Для візуалізації різних точок зору і багатьох змінних часто необхідно об'єднувати методи візуалізації з методами зменшення розмірності, такими як багатовимірне шкалювання, аналіз головних компонент (PCA), карти самоорганізації, або інші методи пошуку оптимального відображення даних. Багатовимірне картографування є актуальною проблемою дослідження, для якого було розроблено численні підходи, такі як: спеціально розроблені символи; мультизв'язані перегляди; підходи, що ґрунтуються на кластеризації [13]. Дослідницькі зусилля третьої хвилі з'явилися як активний субнапрямок — візуальна аналітика.

ВИСНОВКИ

ІАГД є перспективним напрямом наукових досліджень, який розвивається на перетині геоінформатики, методів Data Mining та статистичних методів обробки даних із широким залученням методології системного аналізу. Основною його метою використання є пошук закономірностей та відносин у великих масивах даних, які містять просторово координовану прив'язку. Тому використання ІАГД у складі СППР у територіальному управлінні та прогнозуванні є важливим та актуальним інструментом обґрунтування управлінських рішень. Процес реалізації ІАГД відрізняється стадійністю та ітераційністю з метою пошуку оптимальних результатів аналізу. До основних напрямів ІАГД відносяться класифікація, кластеризація, правила асоціацій, геостатистика та геовізуалізація, які разом формують методологію системного інтелектуального аналізу з метою підтримки прийняття рішень. ІАГД підвищує ефективність обробки даних разом із іншими методами аналізу даних на основі різних інформаційних платформ.

Практичне застосування методів кластеризації для аналізу даних щодо розподілу вмісту природного урану у пробах підземних вод дозволило виявити території зі стабільним перевищенням норм ГДК, що може негативно впливати на стан здоров'я населення.

Подальші дослідження пов'язані з дослідженням методичного апарату окремих напрямів ІАГД та їх інтеграцією на системній основі.

ЛІТЕРАТУРА

1. Goodchild M.F. Citizens as sensors: The world of volunteered geography // *Journal of Geography*. — 2007. — 69(4). — P. 211–221.
2. Іщук О.О., Коржнев М.М., Кошляков О.Е. Просторовий аналіз і моделювання в ГІС: Навч. посібник /; за ред. акад. Д. М. Гродзинського. — К.: Вид.-поліграфічний центр «Київський університет», 2003. — 200 с.
3. Згуровський М.З., Болдак А.О., Єфремов К.В. Интеллектуальный анализ и системное согласование научных данных в междисциплинарных исследованиях // *Кибернетика и системный анализ*. — 2013. — № 4. — С. 62–75.
4. Зацерковний В.І. Геоінформаційні технології як засіб інтелектуалізації управління територіальними об'єктами // *Вісник Астрономічної школи*. — 2014. — 10, № 1–2. — 2014. — С. 97–101.
5. Петренко А.І. Grid та інтелектуальна обробка даних Data Mining // *Системні дослідження та інформаційні технології*. — 2008. — № 4. — С. 97–110.
6. Сарычева Л.В. Пространственно-временной подход в задачах кластеризации // *Штучний інтелект*. — 2006. — № 3. — С. 646–653.
7. Ситник В.Ф., Краснюк М.Т. Интеллектуальный анализ данных (дейтамайнінг): навч. посібник. — К.: КНЕУ, 2007. — 376 с.
8. Черняк О.І., Захарченко П.В. Интеллектуальный анализ данных: Підручник. — К.: Знання, 2014. — 599 с.
9. Andrienko G., Andrienko N. Data mining with C4.5 and interactive cartographic visualization // In N. W. G. T. Paton (Ed.), *User interfaces to data intensive systems*. Los Alamitos, CA: IEEE Computer Society. — 1999. — P. 162–165.
10. Cleve C., Kelly M., Kearns F.R., Morltz M. Classification of the wildland–urban interface: A comparison of pixel- and object-based classifications using high-

- resolution aerial photography // *Computers Environment and Urban Systems*. — 2008. — **32**(4). — P. 317–326.
11. Guo D., Gahegan M., MacEachren A.M., Zhou B. Multivariate analysis and geovisualization with an integrated geographic knowledge discovery approach // *Cartography and Geographic Information Science*. — P. 113–132.
 12. Guo D. Regionalization with dynamically constrained agglomerative clustering and partitioning (REDCAP) // *International Journal of Geographical Information Science*. — 2005. — **22**(7). — P. 801–823.
 13. Han J., Kamber M., Tung A.K.H. Spatial clustering methods in data mining: A survey / In H. J. Miller & J. Han (Eds.). — *Geographic data mining and knowledge discovery*. London and New York: Taylor and Francis. — 2001. — P. 33–50.
 14. Koperski K. An efficient two-step method for classification of spatial data / K. Koperski, J. Han and N. Stefanovic // In 1998 international symposium on spatial data handling SDH'98, Vancouver, BC, Canada. — 1998. — P. 45–54.
 15. Kulldorff M. A spatial scan statistic // *Communications in Statistics. — Theory and Methods*. — 1997. — **26**(6). — P. 1481–1496.
 16. Mennis J., Liu J. W. Mining association rules in spatio-temporal data: An analysis of urban socioeconomic and land cover change // *Transactions in GIS*. — 2005. — **9**(1). — P. 5–17.
 17. Miller H., Han J. Geographic data mining and knowledge discovery: An overview // *Geographic data mining and knowledge discovery*. CRC Press, Taylor and Francis Group. — 2009. — P. 1–26.
 18. Openshaw S., Charlton M., Wymer C., Craft A. A mark 1 geographical analysis machine for the automated analysis of point data sets // *International Journal of Geographical Information Science*. — 1987. — **1**(4). — P. 335–358.
 19. Shekhar S., Huang Y. Discovering spatial co-location patterns: A summary of results / In C. Jensen, M. Schneider, B. Seeger, & V. Tsotras (Eds.). // *Advances in spatial and temporal databases, proceedings, lecture notes in computer science*. Berlin: Springer-Verlag. — 2001. — P. 236–256.
 20. Shiode S., Shiode N. Detection of multi-scale clusters in network space // *International Journal of Geographical Information Science*. — 2009. — **23**. — P. 75–92.
 21. Ord J.K., Getis A. Local Spatial Autocorrelation Statistics: Distributional Issues and an Application // *Geographical Analysis*. — 1995. — № 27(4). — P. 13–22.
 22. Cressie N. *Statistics for spatial data*. — NY: John Wiley & Sons, 1991. — 900 p.

Надійшла 15.05.2015

УДК 517.925.51

**ІДЕНТИФІКАЦІЯ ПАРАМЕТРІВ
МОДЕЛЕЙ ДИНАМІКИ АКТИВІВ**

Ф.Г. ГАРАЩЕНКО, В.Р. КУЛЯН, О.О. ЮНЬКОВА

Розглянуто проблему ідентифікації параметрів математичних моделей динамічних процесів, які можуть бути описані звичайними диференціальними рівняннями та системами рівнянь. На прикладі математичних моделей динамічного формування ринкової вартості однієї акції та портфеля цінних паперів розроблено алгоритми побудови оптимальних значень параметрів таких моделей. Алгоритми параметричної ідентифікації та оптимізації ґрунтуються на ітераційних процедурах, які дозволяють на кожному кроці формувати «кращі» з точки зору вибраних критеріїв якості значення параметрів моделі. Гарантовані оцінки параметрів будуються у класі еліпсоїдальних множин, які, на прикладі математичних задач фінансового аналізу, дозволяють отримати гарантовані фінансові показники інвестиційної діяльності.

ВСТУП

Сучасне прикладне математичне моделювання оперує різними підходами до обчислення параметрів за визначеної структури математичних моделей. До найбільш відомих та поширених методів ідентифікації параметрів дискретних та неперервних моделей відносять:

- методи коваріаційно-дисперсійного аналізу;
- методи імітаційного моделювання;
- підходи, що ґрунтуються на принципах теорії стійкості;
- підходи, що ґрунтуються на методах аналізу чутливості розв'язків;
- методи мінімаксної ідентифікації.

Разом з тим, в силу складності структури моделі, нелінійного характеру процесів, що моделюються, а також інших факторів, часто доводиться звертатись до комп'ютерного моделювання, яке дає можливість шляхом перебору великої кількості моделей-претендентів будувати комп'ютерні образи моделей методами самоорганізації або імітаційного моделювання. Під складністю параметрично заданої моделі будемо розуміти розмірність вектора параметрів, а основним принципом імітаційного моделювання будемо вважати «чим складніша модель, тим вона точніша», на відміну від основного принципу самоорганізації моделі про «існування моделі оптимальної складності».

Такі підходи, до яких можна віднести методи типу нейромереж або групового урахування аргументів, часто застосовують і в ході розв'язання задач моделювання складних та взаємопов'язаних економічних процесів, у тому числі математичних задач фондового ринку та банківського сектору економіки.

Мета роботи — аналіз якісних характеристик нових математичних моделей динаміки активів на фондовому ринку.

ПОБУДОВА ОПТИМАЛЬНИХ ПАРАМЕТРІВ МОДЕЛЕЙ ЦІНОУТВОРЕННЯ НА ФОНДОВОМУ РИНКУ

Як показано в роботах [1] та [2], математична модель формування ринкової вартості акції та портфеля акцій у загальному вигляді можуть бути записані так

$$\dot{r}_i = \frac{dr_i}{dt} = f(r_i, t, \alpha), \quad r_i(t_0) = r_0, \quad t \in [t_0, T], \quad i = \overline{1, n}, \quad (1)$$

і

$$\dot{r}_p = f^p(r_p, x_i, \dot{x}_i, r_i, \dot{r}_i, t) \quad (2)$$

відповідно, та є заданими параметрично. Тут r_i — очікувана ринкова вартість акції; r_p — очікувана ринкова вартість інвестиційного портфеля; x_i — частка акцій i -го виду у портфелі; t — час.

Важливою математичною задачею, розв'язок якої використовується для коректного формулювання задачі про побудову оптимальної структури інвестиційного портфеля, є задача ідентифікації оптимальних значень параметрів $\alpha_1, \alpha_2, \rho_{ij}$ математичних моделей формування ринкової вартості однієї акції [1], [2] та портфеля акцій [3].

Задача про оптимізацію портфеля акцій з точки зору його прибутковості у статичному випадку має вигляд

$$r_p = \sum_{i=1}^n x_i r_i \rightarrow \max_x.$$

У ході практичного інвестування вона розглядається у такій постановці

$$r_p(T) = \sum_{i=1}^n x_i(T) r_i(T) \rightarrow \max_{x \in X(t)}, \quad r_p(t_0) = r_{p0}, \quad t \in [t_0, T]$$

і полягає у побудові оптимального за прибутковістю у кінцевий момент часу інвестиційного портфеля, де $X(t)$ — обмежена замкнута множина акцій.

Праві частини рівнянь системи (1) є лінійними і залежать від параметрів. Для забезпечення можливості її інтегрування

$$\frac{dr_i}{dt} = (\alpha_1 SM_{ind}(t) + \alpha_2 I(t)) r_i(t) + \alpha_3 r_j(t), \quad i, j = \overline{1, n}$$

побудуємо процедуру їх визначення.

За різних постановок задачі за вектор параметрів можна розглядати вектори $\alpha = (\alpha_1, \alpha_2, \rho_{ij})$ або $\alpha = (\alpha_1, \alpha_2)$. Перше формулювання вектора па-

параметрів будемо застосовувати у випадку, коли інформація щодо ринкової вартості акцій є «зашумленою». У випадку, коли ринкова вартість акцій адекватно відображає динаміку ринку, застосовують друге формулювання.

Алгоритм 1

Скористаємось при цьому відомою статистичною інформацією про динаміку ринкової вартості відповідних акцій $\bar{r}_i(t)$.

На основі аналізу такої динаміки розіб'ємо інтервал інтегрування на підінтервали $t_0 < t_1 < t_2 < \dots < t_T$. Будемо шукати оптимальні на підінтервалах значення параметрів α . Для цього на початковому підінтервалі для i -ї акції і для обраного значення параметра α_0 розв'яжемо задачу Коші

$$\dot{r}_i(t) = f(r_i, t, \alpha_0), \quad r_i(t_0) = r_{i0}, \quad t \in [t_0, t_1].$$

Далі з метою отримання оптимального значення вектора параметрів α^* сформулюємо оптимізаційну задачу

$$\alpha^* = \arg \min_{\alpha \in A} (r_i^0(r_i(t_0), t, \alpha) - \bar{r}_i(t))^2, \quad (3)$$

де $r_i^0(r_i(t_0), t, \alpha)$ — розв'язок задачі Коші для ринкової вартості i -ї акції на першому інтервалі; $\bar{r}_i(t)$ — програмна або бажана траєкторія; A — обмежена замкнута множина параметрів моделі. Таким чином, можемо визначити оптимальне, у розумінні критерія якості (3), значення параметрів моделі (1) на першому інтервалі. Сформулюємо та розв'яжемо аналогічні задачі на інших інтервалах розбиття. На k -му кроці алгоритму процедура розрахунку оптимальних значень параметрів динамічної моделі є такою:

1. Розв'яжемо задачу Коші

$$\dot{r}_i(t) = f(r_i, t, \alpha_{k-1}^*), \quad r_i(t_{k-1}) = r_{i_{k-1}}, \quad t \in [t_{k-1}, t_k], \quad i = \overline{1, n}. \quad (4)$$

Маємо можливість сформувати траєкторію руху системи із точки t_{k-1} до точки t_k при значенні параметра α_{k-1}^* . При цьому значенням функції у момент часу t_k буде r_k .

2. Оптимізуємо параметр α системи на цьому інтервалі. Для цього сформулюємо та розв'яжемо оптимізаційну задачу

$$\alpha_k^* = \arg \min_{\alpha \in A} (r_i^0(r_i(t_{k-1}), t, \alpha_{k-1}^*) - \bar{r}_i(t))^2. \quad (5)$$

Розв'язком задачі (5) для вибраного k буде значення параметра α_k^* , що дозволяє оптимально перейти із точки r_{k-1} у точку r_k . Наведена вище процедура дає можливість на основі відомої статистичної інформації визначити послідовність значень параметрів α математичної моделі для моделювання поведінки та прогнозування очікуваної прибутковості акції r_i в обрані моменти заданого інвестором інтервалу часу.

Варто відмітити, що у ході розбиття інтервалу інтегрування необхідно враховувати також значення складових вектора станів системи для коректного застосування знайдених параметрів при розв'язанні відповідних траєкторних задач.

Алгоритм 2

Розглянемо рівняння формування динаміки ринкової вартості однієї акції у вигляді

$$\frac{dr_i(t)}{dt} = (\alpha_1 SM_{ind}(t) + \alpha_2 I(t))r_i(t) + \sum_{j=1}^n \rho_{ij} r_j(t) + \xi_i(t), \quad i = \overline{1, n}. \quad (6)$$

Тут α_1, α_2 — параметри моделі; ρ_{ij} — враховує кореляційні залежності між акціями, $-1 \leq \rho_{ij} \leq 1$; ξ_i — вектор збурень.

У випадку, якщо $\alpha_1, \alpha_2 = \text{const}$ для обраного i із (6) можемо отримати

$$(\alpha_1 SM_{ind}(t) + \alpha_2 I(t) + \sum_{j=1}^n \rho_{ij})r(t) = \xi(t) - \frac{dr}{dt} \quad (7)$$

Якщо вектори \dot{r}, r, ξ є доступними для визначення, то (7) можна розглядати як прямий алгоритм ідентифікації параметрів математичної моделі. Похибка ідентифікації лінійно залежить від похибок визначень \dot{r}, ξ . Аналіз (7) вказує на те, що вплив похибок визначень r на оцінювання параметрів збільшується, якщо рівняння системи погано обумовлені, тобто коли матриця R близька до особливої, а визначник цієї матриці $|R|$ близький до 0. Для того, щоб рівняння

$$\dot{R} - \alpha R = \xi, \quad (8)$$

де $R = \begin{pmatrix} r_1 \\ r_2 \\ \dots \\ r_n \end{pmatrix}$, $\dot{R} = \begin{pmatrix} \dot{r}_1 \\ \dot{r}_2 \\ \dots \\ \dot{r}_n \end{pmatrix}$, було добре обумовленим, то необхідно, щоб $r_i(t)$

були незалежними. Якщо ж процес є стохастичним, то ця умова зводиться до некорельованості значень $r(t_i)$, $i = \overline{1, k}$.

Подальша процедура ідентифікації параметрів моделі зводиться до отримання розв'язку рівняння (8) для різних моментів часу $t \in [t_0, T]$. Розв'язки рівняння (8) для $k + 2$ моментів часу дають можливість отримати систему із $k + 2$ алгебраїчних рівнянь відносно невідомих параметрів моделі.

Розглянувши $\sum_{j=1}^n \rho_{ij}$ як параметр моделі, маємо можливість уточнити ко-

реляційні залежності між акціями на збуреному фінансовому ринку.

Недоліком першої частини алгоритму є те, що в ньому відсутнє осереднення або згладжування змінних, оскільки мають місце не лише ринкові, але й спекулятивні операції. Це може викликати великі похибки результатів обчислень у випадках, коли величини \dot{r}, r, ξ спостерігаються у поєднанні зі збуреннями. Помножимо (8) зліва на r^T та осереднимо за інтервалом $t \in [t_0, T]$

$$\frac{1}{T} \int_{t_0}^T r^T \dot{r} dt + \frac{1}{T} \alpha \int_{t_0}^T r^T r dt = \frac{1}{T} \int_{t_0}^T r^T \xi dt.$$

Вважаючи, як і раніше, що $\alpha_1, \alpha_2 = \text{const}$, отримаємо

$$\alpha = \left(\int_{t_0}^T r^T \xi dt - \int_{t_0}^T r^T \dot{r} dt \right) \left(\int_{t_0}^T r^T r dt \right)^{-1}.$$

Модифікацією цього підходу може слугувати алгоритм розрахунку середніх значень параметрів на відрізку $[t_0, t_0 + T_k]$ за достатньо значної їх зміни в межах вказаного інтервалу

$$\alpha = \left(\int_{t_0}^{t_0+T_k} r^T \xi dt - \int_{t_0}^{t_0+T_k} r^T \dot{r} dt \right) \left(\int_{t_0}^{t_0+T_k} r^T r dt \right)^{-1}.$$

Алгоритм 3

Іншим підходом до розв'язання задачі параметричної ідентифікації є застосування функцій чутливості. Розглянемо задачу про побудову функцій чутливості для моделей ціноутворення однієї акції та портфеля акцій.

Для зручності перетворень праву частину позначимо через $f(t, r, \alpha)$, де $\alpha = (\alpha_1, \alpha_2)$. Також вважатимемо, що мають місце початкові умови $r(t_0) = r_0 = r_0(\alpha)$, $t_0 = t_0(\alpha)$, а також, що α є скаляром й $\alpha = \alpha_1$, оскільки за короткотермінового моделювання динаміки формування ціни акції α_2 є сталою. У такій постановці ρ_{ij} — коефіцієнти кореляції між акціями, які можна обчислити на основі відомої статистичної інформації. Згідно [1], за умови, що права частина (1) неперервна за своїми аргументами і неперервно-диференційована за r, α , а також за неперервної диференційованості функцій r_0, t_0 за α_1 існує неперервна похідна

$$u(t, \alpha_1) = \frac{\partial r(t, \alpha_1)}{\partial \alpha_1}.$$

Ця похідна задовольняє диференціальному рівнянню

$$\frac{du}{dt} = \frac{\partial f(r, t, \alpha_1)}{\partial r} u + \frac{\partial f(r, t, \alpha_1)}{\partial \alpha_1} \quad (9)$$

за початкової умови

$$u(t_0) = \frac{dr_0(\alpha_1)}{d\alpha_1} - f(r_0(\alpha_1), t_0(\alpha_1), \alpha_1) \frac{dt_0(\alpha_1)}{d\alpha_1}. \quad (10)$$

Рівняння (10) отримано прямим диференціюванням за α_1 , а початкова умова — із диференціювання інтегрального рівняння

$$r(t, \alpha_1) = \int_{t_0(\alpha_1)}^t f(r(\tau, \alpha_1), \tau, \alpha_1) d\tau + r_0(t_0, \alpha_1)$$

і має вигляд

$$u(t, \alpha_1) = \frac{\partial r(t, \alpha_1)}{\partial \alpha_1} = \int_{t_0(\alpha_1)}^t \left[\frac{\partial f(r(\tau, \alpha_1), \tau, \alpha_1)}{\partial r} u(\tau, \alpha_1) + \frac{\partial f(r(\tau, \alpha_1), \tau, \alpha_1)}{\partial \alpha_1} \right] d\tau +$$

$$+ \frac{dr_0(\alpha_1)}{d\alpha_1} - f(r(t_0(\alpha_1), \alpha_1), t_0(\alpha_1), \alpha_1) \frac{dt_0(\alpha_1)}{d\alpha_1}. \quad (11)$$

Початкову умову для функції чутливості $u(t_0)$ отримаємо, поклавши в (10) $t = t_0$. Отже, для (1) визначено початкову умову та функцію чутливості, що описує залежність ціни акції від параметра α_1 . Застосуємо функцію чутливості до ідентифікації параметрів α_1, α_2 математичної моделі (1). Математична задача має такий вигляд

$$\min_{\alpha_1, \alpha_2} (r_i(t, \alpha_1, \alpha_2) - z_i(t))^2, \quad t \in [t_0, T].$$

Тут $z_i(t)$ — спостереження за поведінкою ціни акції на ринку.

У процесі розв'язання задач прогнозування або керування у наведених вище прикладних сферах є необхідність розробляти алгоритми та методи для отримання гарантованих фінансових результатів. Прикладом такого підходу може бути розробка методології Value at Risk, а підтвердженням актуальності — її загальне визнання як надійного математичного інструменту прийняття інвестиційних рішень. Перейдемо до задачі про побудову гарантованої множинної оцінки параметрів для математичної моделі загального вигляду (1). Сформулюємо процедуру побудови оптимальної еліпсоїдальної оцінки параметрів математичної моделі (1).

Алгоритм 4 (побудови допустимої множини параметрів математичної моделі (1))

Вектор параметрів моделі запишемо у вигляді $\alpha = (\alpha_1, \alpha_2)$ за умови $r(t_0) = r_0$ при $t \in [t_0, t_1]$.

Розглянемо точку α_0 у просторі параметрів математичної моделі

$$\alpha_0 = (\alpha_{0_1}, \alpha_{0_2}).$$

Нехай це значення параметрів буде розв'язком задачі параметричної ідентифікації моделі (1). Навколо точки α_0 опишемо коло одиничного радіуса

$$(\alpha_1 - \alpha_{0_1})^2 + (\alpha_2 - \alpha_{0_2})^2 = 1$$

з центром у точці з координатами $(\alpha_{0_1}, \alpha_{0_2})$. Довжина кола при цьому буде $l = 2\pi$. Поділимо цю лінію на n рівних частин, причому значення n вибирається у залежності від точності отриманого розв'язку задачі з побудови гарантованої множинної оцінки параметрів. Розглянемо довільну точку $\alpha_k = (\alpha_{k_1}, \alpha_{k_2})$.

Проведемо дотичну до кола у цій точці. Рівнянням її буде

$$F'_{\alpha_1}(\alpha_{k_1}, \alpha_{k_2})(\alpha_1 - \alpha_{k_1}) = F'_{\alpha_2}(\alpha_{k_1}, \alpha_{k_2})(\alpha_2 - \alpha_{k_2}).$$

Рівняння нормалі до дотичної у цій точці матиме вигляд

$$F'_{\alpha_1}(\alpha_{k_1}, \alpha_{k_2})(\alpha_2 - \alpha_{k_2}) = F'_{\alpha_2}(\alpha_{k_1}, \alpha_{k_2})(\alpha_1 - \alpha_{k_1}).$$

Нові значення параметрів α , які задовольняють умовам програмного функціонування системи, будемо шукати на нормалі. Із рівняння нормалі визначимо α_2

$$\alpha_2 = \frac{F'_{\alpha_2}(\alpha_{k_1}, \alpha_{k_2})(\alpha_1 - \alpha_{k_1})}{F'_{\alpha_1}(\alpha_{k_1}, \alpha_{k_2})} + \alpha_{k_2}.$$

Нове положення координати α_2 визначимо, змінивши положення координати α_1

$$\alpha_{N_1} = \alpha_1 + \delta\alpha_1, \quad \delta > 0,$$

$$\alpha_{N_2} = \frac{F'_{\alpha_2}(\alpha_{k_1}, \alpha_{k_2})(\alpha_1 + \delta\alpha_1 - \alpha_{k_1})}{F'_{\alpha_1}(\alpha_{k_1}, \alpha_{k_2})} + \alpha_{k_2}.$$

Таким чином, отримано нове положення значення параметра $\alpha_N \in A$, де A — обмежена замкнена множина параметрів математичної моделі

$$\alpha_N = (\alpha_{N_1}, \alpha_{N_2}).$$

Серед критеріїв якості для перевірки належності параметра допустимій множині можемо розглянути такі:

$$\min_{\alpha \in A} \sum_i (r^0(r_0, t_{i_0}, \alpha_\delta) - r_{\text{exp}}(t_i))^2 < \varepsilon, \quad (12)$$

$$\min_{\alpha \in A} \max_{t \in T_i} (r^0(r_0, t, \alpha_\delta) - r_{\text{exp}}(t)) < \varepsilon, \quad t \in [t_0, t_1]. \quad (13)$$

Процедура, що наведена вище, реалізує рух параметра α вздовж нормалі до тих пір, доки виконується один із вибраних наведених вище критеріїв. Виконавши такі кроки для кожної із визначених раніше точок, отримаємо нові значення координат вектора α у просторі параметрів математичної моделі.

Алгоритм 5 (побудови допустимої множини параметрів математичної моделі (1))

Після побудови та аналізу розв'язків задачі ідентифікації параметрів математичної моделі формування ринкової вартості акції (або портфеля акцій) визначимо точку, що найбільш віддалена від точки $D(\alpha_1^c, \alpha_2^c)$, координати якої визначимо за допомогою формул

$$\alpha_1^c = \frac{1}{k} \sum_{j=0}^k \alpha_1^j, \quad \alpha_2^c = \frac{1}{k} \sum_{j=0}^k \alpha_2^j.$$

Для цього розв'яжемо задачу одновимірної оптимізації

$$R = \max_i L(\alpha_i, \alpha^c),$$

де $L(p, q)$ — функція відстані між точками p та q .

На границі кола $S(1, D)$ радіусу 1, із центром у точці $D(\alpha_1^c, \alpha_2^c)$ сформуємо довільну δ -сітку $\{y_i\}_{i \in K_s}$ з вузлами y_i . В кожному вузлі y_i побу-

дуємо вектор зовнішньої нормалі \bar{n}_{e_i} до кола за правилами, описаними вище, і розв'яжемо допоміжну задачу з побудови нових значень параметрів α аналогічно підходу, описаному в Алгоритмах 1, 2, 3.

Виконавши наведену процедуру для кожного із векторів $n_i, i \in K_n$ отримаємо новий набір точок $\alpha_{e_n} \in A$.

Опишемо еліпсоїд найменшого об'єму (еліпс найменшої площі у площині) навколо таким чином побудованих точок, який будемо називати «гарантованою еліпсоїдальною оцінкою» параметрів моделі (1), побудованою на основі критеріїв (12), (13) або

$$\min_{\alpha \in A} \int_{t_0}^T (r^0(t_0, t_1, r_0, \alpha) - r_{\text{exp}}(t))^2 dt,$$

$$\min_{\alpha \in A} \max_{t \in [t_0, T]} \left\| (r^0(t_0, t_1, r_0, \alpha) - r_{\text{exp}}(t)) \right\|.$$

Тут $r^0(t_0, t_1, r_0, \alpha)$ — розв'язок задачі Коші для моделі (1) за умови $r(t_0) = r_0$, $r_{\text{exp}}(t)$ — експериментальна або програмна траєкторія.

На основі розв'язків задачі параметричної ідентифікації математичної моделі (1) та відомих спостережень гарантовану множинну оцінку параметрів побудуємо у класі еліпсоїдальних множин

$$Q(B, d) : \{ (B(\alpha - d), \alpha - d) \leq 1 \}, \quad (14)$$

де B — симетрична додатньо–визначена матриця, що задає геометрію множинної оцінки у просторі параметрів; d — геометричний центр еліпсоїда, $\alpha, d \in R^n$. Множину (14) будемо називати «гарантованою множинною оцінкою», якщо кожне значення параметра α , отримане для довільних спостережень, належить $Q(B, d)$.

Ітераційна процедура методу побудови гарантованої множинної оцінки реалізує уточнення елементів матриці B та вектора d на кожному кроці. Початкову матрицю B оберемо одиничною $B^0 = E$, а початкове положення центру d визначимо як центр мас

$$d^0 = \frac{1}{k} \sum_{j=1}^k \alpha_j,$$

де k — кількість точок.

На $k+1$ -му кроці процедури формули для визначення B^{k+1} та d^{k+1} мають вигляд

$$B^{k+1} = B^k + \lambda_1^{k+1} \nabla_B \{ (B^k(\alpha - d^k), \alpha - d^k) \},$$

$$d^{k+1} = d^k + \lambda_2^{k+1} \nabla_d \{ (B^k(\alpha - d^k), \alpha - d^k) \},$$

де λ_1^{k+1} та λ_2^{k+1} такі, що

$$(B^{k+1}(\lambda_1^{k+1})(\alpha_i - d^{k+1}(\lambda_2^{k+1}), \alpha_i - d^{k+1}(\lambda_2^{k+1})) < (B^k(\alpha_i - d^k), \alpha_i - d^k),$$

де $\bar{i} = \arg \max_i (B(\alpha_i - d), \alpha_i - d)$,

$$(B^j(\alpha - d^j), \alpha - d^j) < 1.$$

На границі сфери $S(1, d^j)$ з центром у точці d^j (де j — номер кроку процедури для якого виконується нерівність $(B^j(p - d^j), p - d^j) < 1$) сформуємо довільну δ -сітку $\{y_i\}_{i \in K_s}$ з вузлами y_i . У кожному вузлі за допомогою описаного методу побудови еліпсоїда найменшого об'єму навколо заданих точок будемо гарантовану множинну оцінку параметрів, яка, як і визначена за допомогою Алгоритму 4, забезпечує виконання обраних критеріїв якості.

Побудована таким способом множина дозволяє сформувати допустиму множину параметрів у ході подальшої оптимізації цієї множинної оцінки логічним наступним кроком є формулювання та розв'язання задачі про побудову «ефективної» множинної оцінки.

ВИСНОВКИ

Наведені у роботі математичні процедури дають можливість аналізувати динаміку активів на фондовому ринку при прийнятті інвестиційних рішень. Для математичних моделей динаміки ринкової вартості однієї акції побудовано алгоритми розв'язання задачі параметричної та гарантованої множинної ідентифікації. На їх основі розроблено процедури визначення допустимої множини параметрів математичних моделей та розв'язано задачі побудови траєкторії ринкової вартості однієї акції для математичної моделі (1) та оптимальної диверсифікації інвестиційного портфеля ризикованих цінних на основі моделі (2).

ЛІТЕРАТУРА

1. Гаращенко Ф.Г., Кулян В.Р., Ружицька В.В. Моделирование и анализ динамики инвестиций // Проблемы управления и информатики. — 2001. — № 6. — С.109–119.
2. Гаращенко Ф.Г., Кулян В.Р., Ружицька В.В. Застосування методів практичної стійкості для розв'язування задач інвестиційного менеджменту // Вісник Київського університету. Серія: фізико-математичні науки. — 2005. — № 3. — С. 232–239.
3. Garashchenko F., Kulian V., Rutitskaya V. Modelling and Analysis of Investment Trends // Journal of Automation and Information. — 2011. — 43, issue 12. — P. 8–58.

Надійшла 02.04.2015

ЗАВДАННЯ КОНТУРУ СТРАТЕГІЧНОГО УПРАВЛІННЯ ЕФЕКТИВНІСТЮ БІЗНЕС-ПРОЦЕСІВ В ОРГАНІЗАЦІЇ

Ю.О. РОМАНЕНКОВ, Т.Г. ЗЕЙНІЄВ

Комплексно досліджено внутрішньоорганізаційні чинники і закономірності, які безпосередньо формують стійкі конкурентні переваги і що прямо впливають на стратегію організації. Запропоновано схему контуру стратегічного управління ефективністю бізнес-процесів в організації на основі оптимізаційного механізму генерації стратегій. Сформульовано завдання контуру стратегічного управління, які потребують подальшої формалізації в рамках запропонованої схеми управління, а саме: моніторингу зовнішнього оточення; оцінки інерційності системи; синтезу та аналізу; забезпечення прогностичного супроводу процесу прийняття управлінських рішень; забезпечення засобами інформаційного супроводу процесу прийняття управлінських рішень; оцінки ризиків реалізації управлінських рішень в умовах невизначеності.

ВСТУП

Сучасні реалії, які можна охарактеризувати нестабільним розвитком майже всіх секторів національної економіки, відсутністю державної підтримки та захисту вітчизняних підприємств і організацій, а також нерегульованістю багатьох механізмів управління та негативними змінами стану організацій під впливом мінливого зовнішнього оточення, обумовлюють необхідність поглибленого розвитку питань адаптації та стійкості бізнес-процесів в організації, підтримки достатнього рівня ефективності та стабільності функціонування в невизначених умовах ринку [1].

Статтю в рамках аналізу управління ефективністю бізнес-процесів в організації спрямовано на комплексне дослідження внутрішньоорганізаційних факторів та закономірностей, що безпосередньо формують стійкі конкурентні переваги та прямо впливають на стратегію організації. Його наукові передумови було закладено в роботах В. Дьякова, В. Лещева, Н. Любушина, Г. Савицької. Їх ідеї в рамках традиційної версії розвивали І. Баканов, Е. Негашев, Р. Сайфулін та інших вчених.

Незважаючи на широкий інтерес до проблеми управління ефективністю бізнес процесів в організації, цей науковий напрям знаходиться на стадії формування і характеризується наявністю широкого кола дискусійних питань, пов'язаних із становленням термінологічного апарату, з розкриттям взаємозв'язків організаційних здібностей, компетенцій та інших ресурсів організації [2–7].

Таким чином, актуальним є питання формалізації завдань і принципів управління, що відносяться до контуру управління ефективністю бізнес-процесів в організації.

Об'єктом дослідження є процес стратегічного управління ефективністю бізнес-процесів в організації. **Мета роботи** — підвищення ефективності прийняття рішень щодо вибору конкурентних стратегій організації.

СХЕМА КОНТУРУ СТРАТЕГІЧНОГО УПРАВЛІННЯ ЕФЕКТИВНІСТЮ БІЗНЕС-ПРОЦЕСІВ В ОРГАНІЗАЦІЇ

Економічна ефективність розглядається як найбільш складна і ємна категорія економічної науки. Пронизуючи всі сфери і стадії суспільного виробництва, вона є основою побудови кількісних критеріїв цінності рішень, що приймаються, у формуванні матеріально-ресурсної, функціональної і системної характеристики господарської діяльності.

Отже, в загальному вигляді економічна ефективність виражається через співвідношення між результатами, отриманими в процесі виробництва, і витратами суспільної праці, пов'язаними з досягненням цих результатів [5].

Основними завданнями управління ефективністю, на наш погляд, є:

- оцінка господарської ситуації;
- виявлення чинників і причин поточного стану;
- підготовка та обґрунтування управлінських рішень, що приймаються;
- виявлення та мобілізація резервів підвищення ефективності господарської діяльності.

Ефективність часто ототожнюється з оптимальністю. Зокрема, наголошується, що завдання управління формально може бути сформульовано таким чином: знайти допустимі управляючі дії, що мають максимальну ефективність (це управління називається оптимальним). Для цього потрібно вирішити завдання оптимізації — здійснити вибір оптимального управління (оптимальних управляючих дій).

Критерій оптимальності — це кількісний або порядковий показник, що виражає граничну міру економічного ефекту рішення, що приймається, для порівняльної оцінки можливих рішень (альтернатив) і вибору найкращого. Критеріями оптимальності можуть бути прибуток, трудові витрати та час досягнення мети. Критерій оптимальності — найважливіший елемент будь-якої оптимізаційної економіко-математичної моделі.

З позицій ефективності мають бути взаємозв'язані і взаємообумовлені функції, ресурси та права як умови для розпорядження ресурсами і відповідальність за їх раціональне використання (розподіл, передачу, продаж). Ресурси можуть розглядатися як засоби дії. Їх виділення обумовлене особливою роллю у діяльності організації як чинників виробництва, і в цій якості ресурси стають об'єктом управлінської дії.

Економічний сенс управління ефективністю полягає у забезпеченні найбільшого економічного ефекту у ході використання цих ресурсів (витратах) на управління.

В умовах глибоких якісних перетворень економіки і всієї системи суспільних стосунків проблема ефективності менеджменту набуває особливої актуальності і гостроти. Вона органічно пов'язана з ключовими народно-господарськими завданнями і є частиною проблеми ефективності економіки.

Варто звернути увагу на те, що в ринкових умовах підвищуються вимоги до динамізму системи менеджменту. При цьому підвищується міра необхідної гнучкості, маневреності, заповзятливості, а, отже, і альтернативності управлінської діяльності.

Під ефективністю розуміється рівень (міра) результативності в зіставленні з виробленими витратами. Це поняття використовують у ході визначення ефективності економіки, окремих галузей, підприємств, бізнес-процесів, інвестицій, нововведень.

Організацію правомірно представити як відкриту велику соціально-економічну систему, що складається з взаємозв'язаних підсистем: техніко-технологічної, організаційно-економічної і соціальної. Для їх ефективної діяльності потрібні специфічні види забезпечення наступних груп: науково-методична, фінансова, правова, кадрова, матеріально-технічна, організаційно-економічна, інформаційна.

Пропонується наступна схема контуру стратегічного управління ефективністю бізнес-процесів в організації (рисунок).

Дамо необхідні пояснення позначенням і зв'язкам на рис. 1.

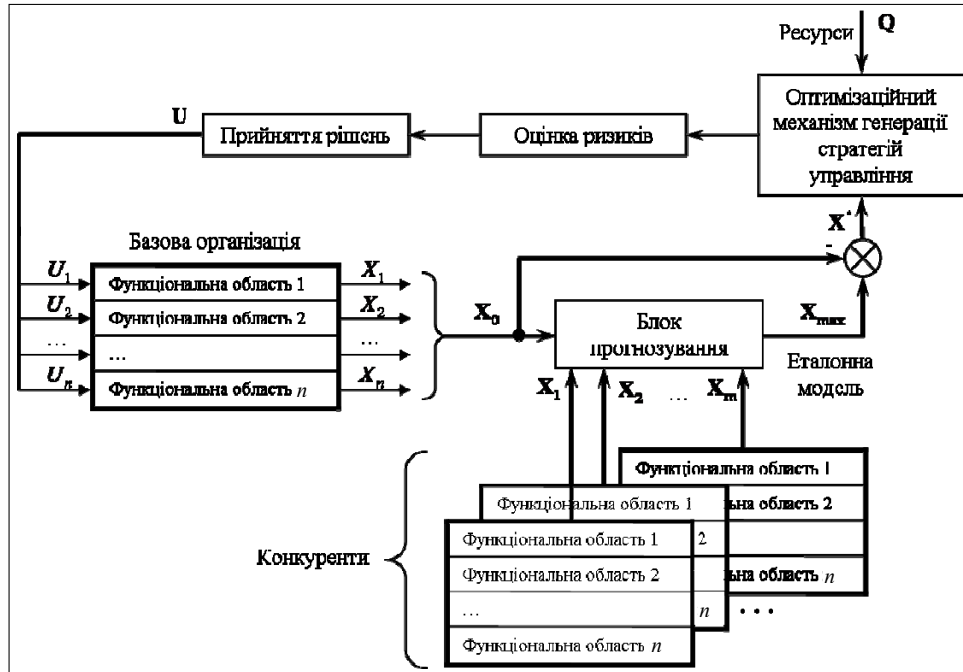


Рис. 1. Схема контуру стратегічного управління ефективністю бізнес-процесів в організації

Об'єкт управління (базова організація) характеризується набором векторів X_1, X_2, \dots, X_n що відображають стан n функціональних областей бізнес-процесів організації, кожен з яких складається з компонент відносних показників відповідної функціональної області:

$$X_1 = [x_{11}, x_{12}, \dots, x_{1l_1}], X_2 = [x_{21}, x_{22}, \dots, x_{2l_2}], \dots, X_n = [x_{n1}, x_{n2}, \dots, x_{nl_n}], \quad (1)$$

де l_1, l_2, \dots, l_n — розмірності векторів X_1, X_2, \dots, X_n .

Вказаний набір векторів може бути представлений у вигляді складеної матриці X_0 такої структури

$$X_0 = \begin{bmatrix} [X_1] & 0 & 0 & \dots & 0 \\ [X_2] & & 0 & \dots & 0 \\ \dots & & & & \\ [X_k] & & & & \\ \dots & & & & \\ [X_n] & 0 & \dots & 0 \end{bmatrix}, \quad (2)$$

де X_k — вектор максимальної розмірності з набору X_1, X_2, \dots, X_n :

$$l_k = \max_{i=1}^n \{l_i\}. \quad (3)$$

Матриці X_1, X_2, \dots, X_m містять дані щодо конкурентів базового об'єкту (організації), загальною кількістю m та сформовані аналогічно до X_0 .

Еталонна модель синтезується у вигляді матриці X_{\max} на підставі прогностичних матриць $\hat{X}_0, \hat{X}_1, \hat{X}_2, \dots, \hat{X}_m$ таким чином:

$$X_{\max} = \begin{bmatrix} \max_{i=0}^m \{\hat{X}_i^{1,1}\} & \max_{i=0}^m \{\hat{X}_i^{1,2}\} & \dots & \max_{i=0}^m \{\hat{X}_i^{1,l_k}\} \\ \max_{i=0}^m \{\hat{X}_i^{2,1}\} & \max_{i=0}^m \{\hat{X}_i^{2,2}\} & \dots & \max_{i=0}^m \{\hat{X}_i^{2,l_k}\} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ \max_{i=0}^m \{\hat{X}_i^{n,1}\} & \max_{i=0}^m \{\hat{X}_i^{n,2}\} & \dots & \max_{i=0}^m \{\hat{X}_i^{n,l_k}\} \end{bmatrix}. \quad (4)$$

Порівнюючи поелементно матриці X_0 й X_{\max} , пропонується сформулювати матрицю розривів X^*

$$X^* = X_{\max} - X_0, \quad (5)$$

яка по суті характеризує міру відхилення базового об'єкту (організації) від еталонної моделі по всьому спектру вибраних показників.

Вектор ресурсів Q є з одного боку мірою природних обмежень суб'єкта управління, з іншого — характеризує потенціал і спектр управляючих дій U_1, U_2, \dots, U_n , які у свою чергу об'єднуються в управляючу матрицю U за аналогією до X_0 .

У представленій моделі стратегічного управління ефективністю бізнес-процесів в організації може бути поставлено ряд науково-практичних завдань.

- *Завдання моніторингу зовнішнього оточення.* Моніторинг елементів (чинників) глобальної системи бізнес-процесів організації та її найближчих конкурентів.

- *Завдання оцінки інерційності системи.* Експертне визначення часу запізнення результатів можливих заходів щодо парирування прогнозованих негативних тенденцій для кожного з елементів (чинників) глобальної системи бізнес-процесів в організації.

- *Завдання синтезу.* На підставі матриці розривів X^* й вектора ресурсів Q з урахуванням ризиків реалізації управлінських рішень в умовах невизначеності визначити компоненти управляючої матриці U .

- *Завдання аналізу.* Визначення прогнозованого «розриву» між еталонною моделлю і поточним станом бізнес-процесів в організації.

- *Завдання забезпечення прогностичного супроводу процесу прийняття управлінських рішень.* Розробка методичного забезпечення попереджувального прогнозування відносних показників бізнес-процесів для оцінки динаміки стану конкурентів на період, що перевищує мінімальний час парирування негативних тенденцій.

- *Завдання забезпечення засобами інформаційного супроводу процесу прийняття управлінських рішень.* Розробка методичних та інструментальних засобів візуалізації управлінської інформації і підтримки прийняття управлінських рішень.

- *Завдання оцінки ризиків реалізації управлінських рішень в умовах невизначеності.* Оцінка робастності оптимальної стратегії управління ефективністю бізнес-процесів в організації шляхом варіювання вагових коефіцієнтів показників у межах допустимої погрішності експертної оцінки.

ВИСНОВКИ

Запропоновано схему контуру стратегічного управління ефективністю бізнес-процесів в організації на основі оптимізаційного механізму генерації стратегій, що дозволяє формалізувати процедуру прийняття рішень щодо вибору конкурентних стратегій. Сформульовано завдання контуру стратегічного управління в рамках запропонованої схеми управління, які дають можливість моделювання результатів прийняття управлінських рішень щодо вибору конкурентних стратегій підприємства при різних вихідних даних. Подальшим розвитком досліджень є розробка алгоритму аналізу супроводжуваних ризиків управління економічною ефективністю бізнес-процесів, а також математичних методів альтернативного вибору стратегій управління з урахуванням форми представлення вихідних даних.

ЛІТЕРАТУРА

1. *Сорокіна І.В.* Теоретико-методологічні аспекти формування системи економічної безпеки підприємства // Актуальні проблеми економіки. Економіка та управління підприємствами: зб. наук. пр. — Вип. 12 (102). — К., 2009. — С. 114–122.
2. *Камишинікова Е.В.* Методика оцінки рівня економічної безпеки металургічного підприємства // Актуальні проблеми економіки. Економіка та управління підприємствами: зб. наук. пр. 2009. — Вип. 11 (101). — С. 77–82.
3. *Гавва В.М., Раздимаха Т.П.* Обґрунтування господарських рішень і оцінювання ризиків. — Х.: ХАИ, 2008. — 272 с.
4. *Варталян В.М., Скачков О.М., Ревенко Д.С.* Модель і метод діагностування рівня економічної безпеки машинобудівного підприємства в умовах параметричної невизначеності // Вісник Національного університету Львівська політехніка. Автоматика, вимірювання та керування. — Львів: Видавництво Львівської політехніки, 2012 — № 741. — С. 262–265.
5. *Зуєва А.Г., Носков Б.В., Сидоренко Е.В., Всяких Е.И., Киселев С.П.* Практика и проблематика моделирования бизнес процессов. Под общ. ред. Треско И.А. — М.: ДМК Пресс; М.: Компания АйТи, 2008. — 246 с.
6. *Варталян В.М., Ревенко Д.С., Лыба В.А.* Неопределенность в экономических процессах: факторы возникновения и методы описания // Экономика и управление предприятиями машиностроительной отрасли: проблемы теории и практики (сб. науч. тр.). — 2009. — Вып. 2. — С. 4–12.
7. *Варталян В.М., Стелюк Б.Б., Глованова М.А., Дронова И.В.* Модели, методы и инструментальные средства поддержки принятия решений в наукоемком высокотехнологическом производстве: моногр. — Х.: ИД «ИНЖЕК», 2009. — 224 с.

Поступила 06.10.2014

ВРЕМЯ РАБОТЫ АЛГОРИТМА КРАСКАЛА С ДРЕВОВИДНОЙ И СПИСОЧНОЙ СТРУКТУРОЙ ДАННЫХ

А.Н. ТРОФИМЧУК, В.А. ВАСЯНИН

Путем численных экспериментов выполнено сравнение двух реализаций алгоритма Краскала, основанных на списочной (предложенный алгоритм) и древовидной (алгоритм Тарьяна) структуре данных и алгоритма Прима. Результаты сравнения позволяют утверждать, что для решения практических задач нахождения минимального или максимального остовного дерева (леса) алгоритмы со списочной структурой данных работают не хуже, а в большинстве случаев быстрее, чем алгоритмы с древовидной структурой. Показана практическая оценка сложности предложенного алгоритма, которая для связных графов составляет $O(e)$, где e — число ребер графа. Экспериментально доказано, что время работы алгоритма на связных разреженных графах сравнимо со временем «карманной» сортировки ребер (bucket sort). Выявлено, что предложенный алгоритм работает быстрее алгоритма Прима для графов с числом ребер не больше, чем $0,27v^2$, где v — число вершин графа. Экспериментальное исследование алгоритма на графах, содержащих от 499500 до 71994000 ребер, показало его высокую вычислительную эффективность, и он может быть рекомендован для решения практических задач на разреженных графах или сетях большой размерности.

ВВЕДЕНИЕ

В настоящее время известно достаточно много алгоритмов определения минимального остовного дерева на взвешенном графе (MST-дерева). Наиболее известными из них являются алгоритмы Борувки [1,2], Ярника-Прима-Дейкстры [3–5] и Краскала-Лобермана-Вайнберга [6,7]. Алгоритм Борувки был много раз переоткрыт другими авторами (Шоке, Флорек, Лукаевич, Перкал, Штейнгауз, Зубжицкий) и известен также как алгоритм Соллина [8]. Обширный библиографический обзор по истории развития MST-алгоритмов можно найти в работах Тарьяна [9], Грэхэма и Хелла [10].

Для построения современных алгоритмов используются АД (абстрактные типы данных — abstract data type), которые включают различные комбинации традиционных данных, таких как переменные и массивы и специальных (указателей, списков, стеков, очередей, деревьев и т.д.). Для заданных классов АД определяются функциональные операторы (процедуры) обработки внутренних структур данных, которые реализуются средствами используемого языка программирования. В книгах [11–16] можно найти

подробнейшее описание АД, применяемых в алгоритмах построения остовных деревьев, оценки временной сложности алгоритмов для их различных реализаций, а также исчерпывающий обзор и исторические справки по алгоритмам нахождения остовных деревьев. Следует также отметить, что в современных объектно-ориентированных языках программирования, таких как C++, Java и др. имеются библиотеки со стандартными АД и программами для решения задач нахождения оптимальных остовных деревьев [17–19].

Цель работы — экспериментально показать, что алгоритм Краскала, реализованный на списочных АД [20] во многих практических случаях работает быстрее, чем алгоритм Тарьяна [21], основанный на древовидных АД и сравнить время работы этих алгоритмов и алгоритма Прима на связанных и несвязных, плотных и разреженных графах большой размерности.

ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ

Пусть задан простой (не содержащий петель и параллельных ребер) неориентированный граф $G(V, E)$ с множеством вершин V , $v = |V|$ и множеством ребер E , $e = |E|$, где v и e соответственно число вершин и ребер графа, а $|\cdot|$ — знак мощности множества. Граф может быть неполным и несвязным. Для графа задан вектор весов ребер $C = \|c_i\|$, $i = \overline{1, e}$, где $c_i \in Z^+$, Z^+ — множество неотрицательных целых чисел.

Требуется найти ациклический подграф (лес) графа G с минимальным или максимальным общим весом. В литературе принято называть такой ациклический подграф в случае связного графа MST-деревом, а в случае несвязного графа — MTS-лесом. В дальнейшем для упрощения изложения будем использовать для связных и несвязных графов общий термин MST (minimum/maximum spanning trees — минимум/максимум остовных деревьев).

АЛГОРИТМЫ ПОСТРОЕНИЯ MST-ДЕРЕВЬЕВ

В настоящее время наилучшими по быстродействию для разреженных графов являются алгоритмы Тарьяна [21] (без учета сортировки ребер), Габова, Галила, Спенсера и Тарьяна [22] и Чазелла [23, 24]. Дальнейшее развитие алгоритмов возможно за счет усложнения АД и уменьшения времени выполнения отдельных операций, используемых при работе с их внутренними структурами данных [14, 15]. Уменьшение времени работы алгоритмов может быть достигнуто также за счет распараллеливания процесса построения MST, особенно в алгоритмах Борувки-Соллина.

Несмотря на существование достаточно эффективных MST-алгоритмов, интерес к разработке еще более быстрых алгоритмов не ослабевает [25, 26], (рассматривается современное положение дел в поиске линейного алгоритма построения MST). Это объясняется тем, что одновременно с постоянным ростом быстродействия и оперативной памяти современных ПК, появляется возможность решать более сложные оптимизационные задачи для графов

или сетей большой размерности (десятки тысяч вершин, сотни тысяч и миллионы ребер), в которых в качестве подзадач нужно многократно находить MST-деревья. Тогда алгоритм определения MST-деревьев с минимальной сложностью может значительно сократить время решения общей задачи.

Приведем реализацию «жадного» алгоритма Краскала, который находит остовное дерево с минимальным или максимальным весом за время $O(e)$ [20]. Введем обозначения: \wedge , \vee — знаки логического «и», логического «или»; « \leftarrow » — знак операции присваивания, «!» — знак комментария, а $\{i \mid i = \overline{1, e}\}$ — означает «для всех i от единицы до e с шагом 1».

Для сортировки ребер будем применять алгоритм со сложностью порядка $O(e)$, основанный на идеях «карманной» сортировки или сортировки «вычерпыванием» и сортировки подсчетом. Такой тривиальный подход к сортировке ребер оправдан низкой временной сложностью и тем, что для большинства графов (сетей), характеризующих реальные объекты, разброс значений весов ребер, как правило, незначителен.

Для описания алгоритма сортировки определим следующие переменные и структуры данных. Обозначим: v , e — число вершин и неориентированных ребер в графе; $MINVAL$, $MAXVAL$ — минимальный и максимальный вес ребра; $IS(e)$, $ST(e)$, $C(e)$ — массивы, содержащие соответственно номера левых и правых вершин ребер и веса ребер. Для удобства эти массивы могут быть упорядочены так, чтобы номер левой вершины был меньше номера правой вершины, а номера левых и правых вершин увеличивались от начала к концу массивов; $U(MMAX, 2)$ — массив, содержащий ссылки на списки номеров ребер, упорядоченных по неубыванию весов в массиве $E(e)$; $E(e)$ — массив, содержащий списки номеров ребер, упорядоченных по неубыванию весов.

Алгоритм сортировки не перемещает исходные значения в массивах IS , ST , C . Сортируются только ссылки на номера ребер в исходных массивах в порядке неубывания весов ребер. Для этого строится массив $E(e)$ списков номеров ребер. Поскольку может быть несколько ребер с одинаковым весом, массив содержит списки для ребер с одинаковым весом. В массиве $U(MMAX, 2)$ элемент $U(i, 1)$ содержит голову списка — номер первого ребра k в массиве $E(e)$ с весом i , а элемент $U(i, 2)$ указывает на номер последнего ребра j в массиве $E(e)$ с весом i . При этом элемент $E(k)$ указывает на следующее ребро в $E(e)$ с таким же весом и т.д. Для последнего ребра j значение $E(j) = 0$ и означает конец списка ребер с одинаковым весом. Для того чтобы в начале массива U не было пустых элементов, выполняется масштабирование весов ребер. Поэтому значение $MMAX = MAXVAL - MINVAL + 1$ равно максимальному весу ребра после масштабирования плюс 1, а минимальный вес ребра будет всегда равен единице. Если веса ребер являются дробными неотрицательными числами, то с учетом необходимой точности вычислений, можно ввести соответствующие масштабные коэффициенты (например, умножить веса всех ребер на 1000, 10000 и т.д.) для перевода весов ребер в целые числа, а затем определить значение $MMAX$.

Алгоритм SORT. Сортировка ребер по неубыванию весов с временной сложностью $O(e)$.

1. $U \leftarrow 0$; $E \leftarrow 0$.
2. Для $\{i \mid i = \overline{1, e}\}$ выполнить шаги 3–6.
3. $l \leftarrow C(i) - MINVAL + 1$.
4. Если $U(l, 1) = 0$, то $U(l, 1) \leftarrow i$; иначе $E(U(l, 2)) \leftarrow i$.
5. $U(l, 2) \leftarrow i$.
6. Перейти к шагу 2. ! Конец цикла по i .
7. Конец.

Очевидно, что асимптотическая оценка временной сложности алгоритма *SORT* составляет $O(e)$ операций, а реальное время выполнения сортировки ребер будет зависеть от конкретного языка программирования алгоритма, компилятора, операционной системы и мощности компьютера на котором работает конкретная программа, реализующая алгоритм.

Рассмотрим алгоритм построения MST. Пусть MK — максимальное число независимых компонент графа, $MK = v/2$; NK — номер очередной порожденной компоненты; KK — количество связных компонент; NY — счетчик количества вершин в строимом минимальном остовном лесе; SV — признак наличия изолированных вершин в графе; $W(MK)$ — массив весов порожденных компонент. Определим следующие массивы: $A(v)$ — массив, содержащий номера связных компонент, в которые входят вершины i , $i = \overline{1, v}$; $H(MK, 3)$ — массив, содержащий ссылки на списки номеров вершин компоненты MK в массиве $G(v)$; $G(v)$ — массив, содержащий списки номеров вершин связных компонент графа; $EK(MK, 2)$ — массив, содержащий ссылки на списки номеров ребер компоненты MK в массиве $B(e)$; $B(e)$ — массив, содержащий списки номеров ребер связных компонент графа. Массивы $H(MK, 3)$, $G(v)$ и $EK(MK, 2)$, $B(e)$ устроены аналогично массивам $U(MMAX, 2)$, $E(e)$. Элемент $H(i, 3)$ содержит число вершин в i -й компоненте графа (i -ом поддереве). Введенные структуры данных позволяют за две операции сравнения определять, к какой компоненте принадлежат вершины ребра, включаемого в остовный лес на очередном шаге алгоритма, а также за одну операцию присваивания сливать две независимые компоненты в одну. При этом всегда компонента с меньшим числом вершин или ребер сливается в большую компоненту.

Алгоритм LINK. Построение остовного леса (дерева) с минимальным весом с использованием списочных структур данных.

1. $A \leftarrow 0$; $NK \leftarrow 1$; $KK \leftarrow 0$; $NY \leftarrow 0$; $G \leftarrow 0$; $B \leftarrow 0$; $W \leftarrow 0$; $SV \leftarrow 0$.
2. $KNOV \leftarrow 0$; $KPRI \leftarrow 0$; $KSLI \leftarrow 0$; $KOST \leftarrow 0$; $KPUS \leftarrow 0$; $KSUZ \leftarrow 0$.
3. Для $\{i \mid i = \overline{1, MMAX}\}$ выполнить шаги 4–31.
4. $ND \leftarrow U(i, 1)$. ! Выбрать номер первого ребра из списка ребер с одинаковым весом.

5. Пока $ND \neq 0$ выполнить шаги 6–30.
6. $l \leftarrow IS(ND)$; $k \leftarrow ST(ND)$; $l1 \leftarrow A(l)$; $k1 \leftarrow A(k)$. ! Выбрать левую и правую вершины ребра и номера компонент, в которые эти вершины входят.
7. Если $l1 \neq 0 \wedge k1 \neq 0 \wedge l1 = k1$, то $KPUS \leftarrow KPUS + 1$; перейти к шагу 28. ! Обнаружено циклическое ребро, перейти на выбор нового ребра.
8. Если $l1 = 0 \wedge k1 \neq 0$, то перейти к шагу 15. ! Присоединить к существующей компоненте новую вершину и новое ребро, перейти к присоединению к компоненте.
9. Если $l1 \neq 0 \wedge k1 = 0$, то $l1 \leftarrow l$; $l11 \leftarrow l1$; $l \leftarrow k$; $l1 \leftarrow k1$; $k \leftarrow l1$; $k1 \leftarrow l11$; перейти к шагу 15. ! Присоединить к существующей компоненте новую вершину и новое ребро, перейти к присоединению к компоненте.
10. Если $l1 = 0 \wedge k1 = 0$, то перейти к шагу 12. ! Образовать новую компоненту, добавить две новые вершины и одно новое ребро, перейти на образование компоненты.
11. Перейти к шагу 18. ! Слить две независимые компоненты и добавить новое ребро, перейти на слияние компонент.
12. $A(l) \leftarrow NK$; $A(k) \leftarrow NK$; $H(NK,1) \leftarrow l$; $G(l) \leftarrow k$; $H(NK,2) \leftarrow k$. ! Образование новой компоненты.
13. $H(NK,3) \leftarrow 2$; $EK(NK,1) \leftarrow ND$; $EK(NK,2) \leftarrow ND$; $W(NK) \leftarrow C(ND)$. !
14. $KK \leftarrow KK + 1$; $NK \leftarrow NK + 1$; $NY \leftarrow NY + 2$; $KNOV \leftarrow KNOV + 1$; $KOST \leftarrow KOST + 1$; перейти к шагу 28.
15. $A(l) \leftarrow k1$; $G(H(k1,2)) \leftarrow l$; $H(k1,2) \leftarrow l$; $H(k1,3) \leftarrow H(k1,3) + 1$. ! Присоединение к компоненте
16. $B(EK(k1,2)) \leftarrow ND$; $EK(k1,2) \leftarrow ND$; $W(k1) \leftarrow W(k1) + C(ND)$.
17. $NY \leftarrow NY + 1$; $KPRI \leftarrow KPRI + 1$; $KOST \leftarrow KOST + 1$; перейти к шагу 28.
18. Если $H(l1,3) > H(k1,3)$, то $lp \leftarrow l1$; $l1 \leftarrow k1$; $k1 \leftarrow lp$. ! Слияние компонент.
19. $W(k1) \leftarrow W(k1) + W(l1)$; $W(l1) \leftarrow 0$.
20. $KSLI \leftarrow KSLI + 1$; $KOST \leftarrow KOST + 1$; $KSUZ \leftarrow KSUZ + H(l1,3)$.
21. $G(H(k1,2)) \leftarrow H(l1,1)$; $H(k1,2) \leftarrow H(l1,2)$; $H(k1,3) \leftarrow H(k1,3) + H(l1,3)$.
22. $B(EK(k1,2)) \leftarrow EK(l1,1)$; $EK(k1,2) \leftarrow EK(l1,2)$; $B(EK(k1,2)) \leftarrow ND$.
23. $EK(k1,2) \leftarrow ND$; $W(k1) \leftarrow W(k1) + C(ND)$.
24. $j \leftarrow H(l1,1)$.
25. Пока $j \neq 0$ выполнить шаг 26. ! Обновить массив вхождения вершин в компоненты после слияния двух компонент.
26. $A(j) \leftarrow k1$; $j \leftarrow G(j)$.
27. $KK \leftarrow KK - 1$. ! Уменьшить число компонент на единицу.
28. Если $KK = 1 \wedge NY = v$, то перейти к шагу 33. ! Граф связный и все узлы включены в остовный лес.
29. $ND \leftarrow E(ND)$. ! Выбрать номер очередного ребра.

30. Перейти к шагу 5. ! Конец цикла по ND .
31. Перейти к шагу 3. ! Конец цикла по i .
32. Если $NY < v$, то $SV \leftarrow SV + 1$.
33. Конец.

Приведенный алгоритм может быть использован для построения остовного леса (дерева) с максимальным весом, если в цикле по i ребра просматривать в обратном порядке, т.е. в шаге 3 записать: для $\{i \mid i = \overline{MMAX, 1, -1}\}$ выполнить шаги 4–31.

В записи алгоритма в шаге 2 введены переменные $KNOV$, $KPRI$, $KSLI$, в которых соответственно накапливается: число образований новых компонент; число присоединений к существующей компоненте вершин (ребер); число слияний двух независимых компонент. В переменных $KOST$, $KPUS$, $KSUZ$ соответственно подсчитывается число ребер в остовном лесе, число пустых проходов (пропуск ребер, образующих циклы), суммарное число слитых вершин. Все эти переменные необходимы для проведения дальнейшего экспериментального анализа сложности алгоритма. Значения $KPUS$, $KPRI$, $KNOV$, $KSLI$ и $KSUZ$ зависят от структуры и размерности графа, их трудно выразить через основные параметры графа, поэтому в дальнейшем изложении для их определения будем использовать эмпирические методы. Значение $KOST = KPRI + KNOV + KSLI$, а $KOST + KPUS = e'$ или $KOST + KPUS = e$ — числу просмотренных ребер графа для построения остовного дерева или леса соответственно для связного и несвязного графа.

Рассмотрим алгоритм Тарьяна [21] построения MST-деревьев с применением древовидной структуры для представления наращиваемого остовного леса с операциями слияния по рангу и сжатия путей. Будем считать, что ребра графа предварительно отсортированы алгоритмом $SORT$.

Определим следующие массивы: $A(i)$, $i = \overline{1, v}$ — массив указателей на вхождение вершин i в независимые компоненты, первоначально каждая вершина указывает сама на себя; $H(i)$, $i = \overline{1, v}$ — массив, содержащий ранги вершин i ; $B(i)$, $i = \overline{1, v-1}$ — массив, содержащий номера ребер MST графа.

Алгоритм TREE. Построение остовного леса (дерева) с минимальным весом с использованием древовидных структур данных.

1. $H \leftarrow 0$; $B \leftarrow 0$; $SUM \leftarrow 0$; $LP \leftarrow 0$; $KSLI \leftarrow 0$; $KOST \leftarrow 0$; $KPUS \leftarrow 0$; $KSUZ \leftarrow 0$.
2. Для $\{i \mid i = \overline{1, v}\}$ выполнить $A(i) \leftarrow i$.
3. Для $\{i \mid i = \overline{1, MMAX}\}$ выполнить шаги 4–14.
4. $ND \leftarrow U(i, 1)$. ! Выбрать номер первого ребра из списка ребер с одинаковым весом.
5. Пока $ND \neq 0$ выполнить шаги 6–13.
6. $l \leftarrow IS(ND)$; $k \leftarrow ST(ND)$.

7. $KSLI \leftarrow KSLI + 1$.
8. Вызвать $FND(l)$; Вызвать $FND(k)$.
9. Если $l \neq k$, то перейти к шагу 10, иначе $KPUS \leftarrow KPUS + 1$, перейти к шагу 11.
10. Вызвать $UN(k,l)$; $KOST \leftarrow KOST + 1$; $LP \leftarrow LP + 1$; $B(LP) \leftarrow ND$; $SUM \leftarrow SUM + C(ND)$.
11. Если $KOST = v - 1$, то перейти к шагу 15.
12. $ND \leftarrow E(ND)$.
13. Перейти к шагу 5. ! конец цикла по ND .
14. Перейти к шагу 3. ! конец цикла по i .
15. Конец.

1. Процедура $FND(x)$. ! x, y, z — целые.
2. $z \leftarrow x$. ! Ищем корень для x .
3. Пока $A(x) \neq x$ выполнить $x \leftarrow A(x)$. ! x — корень, первый проход.
4. Пока $A(z) \neq x$ выполнить шаг 5.
5. $y \leftarrow z$; $z \leftarrow A(z)$; $A(y) \leftarrow x$; $KSUZ \leftarrow KSUZ + 2$. ! Обновляем указатели на корень, второй проход.
6. Возвратить x в точку вызова. ! Конец процедуры $FND(x)$.
1. Процедура $UN(x, y)$. ! x, y — целые.
2. Если $H(x) < H(y)$, то $A(x) \leftarrow y$, перейти к шагу 5, иначе перейти к шагу 3.
3. Если $H(x) > H(y)$, то $A(y) \leftarrow x$, перейти к шагу 5, иначе перейти к шагу 4.
4. $A(x) \leftarrow y$; $H(y) \leftarrow H(y) + 1$.
5. Возврат в точку вызова. ! Конец процедуры $UN(x, y)$.

В алгоритме *TREE* переменные $KOST$ и $KPUS$ имеют то же назначение, что и в алгоритме *LINK*, а в переменных $KSLI$, $KSUZ$ и SUM накапливается соответственно число просмотренных ребер, число циклических проходов для нахождения корней деревьев и обновления указателей и суммарный вес остова дерева или леса. Значение $KSLI = KOST = KPUS$ равно e' или e для связного и несвязного графа. Чтобы не усложнять алгоритм Тарьяна в нем не формируются массивы подобные $H(MK, 3)$, $G(v)$, $EK(MK, 2)$, $B(e)$ и $W(MK)$ для хранения вершин, ребер и весов для компонент несвязного графа. Поэтому при дальнейшем экспериментальном сравнении быстродействия алгоритмов *LINK* и *TREE* из алгоритма *LINK* были убраны операторы формирования этих массивов и введены операторы $LP \leftarrow LP + 1$, $B(LP) \leftarrow ND$, $SUM \leftarrow SUM + C(ND)$ как в строке 10 алгоритма *TREE*.

ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНОЕ ИССЛЕДОВАНИЕ АЛГОРИТМОВ

Для проведения эксперимента были составлены главный модуль программы и четыре модуля (подпрограммы), реализующие алгоритм сортировки

SORT, алгоритм *LINK*, алгоритм *TREE* и алгоритм Прима *PRIM* с представлением графа в виде матрицы смежности. Все тестовые программы написаны на языке Digital Visual Fortran. Вычислительный эксперимент проводился на ПЭВМ с процессором Intel Core 2 Duo с тактовой частотой 2,66 ГГц и оперативной памятью 2 Гб под управлением операционной системы Windows Vista.

В главном модуле программы в режиме диалога вводились: число вершин графа — v ; число исходящих из каждой вершины ребер (степень или валентность вершины) — VAL ; границы изменения значений весов ребер от $MINVAL$ до $MAXVAL$; параметр, управляющий выводом входных и выходных данных. Далее с помощью датчика псевдослучайных чисел (встроенной функции языка $RAND()$) генерировались веса ребер от $MINVAL = 80$ до $MAXVAL = 800$, формировались массивы IS , ST , C . Вся оперативная память, необходимая для работы алгоритмов выделялась и освобождалась динамически в главном модуле программы. Время работы алгоритмов фиксировалось встроенным модулем $cpu_time(T)$ непосредственно до входа и после выхода из модулей сортировки и построения минимального остовного дерева. Работа алгоритмов проверялась на неориентированных полных графах с числом вершин v от 1000 (499500 ребер) до 12000 (71994000 ребер). Результаты эксперимента приведены в таблице и на рис. 1. Где e' — число ребер, просмотренных для полного построения остовного дерева. Для $KOST$, $KPUS$, $KPRI$, $KNOV$, $KSLI$ проценты указаны по отношению к e' , а для e' проценты указаны по отношению к e . Для $KSUZ$ в алгоритме *LINK* ($KSUZL$ в таблице) указано суммарное число слитых вершин (число выполнений оператора $A(J) \leftarrow K1$ в цикле в шаге 25) и среднее число слитых вершин за одну итерацию. Для алгоритма *TREE* параметр $KSUZ$ обозначен как $KSUZT$. Кроме того в таблице приняты следующие обозначения: *SORT* — время сортировки ребер алгоритмом *SORT*; *LINK*, *TREE* и *LSUM*, *TSUM* — соответственно время работы предложенного алгоритма *LINK*, алгоритма Тарьяна *TREE* и общее время построения MST-дерева, которое определяется суммой времени сортировки ребер и времени работы алгоритма *LINK* или алгоритма *TREE*; *PRIM* — время работы алгоритма Прима; *MST* — вес *MST*.

Из таблицы видно, что процесс построения минимального остовного дерева для связных графов заканчивается при просмотре в среднем не более 0,25% ребер графа, а средние значения в процентах для $KPUS$, $KPRI$, $KNOV$, $KSLI$ приблизительно равны 81%, 15%, 2%, 2%. При этом среднее число слитых вершин за одну операцию слияния равно 6. Время работы алгоритмов *LINK* и *TREE* практически совпадает, растет очень медленно и для полного графа с 12 тыс. вершин не превысило 0,03 с (рис. 1). Общее время построения MST-дерева главным образом определяется временем сортировки ребер в алгоритме *SORT*. Поэтому для связных графов можно практически принять, что общая сложность алгоритмов построения MST-дерева соизмерима со сложностью алгоритма *SORT* для сортировки ребер $O(e)$. Из таблицы и графиков также видно, что на полных графах лучшим остается алгоритм Прима.

Таблица. Время построения MST-дерева полного графа в зависимости от числа вершин в секундах

№	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	Среднее значение
<i>v</i>	1000	2000	3000	4000	5000	6000	7000	8000	9000	10000	11000	12000	
<i>e</i> (млн.)	0,4995	1,999	4,4985	7,998	12,4975	17,997	24,4965	31,996	40,4955	49,995	60,4945	71,994	
<i>e'</i>	3993	8276	15637	24805	23820	38117	39228	38898	48523	53627	65813	77612	
%	0,80	0,41	0,35	0,31	0,19	0,21	0,16	0,12	0,12	0,11	0,11	0,11	0,25
<i>KOST</i>	999	1999	2999	3999	4999	5999	6999	7999	8999	9999	10999	11999	
%	25,02	24,15	19,18	16,12	20,99	15,74	17,84	20,56	18,55	18,65	16,71	15,46	19,08
<i>KPUS</i>	2994	6277	12638	20806	18821	32118	32229	30899	39524	43628	54814	65613	
%	74,98	75,85	80,82	83,88	79,01	84,27	82,16	79,44	81,45	81,35	83,29	84,54	80,92
<i>KPRI</i>	576	1322	2228	3246	4198	5174	6222	7228	8224	9174	10164	11192	
%	14,43	15,97	14,25	13,09	17,63	13,57	15,86	18,58	16,95	17,11	15,44	14,42	15,61
<i>KNOV</i>	212	339	386	377	401	413	389	386	388	413	418	404	
%	5,31	4,10	2,47	1,52	1,68	1,08	0,99	0,99	0,80	0,77	0,64	0,52	1,74
<i>KSLI</i>	211	338	385	376	400	412	388	385	387	412	417	403	
%	5,28	4,08	2,46	1,51	1,68	1,08	0,99	0,99	0,80	0,77	0,63	0,52	1,73
<i>KSUZL</i>	1040	1656	1880	2332	2364	2597	2800	3068	3050	3004	2873	2754	
Число сли- тых вершин за одну итерацию	5	5	5	6	6	6	7	8	8	7	7	7	6
<i>KSUZT</i>	1288	2240	2642	3180	3346	3636	3818	4158	4164	4396	4324	4236	
<i>SORT</i>	0,02	0,02	0,03	0,06	0,09	0,09	0,16	0,19	0,22	0,28	0,34	0,37	
<i>LINK</i>	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,02	0,00	0,02	0,02	0,00	0,00	0,02	
<i>TREE</i>	0,00	0,00	0,02	0,00	0,02	0,02	0,02	0,02	0,02	0,02	0,02	0,03	
<i>LSUM</i>	0,02	0,02	0,03	0,06	0,09	0,11	0,16	0,21	0,24	0,28	0,34	0,39	
<i>TSUM</i>	0,02	0,02	0,05	0,06	0,11	0,11	0,18	0,21	0,24	0,30	0,36	0,40	
<i>PRIM</i>	0,00	0,00	0,02	0,03	0,06	0,06	0,09	0,12	0,16	0,19	0,22	0,23	
<i>MST</i>	80351	160083	240013	319950	399930	479925	559921	639920	719920	799920	879920	959920	

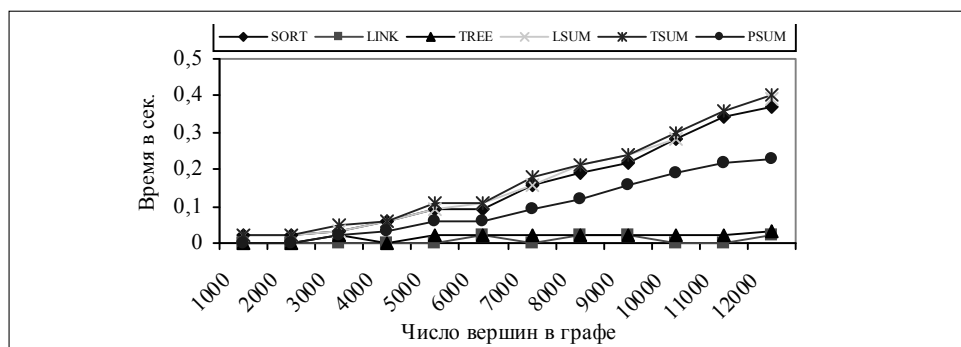


Рис. 1. Сравнение времени работы алгоритмов на полных графах в зависимости от числа вершин в графе

При тестировании алгоритмов *LINK* и *TREE* генерировались также разреженные связные и несвязные графы с различным числом вершин и ребер, и результаты вычислений сравнивались с результатами, полученными для этих графов алгоритмом Прима. Результаты эксперимента для связного

и несвязного графа содержащего 11000 вершин при изменении степени вершин (параметра VAL) показаны на рис. 2.

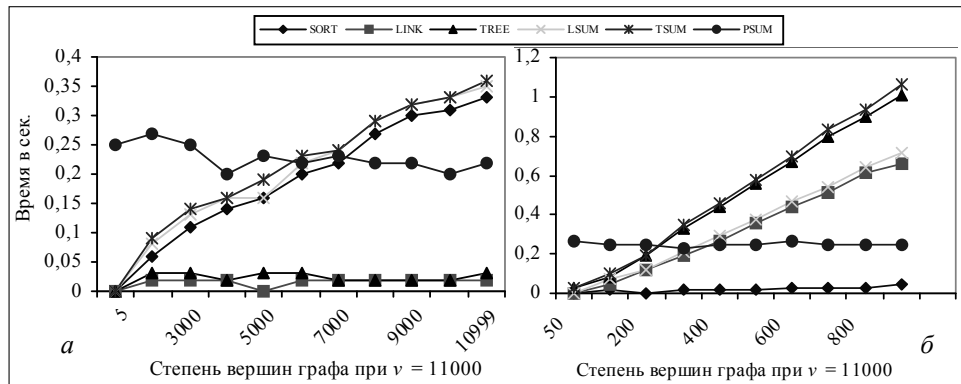


Рис. 2. Сравнение времени работы алгоритмов на разреженных связных (а) и несвязных (б) графах при изменении степени вершин и постоянном числе вершин $v = 11000$

Из приведенных данных видно, что алгоритмы $LINK$ ($LSUM$) и $TREE$ ($TSUM$) с учетом времени на сортировку ребер на разреженных связных графах работают быстрее алгоритма Прима ($PRIM$) при $VAL \leq 6000$ и числе ребер $e = 0,5 \cdot VAL \cdot v$ не больше, чем $0,27v^2$. Полученная оценка уточнена и лучше, чем показанная в работе [20]. Для сильно разреженных графов быстроедействие алгоритмов $LINK$ и $TREE$ с учетом времени сортировки может значительно превышать быстроедействие алгоритма Прима — в 15 и более раз. Для несвязных разреженных графов алгоритмы $LINK$ ($LSUM$) и $TREE$ ($TSUM$) с учетом времени сортировки лучше алгоритма Прима ($PRIM$) при $VAL \leq 300$, $e \leq 0,014v^2$ и $VAL \leq 200$, $e \leq 0,009v^2$ соответственно.

На рис. 3 показаны результаты сравнения алгоритмов на несвязных графах, содержащих полные несвязные подграфы или изолированные вершины. Из рис. 2б и 3 видно, что на несвязных графах алгоритм $LINK$ ($LSUM$, $LINK$) при увеличении степени вершин начинает заметно опережать алгоритм $TREE$ ($TSUM$, $TREE$). Из графиков на рис. 2б и 3 следует, что временная сложность построения MST для несвязных графов больше сложности сортировки ребер алгоритмом $SORT$.

Проведем асимптотическую оценку сложности алгоритмов $LINK$ и $TREE$. Ясно (см. таблицу), что

$$e' = KOST + KPUS = KPRI + KNOV + KSLI + KPUS.$$

Все операции $KPRI, KNOV, KSLI, KPUS$ выполняются в основном цикле по ND при выборе ребер для анализа. Поскольку сложность каждой из этих операций в алгоритме $LINK$ составляет $O(1)$, а всего просматривается e' или e ребер соответственно для связных и несвязных графов, то их общая сложность составит $O(e')$ или $O(e)$. Если учесть, что сложность операций инициализации массива A вхождения вершин в компоненты графа (операции make set) составляет $O(v)$, получим время порядка $O(e' + v)$ или

$O(e + v)$. Осталось оценить сложность операций обновления указателей в массиве A при выполнении операций слияния компонент с меньшим числом вершин в компоненты с большим числом вершин. В работах [14, 15] показано, что сложность таких операций в худшем случае составляет $O(v \log v)$. Однако, если проанализировать таблицу, то очевидно, что число вершин, для которых обновляются указатели не соизмеряется с ростом функции $v \log v$. Значения $KSUZL$ в таблице для числа вершин v от 1000 до 12000 изменяются неравномерно от 1040 до 2754, а среднее число обновлений указателей за одну операцию слияния $\lceil KSUZL / KSLI \rceil$ изменяется в пределах от 5 до 8, где $\lceil \cdot \rceil$ — знак округления числа до ближайшего целого. Выразить функцию для числа обновлений указателей через параметры исходного графа v и e затруднительно, поэтому запишем ее в виде некоторой медленно растущей функции вида $\beta(KSUZL / KSLI, v)$. Ожидаемую полную сложность алгоритма $LINK$ без сложности сортировки e ребер запишем в виде $O(e' + v + KSLI\beta(KSUZL / KSLI, v))$ для связных и $O(e + v + KSLI\beta(KSUZL / KSLI, v))$ для несвязных графов, причем $KSLI \cong 0,02 e' \cong 0,02 \cdot 0,0025 e \cong 0,00005 e$ является малой величиной по сравнению с e .

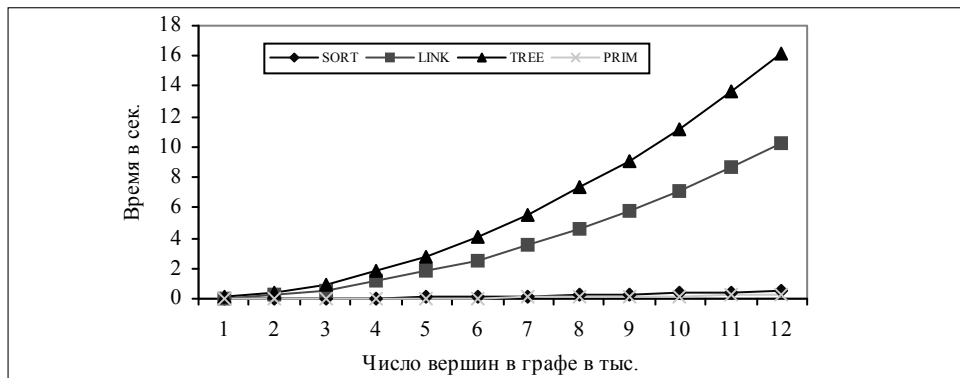


Рис. 3. Сравнение времени работы алгоритмов на несвязных графах с полными изолированными подграфами в зависимости от числа вершин в графе

В древовидной реализации MST-алгоритма Краскала (алгоритм $TREE$) каждая из операций $KPUS$, $KPRI$, $KNOV$, $KSLI$ имеет сложность $O(1)$ и выполняется в процедуре merge/union. Общая сложность этих операций составит $O(e')$ и $O(e)$ для связных и несвязных графов соответственно. Сложность операций make set составляет $O(v)$. Операции find set выполняются для каждого ребра дважды, т.е. имеем $2e'$ или $2e$ входов в процедуру find set. Сложность обновления указателей в древовидной структуре с операциями объединения по рангу и сжатия пути (для сжатия пути применяется двойной проход от листа до корня дерева) определяется как $\alpha(e', v)$ или $\alpha(e, v)$, где $\alpha(\cdot, \cdot)$ — очень медленно растущая инверсная функция Аккермана. Поэтому сложность древовидной реализации MST-алгоритма $TREE$ без сложности сортировки ребер составит $O(e' + v + e'\alpha(e', v))$ или $O(e + v + e\alpha(e, v))$. В работах Тарьяна и ван Леувена [27, 28] были рассмотрены также однопроходные варианты эвристик со сжатием пути. Однако, по

нашему мнению, сложность однопроходных процедур *find set* на практике не будет сильно отличаться от двухпроходных, так как в оценках однопроходных процедур скрыты дополнительные константы накладных расходов на их реализацию.

Определенный интерес представляет скорость роста функции $KSLI\beta(KSUZL/KSLI, v)$ и в алгоритме Краскала. Тарьян показал [28], что полученная им оценка $O(m\alpha(m, v))$, где $m = e'$ или $m = e$ асимптотически неулучшаема.

В настоящей работе мы экспериментально показали, что в практических случаях алгоритм *LINK*, реализованный на списочных структурах с использованием массивов работает не хуже чем алгоритм, основанный на древовидных АД с использованием операций сжатия пути и объединения по рангу.

На рис. 4 показано число операций производимых для обновления указателей алгоритмами *LINK* (*KSUZL*) и *TREE* (*KSUZT*) для данных из таблицы.

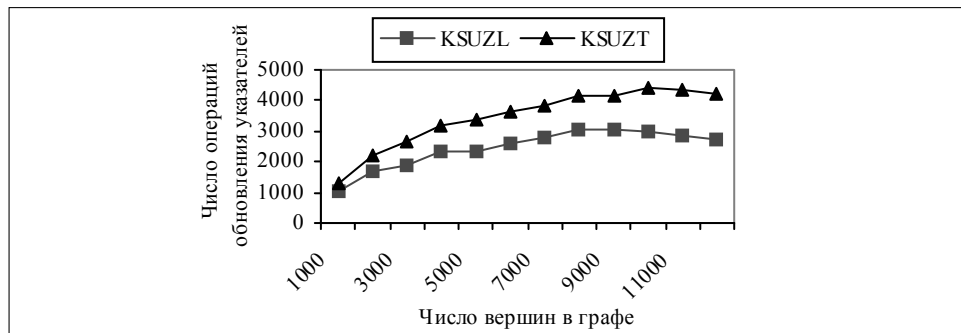


Рис. 4. Сравнение алгоритмов *LINK* (*KSUZL*) и *TREE* (*KSUZT*) по числу операций обновления указателей при построении MST-дерева на полных связных графах

ВЫВОДЫ

Подводя итог по оценке сложности алгоритмов *SORT*, *LINK* и *TREE* можно сделать следующие выводы:

1. Для связных графов практическая временная сложность обоих алгоритмов построения MST-дерева с «карманной» сортировкой (*bucket sort*) весов ребер составляет $O(e)$ операций, так как значения $KSLI\beta(KSUZL/KSLI, v)$, $e'\alpha(e', v)$, $(e' + v)$ нуль сравнимы со значением e , где e' — число просмотренных отсортированных ребер графа для построения MST-дерева.

2. Для несвязных графов сложность построения MST-леса с «карманной» сортировкой и использованием алгоритма *LINK* — $O(e + v + e + KSLI\beta(KSUZL/KSLI, v))$, использованием алгоритма *TREE* — $O(e + v + e + e\alpha(e, v))$, но $KSLI\beta(KSUZL/KSLI, v)$ на практике растет медленнее, чем $e\alpha(e, v)$.

3. Во всех прогонах алгоритм *LINK* оказывался немного быстрее алгоритма *TREE*.

4. Сложность предложенного алгоритма построения MST-дерева для связных графов с использованием алгоритмов *SORT* и *LINK* порядка $O(e)$ получена для практических случаев. В то же время до сих пор не известно о существовании алгоритма построения MST, для которого строго доказано, что его временная сложность составляет $O(e)$ в среднем или в худшем случае для разреженных графов. Поэтому разработка алгоритмов с гарантированной линейной оценкой для разреженных графов все еще остается недостижимой целью [14]. Интенсивному изучению подверглись различные варианты алгоритма Борувки как базиса алгоритмов для вычисления MST на сильно разреженных графах за почти линейное время, а также рандомизированные алгоритмы поиска MST, математическое ожидание времени работы которых сравнимо с $O(e + v)$ [15]. Такие исследования вселяют надежду на успех и будоражат энтузиазм разработчиков более быстрых алгоритмов построения MST.

5. В целом эксперимент показал высокую вычислительную эффективность алгоритмов, которые могут с успехом применяться при решении практических задач определения оптимальных остовных деревьев (лесов) для графов и сетей большой размерности. В частности, предложенные алгоритмы могут быть включены в состав типового инструментария разработчика программ и использоваться при решении различных задач анализа и проектирования коммуникационных сетей.

ЛИТЕРАТУРА

1. Boruvka O. O jistém problému minimálním // Práce Moravské Prirodovedecké Společnosti. — 1926. — 3. — P. 37–58.
2. Nešetřil J.E., Milková H., Nešetřilová. Otakar Borůvka on minimum spanning tree problem: translation of both the 1926 papers, comments, history // Discrete Mathematics. — 2001. — 233 (1–3). — P. 3–36.
3. Jarník V. O jistém problému minimálním // Práce Moravské Prirodovedecké Společnosti. — 1930. — 6. — P. 57–63.
4. Prim R.C. Shortest Connection Networks and Some Generalizations // Bell Syst. Tech. J. — 1957. — 36. — P. 1389–1401.
5. Dijkstra E. A note on two problems in connexion with graphs // Num. Math. — 1959. — 1. — P. 269–271.
6. Kruskal J.B. On the Shortest Spanning Subtree of a Graph and the Traveling Salesman Problem // Proc. Amer. Math. Soc. — 1965. — 7. — P. 48–50.
7. Loberman H., Weinberger A. Formal procedures for connecting terminals with a minimum total wire length // Journal of ACM. — 1957. — 4. — P. 428–437.
8. Sollin M. Le tracé de canalisation // Programming, Games, and Transportation Networks (in French). — 1965.
9. Tarjan R.E. Data Structures and Network Algorithms. — Philadelphia: Society for Industrial and Applied Mathematics, 1983.
10. Graham R.L., Hell P. On the History of the Minimum Spanning Tree Problem // Annals of the History of Computing. — 1985. — 7(1). — P. 43–57.
11. Кнут Д. Искусство программирования для ЭВМ. Т.3 (Сортировка и поиск). — М.: Мир, 1978. — 800 с.
12. Ahuja R.K., Orlin J.B., Magnanti T.L. Network flows: theory, algorithms, and applications. — New Jersey: Prentice-Hall, Inc. Upper Saddle River, 1993. — 846 p.

13. Ахо А., Дж. Хопкрофт, Дж. Ульман. Структуры данных и алгоритмы: Пер. с англ.: Уч. пос. — М.: Издательский дом «Вильямс», 2000. — 384 с.
14. Седжвик Р. Фундаментальные алгоритмы на С++. Алгоритмы на графах: Пер. с англ. — СПб: ООО «ДиаСофтЮП», 2002. — 496 с.
15. Кормен Т., Лейзерсон Ч., Ривест Р., Штайн К. Алгоритмы: построение и анализ, 2-е издание: Пер. с англ. — М.: Издательский дом «Вильямс», 2005. — 1296 с.
16. Mehlhorn K., Sanders P. Algorithms and Data Structures. The Basic Toolbox. — Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2008. — 305 p.
17. Boost.org. Boost C++ Libraries. — www.boost.org.
18. LEDA (Library of Efficient Data Types and Algorithms). — www.algorithmic-solutions.com.
19. Goodrich M.T., Tamassia R. JDSL — the data structures library in Java. — <http://www.jdsl.org/>.
20. Васянин В.А. О вычислительной эффективности одного алгоритма для нахождения основного леса графа с минимальным (максимальным) весом // Экологічна безпека та природокористування: Зб. наук. праць. — Київ, 2009. — Вип. 4. — С. 155–169.
21. Tarjan R.E. Efficiency of a good but not linear set union algorithm // Journal of the ACM. — 1975. — 22, № 2. — P. 215–225.
22. Gabow H.N., Galil Z., Spencer T., Tarian R.E. Efficient algorithms for finding minimum spanning trees in undirected and directed graphs // Combinatorica. — 1986. — 6. — P. 109–122.
23. Chazelle B. The Soft Heap: An Approximate Priority Queue with Optimal Error Rate // Journal of the ACM. — 2000. — 47. — P. 1012–1027.
24. Chazelle B. A minimum spanning tree algorithm with inverse-Ackermann type complexity // Journal of the ACM. — 2000. — 47. — P. 1028–1047.
25. Pettie S., Ramachandran V. An optimal minimum spanning tree algorithm // In 7th International Colloquium on Automata, Languages and Programming: of Lecture Notes in Computer Science, Springer, 2000. — 1853. — P. 49–60.
26. Pettie S., Ramachandran V. Randomized minimum spanning tree algorithms using exponentially fewer random bits // ACM Transactions on Algorithms. — 2008. — 4, № 1. — P. 1–27.
27. Tarjan R.E., Leeuwen J.V. Worst-Case Analysis of Set Union Algorithms // J. of the ACM. — 1984. — 31, № 2. — P. 245–281.
28. Tarjan R.E. Amortized computational complexity // SIAM J. on Algebraic and Discrete Methods. — 1985. — 6, № 2. — P. 306–318.

Надійшла 15.06.2014

КОНЦЕПТУАЛЬНЕ МОДЕЛЮВАННЯ СПАЛАХІВ ЛІСОВИХ ПОЖЕЖ НА ОСНОВІ ОНТОЛОГІЧНОГО ПІДХОДУ DATAMINING. ЧАСТИНА 2

**М. РАДОВАНОВІЧ, Я.І. ВИКЛЮК, М. МІЛЕНКОВІЧ, А. ЙОВАНОВІЧ,
Д. ВУКОВІЧ, М. СТЕВАНЧЕВІЧ, Н.О. МАЦЮК, Т.Б. ЛЕКО**

Протестовано геліоцентричну гіпотезу причин спалахів лісових пожеж. Знайдено докази кореляції між раптовим надходженням заряджених частинок з боку сонця і виникненням лісових пожеж із затримкою від одного до чотирьох днів. Проведено порівняльний аналіз методів ANFIS та нейронних мереж в задачі пошуку функціональної залежності між виникненням лісових пожеж і факторами, що характеризують сонячну активність. Для цієї мети використано декілька методів аналізу (методи усунення сезонності, *R/S* аналіз, DataMining) для встановлення потенційних зв'язків між коливаннями певних параметрів, що характеризують сонячну активність, і виникненням лісових пожеж з врахуванням затримки в часі. Знайдено наявність взаємозв'язку і розроблено прогностичний сценарій, заснований на ANFIS та нейромережових технологіях. Ці методи, в деяких випадках, дозволяють досягнути точності прогнозування до 93%.

НЕЙРОННІ МЕРЕЖІ

У роботі було досліджено два типи багат шарових нейронних мереж:

- нейронні мережі з прямим поширенням помилки;
- нейронні мережі із зворотнім поширенням помилки.

Для визначення необхідної кількості нейронів були використані емпіричні формули [1]:

$$\frac{mN}{1 + \log_2 N} \leq L_w \leq m \left(\frac{m}{N} + 1 \right) (n + m + 1), \quad (1)$$

$$L = \frac{L_w}{n + m}, \quad (2)$$

$$\frac{N}{10} - n - m \leq L \leq \frac{N}{2} - n - m, \quad (3)$$

$$2(L + n + m) \leq N \leq 10(L + n + m), \quad (4)$$

де N — число елементів навчальної вибірки, m — розмірність вихідного сигналу, n — розмірність вхідного сигналу, L_w — необхідне число синаптичних ваг, L — кількість елементів масиву.

У нашому випадку навчальна вибірка містить 7 входів ($n = 7$) і 1 вихід ($m = 1$). Число елементів навчальної вибірки залежить від лагу, при збільшенні якого зменшується кількість елементів навчальної вибірки (табл. 1).

Таблиця 1. Залежність числа елементів навчальної вибірки від лагу

lag	0	1	2	3	4	5
<i>N</i>	710	706	702	698	694	690

У результаті розрахунків було отримано: $63 \leq L \leq 347$. Отже, сумарна кількість нейронів має бути більшою за 63 та меншою за 347. Тому в розрахунках було використано нейронні мережі, що містять 50×50 та 60×60 нейронів у прихованих прошарках для двох типів вищезазначених нейронних мереж (рис. 1).

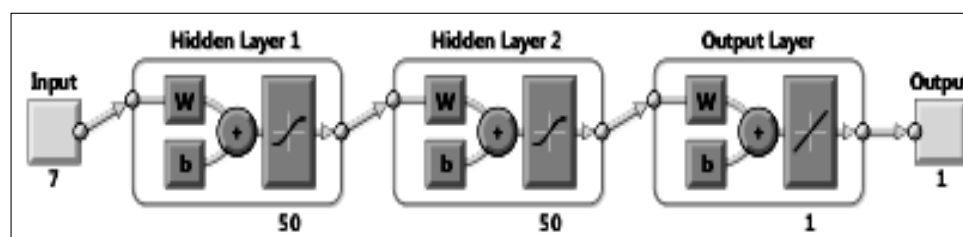


Рис. 1. Схема нейронної мережі з 7 входами та 1 виходом розмірністю 50×50

ГІБРИДНІ НЕЙРОННІ МЕРЕЖІ (ANFIS)

ANFIS — нейронна мережа, що базується на основі нечіткої системи виводу Такагі-Сугено. Ця система виведення містить набір нечітких *If-Then* правил, які отримують під час навчання на великих базах даних на основі нелінійних функцій [2–3]. Ці методи добре зарекомендували себе в моделюванні складних соціальних систем у наших попередніх роботах [4].

Для побудови нечіткої моделі всі вхідні параметри представлено як лінгвістичні змінні. Як було зазначено, у досліджуваній системі наявні нелінійні зв'язки, тому кожний терм у всіх лінгвістичних змінних описується нелінійними Гаусівськими функціями належності. Як показали тестові розрахунки, найкращий результат отримувався при кількості 3-х термів у кожній лінгвістичній змінній для кожного X_i (21 терм для кожної моделі). У випадку 2-х термів моделі не були адекватними. Якщо ж цих термів більше, ніж 3, кількість емпіричних параметрів перевищує обсяг навчальної вибірки, що унеможливує процес навчання. Як метод виведення нечіткої системи, було обрано функцію Сугено нульового порядку. Методом навчання був гібридний спосіб, що об'єднує метод зворотного поширення помилки з методом найменших квадратів. У результаті було отримано продуктивні бази знань, що містять 6561 нечітке правило.

РЕЗУЛЬТАТИ РОЗРАХУНКІВ

Отже, у результаті навчання для кожного з шести лагів було отримано по 4 моделі на основі нейронних мереж (всього 24) та по 1 (всього 6) на основі

ANFIS для великих і малих пожеж відповідно (разом: 48 — нейронні мережі, 12 — ANFIS). Як відомо, результат навчання нейромережі залежить від конфігурації, методу навчання, стохастичних параметрів. Результат навчання ANFIS характеризується більшою стійкістю під час навчання. Тому для аналізу були взяті усереднені дані для 4-х нейронних мереж. Як було показано в роботі [5], такий підхід дозволяє відсіяти випадкові флуктуації у функціонуванні нейронних мереж, а, отже, досягти кращих результатів. Для перевірки точності моделей було проведено кореляційний аналіз між реальними значеннями кількості пожеж $\tilde{F}^{\text{small}(\text{large})}$ і прогнозованими за допомогою моделей $M_L^{\text{small}(\text{large})}$ для кожного лагу окремо. Це дало змогу встановити інтервал часу між початком лісових пожеж та сонячною активністю (рис. 2).

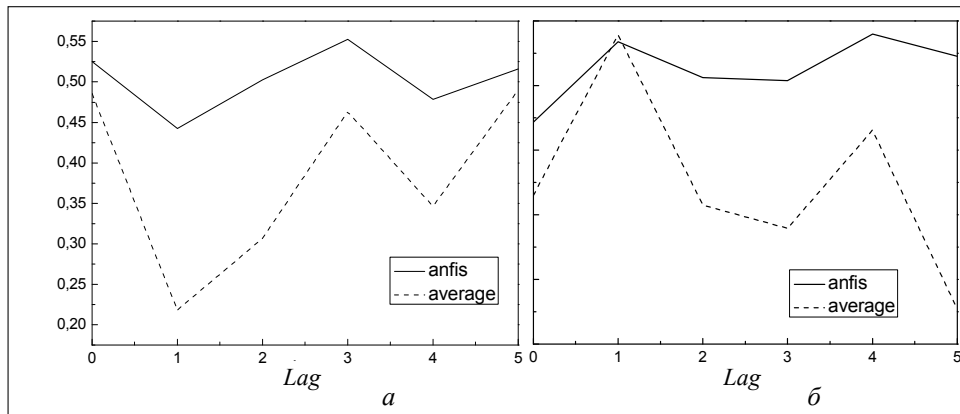


Рис. 2. Залежність коефіцієнта кореляції від лагу L : a — $\tilde{F}^{\text{small}(\text{large})}$, b — $M_L^{\text{small}(\text{large})}$

Як видно з рис. 2, коефіцієнти кореляції для моделі на основі ANFIS є більшими за нейронні мережі. Крім того видно, що на графіках спостерігаються схожі тенденції, зокрема у випадку великих пожеж наявні незначні піки для $lag = 1, 4$. Отже, можна дійти висновку, що існує затримка в 1 або 4 доби від початку сонячної активності і настанням великих лісових пожеж, що спричинені нею. Аналогічна ситуація спостерігається для невеликих пожеж. Однак максимальна кореляція спостерігається при $lag = 0, 3$. Як видно з графіку ANFIS, різниця між коефіцієнтами кореляції є незначною. Натомість нейромережі демонструють більшу «чутливість» до лагу, незважаючи на те, що абсолютні значення коефіцієнта кореляції є меншими. Для перевірки отриманого висновку про залежність від часового лагу було проведено порівняльний аналіз збігів числа малих і великих лісових пожеж між реальними даними та моделями (рис. 3). Також було проаналізовано помилкові піки та відмінність амплітуди піків.

За даними з рис. 3 всі моделі дають можливість пояснити основний вплив сонячної активності на малі та великі лісові пожежі. Модельні піки за положенням та амплітудою є близькими до реальних. Це вказує на достовір-

ність цих моделей. Однак для точного аналізу необхідно кількісно підрахувати вищезазначені показники.

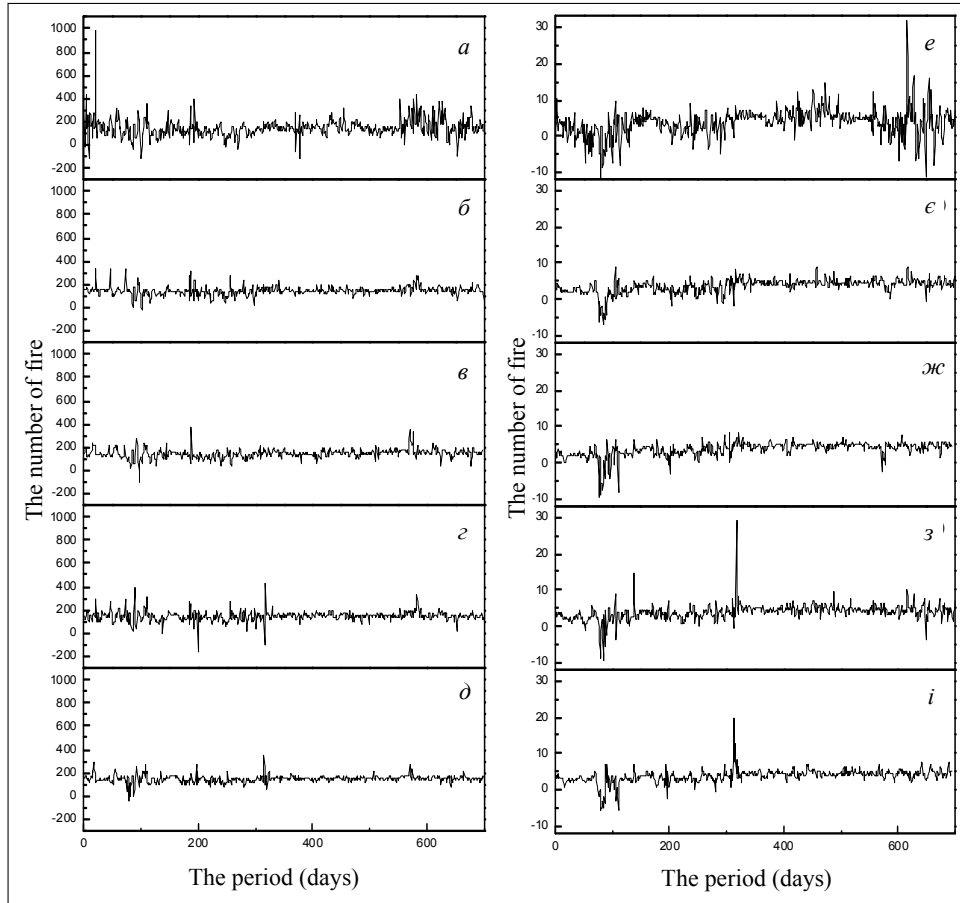


Рис. 3. Порівняння результатів моделювання з реальними даними. Малі пожежі: *a* — реальні дані, *б* — ANFIS ($lag = 0$), *в* — ANFIS ($lag = 3$), *г* — нейронні мережі ($lag = 0$), *д* — нейронні мережі ($lag = 3$). Великі пожежі: *e* — реальні дані, *e¹* — ANFIS ($lag = 1$), *ж* — ANFIS ($lag = 4$), *з¹* — нейронні мережі ($lag = 1$), *i* — нейронні мережі ($lag = 4$)

Для перевірки точності результатів, було проведено порівняльний аналіз між числом, положенням, амплітудою реальних спалахів пожеж (піки на рис. 3, (*a*, *e*)) і спалахами пожеж, що прогнозуються моделями (піки на рис. 3. (*б*, *в*, *г*, *д*, *e¹*, *ж*, *з¹*, *i*)). Розглянемо два випадки:

- порівняльний аналіз прогнозованих спалахів пожеж з точністю в межах доби (тобто прогноз вважається правильним, якщо пожежа настає у той самий день, що й згідно з прогнозом);
- порівняльний аналіз прогнозованих спалахів пожеж з точністю в межах однієї однієї доби (тобто, якщо модель передбачає спалах пожежі наприклад у середу, а реальна пожежа сталась у проміжку з вівторка до четверга, то прогноз вважається точним).

Результати розрахунків наведено в таблиці 2 та 3.

Таблиця 2. Аналіз точності пожеж, проведених методом ANFIS

Lag	Реальна кількість пожеж	Прогнозовані спалахи пожеж	Пояснені моделлю спалахи пожеж з точністю 1 доба		Середня різниця в амплітуді	Помилкові піки з точністю 1 доба		Не пояснені моделлю спалахи пожеж	Пояснені моделлю спалахи пожеж з точністю ± 1 доба		Середня різниця в амплітуді	Помилкові піки з точністю ± 1 доба		
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	
Малі пожежі														
0	207	189	73	35%	-4,6%	116	61%	48	23%	169	82%	-4,4%	20	11%
1	206	187	59	29%	-7,7%	128	68%	53	26%	170	83%	-3,4%	17	9%
2	204	197	78	38%	-5,1%	119	60%	44	22%	178	87%	-3,4%	19	10%
3	202	185	78	39%	-5,1%	107	58%	41	20%	170	84%	-2,1%	15	8%
4	202	180	65	32%	-1,2%	115	64%	42	21%	162	80%	-2,9%	18	10%
5	201	182	76	38%	6,7%	106	58%	38	19%	159	79%	-4,1%	23	13%
Великі пожежі														
0	229	191	71	31%	11,6%	120	63%	55	24%	186	81%	-6,2%	5	3%
1	229	210	82	36%	2,1%	128	61%	60	26%	210	93%	2,3%	0	0%
2	226	194	75	33%	-1,9%	119	61%	52	23%	194	86%	2,8%	0	0%
3	225	189	66	29%	-2,4%	123	65%	58	26%	188	88%	13,7%	1	1%
4	223	193	69	31%	33,1%	124	64%	56	25%	177	79%	3,2%	16	8%
5	222	197	71	32%	13,3%	126	64%	56	25%	189	85%	22,3%	8	4%

Таблиця 3. Аналіз точності пожеж, проведених методом нейронних мереж

Lag	Реальна кількість пожеж	Прогнозовані спалахи пожеж	Пояснені моделлю спалахи пожеж з точністю 1 доба		Середня різниця в амплітуді	Помилкові піки з точністю 1 доба		Не пояснені моделлю спалахи пожеж	Пояснені моделлю спалахи пожеж з точністю ± 1 доба		Середня різниця в амплітуді	Помилкові піки з точністю ± 1 доба		
1.	2.	3.	4.	5.	6.	7.	8.	9.	10.	11.	12.	13.	14.	
Малі пожежі														
0	207	204	88	43%	-7,4%	116	57%	39	19%	185	89%	0,6%	19	9%
1	206	187	70	34%	-7,4%	117	63%	54	26%	164	80%	6,6%	23	12%
2	204	196	75	37%	-3,4%	121	62%	40	20%	171	84%	-1,4%	25	13%
3	202	207	85	42%	-5,3%	122	59%	41	20%	185	92%	1,5%	22	11%
4	202	197	74	37%	-8,4%	123	62%	47	23%	175	87%	3,3%	22	11%
5	201	204	75	37%	7,7%	129	63%	49	24%	182	91%	-1,0%	22	11%
Великі пожежі														
0	229	176	57	25%	39,03%	119	68%	59	26%	175	76%	-7,63%	1	1%
1	229	201	82	36%	-2,92%	119	59%	54	24%	197	86%	11,56%	4	2%
2	226	198	68	30%	0,27%	130	66%	63	28%	196	87%	8,75%	2	1%
3	225	179	73	32%	22,74%	106	59%	48	21%	169	75%	6,52%	10	6%
4	223	193	68	30%	-9,68%	125	65%	60	27%	180	81%	2,75%	13	7%
5	222	186	54	24%	7,87%	132	71%	63	28%	178	80%	-2,58%	8	4%

Як видно з табл. 2–3, розроблені моделі характеризуються високою точністю прогнозу в наближенні однієї доби (стовпець 4). Найбільша точність прогнозу невеликих пожеж спостерігається при $lag = 0$ та $lag = 3$ (також високою є точність для $lag = 5$). У випадку великих пожеж найбільш точними виявились моделі з $lag = 1$. Моделі на основі ANFIS показують також високу точність для лагу 4 та 5. ANFIS моделі можуть передбачити до 39% малих пожеж і 36% великих пожеж з точністю прогнозу в одну добу. Моделі на основі нейронних мереж показують більшу точність для прогнозу малих пожеж — 43%. У випадку великих пожеж точність залишається такою самою. Отже, ці результати підтверджують попередні висновки кореляційного аналізу (рис. 2) в розрізі залежності від часової затримки. Тобто затримка між спалахом на сонці та спалахом малих пожеж становить 0 або 3 доби, що свідчить про наявність декількох механізмів, які призводять до спалаху лісових пожеж. Стосовно великих пожеж — затримка становить одну добу (підтверджено 3-ма моделями) 4–5 діб (підтверджено 2-ма моделями).

Якщо ж розглядати точність у межах ± 1 доби, то результати прогнозу стають надзвичайно оптимістичними (стовпець 8): за допомогою ANFIS можна отримати прогноз до 87 % малих пожеж ($lag = 2$) і 93 % великих пожеж ($lag = 1$). Нейронні мережі показали знову більшу точність для малих пожеж: до 89% ($lag = 0$) та 92% ($lag = 3$). У випадку великих пожеж прогноз дещо гірший: 86–87% ($lag = 1$ та 2). Отже, у цій точності прогнозу менш ніж 21% (100% — колонка 8) спалахів лісових пожеж не залежить від активності сонця.

Варто зазначити, що якщо розглядати точність прогнозу в межах однієї доби, то в середньому до 57–65% прогнозованих моделлю спалахів пожеж (для встановлених «точних» лагів) на практиці не спостерігаються (колонка 6 табл. 2–3). Ці помилкові прогнози властиві як великим, так і малим пожежам. Однак на практиці важливіше знати, скільки реальних пожеж розроблені моделі не в змозі передбачити. Щоб перевірити це, було підраховано кількість випадків, коли на графіку реальних пожеж спостерігалися піки, а на модельних графіках значення було нижче за середнє (колонка 7, табл. 2–3). За розрахунками, тільки 19–26% реальних спалахів малих пожеж не можуть бути передбачені розробленими моделями. Для великих пожеж це число складає приблизно 23–27%.

Однак, якщо точність передбачення складає ± 1 добу, то кількість помилкових піків є меншою за 13 % для всіх розрахунків (10 стовпець). Також відсутні спалахи реальних пожеж, що неможливо передбачити.

Цікавою є інформація щодо прогнозованої амплітуди піків у порівнянні з реальними піками на рис. 3. Тобто, як співвідноситься кількість прогнозованих спалахів пожеж у конкретний день з реальною кількістю пожеж, зареєстрованими в цей самий день. Як показано в табл. 2–3 (5 колонка), у випадку невеликих пожеж амплітуда, зазвичай, є меншою в середньому на 5%, ніж фактичне число спалахів для ANFIS моделей. Нейронні мережі показують дещо гірший результат — (–7%). Якщо прогноз зроблено в наближенні ± 1 доба, то похибка інтенсивності є меншою: (–4) – (–2) % для ANFIS та в межах (–1%)–(–3%) для нейронних мереж (9-й стовпець).

Для великих пожеж — інша ситуація. У випадку «точних» лагів ($lag = 1$), спостерігається найменша похибка по амплітуді: від -2% до 2% (5 колонка). Для $lag = 4$ та 5 спостерігається сильніше відхилення по амплітуді аж до 33% для ANFIS та -9% – 8% для нейронних мереж. У разі точності прогнозу в наближенні ± 1 доба, похибка амплітуди складе від -7% до $+22\%$. Однак для «точних» lag ця помилка складе: $2-3\%$ для ANFIS та $3-11\%$ для нейронних мереж.

Незважаючи на точність прогнозування, як по часу так і по амплітуді, ці моделі не дозволяють передбачати географічне положення джерел пожеж. Причина полягає у відсутності геопросторової інформації в навчальній вибірці. Цей недолік може бути усунено, якщо долучити цю інформацію до бази даних.

Для визначення ступеня залежності кількості спалахів пожеж від зміни вхідних параметрів, було проведено аналіз чутливості. Оскільки результати моделювання методами ANFIS та нейронних мереж показали схожі результати, аналіз чутливості було проведено саме для ANFIS моделей для «точних» лагів. Для цього, значення всіх вхідних факторів усереднюються і досліджується залежність кількості спалахів пожеж, що прогнозує модель, від послідовних змін кожного фактора. Результати цього аналізу представлено на рис. 4.

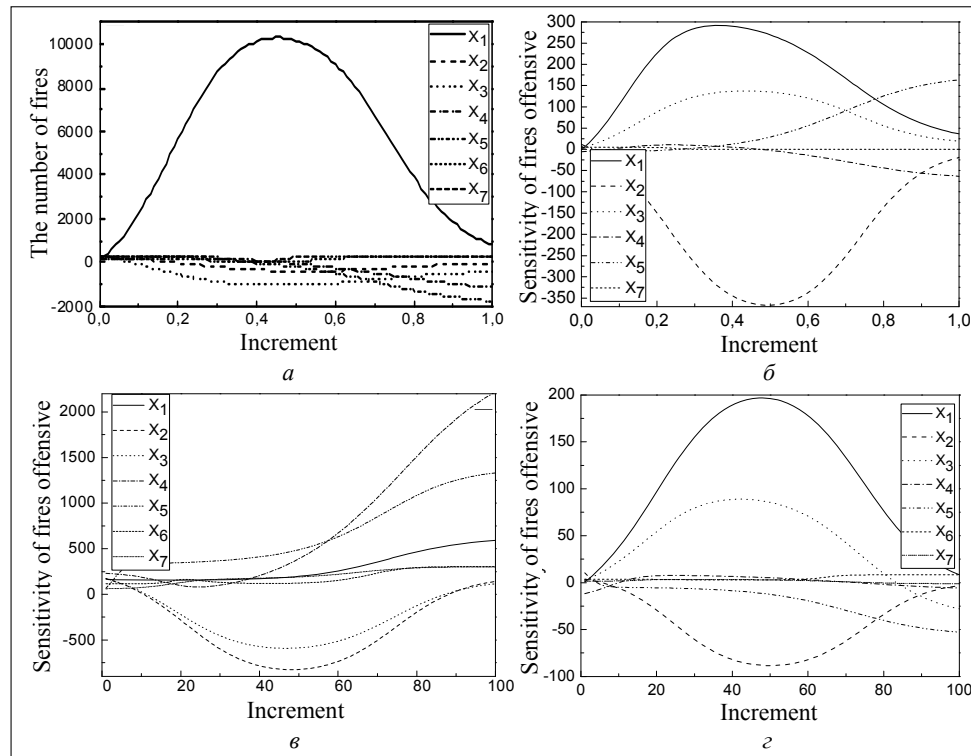


Рис. 4. Залежність кількості пожеж від почергової зміни факторів моделей X_i . Малі пожежі: a — $lag = 0$, $в$ — $lag = 3$, великі пожежі: $б$ — $lag = 1$, $г$ — $lag = 4$

На рис. 4 продемонстровано, що залежність кількості спалахів лісових пожеж від вхідних параметрів є нелінійною. Зокрема, невеликі пожежі є найбільш чутливими до X_1 ($lag = 0$). Залежність від останнього парамет-

ру має квадратичну форму. Коли активність X_1 збільшується від середнього значення 0,008 до 0,5, прогнозована кількість пожеж стрімко зростає. Збільшення цього фактора від 0,5 до 1 призводить до їх зменшення. Це можна пояснити тим, що такого великого збільшення зазначеного параметру без зміни інших факторів ніколи раніше не спостерігалось. Тому діапазон 0,5–1 є неможливим у природі і висновки моделі по ньому можуть не братись до уваги. Параметри $X_2 - X_7$ практично не впливають на кількість невеликих пожеж. Зовсім інша ситуація спостерігається для $lag = 3$ (рис. 4. в). Найбільш чутливим є параметр X_5 : у діапазоні від 0 до 0,1. Від 0,1 до 0,5 цей фактор не впливає на пожежі. Після 0,5, збільшення цього фактора знову призводить до різкого збільшення пожеж. Однак після 0,6 найбільш впливовим параметром стає X_4 .

Інша ситуація спостерігається для великих лісових пожеж. Залежності для $lag = 1$, $lag = 4$ є схожими. Як видно з рис. 4 б, з, найбільш вагомими параметрами є X_1 та X_3 , залежність кількості великих пожеж від їх почергової зміни є аналогічною для X_1 у випадку невеликих пожеж. Залежність від X_5 має експоненційну форму. Як видно з рис. 4 б, кількість великих пожеж стрімко зростає, коли X_5 стає більшою за 0,5 (це характерно лише для $lag = 1$).

Така поведінка потребує подальших експериментальних та теоретичних досліджень для підтвердження чи спростування отриманих висновків.

ВИСНОВОК

У роботі знайдено докази щодо наявності нелінійних зв'язків між настанням лісових пожеж і сонячною активністю. Це дало змогу використати нелінійні методи SoftComputing також для встановлення аналізу функціональних залежностей між ними. Було показано, що між збільшенням сонячної активності і спалахами лісових пожеж існують періоди затримки, які становлять від однієї до декількох діб у випадку великих пожеж. Це дає можливість передбачити настання пожеж і вжити заходів щодо їх запобігання. На основі розроблених нейромережових моделей є можливість передбачити до 89% займань невеликих лісових пожеж у день спалаху на сонці й до 92% із затримкою в 3 доби. У той самий час точність прогнозу для великих пожеж із затримкою в один день становить 93% (для ANFIS). Це справедливо у випадку прогнозування з точністю ± 1 доба. У випадку прогнозування з точністю 1 доби, точність прогнозу спадає до 36–43% і відповідно збільшується кількість помилкових піків. Незважаючи на це, лише 22% випадків пожеж сучасні методи SoftComputing передбачити не можуть. Також варто зазначити, що у всіх випадках відносна похибка під час прогнозування амплітуди кількості пожеж становить менше 5%.

На противагу цьому, варто зазначити, що в постановці задачі існують певні недоліки, які відобразились у результатах. Наприклад, якщо супутник вимірює збільшення потоку будь-якого параметра сонячної активності, це

не означає, що заряджені частинки вступають у контакт з рослинною масою. Навіть якщо довести в лабораторії, що вони можуть викликати початкову фазу займання, це не обов'язково означатиме, що будь-який раптовий потік частинок потрапить на територію США. Натомість база даних містить цілодобову інформацію про спалахи на сонці і лише інформацію про спалахи пожеж в США. Тобто для збільшення адекватності та точності моделі треба враховувати спалахи пожеж на всій території Земної кулі або брати до уваги тільки ті спалахи, які зумовили вплив на територію США. Крім того, коли проходження атмосфери високоенергетичними частинками відбувається в умовах підвищеної вологості і/або хмарності, вони, як правило, не досягають поверхні Землі за рахунок поглинання [6].

За розрахунками, від моменту реєстрації потоку заряджених частинок до спалаху лісової пожежі проходить певний час. Лише для невеликих пожеж лаг становить 0 днів. Повторна активізація спалахів малих пожеж відбувається із затримкою 2–3 доби, а великих — 1 доба. Така особливість потребує подальших досліджень.

З іншого боку, виникають проблеми реєстрації кількості невеликих пожеж в США. Це пов'язано з тим, що велика частина території цієї країни є ненаселеною. З іншого боку, великі пожежі можуть утворюватися зі злиття декількох малих. Про це теж відсутня інформація.

Як видно з рис. 3 і табл. 2 та 3, результати досліджень слабо залежать від часових затримок (лагу). Різниця між результатами кореляції коливається в межах 10% – 30% залежно від лагу. Це може бути зумовлено такими факторами:

- У роботі досліджуються лісові пожежі, що зареєстровані на території Сполучених Штатів. Різниця в кліматі та атмосферних умовах через велику територію країни, а також у рослинному покриві, призводить до різних інерційних процесів займання. Це, у свою чергу, «ослаблює» залежність від часової затримки.
- Спалахи пожеж також залежать від інших чинників, а не лише від сонячної активності, однак вони не були включені до моделей.
- Спалахи пожеж можуть бути пов'язані з коливаннями клімату, погоди та інших стохастичних факторів, які не враховані в моделях.

Однак, незважаючи на відносну точність прогнозування за допомогою розроблених моделей на основі *ANFIS* та *нейронних мереж*, для остаточного підтвердження запропонованої гіпотези, необхідно провести експериментальні лабораторні дослідження. У наступних теоретичних дослідженнях планується провести прогнозування місця і часу займання лісової пожежі. Практична цінність результатів полягає в тому, що з'являється можливість передбачити та повідомити про потенційну небезпеку і відповідно ужити запобіжні заходи для її усунення.

Подяка: Ці результати є частиною проекту Ш47007, заснованого Міністерством освіти і науки Республіки Сербія. Изд-во СОЛОН-пресс,

ЛІТЕРАТУРА

1. Дьяконов В.П. MatLab 6.5 SP1 (7.0). Simulink 5/6. Основы применения, Изд-во СОЛОН-пресс, 2005. — 800 с.

2. *Abraham A.* Adaptation of Fuzzy Inference System Using Neural Learning. In *Fuzzy Systems Engineering: Theory and Practice* (eds. Nedjah, N. & de Macedo Mourelle, L.). Springer Verlag, 2005. — P. 53–83.
3. *Mohandes M., Rehman S.* Estimation of wind speed profile using adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS) // *Appl. Energy*. — 2011. — 88(11). — P. 4024–4032.
4. *Vyklyuk Y.* Simulation of spatial form of urban systems by diffusion methods // *Journal of the Geographical Institute «Jovan Cvijic» SASA*. — 2013. — **63**, № 1. — P. 89–100. — № 2. — P. 67–77.
5. *Yaroslav Vyklyuk, Darko Vuković, Ana Jovanović.* Forex prediction with neural network: usd/eur currency pair // *Actual Problems of Economics*. — 2013. — № 10. — P. 261–273.
6. *Labitzke K.* The global signal of the 11-year sunspot cycle in the atmosphere: When do we need the QBQ? *Meteorolog. Zeitschrift*. — 2003. — 12(4). — P. 209–216.

Надійшла 02.06.2014

**ХАРАКТЕР СВЯЗАНОСТИ ЭЛЕМЕНТОВ СИСТЕМЫ
ОБЕСПЕЧЕНИЯ БЕЗОПАСНОСТИ
ГИДРОТЕХНИЧЕСКИХ СООРУЖЕНИЙ**

А.Б. КАЧИНСКИЙ, Н.В. АГАРКОВА

Рассмотрено применение методов структурного анализа систем для исследования функционирования системы безопасности гидротехнических сооружений (ГТС). С помощью Q -анализа представлены основные принципы построения модели связанности системы обеспечения безопасности ГТС на примере двух множеств: множества угроз и множества мер по предупреждению разрушения ГТС. Исследована связанность элементов данной системы. Рассчитаны числовые значения эксцентриситетов, p -дыр и проанализированы степени сложности комплекса элементов системы безопасности. Принимая во внимание системный характер безопасности, сделан вывод, что элементы двух множеств системы безопасности ГТС — множества угроз и множества мер по предупреждению разрушения ГТС — взаимосвязаны и составляют основу системы обеспечения их безопасности.

ВВЕДЕНИЕ

В настоящее время математические методы теории систем широко используются во всех областях науки и техники. Особенно актуальны они при исследовании объектов критической инфраструктуры.

Установлено, что причинами разрушения гидротехнических сооружений (ГТС) могут быть как природные явления, так и антропогенные факторы [1]. Ежегодно в мире по разным причинам на плотинах происходит более 3000 аварий, зачастую с весомым материальным ущербом и гибелью людей. Наряду со стихийными и антропогенными, человеческий фактор также может быть причиной повреждений хозяйственных объектов, в т.ч. и ГТС. Также непосредственными причинами повреждений и нарушений могут быть случайные отклонения от расчетных значений, ошибки в прогнозах и расчетах при проектировании, строительстве и эксплуатации сооружений, а также расчетные ситуации, вызванные со спонтанными явлениями природы и умышленными или неумышленными действиями человека [2].

Цель работы — математическое описание связанности элементов системы обеспечения безопасности ГТС с помощью теории алгебраической топологии (Q -анализ). Метод оценки структурной связности, базирующийся на математическом аппарате Q -анализа, способен в значительной степени ускорить решение указанной выше задачи [3].

АНАЛИЗ СВЯЗАННОСТИ СИСТЕМЫ БЕЗОПАСНОСТИ ГТС

Для систем безопасности ГТС важно количественно определить, силу связи между элементами, поскольку это влияет на степень взаимодействия между ними. Очевидно, что с исчезновением структурной связанности исчезает и сама система.

Принимая во внимание системный характер безопасности, можно сделать предположение, что элементы двух множеств системы безопасности ГТС Σ — множества угроз и множества мер по предотвращению разрушения ГТС, которые взаимосвязаны и составляют основу системы обеспечения их безопасности.

Зададим отношение λ между двумя множествами элементов системы безопасности ГТС Y и X как подмножество декартового произведения $X \times Y$, где $\lambda \subset Y \times X$. Здесь $X = \{X_1, X_2, \dots, X_{17}\}$ — множество угроз разрушения ГТС, где:

X_1 — землетрясения и «возбужденная сейсмичность»;

X_2 — оползни;

X_3 — обвалы (в водохранилища массивов неустойчивых горных пород);

X_4 — сели;

X_5 — снежные лавины;

X_6 — ураганы;

X_7 — снегопады;

X_8 — ливни;

X_9 — наводнения;

X_{10} — смерчи;

X_{11} — тайфуны, штормы;

X_{12} — волны прорыва в нижних бьефах поврежденных ГТС;

X_{13} — отказы в работе затворных механизмов управления ГТС;

X_{14} — человеческий фактор (непрофессионализм, некомпетентность и безответственность);

X_{15} — военные действия;

X_{16} — террористические акты;

X_{17} — изменения климата и глобальное потепление.

$Y = \{Y_1, Y_2, \dots, Y_{12}\}$ — множество механизмов (мер по предупреждению разрушения ГТС), направленных на ликвидацию соответствующих угроз и их предотвращение, где:

Y_1 — разработка современных методов оперативного прогнозирования геодинамических, геофизических и атмосферных процессов;

Y_2 — устранение недостатков гидрологического и инженерно-геологического обоснования проектов;

Y_3 — оповещение центральных и региональных органов власти о возможных угрозах;

Y_4 — установление сейсмостойкого технологического оборудования;

Y_5 — соблюдение строительных норм и правил эксплуатации сооружений;

Y_6 — разработка сценариев гипотетических аварий и расчет их последствий (оценка риска);

Y_7 — повышение надежности работы механизмов управления затворами водосборов;

Y_8 — систематический просмотр расчетных параметров стока (водосборных расходов);

Y_9 — систематическое осуществление инженерно-геологических работ, связанных с укреплением берегов и массивов неустойчивых горных пород;

Y_{10} — заключение Международной конвенции об охране напорных ГТС;

Y_{11} — совершенствование нормативно-правовой базы относительно культуры безопасности на ГТС;

Y_{12} — усиление охраны гидросооружений.

Таким образом, множество механизмов безопасности $Y = \{Y_1, Y_2, \dots, Y_{12}\}$ связано отношением λ с множеством угроз $X = \{X_1, X_2, \dots, X_{17}\}$, если на вопрос «Способен ли данный механизм Y_i повлиять на предотвращение или нейтрализацию возникшей угрозы X_j ?», для каждой пары целых чисел (i, j) , где $i = 1, 2, \dots, 12$, $j = 1, 2, \dots, 17$, можно дать однозначный ответ. Тогда пара $(Y_i, X_k) \in \lambda$ и элемент безопасности Y_i находится в отношении λ к X_k , где $\lambda_{ij} = 1$ в случае положительного ответа на вопрос и $\lambda_{ij} = 0$ — отрицательного ответа.

Отношение между множествами элементов системы безопасности ГТС можно представить с помощью матрицы инцидентности безопасности $\Delta = (\lambda_{ik})$, где $\lambda_{ik} = 1$, если $(Y_i, X_k) \in \lambda$, и $\lambda_{ik} = 0$, если $(Y_i, X_k) \notin \lambda$ (таблица).

Таблица. Матрица инцидентности системы безопасности ГТС Δ

Множества	X_1	X_2	X_3	X_4	X_5	X_6	X_7	X_8	X_9	X_{10}	X_{11}	X_{12}	X_{13}	X_{14}	X_{15}	X_{16}	X_{17}
Y_1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	1
Y_2	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0
Y_3	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0	1	1	0
Y_4	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0
Y_5	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0	0	0
Y_6	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0	1	1
Y_7	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	1	1	1	0	0	0
Y_8	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1
Y_9	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
Y_{10}	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0
Y_{11}	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0	0
Y_{12}	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0

Отношение λ порождает симплициальный комплекс, который обозначается как $K_Y(X; \lambda)$, где, с геометрической точки зрения, элементы множества Y рассматриваются как вершины, а элементы множества X — как симплексы. Комплекс $K_Y(X; \lambda)$ определяется как [4]:

1. $K_Y(X; \lambda)$ есть множество симплексов $\{\sigma_p; p = 0, 1, \dots, N\}$ (т.е. граней).

2. Каждый симплекс $\sigma_p \in K$ однозначно определяется некоторым подмножеством из $(p+1)$ разных X_k , если для него существует по крайней мере одно $Y_n \in Y$, такое, что $(Y_n, X_k) \in \lambda$ для каждого из $(p+1)$ значений i (т.е. вершин).

3. Симплекс σ_i^0 отождествляется с X_k , для любого $i = 1, \dots, n$ (n — число элементов множества X).

4. Каждое подмножество симплекса σ_p , которое определяется его $q+1$ вершиной ($q < p$), называется q -гранью симплекса σ_p и образует $\sigma_q \in K$ ($\sigma_q < \sigma_p$).

5. Каждое подмножество симплекса σ_p , которое определяется его $q+1$ вершиной ($q < p$), называется q -гранью симплекса σ_p и образует $\sigma_q \in K$ ($\sigma_q < \sigma_p$).

Число N из пункта 1 называется *размерностью* комплекса K и записывается как $\dim K$ и означает максимальную размерность для любых $\sigma_p \in K$. Множество X также называется *множеством вершин* комплекса $K_Y(X; \lambda)$. Заметим также, что согласно п. 2, каждый симплекс $\sigma_p \in K$ соответствует хотя бы одному $Y_n \in Y$. Симплициальный комплекс $K_Y(X; \lambda)$ образован множеством симплексов, связанных между собой общими гранями, т.е. общими вершинами. Отметим, что n -симплекс состоит из $n+1$ вершин и его размерность на единицу меньше числа вершин.

Аналогично, если Y является множеством вершин, то λ^{-1} есть связный комплекс, в котором X_k — симплексы. Отношение λ^{-1} между X и Y существует тогда и только тогда, когда между y_i и x_j существует отношение λ .

Заметим, что в данном случае матрицей инцидентности для λ^{-1} есть матрица Δ^T , которую можно получить с помощью операции транспонирования Δ .

Вообще, p -симплекс σ_p представляется выпуклым многогранником с вершинами в евклидовом пространстве E^p , а комплекс $K_Y(X; \lambda)$ — совокупностью таких многогранников в евклидовом пространстве E^α соответствующей размерности. Поскольку размерность α не превышает сумму размерностей всех симплексов из $K_Y(X; \lambda)$ и много симплексов имеют общие грани, то размерность α на самом деле будет меньше.

Геометрической реализации комплекса можно достичь в евклидовом пространстве E^H , если K не имеет r -симплексов ($r \geq 3$).

Q-АНАЛИЗ СИСТЕМЫ БЕЗОПАСНОСТИ ГТС

Понятие q -связи может быть определено следующим образом [4].

Считается, что заданная пара симплексов $\sigma_p, \sigma_r \in K$ связана цепью, когда существует конечная последовательность симплексов $\sigma_{a_1}, \sigma_{a_2}, \dots, \sigma_{a_h}$, таких что:

1. σ_{a_1} — грань симплекса σ_p ;
2. σ_{a_h} — грань симплекса σ_r ;
3. σ_{a_i} и $\sigma_{a_{i+1}}$ — отделены общей гранью, например, σ_{β_i} для $i = 1, \dots, (h-1)$.

Будем считать, что эта цепь связи является q -связью, если q наименьшее из целых чисел

$$\{a_1, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_{h-1}, a_h\}.$$

Алгоритм нахождения значений q для общих граней всех пар симплексов системы безопасности ГТС в K и алгоритм получения значений Q_q использует матрицу инцидентности Δ , которая определяет K .

Очевидно, если множества Y и X состоят из m и n элементов соответственно, то матрица Δ будет матрицей размерности $(m \times n)$ и будет состоять из нулей и единиц. Произведение $\Delta \Delta^T$ — число, которое стоит на месте (i, j) . Это скалярное произведение строк i и j матрицы Δ , которое равно числу единиц, находящихся на одних и тех же местах в строках i и j матрицы Δ и соответствует значению $(q+1)$, где q — размерность общей грани симплексов σ_p и σ_r , заданных строками i и j .

Таким образом, суть алгоритма следующая: для нахождения q -общих граней всех пар Y -симплексов в $K_Y(X; \lambda)$ необходимо [4]:

1. Составить матрицу $\Delta \Delta^T$ размером $(m \times m)$.
2. Оценить $\Delta \Delta^T - \Omega$, где $\Omega = (\omega_{ij})$, а $\omega_{ij} = 1$ для $i, j = 1, 2, \dots, m$.

Целые числа на диагонали являются размерностями симплексов Y , а Q -анализ осуществляется проверкой других комбинаций столбцов и строк.

Выполняя q -анализ, получили следующие значения связности.

- Для комплекса $K_Y(X; \lambda)$ $\dim K_X = 7$, поскольку X_{12} — симплекс максимальной размерности 7 и

- при $q = 7$, $Q_7 = 1$, а именно $\{X_{12}\}$;
- при $q = 6$, $Q_6 = 1$, а именно $\{X_1, X_2\}$;
- при $q = 5$, $Q_5 = 1$, а именно $\{X_1, X_2, X_3, X_{12}\}$;

при $q = 4$, $Q_4 = 1$, а именно $\{X_3, X_9, X_{10}, X_{12}\}$;

при $q = 3$, $Q_3 = 4$, а именно $\{X_1, X_2, X_3, X_4, X_5, X_6, X_7, X_8, X_9, X_{10}, X_{11}, X_{12}\}$; $\{X_{15}\}$; $\{X_{16}\}$ и $\{X_{17}\}$;

при $q = 1$, $Q_1 = 2$, а именно

$\{X_1, X_2, X_3, X_4, X_5, X_6, X_7, X_8, X_9, X_{10}, X_{11}, X_{12}, X_{14}, X_{16}, X_{17}\}$ и $\{X_{13}\}$.

• Для комплекса $K_X(Y; \lambda^{-1})$ имеем $\dim K_Y = 13$, поскольку, Y_3 и Y_6 — симплексы размерности 13 и

при $q = 13$, $Q_{13} = 2$, а именно $\{Y_3\}$, $\{Y_6\}$;

при $q = 12$, $Q_{12} = 1$, а именно $\{Y_1, Y_6, Y_3\}$;

при $q = 11$, $Q_{11} = 1$, а именно $\{Y_2, Y_3, Y_6\}$;

при $q = 4$, $Q_4 = 1$, а именно $\{Y_7\}$;

при $q = 3$, $Q_3 = 2$, а именно $\{Y_1, Y_2, Y_3, Y_4, Y_6, Y_9\}$, и $\{Y_5\}$;

при $q = 1$, $Q_1 = 3$, а именно $\{Y_1, Y_6, Y_8\}$, $\{Y_3, Y_{10}, Y_{12}\}$ и $\{Y_{11}\}$.

Структурный вектор отношения механизмов системы безопасности ГТС имеет вид

$$Q_{\text{мех}} = \{0; 3; 0; 2; 1; 0; 0; 0; 0; 0; 1; 1; 2\},$$

а для отношения угроз структурный вектор имеет вид

$$Q_{\text{угр}} = \{0; 2; 0; 4; 1; 1; 1\}.$$

С помощью этих структурных векторов можно получить и сравнить меру (числовое значение) сложности комплексов отношений. Для этого необходимо воспользоваться формулой [3]:

$$\phi(K) = \frac{2 \left[\sum_{i=0}^N (i+1) Q_i \right]}{(N+1)(N+2)},$$

где $N = \dim K$ — размерность комплекса K ; Q_i — i -тая компонента структурного вектора Q , полученного с помощью Q -анализа.

Для нашего случая, $\phi_{\text{мех}} = 0,55$, а $\phi_{\text{угр}} = 1,28$, что свидетельствует о большей «сложности» угроз системе безопасности ГТС. Заметим, что такое определение сложности охватывает только статическую сложность системы безопасности [5].

Поскольку индивидуальные свойства симплексов могут иметь важное значение для решения поставленной задачи, необходимо определить степень интегрированности каждого отдельного симплекса в структуре всего комплекса системы безопасности ГТС. Для этого введем понятие эксцентриситета, которое отражает степень изоляции симплексов друг от друга. Это понятие отражает как относительную важность данного симплекса для комплекса в целом (через его размерность), так и его значимость как связующего звена (через максимальное число его вершин, что принадлежат также любому другому симплексу). Иными словами, эксцентриситет позво-

ляет увидеть и оценить, насколько «плотно» каждый симплекс вложен в комплекс.

Эксцентриситет симплекса определяется следующей формулой, которая отражает степень изоляции симплексов друг от друга [3]:

$$\text{Есс}(\sigma) = \frac{\hat{q} - \check{q}}{\check{q} + 1},$$

где верхнее значение q для P_i , т. е. $\hat{q} = \dim P_i$ в K . Нижнее значение q для P_i , т. е. \check{q} равно наибольшему значению q , при котором P_i становится связанным с любым отдельным P_j .

Расчитанные значения эксцентриситетов для многомерных симплексов комплекса множества угроз разрушения ГТС также дают возможность определить их важность. Наиболее влиятельными среди них оказались: *волны прорыва в нижних бьефах поврежденных ГТС* (0,33); *террористические акты* (1,0); *изменения климата и глобальное потепление* (1,0).

Расчеты эксцентриситетов множества механизмов (мер по предупреждению разрушения ГТС) показали, что среди них наибольшую величину имеют: *оповещение центральных и региональных органов власти о возможных угрозах* (0,077); *разработка сценариев гипотетических аварий и расчет их последствий (оценка риска)* (0,077).

Используя результаты Q-анализа и численные значения элементов, основанные на количественных оценках их эксцентриситетов, можно определить отношения системы обеспечения безопасности ГТС по сферам национальной безопасности.

ОЦЕНКА СИСТЕМЫ БЕЗОПАСНОСТИ ГТС ПО СФЕРАМ НАЦИОНАЛЬНОЙ БЕЗОПАСНОСТИ

Согласно Закону Украины «Об основах национальной безопасности» выделяются следующие сферы национальной безопасности: внешнеполитическая; сфера государственной безопасности; военная сфера и сфера безопасности государственной границы Украины; внутривнутриполитическая; экономическая; социальная и гуманитарная; научно-технологическая; экологическая; информационная [6].

Множество угроз и механизмов в системе безопасности ГТС отражает все сферы национальной безопасности, исключая внутривнутриполитическую.

В структуре системы безопасности ГТС отношение между множеством угроз и множеством механизмов безопасности, определяет направленность на предотвращение угроз и ликвидацию их последствий. По результатам Q-анализа были рассчитаны относительные значения множества угроз разрушения ГТС и элементов множества механизмов предупреждения разрушения ГТС, основанные на количественных оценках их эксцентриситетов.

Как уже отмечалось, индивидуальные свойства симплексов имеют важное значение для решения проблем безопасности, где мерой интегрированности каждого отдельного симплекса в структуре всех комплексов системы безопасности является эксцентриситет. Понятие эксцентриситета

отражает относительную важность данного симплекса для комплекса безопасности в целом. Поэтому не удивительно, что угрозы экологической сферы составляют почти 40% от общин угроз национальной безопасности Украины (рис. 1).

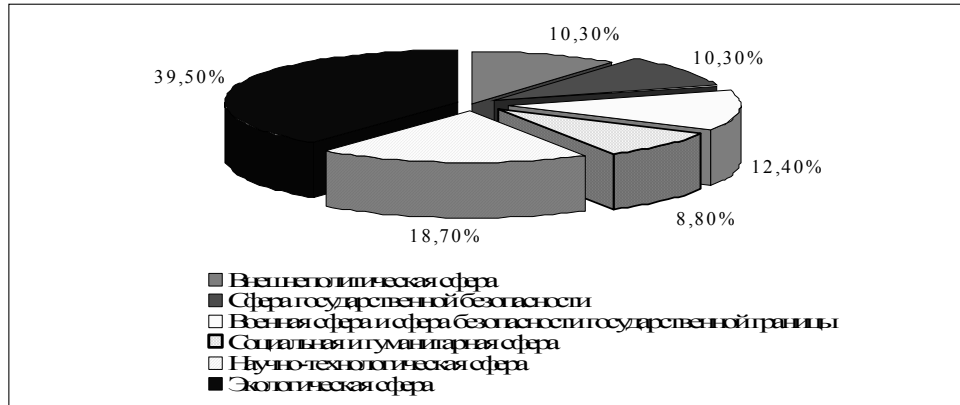


Рис. 1. Распределение множества угроз системы безопасности ГТС по сферам национальной безопасности Украины

При этом необходимо учесть, что 18,7% угроз системы безопасности ГТС относятся к научно-технологической сфере. Этот показатель свидетельствует о том, что сейчас невозможно построить надежную систему безопасности без знаний фундаментальных научных законов влияния негативных факторов на систему безопасности ГТС, а также человека. Только учитывая законы и придерживаясь основных строительных норм, можно заранее спрогнозировать изменения состояния системы и предвидеть нежелательные последствия таких изменений или заблаговременно предотвратить их.

Важным направлением деятельности в сфере обеспечения безопасности системы ГТС должно быть предотвращение угроз военной и государственной безопасности — 12,4%. Потенциальной угрозой безопасности системы ГТС и государственной безопасности в целом может стать терроризм [7, 8].

Внешнеполитической сфере и сфере государственной безопасности принадлежит по 10,3% всех угроз системы безопасности ГТС. Негативные последствия антропогенного воздействия на экологию в глобальном масштабе приводят к экологическому кризису. Его проявлением являются изменения, угрожающие жизни человека и негативно влияющие на развитие общества, генетический фонд, энергетическую, минерально-сырьевую и продовольственную безопасность, демографические процессы, чистоту окружающей среды [9]. Для Украины среди угроз, связанных с глобальными негативными явлениями, основными являются глобальное потепление, трансграничное загрязнение и истощение озонового слоя [10].

На социальную и гуманитарную сферу приходится 8,8% угроз системе безопасности ГТС. Они уже существенно сказываются на здоровье населения, качестве жизни и демографической ситуации в государстве в целом.

Для множества механизмов системы безопасности ГТС (рис. 2) наиболее влиятельной является научно-технологическая сфера (эксцентриситет равен 38,6%).

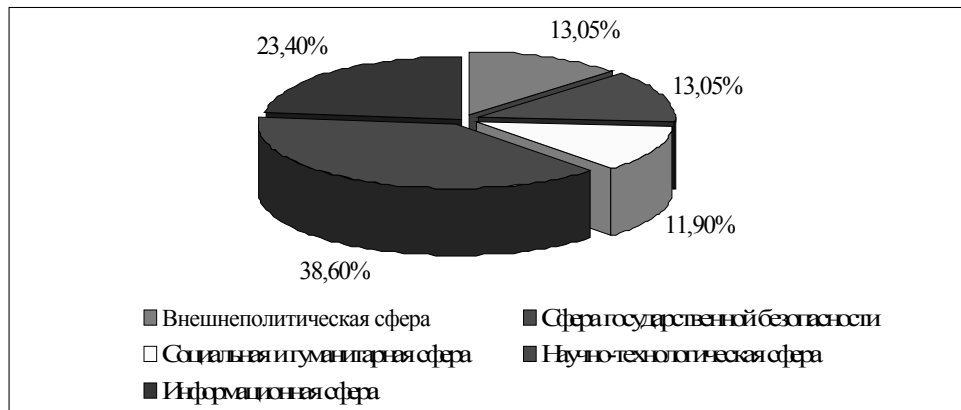


Рис. 2. Распределение элементов множества механизмов (мер по предотвращению разрушения ГТС) по сферам национальной безопасности Украины

Для функционирования системы безопасности ГТС важное место отведено информационной сфере (23,4%), и, прежде всего, своевременному предупреждению населения о возможных угрозах и стихийных бедствиях. Гарантирование права граждан Украины на свободный доступ к экологической информации должен стать главным правом, без которого ни один гражданин не сможет защищать свои экологические права.

На территории Украины находится значительное количество ГТС, которые могут стать мишенями для диверсий и террористических актов и других преступных действий, что может иметь опасные социальные и экономические последствия для государства и его национальной безопасности. Учитывая, что в настоящее время отсутствует надежная физическая защита на большей части потенциально опасных объектов, внешнеполитическая сфера и сфера государственной безопасности (по 13,05% соответственно) являются одними из приоритетных для механизмов системы безопасности ГТС.

Восприятие и понимание процессов природы и ее явлений требует учитывания и дальнейшего разработки социальных и гуманитарных сфер (11,9% от общего количества) для обеспечения механизмов системы безопасности ГТС. Они должны обеспечивать устойчивость сложных технических и социальных систем [8].

ТОПОЛОГИЧЕСКИЙ АНАЛИЗ СИСТЕМЫ БЕЗОПАСНОСТИ ГТС

Q -анализ симплициального комплекса дает информацию о многомерных цепях связи симплексов, которые составляют комплекс K . Однако, особый интерес вызывает вопрос структуры, которая создается этими цепями. Можно представить себе комплекс K в виде воображаемого многомерного швейцарского сыра с цепями q -связей, что формируются его содержимым. В этом случае задача сводится к исследованию структуры дыр в таком сыре [5]. Изучение многомерных дыр в комплексе языком алгебраической топологии является прерогативой теории гомологий.

Границу любой цепи можно рассматривать как образ этой цепи относительно оператора ∂ , задающего отображение $\partial: C_p \rightarrow C_{p-1}$ для $p = 1, \dots, n$.

Назовем p -циклами те цепи $c_p \in C_p$, у которых границы исчезают (т.е. $(\partial c_p) = 0$). Такие цепи образуют подгруппу группы C_p , обозначаемую символом Z_p и являющуюся ядром гомоморфизма ∂ . Очевидно, что элементы B_p , или, что то же самое — ∂C_{p+1} , — циклы и, очевидно, $B_p \subset Z_p$. Фактически же B_p — подгруппа Z_p . Элементы B_p называются *граничными циклами* (они не являются циклами в обычном или тривиальном понимании). Те элементы Z_p , которые не принадлежат B_p , можно отождествлять с элементами фактор-группы Z_p/B_p . Фактор-группа Z_p/B_p называется *p -группой гомологий* и обозначается как

$$H_p = Z_p/B_p, \quad p = 0, 1, \dots, n.$$

Если учесть, что группа Z_p — это ядро гомоморфизма $\partial (Z_p = \ker \partial)$, то группу гомологий можно представить так:

$$H_p = \ker \partial / \text{im } \partial.$$

Число составляющих (число свободных составляющих H_p) называют p -числом Бетти комплекса K и обозначают β_p [4].

В алгебраической топологии числа Бетти применяются для распознавания топологических пространств. Каждому пространству X соответствует определенная последовательность чисел Бетти. Первое число Бетти интуитивно представляет собой максимальное число разрезов этого пространства, которые можно сделать без увеличения числа компонентов связности. Число Бетти является натуральным числом. Для конечного пространства (например, конечного симплицеального комплекса), все числа Бетти конечны и, начиная с некоторого номера, равны нулю. Наличие p -дыр (и соответствующих чисел Бетти), очевидно, означает, что при определенных размерностях существует некоторый вид циркуляции между элементами соответствующих множеств [4].

С геометрической точки зрения, числа Бетти показывают количество сквозных (от края до края) разрезов, которое выдерживает фигура, не распадаясь на части, а сохраняя свою целостную структуру [11].

Рассмотрим отношения λ и λ^{-1} с гомологической точки зрения, проверив в них наличие нетривиальных граничных циклов.

Внутри комплекса $K_Y(X; \lambda)$ для размерности $q = 1$ имеем 3 симплекса $\sigma_8, \sigma_{10}, \sigma_{12}$ и цепь $\sigma_8 + \sigma_{10} - \sigma_{12}$, которая есть граничным циклом комплекса. Поскольку она $\partial(\sigma_8 + \sigma_{10} - \sigma_{12}) = 0$ и $\beta_i = 1$ для $i = 8, 10, 12$ и $\beta_i = 0$ для $i = 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 9, 11$. Для размерности $q = 3$ имеем 2 симплекса σ_4, σ_9 и цепь $\sigma_4 + \sigma_9$, что есть граничным циклом и $\beta_i = 1$ для $i = 4, 9$ и $\beta_i = 0$ для всех остальных i . Для размерности $q = 11$ имеем 1 симплекс σ_2 и для размерности $q = 12$ имеем 1 симплекс σ_1 , т. е. $\beta_i = 0$ для всех остальных i (в общем виде $i = 0, \overline{\dim K}$).

Внутри комплекса $K_X(Y; \lambda^{-1})$ для размерности $q=3$ имеем 5 симплексов $\sigma_4, \sigma_5, \sigma_6, \sigma_7, \sigma_8$ и цепь $\sigma_4 + \sigma_5 - \sigma_6 - \sigma_7 + \sigma_8$, что есть граничным циклом комплекса и $\beta_i = 1$ для $i = 4, 5, 6, 7, 8$ и $\beta_i = 0$ для $i = 1, 2, 3, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 15, 16, 17$. Для размерности $q=4$ имеем 2 симплекса σ_9, σ_{10} и цепь $\sigma_9 + \sigma_{10}$, которые есть граничным циклом. $\beta_i = 1$ для $i = 9, 10$ и $\beta_i = 0$ для всех остальных i . Для размерности $q=6$ имеем два симплекса σ_1, σ_2 и цепь $\sigma_1 - \sigma_2$, которая есть граничным циклом и $\beta_i = 1$ для $i = 1, 2$. $\beta_i = 0$ для всех остальных i .

Для остальных симплексов не обнаружено цепей, которые могут претендовать на предельные циклы, поскольку там не существует больше двух симплексов одной размерности.

Внутри комплекса $K_Y(X; \lambda)$ для размерности $q=1$ имеем 3 симплекса $\sigma_8, \sigma_{10}, \sigma_{12}$ и цепь $\sigma_8 + \sigma_{10} - \sigma_{12}$, которая есть граничным циклом комплекса и $\beta_i = 1$ для $i = 8, 10, 12$ и $\beta_i = 0$ для $i = 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 9, 11$. Для размерности $q=3$ имеем 2 симплекса σ_4, σ_9 и цепь $\sigma_4 + \sigma_9$, что есть граничным циклом и $\beta_i = 1$ для $i = 4, 9$ и $\beta_i = 0$ для всех остальных i . Для размерности $q=11$ имеем 1 симплекс σ_2 и для размерности $q=12$ имеем 1 симплекс σ_1 , т.е. $\beta_i = 0$ для всех остальных i (в общем виде $i = \overline{0, \dim K}$).

ВЫВОДЫ

Математический аппарат Q -анализа позволяет осуществлять исследования топологических, информационных и функциональных свойств системы безопасности ГТС. На основе исследования структурной связности системы появляется возможность провести формальную оценку ее уровня функциональности, определяющую способность к поглощению внешних неблагоприятных факторов за счет внутренних ресурсов. Это позволит эффективно управлять процессом принятия решений, улучшит управление существующими слабыми связями и, таким образом, даст возможность принятия обоснованного варианта развития системы безопасности в перспективе.

Полученные в результате Q -анализа системы ГТС характеристики (структурные векторы, эксцентриситеты множеств системы, наличие и количество чисел Бетти) определяют реакцию нынешней системы ГТС на изменения условий существования и функционирования.

Приведенные выше расчеты свидетельствуют о том, что система безопасности ГТС имеет чрезвычайно высокий уровень комплексности. Для того, чтобы два симплекса из множества угроз или механизмов принадлежали одной q -связной компоненте комплекса K , необходимо наличие цепи промежуточных симплексов, связывающих их, т.е. самый «слабый» из них должен иметь размерность большую или равную q , а поскольку q -связность угроз меньше, чем механизмов их предотвращения, то это означает, что данную угрозу не сможет нейтрализовать определенный механизм предот-

вращения, а решение возникшей проблемы возможно путем системного сочетания мер по предупреждению разрушения ГТС.

Система безопасности ГТС должна разрабатываться и функционировать в соответствии с этими особенностями. Органы, уполномоченные управлять безопасностью ГТС должны быть готовы с помощью технических, экономических, нормативных и силовых механизмов к ликвидации ряда угроз, которые могут спровоцировать друг друга.

ЛИТЕРАТУРА

1. *Малик Л.К.* Факторы риска повреждения гидротехнических сооружений. — М.: Наука, 2005. — 354 с.
2. *Носова О.Н., Александровская Э.К.* К вопросу контроля за надёжностью и безопасностью эксплуатируемых гидротехнических сооружений // *Метеорология и гидрология.* — 1999. — № 1. — С. 21–26.
3. *Atkin R.H.* Mathematical structure in human affairs. — London: Heinemann Educational Books, 1973. — 142 p.
4. *Кастри Дж.* Большие системы. Связность, сложность и катастрофы. — М.: Мир, 1982. — 216 с.
5. *Нечипоренко В.И.* Структурный анализ и методы построения надежных систем. — М., Сов. радио, 1968. — 255 с.
6. Закон України «Про основи національної безпеки України» // *Відомості Верховної Ради України.* — 2003. — № 39. — С. 351.
7. *Бек У.* Что такое глобализация? Ошибки глобализма — ответы на глобализацию. — М.: Прогресс-Традиция, 2001. — 304 с.
8. *Возженников А.В.* Национальная безопасность: теория, практика, стратегия. — М.: НПО «МОДУЛЬ», 2000. — 240 с.
9. *Управление риском: Риск. Устойчивое развитие. Синергетика.* — М.: Наука, 2000. — 431 с.
10. *Горбулін В.П., Качинський А.Б.* Системно-концептуальні засади стратегії національної безпеки України. — К.: ДП «НВЦ «Євроатлантикінформ», 2007. — 592 с.
11. *Эткин Р.* Городская структура // *Математическое моделирование / Под ред. Дж. Эндрюса.* — М.: Мир, 1979. — С. 234–238.

Поступила 03.12.2013

EXPECTED EFFECT OF ENVIRONMENTAL INVESTMENT ON MARKET SHARE OF OIL COMPANY

Y. MATSUKI, P.I. BIDYUK, V.J. DANYLOV, K.I. YEVTUSHENKO

This research is aimed at examining a possibility of using environmental investment as an oil company's strategy for increasing its market share. The numeric data of environmental investment and share price in oil market are analyzed with the method of econometrics [1], and then the computer simulation is carried out with the method of system dynamics [2]. Yearly data are collected between 2003 and 2011 from open information sources of 12 major oil companies in 8 countries, on their net incomes, share prices, environmental investments, social investments, the emitted amounts of 4 types of air pollutions, and the volumes of spilled oil into the oceans. Upon the results of the investigations, it is found that there is a possibility that a certain degree of environmental investment may increase the market share of a company; and, there is a possibility for strategic environmental investment, while still increasing the market share.

INTRODUCTION

In the oil industry of the world, the companies' goal is to sell more oil in the market to gain more net income; but, the companies also invest on environmental protections and social development. The purpose of this paper is to indicate the expected effects of the environmental investment to the oil sales. Data are collected between 2003 and 2011 from 12 major oil companies' reports through open information sources, as shown in Table 1, in Brazil, France, Italy, Netherlands, Norway, Russian Federation, the United Kingdom, and the United States of America on their net incomes, share prices, environmental investments, social investments, the emitted amounts of carbon dioxide, sulfur oxides, and methane, as well as the volumes of spilled oil into the oceans. The descriptive statistics of those variables are shown in table 2–3.

Table 1. Selected oil companies for the data analysis

Company	Location of Headquarters	Website
BP	London, England	http://www.bp.com/extendedsectiongenericarticle.do?categoryId=9039692&contentId=7072683
Lukoil	Moscow, Russia	http://www.lukoil.ru/new/finreports/2012
Tatneft	Almetievsk, Tatarstan, Russia	http://www.tatneft.ru/wps/wcm/connect/tatneft/portal_rus/infoactsinvest/otchetnost_po_rsbu/
Total	Tour Total, Paris, France	http://www.total.com/fr/investisseurs-institutionnels/publications/documents-annuels-601405.html
Shell	The Hague, Netherlands	http://www.shell.com/global/aboutshell/investor/financial-information/annual-reports-and-publications/archive.html
ENI	Rome, Italy	http://www.eni.com/en_IT/investor-relation/reports/reports.page?type=bil-rap
Chevron	San Ramon, California, the USA	http://www.chevron.com/news/publications/#b2

Table 1 (continued)

Petrobras	Rio de Janeiro, Brazil	http://www.investidorpetrobras.com.br/en/financial-results/
Exxon Mobil	Irving, Texas, the USA	http://ir.exxonmobil.com/phoenix.zhtml?c=115024&p=ir-ireportsfinancial
Gazprom	Moscow, Russia	http://www.gazprom.ru/investors/reports/2011/
Rosneft	Moscow, Russia	http://www.rosneft.ru/Investors/statements_and_presentations/annual_reports/
Statoil	Stavanger, Norway	http://www.statoil.com/en/InvestorCentre/AnnualReport/Pages/default.aspx

Table 2. Descriptive statistics of the selected data

Statistics	Net income (million US dollars)	Social investment (million US dollars)	Environmental investment (million US dollars)	NO _x emission (1000 tons)	SO ₂ emission (1000 tons)
Mean	13645	197.7	1313	110.5	91.93
Median	12322	132.2	879.8	115.7	74.86
Maximum	45220	784.5	18400	404.0	283.0
Minimum	-3324	6.716	19.57	1.070	1.300
Std. Dev.	9969	186.1	2149	81.80	72.51
Skewness	0.926	1.480	5.243	0.446	0.579
Kurtosis	3.669	4.415	39.23	2.988	2.618
Obs.	108	108	108	108	108

Note : Std.Dev. — standard deviation. Obs. — number of observations.

Table 3. Descriptive statistics of the selected data

Statistics	Methane emission (1000 tons/year)	CO ₂ emission (1000 tons/year)	Percentage of female management (%)	Oil spill (Barrel/year)	Water consumption (million m ³)	Share price (US dollars)
Mean	458.0	75550	22.72	13390	189.8	48.96
Median	173.1	63190	22.80	7063	181.8	38.70
Max.	1826	145500	42.54	112900	1015	198.3
Min.	22.16	40850	10.48	276.7	6.000	0.3630
Std.Dev	580.3	27870	7.491	18580	160.3	45.42
Skewness	1.181	1.146	0.659	3.225	2.417	1.422
Kurtosis	2.565	3.070	3.297	16.19	13.48	4.792
Obs.	108	108	108	108	108	105*

Note: Std.Dev. — standard deviation. Obs. — number of observations. Number of the observations for the share price is 105, while others' are all 108, because of 3 missing observations in the share price database.

METHODOLOGY

For the analysis, at first, the correlations [1] are calculated; and, multivariable regression analysis [1] is made to investigate the strength of the relation between the environmental investment and the share price; then the time-series analysis [1] on the share prices is made on selected companies in order to check the continuity share price with the investment. Then, the logic of environmental investment is tested by computer simulation with the method of system dynamics [2].

For the analysis in the econometrics, the share price is considered as a surrogate for the size of market share; and, in the computer simulation of system dy-

namics, the proportions of the number of companies who take specific strategy in environmental investment are used as the indicator of the market share. The size of market share and the value of share price are not proportional, however when a company increases the sales of its product in a market, leading to the larger market share, the share price also increases because the investors (buyers of the company's stock) wish to buy the company's stock more, leading to the higher share price.

The basic methodology of econometrics [1]. First consider estimating the coefficients of a linear model.

At first, the average value $E(x)$ of each variable x is calculated:

$$E(x) = 1/n \times \sum_{i=0}^n x_i, \dots, \quad (1)$$

where $i = 1, 2, \dots, n$, n is the total number of the sample of the variable, x .

Then, the variance $V(x)$ and covariance $C(x, y)$ of the variables x and y are calculated:

$$V(x) = E(x^2) - E^2(x) = \sigma_x^2, \quad (2)$$

$$C(x, y) = E(x^* y^*) = \sigma_{xy}, \quad (3)$$

where $x^* = x - E(x)$, $y^* = y - E(y)$, y is also an independent variable.

Then, a linear regression model is constructed as follows.

In case of 3 independent variables, the regression model is written as the following:

$$Y = c_1 + c_2 X_2 + c_3 X_3 + c_4 X_4, \quad (4)$$

where Y is dependent variable, X_j are independent variables, and c_1 and c_j are constant values, where, $j = 2, 3, 4$.

The values of those coefficients are obtained by the following equations, which are obtained by an optimization of $U = Y - (c_1 + c_2 X_2 + c_3 X_3 + c_4 X_4)$ [1].

$$c_1 = E(Y) - c_2 E(X_2) - c_3 E(X_3) - c_4 E(X_4). \quad (5)$$

$$\begin{aligned} c_2 = & \{(\sigma_{X_3}^2 \sigma_{X_4}^2 - \sigma_{X_3 \cdot X_4}^2)(\sigma_{X_4 \cdot Y} \sigma_{X_3 \cdot X_4} - \sigma_{X_2 \cdot X_4} \sigma_{X_3 \cdot Y}) - \\ & - (\sigma_{X_2 \cdot X_3} \sigma_{X_3 \cdot X_4} - \sigma_{X_3}^2 \sigma_{X_2 \cdot X_4})(\sigma_{X_4}^2 \sigma_{X_3 \cdot Y} - \sigma_{X_3 \cdot X_4} \sigma_{X_2 \cdot Y})\} / \\ & / \{(\sigma_{X_3}^2 \sigma_{X_4}^2 - \sigma_{X_3 \cdot X_4}^2)(\sigma_{X_2}^2 \sigma_{X_3 \cdot X_4} - \sigma_{X_2 \cdot X_3} \sigma_{X_2 \cdot X_4}) - \\ & - (\sigma_{X_2 \cdot X_3} \sigma_{X_3 \cdot X_4} - \sigma_{X_3}^2 \sigma_{X_2 \cdot X_4})(\sigma_{X_4}^2 \sigma_{X_2 \cdot X_3} - \sigma_{X_3 \cdot X_4} \sigma_{X_2 \cdot X_4})\}. \quad (6) \\ c_3 = & \{(\sigma_{X_2}^2 \sigma_{X_4}^2 - \sigma_{X_2 \cdot X_3} \sigma_{X_4}^2)(\sigma_{X_2 \cdot X_3} \sigma_{X_2 \cdot Y} - \sigma_{X_2}^2 \sigma_{X_3 \cdot Y}) - \\ & - (\sigma_{X_2 \cdot X_3} \sigma_{X_2 \cdot X_4} - \sigma_{X_2}^2 \sigma_{X_2 \cdot X_4})(\sigma_{X_2 \cdot X_4} \sigma_{X_3 \cdot Y} - \sigma_{X_2 \cdot X_2} \sigma_{X_4 \cdot Y})\} / \\ & / \{(\sigma_{X_2 \cdot X_4} \sigma_{X_3 \cdot X_4} - \sigma_{X_2 \cdot X_3} \sigma_{X_4}^2)(\sigma_{X_2 \cdot X_3}^2 - \sigma_{X_2}^2 \sigma_{X_3}^2) - \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 & -(\sigma_{X_2 \cdot X_3} \sigma_{X_2 \cdot X_4} - \sigma_{X_2}^2 \sigma_{X_3 \cdot X_4})(\sigma_{X_2 \cdot X_4} \sigma_{X_3}^2 - \sigma_{X_2 \cdot X_3} \sigma_{X_3 \cdot X_4}) \} \cdot \quad (7) \\
 c_4 = & \{(\sigma_{X_2 \cdot X_4} \sigma_{X_3}^2 - \sigma_{X_2 \cdot X_3} \sigma_{X_3 \cdot X_4})(\sigma_{X_2 \cdot X_3} \sigma_{X_2 \cdot Y} - \sigma_{X_2}^2 \sigma_{X_3 \cdot Y}) - \\
 & -(\sigma_{X_2 \cdot X_3}^2 - \sigma_{X_2}^2 \sigma_{X_3}^2)(\sigma_{X_2 \cdot X_4} \sigma_{X_3 \cdot Y} - \sigma_{X_2 \cdot X_3} \sigma_{X_4 \cdot Y}) \} / \\
 & / \{(\sigma_{X_2 \cdot X_4} \sigma_{X_3}^2 - \sigma_{X_2 \cdot X_3} \sigma_{X_3 \cdot X_4})(\sigma_{X_2 \cdot X_3} \sigma_{X_2 \cdot X_4} - \sigma_{X_2}^2 \sigma_{X_3 \cdot X_4}) - \\
 & -(\sigma_{X_2} \cdot \sigma_{X_3}^2 - \sigma_{X_2}^2 \sigma_{X_3}^2)(\sigma_{X_2 \cdot X_4} \sigma_{X_3 \cdot X_4} - \sigma_{X_2 \cdot X_3} \sigma_{X_4}^2) \}. \quad (8)
 \end{aligned}$$

Correlation coefficients. For the regression model, the independent variables X_i are independent from each other. Therefore, before formulating the model equation (4), the correlation (ρ) between each pair of the variables need to be investigated by the following equation:

$$\rho_j = \frac{C(X_i, X_j)}{\sqrt{V(X_i)}\sqrt{V(X_j)}} = \frac{\sigma_{X_i X_j}}{\sigma_{X_i} \sigma_{X_j}}. \quad (9)$$

where $i \neq j$.

Fitting of the regression model in the data. After obtaining the correlations ρ and the coefficients, c_1, c_2, c_3 and c_4 , the fitting of the model equation (4) on the given data of x_i and Y needs to be investigated by the following procedure:

- Calculate the predicted value of Y (i.e., \hat{Y}) with the following equation:

$$\hat{Y} = c_1 + \sum_{j=2}^k c_j x_j. \quad (10)$$

where $j = 2, 3, \dots, K$.

- Calculate the value of R^2 by the following equation:

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (\hat{Y}_i - \bar{Y})^2}{\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2}, \quad (11)$$

where $\hat{Y} = 1/n \times \sum_{i=0}^n x_i$, $i = 1, 2, \dots, n$ and n is the total number of the samples of the variable x_i .

The value of R^2 represents the fitting of the model upon the given data, and when $R^2 = 1.0$, it is the perfect match, while the level of the matching is lower when the value of R^2 is lower. In practice, if $R^2 \geq 0.8$, the matching is significant. However, the threshold value depends on the topic and the data of the concerned research question, therefore the values of R^2 need to be considered on the comparative manner.

Basic method of time series analysis [1]. When the number of the observations of a variable y_t in time series t is n , the j -th auto-covariance of y_t is

$$\gamma_j = C(y_t, y_{t-j}), \quad (12)$$

where $j = 0 \pm 1, \pm 2, \pm 3, \dots, \pm(n-1)$ and $\gamma_0 = C(y_t, y_t) = V(y_t)$.

The j -th autocorrelation is

$$\rho_j = \frac{C(y_t, y_{t-j})}{\sqrt{V(y_t)}\sqrt{V(y_{t-j})}}. \quad (13)$$

The 1st order approximation of the conditional expected value of y_t is

$$E^*(y_t|y_{t-1}) = \alpha + \beta \times y_{t-1}, \quad (14)$$

where

$$\beta = \frac{\sum_{t=2}^n (y_{t-1} - m^{**})(y_t - m^*)}{\sum_{t=2}^n (y_{t-1} - m^{**})^2},$$

$$\alpha = (1 - \beta)m^*, \text{ and } m^* = \sum_{t=2}^n y_t / (n-1), \quad m^{**} = \sum_{t=2}^n y_{t-1} / (n-1).$$

Method of system dynamics [2]. The system dynamics simulation assumes “costs” and “gains” of strategies. If one company who follows strategy i meets another company who follows strategy j , i the gain will be $r_{i,j}$; while, if $r_{i,j}$ is negative, it will be a loss. The values $r_{i,j}$ are given by the income (U) minus the cost for environmental investment (Ce), and the cost for penalty or recovery actions at accidents (Cp). When a company applies the strategy i at time of t , the average gain $y_i(t)$ is calculated by

$$y_i(t) = \sum_j r_{i,j} p_j(t), \quad (15)$$

where p_i is the proportion (% $\times 100$) of the companies in the market, who follows the strategy i .

The mean gain by all the strategies is calculated by

$$y(t) = \sum_i y_i(t) p_i(t), \quad (16)$$

then, the growth of the subpopulation who follows the strategy i is modeled as proportional to the difference between its average gain ($y_i(t)$) and the overall mean gain of all strategies ($y(t)$), i.e.

$$F_i(t) = y_i(t) - y(t). \quad (17)$$

Therefore, the relative growth of the strategy is written as the follow:

$$p_i(t + \Delta t) = p_i(t)[1 + \Delta t F_i(t)], \quad (18)$$

then

$$\frac{p_i(t + \Delta t) - p_i(t)}{\Delta t} = p_i(t) F_i(t), \quad (19)$$

$$\lim_{\Delta t \rightarrow 0} \frac{p_i(t + \Delta t) - p_i(t)}{\Delta t} = \frac{dp_i}{dt} = p_i F_i. \quad (20)$$

The relative growth of the proportion of the company with the strategy i is:

$$\begin{aligned} \frac{dp_i}{dt} &= p_i F_i = p_i(y_i - y) = p_i y_i - p_i \sum_k y_k p_k = \\ &= p_i \sum_j r_{i,j} p_j(t) - p_i \sum_k \sum_j r_{k,j} p_j(t) p_k(t). \end{aligned} \quad (21)$$

RESULTS

Table 4 shows the correlations between each pair of the variables, which are calculated by the equation (9). The net income has a positive correlation with the share price, and so does the environmental investment; however, the social investment holds a negative correlation with the share price. Fig. 1 also confirms these correlations; however, it is recognized in the figure, that the amount of environmental investment briefly divide the plots of the share price into two groups; and so does the amount of social investment. Upon this observation, the other correlation matrices are made for different groups, i.e. the higher environmental investment, the lower environmental investment, the higher social investment, and the lower social investment. The obtained correlations for these 4 groups are shown in table 5 to table 8.

Table 4. Correlation matrix

Variable	Income	Social	Environment	Women	NO _x	SO ₂	Methane	CO ₂	Oil	Water
Income	1									
Social	0.1265	1								
Environment	0.2928	-0.0830	1							
Women	-0.2104	0.2655	-0.0288	1						
NO _x	0.4518	0.0769	0.3032	-0.4766	1					
SO ₂	0.6943	-0.0246	0.2415	-0.4392	0.6243	1				
Methane	0.3438	0.7020	0.1382	0.3575	0.2460	0.2179	1			
CO ₂	0.4762	0.3077	0.1742	0.1537	0.3471	0.3868	0.7643	1		
Oil	0.2696	-0.0169	0.0129	-0.1686	0.0834	0.3233	-0.0887	-0.0220	1	
Water	0.2739	0.1104	0.1997	-0.3071	0.0851	0.2617	0.0874	0.0048	0.1443	1
Shareprice	0.3871	-0.0408	0.1894	-0.2342	0.0024	0.4117	-0.1923	-0.1390	0.1107	0.1394

Note: Number of observation is 105. INCOME: net income, SOCIAL: social investment, ENVIRONMENT: environmental investment, WOMEN: percentage of female management, NO_x: NO_x emission, SO₂: SO₂ emission, METHANE: Methane emission, CO₂: CO₂ emission, OIL: oil sipll, WATER: water consumption

Table 5. Correlations for higher social investment (>300 million US dollars)

Variable	Income	Shareprice	Social	Women
Income	1			
Shareprice	0.2842	1		
Social	0.1303	-0.7155	1	
Women	-0.3493	-0.5999	0.57312	1

Table 5 and table 6 show that the negative correlation between social investment and the share price is mainly observed in the group of higher social in-

vestment, while the group of lower social investment does not indicate negative correlation with the share price. This observation implies that the social investment may not prevent raising the share price up to some degree.

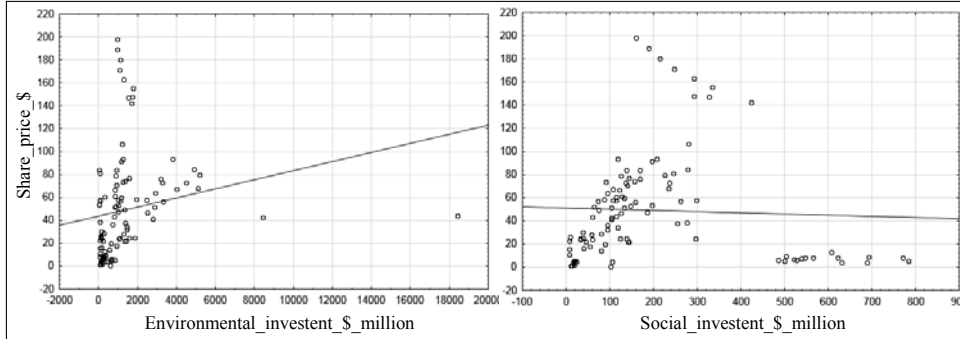


Fig. 1. Relations between share price, environmental investment, and social investment

Table 6. Correlations for lower social investment (<300 million US dollars)

Variable	Income	Shareprice	Social	Women
Income	1			
Shareprice	0.4051	1		
Social	0.5331	0.6323	1	
Women	-0.1732	-0.0963	-0.2902	1

Table 7 and table 8 show that the negative correlation between environmental investment and the share price is mainly observed in the group of higher environmental investment, while the group of lower environmental investment does not indicate negative correlation with the share price. This observation implies that the environmental investment may not prevent raising the share price up to some degree. Table 7 and table 8 also show that the higher environmental investment holds negative correlations with the volumes of emissions of NO_x, SO₂, methane, and CO₂, and the volume of spilled oil, while the lower environmental investment does not. This observation implies that the higher environmental investment may have induced the effect of reducing the pollutions.

Table 7. Correlations for higher environmental investment (> 2000 million US dollars)

Variable	Income	Environment	CO ₂	Methane	NO _x	SO ₂	Oil	Water
Income	1							
Environment	-0.5483	1						
CO ₂	0.6395	-0.2921	1					
Methane	0.6123	-0.2515	0.9598	1				
NO _x	-0.4987	-0.0362	-0.5262	-0.6514	1			
SO ₂	0.4938	-0.3964	0.8746	0.7875	-0.1629	1		
Oil	-0.0157	-0.0209	-0.2609	-0.1641	0.1377	-0.3658	1	
Water	0.4893	-0.1665	0.3474	0.4028	-0.3562	0.0678	0.6769	1
Shareprice	0.6660	-0.2883	0.3904	0.4309	-0.3502	0.1471	0.2254	0.6628

Upon the findings above, a model for multivariable regression analysis, as shown in the equation (4), is constructed with the following assumption: the share price is influenced by the net income (company’s profit as the result of the oil sales), together with the environmental investment and the social investment.

Table 8. Correlations for lower environmental investment (<2000 million US dollars)

Variable	Income	Environment	CO ₂	Methane	NO _x	SO ₂	OIL	Water
Income	1							
Environment	0.5496	1						
CO ₂	0.1768	-0.1484	1					
Methane	0.0298	-0.2184	0.6403	1				
NO _x	0.4845	0.4462	0.3551	0.2246	1			
SO ₂	0.7005	0.5799	0.0950	-0.0739	0.6647	1		
Oil	0.4320	0.2123	0.0274	-0.0727	0.1025	0.4369	1	
Water	0.1346	0.0365	-0.1984	-0.0527	0.0021	0.1965	0.1579	1
Shareprice	0.3933	0.5135	-0.3055	-0.3357	-0.0355	0.4291	0.1167	0.0955

Table 9 shows the results of multivariable regression analysis, which are calculated by the equations from (1) to (8). This result indicates which of the social investment, the environmental investment or the net income, is more influential to the share price. In regard to the value of R^2 , which is calculated by the equation (11), the model fittings are good in the groups of the higher environmental investment and the higher social investment, whose value of R^2 is higher than 0.60 in both groups. In the group of the higher environmental investment, the coefficient values indicate that the environmental investment and the net income are less influential than the social investment; while, in the group of lower environmental investment, the environmental investment is 3 times more influential than each of the social investment and the net income.

Table 9. Results of the regression analysis

Case	Coefficients in the formula	R^2	Note
1	Share price = $26.71 + 0.000 \times \text{Social investment} + 0.0015 \times \text{Environmental investment} + 0.0017 \times \text{Net income}$	0.1628	All data
2	Share price = $32.07 + 0.1448 \times \text{Social investment} - 0.0003 \times \text{Environmental investment} + 0.0004 \times \text{Net income}$	0.6093	For higher environmental investment
3	Share price = $9.883 - 0.0124 \times \text{Social investment} + 0.0357 \times \text{Environmental investment} + 0.0011 \times \text{Net income}$	0.2838	For lower environmental investment
4	Share price = $0.4783 - 0.0029 \times \text{Social investment} + 0.1054 \times \text{Environmental investment} - 0.0023 \times \text{Net income}$	0.9172	For higher social investment
5	Share price = $9.329 + 0.3038 \times \text{Social investment} - 0.0012 \times \text{Environmental investment} + 0.0005 \times \text{Net income}$	0.4069	For lower social investment

In the group of the higher social investment, the environmental investment is 3 times more influential than each of the social investment and the net income; while, in the group of lower social investment, the social investment is much more influential than each of the environmental investment and the net income.

The above observation implies that the environmental investment may be effective for gaining larger market share when the level of the investment doesn't exceed a certain degree; and, so may be the social investment.

Then, for investigating the strategy of environmental investment, 3 companies are selected, which are the ExxonMobil and the BP of the group of higher environmental investment and the Lukoil in the group of lower environmental investment. Fig. 2 shows the changes of annual net incomes, environmental investments and share prices of these companies from 2003 to

2012. In this figure, both the share price and environmental investment look as if they go up and down together. Here, it is noted that the BP made a large-scale accident at the oil rig in the Gulf of Mexico in 2010, and the net income became a negative value, and the environmental investment unusually went up higher.

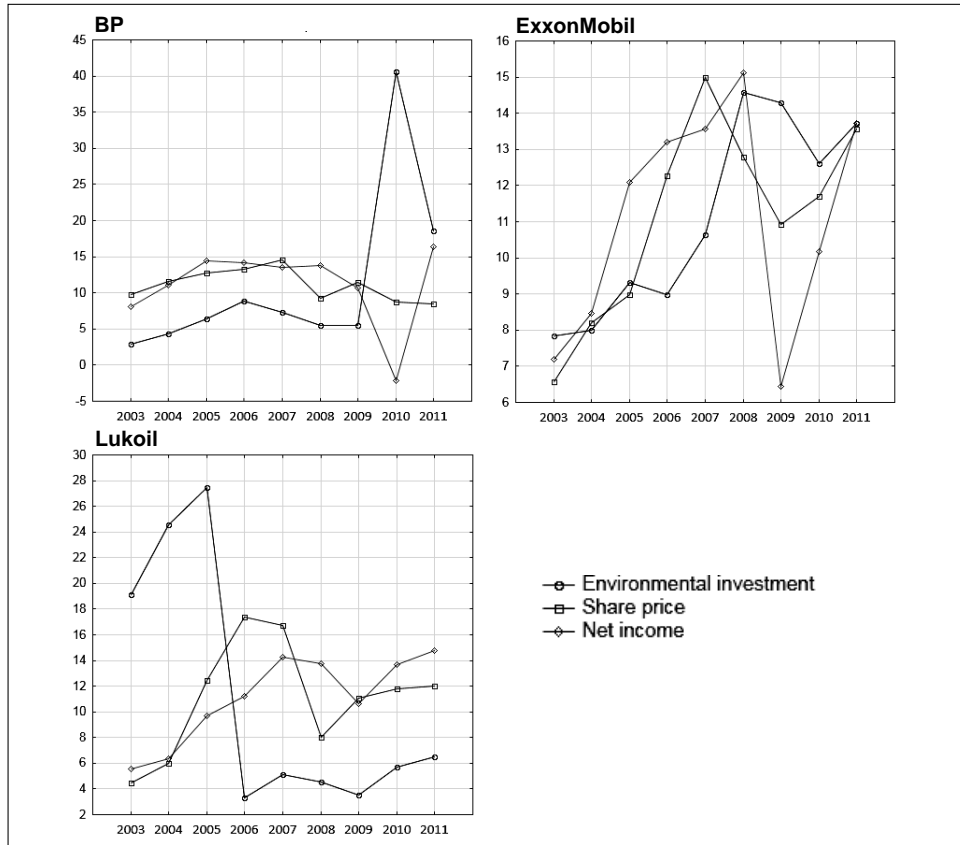


Fig. 2. Oil companies' share price, environmental investment and net income

Results of time series analysis

Upon the observations of Fig. 2, it is also recognized that the continuities of the movements of these share prices need to be investigated. Then, the values of monthly shareprices of the ExxonMobil and the Lukoil between January 2003 and December 2011 are investigated with the technique of time series forecasting. (Here, the monthly data has been obtained from the open information source of the historical share prices [3], but this database doesn't contain the information of environmental investment; therefore, only share prices are analyzed.) The ExxonMobil is an example of the company that is increasing environmental investment, and the Lukoil for the example of reducing environmental investment. Table 10–12 show the matrices of autocorrelations of monthly share price for each of these two companies, which are calculated by the equation (13). In both cases of the ExxonMobil and the Lukoil, the autocorrelation doesn't show strong periodical trends; but, rather the share price changes only gradually. This result implies that the relation with the environmental investment might not be found in time series even if monthly data of the environmental investment were obtained.

Table 10. Autocorrelations of ExxonMobil’s monthly changes of share price

Shift	t	$t-1$	$t-2$	$t-3$	$t-4$	$t-5$	$t-6$	$t-7$
t	1							
$t-1$	0.9626	1						
$t-2$	0.9290	0.9641	1					
$t-3$	0.8949	0.9326	0.9658	1				
$t-4$	0.8740	0.9023	0.9369	0.9680	1			
$t-5$	0.8474	0.8808	0.9067	0.9396	0.9693	1		
$t-6$	0.8205	0.8529	0.8854	0.9105	0.9434	0.9712	1	
$t-7$	0.7921	0.8259	0.8581	0.8898	0.9158	0.9467	0.9722	1

Note: $t-1$ means the 1st autocorrelation; $t-2$ is the 2nd autocorrelation; and so forth.

Table 11. Autocorrelations of Lukoil’s monthly changes of share price

Shift	t	$t-1$	$t-2$	$t-3$	$t-4$	$t-5$	$t-6$	$t-7$
t	1							
$t-1$	0.8836	1						
$t-2$	0.7609	0.8826	1					
$t-3$	0.6355	0.7596	0.8818	1				
$t-4$	0.5387	0.6327	0.7575	0.8813	1			
$t-5$	0.4634	0.5358	0.6280	0.7546	0.8802	1		
$t-6$	0.3841	0.4625	0.5334	0.6268	0.7554	0.8807	1	
$t-7$	0.3106	0.3820	0.4585	0.5310	0.6259	0.7562	0.8810	1

Table 12. Gains and loss of the companies at the market ($r_{i,j}$)

Company	A	B	C
A	$U/2 - Ce, U/2 - Ce$	$0, U$	$(0 + (U/2 - Ce))/2, (U + (U/2 - Ce))/2$
B	$U, 0$	$(U - Cp)/2, (U - Cp)/2$	$((U - Cp)/2 + U)/2, ((U - Cp)/2 + 0)/2$
C	$(U + (U/2 - Ce))/2, (0 + (U/2 - Ce))/2$	$((U - Cp)/2 + 0)/2, ((U - Cp)/2 + U)/2$	$U/2, U/2,$

Note: In each cell, the left of the comma is for the company’s type in the row, and the right is for the column.

Fig. 3 shows the actual plots of the monthly share prices of these 2 companies over 108 months together with calculated curves of the share prices. The calculated curves are upon the equation (14), which is for the first order forecasting; because, the first order forecasting is enough and the first autocorrelation holds the largest value in the autocorrelation matrices, and also neither does it indicate any periodical trends. The calculated curves imply that the company of increasing environmental investment, the ExxonMobil, holds the upward sloping; while the growth of the share price of the Lukoil doesn’t increase.

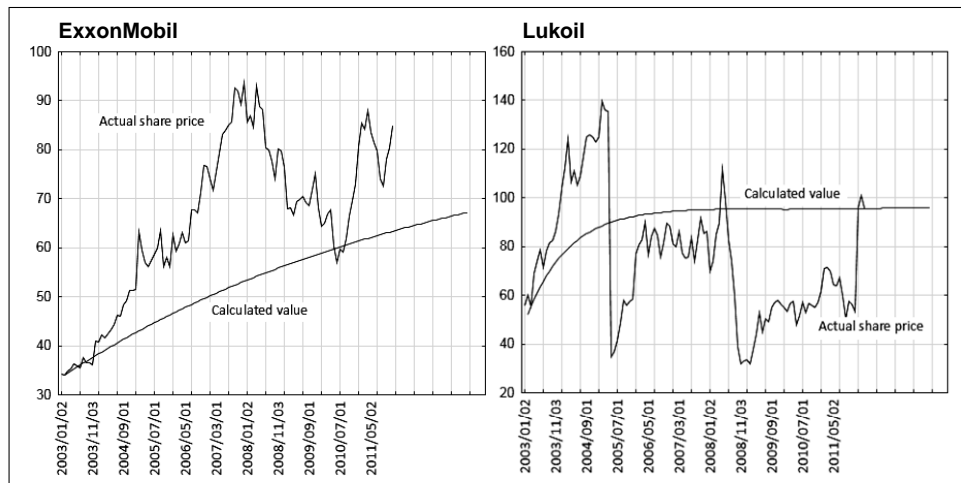


Fig. 3. The first order forecasting of share prices for ExxonMobil and Lukoil (US dollars)

Results of computer simulation by system dynamics

Upon the results of the investigations reported above, it is found that there is a possibility that a certain degree of environmental investment may increase the market share of a company; however, the time series investigation doesn't identify the chronological changes that are supposed to be made by the investment. Therefore, instead of the time series analysis, chronological changes are simulated by logic and procedure of system dynamics [2], which is shown in the equations from (15) to (21).

For the computer simulation, the following logic is made: there are 3 types of the companies, A, B, and C, with net income (U), cost for environmental investment (C_e) and penalty or cost for recovering accident (C_p) for each company's strategy.

- Company A always minds environment, and takes the best possible actions to reduce the emissions, and waits until its competitor fails in the market.
- Company B never minds environment, and always tries to take over the market from the competitors until it gets accident or penalty.
- Company C always minds environment, and takes the best possible efforts to reduce the emissions, but emits the pollutions only when it meets a serious/strong competitor at the market.

For example, when C meets A in the market, there are 2 equal possibilities.

- If C holds the clients of the market, it keeps the net income (U) and A takes nothing (0).
- If A hold the clients of the market, both have to wait until one of them gives up by only paying the cost of environmental investment (C_e), and then one of them gets the income (U) with equal possibility. So the expected outcome of this case is $U/2 - C_e$ for both of them.
- Thus, the overall outcome is $(U + (U/2 - C_e))/2$ for C, and $(0 + (U/2 - C_e))/2$ for A.

Thus the gains/loss of the companies ($r_{i,j}$) in their meetings are as shown in Table 12.

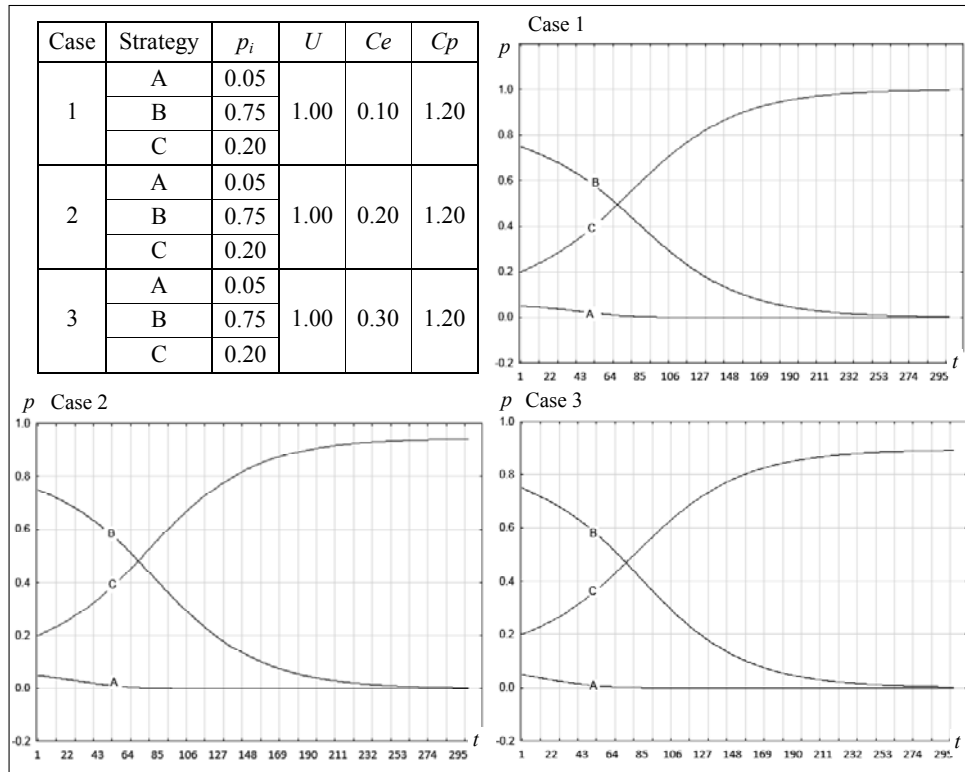


Fig. 4. Initial conditions and the results of computer simulation

Upon the above logic, the chronological changes of the proportion (p_i , i.e. p_A , p_B , and p_C) of 3 types of the companies are calculated by the equation (21), which hold 3 different types of strategies respectively. The initial conditions (when $t = 0$) for p_i , U , C_e , and C_p are shown in Fig. 4 together with the results of the calculations. On the simulation, 3 cases are made in accordance to the difference of the initial conditions. The case 1 assumes 0.05 for the proportion of the company type A, 0.80 for the type B, and 0.15 for the type C when $t = 0$. These proportions for the case 1 are set, after observing Fig. 5, in which each point on the horizontal axis represents one company of one year and the vertical axis shows the ratio of environmental investment and net income of each company of each year. In Fig. 5, it is observed that 25 percent of the companies invest more than 10 percent of their incomes for the environmental issues, and about 5 percent invest more than 20 percent of the net income. For the simulation, the top 5 percentile are assumed to be the type A, and the second 20 percent are the type C, and the rest are the type B. Meanwhile, in the year of the oil spill accident of the BP in 2010, the net income was reduced almost 120 percent in comparison with the previous years', and the expenditures for the environmental issues increased 7 times as much as in the previous years. From this observation, the simulation assumes 1.20 as the cost of the accident (C_p), while the net income (U) is 1.0. About the cost of environmental investment (C_e), 3 cases are simulated, i.e. 0.1, 0.2 and 0.3, which are selected from Fig. 5. The number of steps (t) calculated in this simulation is 302.

The results of the simulation show that the type A and the type B strategies will lose the market share gradually, while the type C strategy increases the mar-

ket share. In all 3 cases, the share of the type C exceeds the type B's; but, the timing of the type C exceeding the type B will be delayed when the cost of environmental investment becomes larger. This observation shows a similarity with the observation at the econometrics analysis, in which the environmental investment and the higher share price have correlations as long as the investment doesn't exceed a certain level.

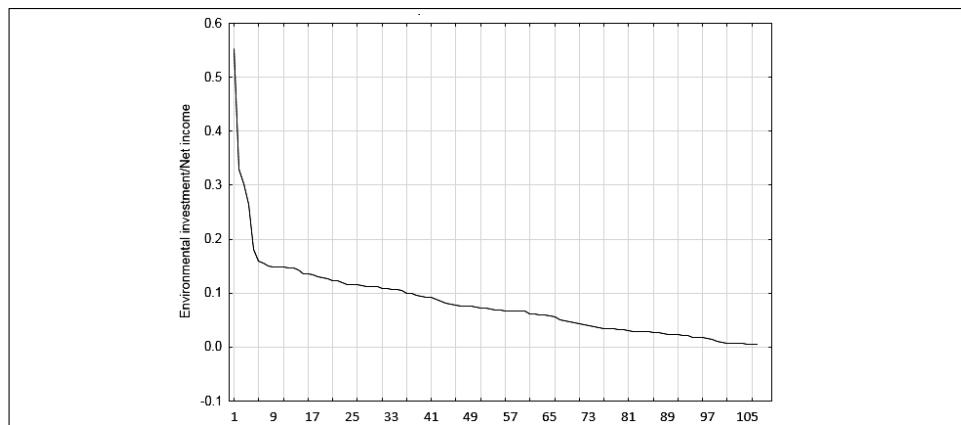


Fig 5. Ranking of the companies in environmental investment vs. net income

CONCLUSIONS AND RECOMMENDATIONS

At first, the correlations and multivariable regression analysis were made to investigate the strength of the relation between the environmental investment and the share price; then the time-series analysis on the share prices is made on selected companies. Upon the results of these investigations, it is found that there is a possibility that a certain degree of environmental investment may increase the market share of a company; and then, computer simulation was carried out with the method of system dynamics to test the logic of the investment strategy. The results indicate that there is a possibility for strategic environmental investment, while still increasing the market share.

The results of the analysis by the econometrics and the computer simulation both show that the strategy of environmental investment may increase the market share as long as the investment is made up to a certain degree, with the presence of rival companies in the same market. However, the simulation is not for the real time, but it is purely for the investigation of the logic and the strategy; therefore, definitive results of the decision making is not obtained yet. Further researches are needed on the topic.

REFERENCES

1. *Goldberger A.S.* A Course in Econometrics. — Cambridge: Harvard University Press, 1991. — 405 p. — http://facweb.knowlton.ohio-state.edu/pvinton/courses/crp8703/goldberger_Ch_4_5_6.pdf.
2. *Gilbert N., Troitzsch K.G.* Simulation for the Social Scientists. — London: Open University Press, 1999. — 288 p.
3. finance.yahoo.com

Received 05.11.2014

From the Editorial Board: the article corresponds completely to submitted manuscript.

МЕТОД ЗГЛАДЖЕНОЇ АВТОКОРЕЛЯЦІЙНОЇ ФУНКЦІЇ ДЛЯ ПРОГНОЗУВАННЯ ВАРІАЦІЇ ГЕТЕРОСКЕДАСТИЧНИХ ЧАСОВИХ РЯДІВ

Н.Г. ЗРАЖЕВСЬКА

Запропоновано новий метод для побудови прогнозу варіації сильноволатильних гетероскедастичних часових рядів. За модель часового ряду взято авторегресію нескінченного порядку. Параметри моделі знайдено як розв'язок системи рівнянь Тьопліца, у якій використовуються модельні коефіцієнти автокореляції, за запропонованим методом. Модель автокореляційної функції на кожному кроці прогнозування побудовано шляхом розв'язання оптимізаційної задачі, що враховує умову сильної залежності. Метод протестовано на штучно згенерованому та реальному часових рядах. Для порівняння результатів прогнозування обрано модель авторегресії, параметри якої знайдено за методом максимальної правдоподібності. Результати свідчать про достатньо високу ефективність запропонованого методу під час прогнозування сильноволатильних гетероскедастичних часових рядів.

ВСТУП

Формалізація даних у вигляді часових рядів використовується у багатьох сферах людської діяльності. Практично всі природничі та гуманітарні науки в тому чи іншому вигляді потребують методів для аналізу та класифікації часових послідовностей. Прикладами часових рядів є короткострокові неризикові процентні ставки, що відіграють важливу роль у функціонуванні фінансової системи світу. Вони безпосередньо пов'язані із станом споживчого ринку, встановленням цін на акції, інфляцією, глобальною економікою та використовуються як фінансовими інститутами, так і приватними інвесторами для контролю ризиків портфелів. Економічні і, зокрема, фінансові часові ряди мають специфічні характеристики. Фінансові ряди, як правило, нестационарні. Однією з важливих характеристик часових рядів є волатильність — статистичний показник, що характеризує межі змін ринкової ціни або доходу. У термінах статистики волатильність виражається дисперсією. Часові ряди є гетероскедастичними, якщо їхня точкова умовна дисперсія змінюється з часом, що є характерною рисою фінансових часових рядів у кризові періоди. Нерідко в таких рядах зустрічається ефект сильної залежності. Це ускладнює можливість застосування класичних методів дослідження часових рядів та побудову традиційних моделей для їх прогнозування. Для моделювання таких рядів використовують моделі класу GARCH [1], у яких умовна дисперсія процесу залежить від попередніх значень ряду та від попередніх значень дисперсії. Для врахування ефекту сильної залежності у роботі [2] було запропоновано модель FIGARCH.

Методи прогнозування часових рядів за авторегресійною, ARMA та GARCH моделями проаналізовано у роботі П.І. Бідюка [3]. Як було показано, зокрема, у роботі Е. Зівота [4], FIGARCH процес еквівалентний процесу

авторегресії нескінченного порядку. За методом редукції від авторегресійної моделі нескінченного порядку переходять до авторегресії зі скінченим порядком, який є достатньо великим числом. За цим підходом не враховується інформація щодо сильної залежності та гетероскедастичності, що може призвести до збільшення похибки прогнозних значень. У цьому дослідженні зроблено спробу покращення моделі, що має застосовуватись для прогнозування сильнольноволатильних часових рядів, що підкоряються умові сильної залежності, шляхом максимального використання апріорної інформації та згладження автокореляційної функції, що має на меті зменшення впливу випадкових факторів та недовизначеності моделі.

МОДЕЛІ ЧАСОВИХ ГЕТЕРОСКЕДАСТИЧНИХ РЯДІВ

Розглядаємо часовий ряд $\{X_t, t = 0, 1, 2, \dots\}$ записаний у вигляді

$$X_t = u + \varepsilon_t, \quad (1)$$

де $u = \text{const}$, ε_t — стохастичний процес з нульовим середнім. Через $E_{t-1}[\cdot]$ будемо позначати умовне математичне сподівання, задане на інформаційній множині, що складається з попередніх значень ряду та іншої інформації, яка відома в момент часу $t - 1$.

Процес, для якого $E_{t-1}[\varepsilon_t] = 0$, а умовну дисперсію $\sigma_t^2 = E_{t-1}[\varepsilon_t^2]$ представлено як лінійну функцію квадратів попередніх значень процесу

$$\sigma_t^2 = \omega + \sum_{i=1}^q \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2, \quad \omega > 0, \alpha_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, q \quad (2)$$

називається процесом авторегресійної умовної скедастичності — ARCH(q).

Формули (1) (2) визначають модель ARCH(q).

Показано [4], що процес ARCH(q) може бути записано у вигляді авторегресійного процесу AR(q). Якщо покласти

$$\sigma_t^2 = \varepsilon_t^2 - v_t, \quad (3)$$

де v_t — незалежні однаково розподілені випадкові величини (н.о.р.в.в.), то з (2):

$$\varepsilon_t^2 = \omega + \sum_{i=1}^q \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + v_t. \quad (4)$$

GARCH(q, p) є узагальненням моделі ARCH(q). За цією моделлю умовна дисперсія залежить не тільки від квадратів попередніх значень процесу, а й від попередніх значень самої умовної дисперсії:

$$\sigma_t^2 = \omega + \sum_{i=1}^q \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^p \beta_j \sigma_{t-j}^2. \quad (5)$$

Застосовуючи оператор зсуву $LX_t = X_{t-1}$, можна переписати (2) і (5) в операторному вигляді:

$$\sigma_t^2 = \omega + \alpha(L)\varepsilon_t^2, \quad (6)$$

$$\sigma_t^2 = \omega + \alpha(L)\varepsilon_t^2 + \beta(L)\sigma_t^2, \quad (7)$$

де $\alpha(L) = \sum_{i=1}^q \alpha_i L^i$, $\beta(L) = \sum_{j=1}^p \beta_j L^j$.

Умови $\omega > 0$, $\alpha_i > 0$, $i = 1, 2, \dots, q$, $\beta_j > 0$, $j = 1, 2, \dots, p$ є достатніми для коректності моделі [1]. Формально (7) можна записати у вигляді $(1 - \alpha(L) - \beta(L))\varepsilon_t^2 = \omega + (1 - \beta(L))v_t$.

Модель, для якої $\alpha(1) + \beta(1) = 1$, називається IGARCH:

$$\phi(L)(1 - L)\varepsilon_t^2 = \omega + (1 - \beta(L))v_t, \quad (8)$$

де оператор $\phi(L) \equiv (1 - \alpha(L) - \beta(L))(1 - L)^{-1}$ має порядок $m - 1$, $m = \max(p, q)$.

Подальшим узагальненням є модель FIGARCH(p, d, q) [2]:

$$\phi(L)(1 - L)^d \varepsilon_t^2 = \omega + (1 - \beta(L))v_t, \quad (9)$$

де $(1 - L)^d = \sum_{j=1}^{\infty} \frac{\Gamma(j - d)}{\Gamma(-d)\Gamma(j + 1)} (-L)^j$ — оператор дробової різниці ($\Gamma(\cdot)$ — гамма функція). Для коректності моделі достатньо покласти $\omega > 0$, $\sum_{i=1}^q \alpha_i + \sum_{i=1}^p \beta_i < 1$. Якщо із $d \in (0, 1/2)$, то модель описує часові ряди сильною залежністю з параметром Херста $H = 1/2 + d$.

Модель (9) можна переписати у вигляді

$$\sigma_t^2 = (1 - \beta(1))^{-1} \omega + \lambda(L)\varepsilon_t^2 \quad (10)$$

або

$$\varepsilon_t^2 = (1 - \beta(1))^{-1} \omega + \lambda(L)\varepsilon_t^2 + v_t, \quad (11)$$

де $\lambda(L) \equiv 1 - (1 - \beta(1))^{-1} \phi(L)(1 - L)^d$. При цьому $\lambda(L) = \lambda_1 L + \lambda_2 L^2 + \lambda_3 L^3 + \dots$.

Модель FIGARCH(p, d, q) коректно визначена і $\sigma_t^2 > 0$ майже напевно для всіх t за умови $\lambda_k > 0$, $k = 0, 1, 2, \dots$. Таким чином, FIGARCH(p, d, q) можна визначити як модель ARCH(∞) для дисперсії часового ряду (представлення (2)) або як модель AR(∞) для квадратів процесу $\{\varepsilon_t^2\}$ (представлення (11)).

ОЦІНЮВАННЯ ПАРАМЕТРІВ АВТОРЕГРЕСІЙНОЇ МОДЕЛІ ЗА УМОВИ СИЛЬНОЇ ЗАЛЕЖНОСТІ

Для оцінки параметрів моделі (9), використовують метод максимальної правдоподібності та метод максимальної квазіправдоподібності, оскільки для волатильних рядів функції правдоподібності мають явний вигляд. У цій роботі використовується представлення (11) (з переходом до моделі AR(∞)), що є зручним для побудови прогнозу. Надалі вважаємо ряд сильно залежним в сенсі наступного означення [5].

Означення. Часовий ряд $\{X_t, t = 0, 1, 2, \dots\}$ з автокореляційною функцією (АКФ) $\rho(k) = \text{Corr}(X_t, X_{t+k})$, $k \in N \cup \{0\}$ підкоряється сильній залежності (довгостроковій залежності або залежності з далеким радіусом), якщо існує $0 < \alpha < 1$ та константа $c_r > 0$ такі, що:

$$\lim_{k \rightarrow \infty} \rho(k)/(c_r k^{-\alpha}) = 1. \quad (12)$$

Таким чином, АКФ повільно спадає, а це призводить до розбіжності ряду $\sum_k \rho(k) = \infty$. Характеристикою сильної залежності в (9) є параметр d .

У загальному випадку задача побудови моделі $AR(\infty)$ у вигляді

$$X_t = a_1 X_{t-1} + \dots + a_N X_{t-N} + \dots + v_t, \quad v_t - \text{н.о.р.в.в.}, \quad (13)$$

зводиться до задачі оцінювання коефіцієнтів $\vec{a} = (a_1, \dots, a_N, \dots)'$ авторегресійної моделі нескінченного порядку. Оцінки будуються за методом найменших квадратів (МНК) шляхом розв'язання нормальної системи рівнянь [6], що, у цьому випадку, є нескінченною системою лінійних алгебраїчних рівнянь (СЛАР) із різницевиими індексами:

$$\sum_{j=0}^{\infty} \rho_{|i-j|} a_j = \rho_{i+1}, \quad i = 0, \dots, \infty, \quad (14)$$

де $\rho_i = \hat{\rho}(i)$, $i = 0, \dots, \infty$ — оцінка автокореляційної функції часового ряду X_t , $t = T, T-1, \dots$, визначена формулою:

$$\hat{\rho}(k) = \frac{c\hat{v}(k)}{c\hat{v}(0)}, \quad c\hat{v}(k) = \frac{1}{T-l} \sum_{j=l+1}^T (X_j - \mu)(X_{j-k} - \mu), \quad \mu = \frac{1}{T-l} \sum_{j=l+1}^T X_j, \quad k = 0, \dots, l, \quad l \rightarrow -\infty, \quad \text{де } T \text{ —}$$

актуальний момент часу.

Ввівши позначення $R = \{\rho_{|i-j|}\}_{i,j=0}^{\infty}$ (автокореляційна матриця) та $\vec{b} = (\rho_1, \rho_2, \dots)'$, отримуємо нескінченну СЛАР

$$R \vec{a} = \vec{b}. \quad (15)$$

Розв'язання (15) за стандартним методом редукції є некоректним, оскільки, в силу припущення щодо сильної залежності, ряд автокореляційних коефіцієнтів розбігається, а, отже, не виконується умова регулярності та нормальності матриці СЛАР. Збіжність розв'язку редукованої системи до точного розв'язку не гарантована.

Нескінченні СЛАР з різницевиими індексами в загальному випадку еквівалентні крайовій задачі Рімана. Альтернативою є підхід, запропонований у роботі [7], де показано, що наближений розв'язок систем виду (14) буде збігатись до точного розв'язку під час редукування системи з урахуванням асимптотичної поведінки розв'язку. Вказаний підхід базується на теоремі.

Теорема (про збіжність розв'язку редукованої системи до точного розв'язку). Якщо для АКФ часового ряду виконується асимптотичне співвідношення

$$\rho(k) \sim k^{2d-1} l(k), \quad k \rightarrow \infty, \quad 0 < d < 1/2, \quad (16)$$

то існує єдиний розв'язок системи (14), що задовольняє умові

$$a_k \sim k^{-(1+d)} \left(\frac{c_r}{B(d, 1-2d)} \right)^{-1/2} \frac{d \sin(\pi d)}{\pi}, \quad k \rightarrow \infty, \quad (17)$$

та може бути знайдений шляхом розв'язання редукованої системи рівнянь

$$\sum_{j=0}^N \tilde{\rho}_{|i-j|} \tilde{a}_j = \tilde{\rho}_{i+1} - \sum_{j=N+1}^{\infty} \tilde{\rho}_{|i-j|} j^{-(1+d)}, \quad i = 0, \dots, N, \quad (18)$$

де $\tilde{\rho}_i = \begin{cases} \rho_i, & i < N_1, \\ c i^{2d-1}, & i \geq N_1. \end{cases}$ При цьому $\|\tilde{a} - \hat{a}\|_{C_{N, N_1 \rightarrow \infty}} \rightarrow 0$.

Тут $B(\cdot)$ — бета функція, $\alpha = 1 - 2d$. Тоді параметр Херста $H = d + 1/2 \in (1/2, 1)$.

Значення N визначається з умови практичної збіжності розв'язку, оскільки застосування інформаційного критерію Акаїке та його модифікацій у випадку сильної залежності не дає повної відповіді на питання, яким треба вибрати N [8]. Вони лише визначають нижню оцінку цього значення.

Особливість запропонованого методу прогнозування полягає в тому, що в системі нормальних рівнянь Тьопліца замість коефіцієнтів кореляції, побудованих на спостережуваних значеннях часового ряду, використовуються значення згладженої за новим методом АКФ. Регресійна модель для АКФ впливає із означення сильної залежності (асимптотичне співвідношення (12)):

$$\rho(k) = \alpha_1 H (2H - 1) k^{2H-2} + \alpha_2 + \varepsilon_k, \quad \varepsilon_k - \text{н.о.р.в.в.}, \quad k_0 \leq k \leq N, \quad (19)$$

де H — параметр Херста [5]. Отже, для побудови моделі АКФ достатньо отримати оцінку \hat{H} (відповідає накладеній умові сильної залежності часового ряду), після чого оцінки коефіцієнтів моделі (19) можна отримати шляхом побудови лінійної регресії з використанням МНК. Таким чином, оцінці \hat{H} можна поставити у відповідність оцінки АКФ $\tilde{\rho}(k)$ з похибками $\tilde{\varepsilon}(k)$. Лінійна регресія не включає перші k_0 значень автокореляцій, оскільки (1) задає асимптотичні властивості. У роботі [9] детально описано та проаналізовано широковживані методи оцінювання параметра Херста, такі як: метод вибіркової дисперсії агрегованого ряду, метод абсолютних значень агрегованих рядів, метод залишків регресії, метод нормованого розмаху, метод періодограм. Кожен з цих методів має свої особливості, що визначають ефективність його застосування залежно від мети застосування оцінки параметра Херста та особливих властивостей часових рядів. Оскільки в цій роботі розглянуто часові ряди лише з умовами сильної залежності та стаціонарності (для квадратів значень часових рядів), додаткова специфічна інформація відсутня. Пропонується знайти п'ять оцінок параметра Херста за перерахованими методами оцінювання та покласти \hat{H} як агреговане зважене (з рівними вагами) значення оцінок, якому ставиться у відповідність $\tilde{\rho}(k)$ з усередненою похибкою $\tilde{\varepsilon}(k)$. Для уточнення оцінок автокореляції з метою їх застосування до задачі прогнозування, використаємо наступну оптимізаційну процедуру.

Нехай задано $\{y_k\}_{k=1}^N$ — значення автокореляції, за якими визначено агреговану оцінку параметра Херста і середню дисперсію помилки цієї моделі ε^2 . Визначаємо на повній вибірці дві підвибірки: I — $\{y_k\}_{k=1}^{k_1}$, II —

$\{y_k\}_{k=k_1+1}^{k_2}$. На підвибірці II будуюмо регресійну модель (19). Для цього достатньо мінімізувати $\sum_{k=k_1+1}^{k_2} (y_k - \hat{y}_k)^2$, де $\hat{y}_k, k = \overline{k_1+1, k_2}$ значення моделі, що визначаються за (19). На підвибірці I визначаємо похибки моделі $(y_k - \hat{y}_k)^2, k = \overline{1, k_1}$ та обмежуємо їх значенням середньої дисперсії похибки ε^2 . Очевидно, що така задача мінімізації квадратичного функціоналу з квадратичним обмеженням є опуклою. Однак, в силу того, що ε^2 — середня (а не максимальна) дисперсія, задача може не мати допустимих розв'язків. Для формулювання задачі з оптимальним розв'язком достатньо ввести в праву частину обмеження релаксаційний параметр $q \geq 0$, включення якого в цільову функцію забезпечить мінімальне відхилення оптимальної моделі від моделі, побудованої вище. Основний функціонал і релаксаційний параметр в цільовій функції слід зважити з коефіцієнтом штрафу λ ($0 \leq \lambda \leq 1$). Варіювання λ дозволяє отримати бажаний баланс між відповідністю моделі вихідним даним (на другий підвибірці) і відповідності моделі умові сильної залежності (на першій підвибірці).

Таким чином, формулювання оптимізаційної задачі має вигляд:

$$\lambda q + (1 - \lambda) \frac{1}{k_2 - k_1} \sum_{k=k_1+1}^{k_2} (y_k - \hat{y}_k)^2 \rightarrow \min, \quad (20)$$

$$(y_k - \hat{y}_k)^2 \leq \varepsilon^2 + q, \quad k = 1, 2, \dots, k_1, \quad (21)$$

$$q \geq 0. \quad (22)$$

У результаті розв'язання оптимізаційної задачі (20)–(22), отримуємо уточнені оцінки параметрів $\hat{\alpha}_1, \hat{\alpha}_2$ й знаходимо уточнену оцінку параметра Херста \hat{H}_{optim} . Модель АКФ має вигляд

$$\hat{\rho}(k) = \hat{\alpha}_1 \hat{H}_{optim} (2\hat{H}_{optim} - 1) k^{2\hat{H}_{optim} - 2} + \hat{\alpha}_2, \quad k_0 \leq k \leq N. \quad (23)$$

МЕТОД ПОБУДОВИ ПРОГНОЗУ СИЛЬНО ЗАЛЕЖНИХ ЧАСОВИХ РЯДІВ НА ОСНОВІ АВТОРЕГРЕСІЙНИХ МОДЕЛЕЙ НЕСКІНЧЕННОГО ПОРЯДКУ

Для побудови прогнозу моделі, вкажемо метод для знаходження квадрату значення часового рядуу \hat{X}_{l+1}^2 , використовуючи спостереження $X_0^2, X_1^2, \dots, X_l^2$. Для цього використаємо авторегресійну модель нескінченно-го порядку (13) (редуковану до моделі зі скінченним лагом) з апріорним припущенням існування сильної залежності. Теоретичні дослідження дозволили сформулювати наступний алгоритм.

Алгоритм

Крок 1. Знаходимо оцінку параметра Херста \hat{H}_{optim} та параметри згладженої моделі АКФ за описаною в попередньому розділі процедурою.

Крок 2. Визначаємо оцінки автокореляційних коефіцієнтів $\hat{\rho}(k)$ згідно з моделлю (23).

Крок 3. Складаємо редуковану систему нормальних рівнянь (14), використовуючи замість ρ_k отримані за моделлю (23) значення $\hat{\rho}(k)$, та знаходимо оцінку $\hat{a}_N = (\hat{a}_1, \dots, \hat{a}_N)'$ вектора коефіцієнтів автокореляції за методом Холецького [10].

Крок 4. Визначаємо лаг редукованої авторегресійної моделі $M \leq N$, використовуючи 3 інформаційні критерії АІК (інформаційний критерій Акаїке), НҚС (інформаційний критерій Хеннена-Куїна), SBIC (інформаційний критерій Байеса) [8]. Значення лагу обираємо з умови мінімального відхилення до отриманих трьох значень.

Крок 5. P значень прогнозу часового ряду обчислюємо за екстраполяційною формулою

$$\hat{X}_{l+p}^2 = \sum_{i=0}^M \hat{a}_i X_{l-i-1}^2, \quad l = N+1, \dots, \quad p = 1, \dots, P. \quad (24)$$

Зауважимо, що за теоремою про збіжність розв'язку редукованої системи до точного розв'язку, отриманий розв'язок редукованої системи буде за нормою збігатися до точного. Проте через накопичення похибки апроксимації точність прогнозу може суттєво зменшуватись із збільшенням P .

Застосуємо запропонований алгоритм до прогнозування гетероскедастичних рядів із сильною залежністю (представлення (11)).

За базу верифікації результатів прогнозування із застосуванням запропонованого методу (алгоритм) використаємо прогноз, отриманий за широко відомим методом максимальної правдоподібності побудови авторегресійної моделі часового ряду.

Розглядаємо редуковану модель $AR(p)$, у якій лаг обирається за інформаційним критерієм. Враховуємо, що $E[\varepsilon_t] = 0$, $D[\varepsilon_t] = \sigma_\varepsilon^2$, $D[X_t] = \sigma_x^2$. Вважаємо $\{X_t\}$ стаціонарним в широкому сенсі. Оцінимо параметри моделі авторегресії a_i й σ_ε^2 методом максимальної правдоподібності. Припускаємо, що $\{\varepsilon_t\} \sim N(0, \sigma_\varepsilon^2)$. Для гаусівського вектора $\vec{X}^{M+T} = (X_1, \dots, X_M, X_{M+1}, \dots, X_{M+T})$ функція максимальної правдоподібності може бути записана у вигляді:

$$f(X^{M+T}; a; \sigma_\varepsilon) = (2\pi)^{-(M+T)/2} \sigma^{-T} |\det R_{M+T}|^{-\frac{1}{2}} \exp \left\{ -\frac{S(a)}{2\sigma_\varepsilon^2} \right\},$$

де $\vec{a} = (a_1, \dots, a_M)$ — вектор параметрів моделі, $R_{M+T} = \|R(k-j)\|_{k,j=1, \overline{M+T}}$ — автокореляційна матриця вектора \vec{X}^{M+T} , $S(a) = \sigma^2 (R_M^{-1} X^M, X^M) + \sum_{k=1}^T \left(X_{M+T} - \sum_{j=1}^M a_j X_{M+k-j} \right)^2$.

Для знаходження оцінок параметрів a_i й σ_ε^2 методом максимальної правдоподібності розглядається задача максимізації функції $f(X^{M+T}; a; \sigma_\varepsilon)$, яка зводиться до СЛАР [11].

Для порівняння фактичного часового ряду, спрогнозованого ряду за методом згладженої автокореляції та спрогнозованого ряду за методом максимальної правдоподібності, використаємо Diebold-Mariano тест [12].

Нехай $\{X_t\}$ — часовий ряд, який прогнозуємо та $\hat{X}_{t+p|t}^{(1)}$ й $\hat{X}_{t+p|t}^{(2)}$ — два прогнози, які порівнюємо. Похибки прогнозів цих моделей позначимо відповідно: $\varepsilon_{t+p|t}^{(1)} = X_{t+p} - \hat{X}_{t+p|t}^{(1)}$, $\varepsilon_{t+p|t}^{(2)} = X_{t+p} - \hat{X}_{t+p|t}^{(2)}$.

Нехай T_0 — загальна кількість P -крокових прогнозів. Прогноз на P -кроків було побудовано для $t = t_0, \dots, T$. Таким чином маємо дві послідовності похибок прогнозів: $\{\varepsilon_{t+p|t}^{(1)}\}_{t_0}^T$ й $\{\varepsilon_{t+p|t}^{(2)}\}_{t_0}^T$. Оскільки P -кроковий прогноз використовує дані, що часто повторюються, отримані послідовності похибок будуть корельованими.

Нехай точність кожного прогнозу вимірюється функцією втрат: $L(y_{t+p}, y_{t+p|t}^{(i)}) = L(\varepsilon_{t+p|t}^{(i)})$, $i = 1, 2$. У якості такої функції беремо функцію квадратів похибки: $2L(\varepsilon_{t+p|t}^{(i)}) = (\varepsilon_{t+p|t}^{(i)})^2$, $i = 1, 2$.

Для порівняння моделей перевіряємо основну гіпотезу: $H_0 : E[L(\varepsilon_{t+p|t}^{(1)})] = E[L(\varepsilon_{t+p|t}^{(2)})]$. Тоді альтернативна гіпотеза $H_1 : E[L(\varepsilon_{t+p|t}^{(1)})] < E[L(\varepsilon_{t+p|t}^{(2)})]$. Нехай $d_t = L(\varepsilon_{t+p|t}^{(1)}) - L(\varepsilon_{t+p|t}^{(2)})$. Тоді гіпотеза $H_0 : E[d_t] = 0$. Перевіряємо гіпотезу H_0 , використовуючи статистику тесту Дієболда-Маріано:

$$DM = \frac{\bar{d}}{(LRV_{\bar{d}}/T)^{1/2}},$$

де $\bar{d} = \frac{1}{T_0} \sum_{t=t_0}^T d_t$, $LRV_{\bar{d}} = \gamma_0 + 2 \sum_{j=1}^{\infty} \gamma_j$, $\gamma_j = \text{cov}(d_t, d_{t-j})$, $LRV_{\bar{d}}$ — оцінка асимптотичної дисперсії для $\sqrt{T}\bar{d}$.

DM є вихідною характеристикою тесту Дієболда-Маріано. Якщо взяти рівень достовірності $\alpha = 0,05$, то при $|DM| < 1,96$ прогнози є подібними, в іншому випадку суттєво різняться.

У кількісному вимірі якість прогнозування визначимо похибками: $ME = 1/N \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)$ — середня похибка; $MAE = 1/N \sum_{i=1}^N |y_i - \hat{y}_i|$ — середня абсолютна похибка; $MSE = 1/N \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2$ — середньоквадратична похибка.

ка; $MAPE = 1/N \sum_{i=1}^N |1 - y_i / \hat{y}_i| \cdot 100\%$ — середня абсолютна процентна похибка,

де y_i — фактичний квадрат значення часового ряду, \hat{y}_i — спрогнозоване значення.

ПОБУДОВА ПРОГНОЗУ ТА АНАЛІЗ РЕЗУЛЬТАТІВ

Метою цього розділу є побудова та порівняння з фактичними значеннями прогнозів середніх дисперсій за методом максимальної правдоподібності та за запропонованим методом згладження автокореляційної функції. Прогноз для часового ряду будується на 5 кроків вперед та усереднюється на цьому ж періоді, що відповідає стандартній в фінансовій галузі процедурі прогнозування середньої варіації доходів фінансового інструменту на тижневій основі.

Прогнози будуються для штучно сгенерованого часового ряду та для реального часового ряду. Для генерування штучних даних використовуємо модель FIGARCH(1; 0,42; 1) з параметрами: $\omega = 0,1$; $\alpha_1 = 0,1$; $\beta_1 = 0,1$. За реальний часовий ряд обираємо доходи на денній основі індекса РТС — офіційного індикатора Фондової біржі РТС («Российская Торговая Система») за 2014 рік. З метою побудови прогнозу дисперсій, значення рядів піднесені до квадрату.

Об'єм реальної вибірки для побудови моделі $N = 1600$. За методом згладження АКФ застосовуємо алгоритм, описаний у попередньому розділі, на 5 кроків вперед з максимальним лагом для АКФ рівним 55. Значення прогнозу усереднюються та декларуються як прогноз середньої дисперсії на наступний робочий тиждень. Потім індекс значень часового ряду збільшується на одиницю та процедура повторюється. Таким чином, на кожному кроці модель АКФ перебудовується для врахування актуальних даних. За методом максимальної правдоподібності використовується аналогічна процедура.

Результати прогнозування для штучно сгенерованого часового ряду FIGARCH(1; 0,42; 1) графічно зображені на рис. 1 (Method 1 — метод максимальної правдоподібності, Method 2 — метод згладження автокореляційної функції, X^2 — фактичні значення). З графіку видно, що прогноз, отриманий за методом згладження АКФ значно краще відтворює як абсолютні відхилення фактичного часового ряду, так і тенденції локальних трендів (зростання-падання) у порівнянні з прогнозом за методом максимальної правдоподібності. Суттєвою перевагою запропонованого методу є також значне зменшення затримки під час прогнозування точок перелому локального тренду. Для порівняння траєкторій прогнозів моделей використано Diebold-Maiano тест. Отримано характеристику: $DM = 0,948 < 1,96$. Таким чином, для штучно згенерованих даних траєкторія прогнозу за методом згладження автокореляційної функції подібна траєкторії прогнозу за методом найбільшої правдоподібності, що свідчить про коректність запропонованого методу, оскільки на даних з контрольованими властивостями, обидва методи, в цілому, подібні та дозволяють отримати достовірний прогноз.

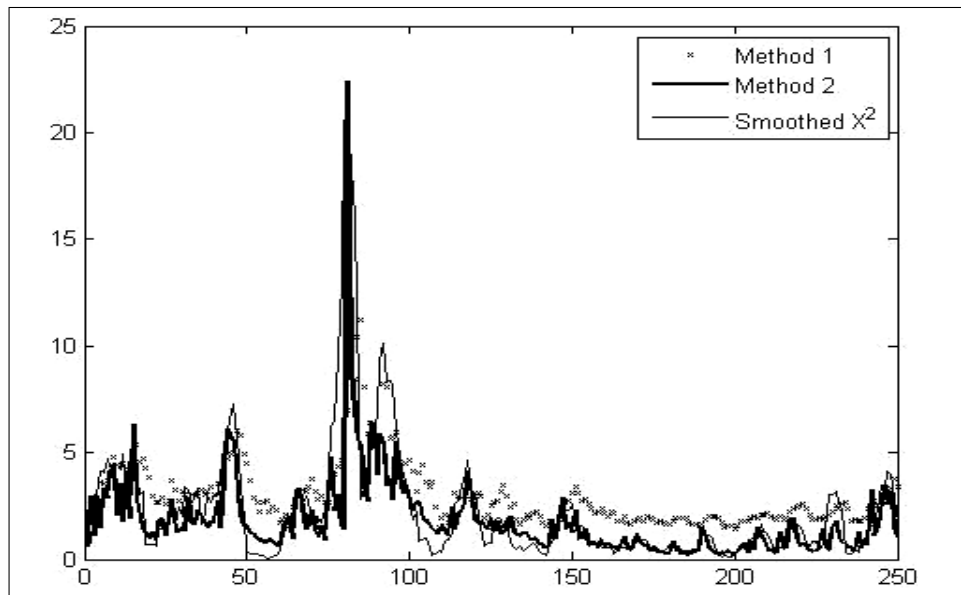


Рис. 1. Усереднені за 5 значеннями квадрати згенерованого часового ряду ($\text{Smoothed } Y^2$), значення згладжених прогнозів за методом максимальної правдоподібності (Method 1) та методом згладження АКФ (Method 2)

Результати прогнозування для реального часового ряду доходів на денній основі індекса РТС графічно зображені на рис. 2. Реальні дані задовольняють припущенням, покладеним в основу побудови прогнозу не в повній мірі, а, отже, якість прогнозу суттєво гірша, що видно з рисунку. Особливістю цього випадку є те, що прогноз, отриманий за методом згладження АКФ, є більш консервативним у порівнянні з прогнозом за методом максимальної правдоподібності, що обумовлюється згладженням АКФ. Як і для штучних даних, він значно краще відтворює як абсолютні відхилення фактичного часового ряду, так і тенденцію локальних трендів, а також демонструє значне зменшення затримки при прогнозуванні точок перелому локального тренду. Отже, запропонований метод згладження АКФ має переваги у порівнянні зі стандартним методом прогнозування для сильно волатильних часових рядів. Характеристика порівняння прогнозних траєкторій за Diebold-Mariano тестом: $DM = 4,51 > 1,96$. Отже, на відміну від випадку штучних даних, прогнози, отримані за методом згладження АКФ та за методом максимальної правдоподібності, суттєво різняться.

Diebold-Mariano тест дозволяє визначати лише подібність/відмінність прогнозів, побудованих за різними моделями. Для кількісної оцінки якості прогнозів використаємо міри похибок ME, MAE, MSE та MAPE. Отримані значення наведено в таблиці (ЗД — згенеровані дані, РТС — дані доходів індексу РТС, Method 1 — метод максимальної правдоподібності, Method 2 — метод згладження АКФ). Значення похибок підтверджують результати, отримані у ході графічного аналізу. Похибки прогнозу за методом згладження АКФ менші за похибки прогнозу за методом максимальної правдоподібності. При цьому похибки, отримані під час прогнозування згенерованого часового ряду, більші в порівнянні з похибками прогнозування реальних даних. Відношення похибок для різних методів

змінюється під час переходу від штучних даних до реальних даних, що також свідчить про перевагу застосування запропонованого методу при прогнозуванні поведінки реальних сильно волатильних часових рядів у порівнянні зі стандартними методами.

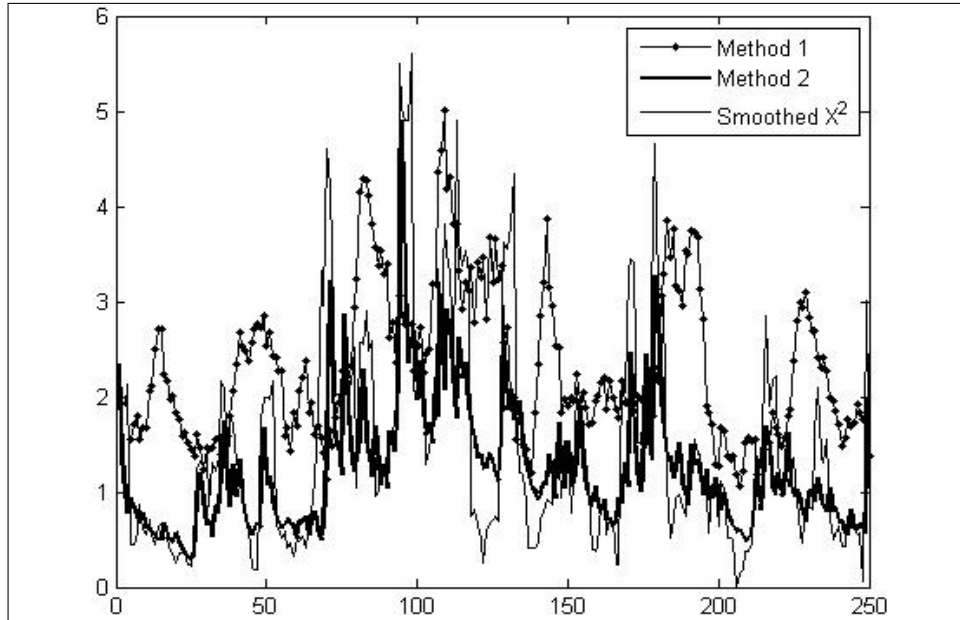


Рис. 2. Усереднені за 5 значеннями квадрати згенерованного часового ряду індексу РТС ($\text{Smoothed } Y^2$), значення згладжених прогнозів за методом максимальної правдоподібності (Method 1) та методом згладження АКФ (Method 2)

Таблиця. Похибки прогнозу для згенерованих і реальних даних

Метод	ME		MAE		MSE		MAPE (%)	
	РТС	З.Д.	РТС	З.Д.	РТС	З.Д.	РТС	З.Д.
Method 1	0,666	0,842	1,507	1,252	5,157	2,196	262,94	240,51
Method 2	-0,55	-0,261	1,017	0,569	4,435	0,711	81,156	76,61

ВИСНОВКИ

У роботі запропоновано новий метод для побудови прогнозу варіації сильноволатильних гетероскедастичних часових рядів за наявності сильної залежності. Прогноз побудовано на основі авторегресійної моделі нескінченного порядку, що еквівалентна моделі FIGARCH. Новим є метод оцінювання коефіцієнтів моделі, що базується на розв'язанні нескінченної системи нормальних рівнянь Тьопліца. У якості коефіцієнтів системи взято значення, отримані за допомогою моделі АКФ, побудова якої запропонована авторами. Модель АКФ базується на агрегованій оцінці параметра Херста, що є основною характеристикою сильної залежності та дозволяє адаптувати, шляхом вирішення оптимізаційної задачі, модель АКФ саме для використання її в алгоритмі прогнозування. Для розв'язання системи рівнянь Тьопліца запропоновано застосування методу редукування, що враховує асимптотичну поведінку коефіцієнтів моделі АКФ. Лаг редукованої авторегресійної моделі визначається за інформаційними критеріями.

Метод протестовано на штучно згенерованих за моделлю FIGARCH даних та застосовано для побудови прогнозу середніх дисперсій для реального часового ряду доходів індексу РТС за 2014 рік. У якості порівняння було також побудовано прогноз вказаних часових рядів за методом авторегресії, отриманої у відповідності до відомого методу максимальної правдоподібності. Отримані в ідентичних умовах прогнози порівняні між собою за Diebold-Mariano тестом, який продемонстрував подібність прогнозних траєкторій для штучно згенерованих даних та суттєву відмінність для реальних даних. Отже, теоретичне обґрунтування запропонованого методу прогнозування є коректним. Побудовані кількісні оцінки порівняння прогнозів з фактичними значеннями показують суттєве підвищення ефективності запропонованого методу прогнозування в порівнянні з широковживаними методами. Зокрема, окрім зменшення похибки прогнозу, запропонований метод дозволяє отримати прогноз, який значно краще відтворює як абсолютні відхилення фактичного часового ряду, так і тенденцію локальних трендів, та також демонструє значне зменшення затримки при прогнозуванні точок перелому локального тренду.

Результати роботи можуть бути використані для прогнозування поведінки гетероскедастичних сильнозалежних часових рядів в фінансовій сфері діяльності.

ЛІТЕРАТУРА

1. *Bollerslev T.* Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity // *Journal of Econometrics*. — 1986. — № 31. — P. 307–327.
2. *Baillie R.T., Bollerslev T., and Mikkelsen H.O.* Fractionally integrated generalized autoregressive conditional heteroskedasticity // *Journal of Econometrics*. — 1996. — №4. — P. 3–30.
3. *Бідюк П.І.* Системний підхід до прогнозування на основі моделей часових рядів // *Системні дослідження та інформаційні технології*. — 2003. — № 3. — С. 88–110.
4. *Zivot E., Wang J.* *Modeling Financial Time Series with S-PLUS*. — NY: Springer-Verlag, 2003. — 705 p.
5. *Palma W.* *Long-Memory Time Series: Theory and Methods*. — New Jersey: John Wiley & Sons, Inc, 2007. — 304 p.
6. *Strobach P.* *Linear Prediction Theory: A Mathematical Basis for Adaptive Systems*. — NY: Springer-Verlag, 1990. — 422 p.
7. *Зражевський О.Г.* Системний підхід до відновлення функціональних залежностей нестационарних часових рядів різної структури // Автореферат дисертації на здобуття наукового ступеня ктн. — 2011. — 20 с.
8. *Baillie R. T., Kapetanios G., F.Papailias F.* Modified information criteria and selection of long memory time series models // *Computational Statistics and Data Analysis*. — 2014. — №76. — P. 116–131.
9. *Taqqu M.S., Teverovsky V., Willinger W.* Estimators for long-range dependence: An empirical study // *Fractals*. — 1995. — P. 785–798.
10. *Durbin J.* The fitting of time series models // *Rev. Int. Stat.* — 1960. — 28. — P. 233–244.
11. *Тараскин А.Ф.* Статистический анализ временных рядов авторегрессии и скользящего среднего. — Самара: Самар. гос. аэрокосм. ун-т, 1998. — 64 с.
12. *Diebold Francis X.* Comparing Predictive Accuracy, Twenty Years Later: A Personal Perspective on the Use and Abuse of Diebold–Mariano Tests // *Journal of Business & Economic Statistics*. — 2015. — 33, № 1. — 16 p.

Надійшла 02.06.2015

**АДАПТИВНОЕ КООРДИНИРУЮЩЕЕ УПРАВЛЕНИЕ
СООТНОШЕНИЯМИ КООРДИНАТ ВЕРШИН
ВЗАИМОДЕЙСТВУЮЩИХ КОГНИТИВНЫХ КАРТ
В РЕЖИМЕ ИМПУЛЬСНЫХ ПРОЦЕССОВ**

В.Д. РОМАНЕНКО, Ю.Л. МИЛЯВСКИЙ

Рассмотрена проблема управления несколькими сложными системами, описываемыми когнитивными картами. В частности, особое внимание уделено координации между этими системами, то есть управлению соотношениями между координатами вершин двух сложных систем. Выведена модель динамики двух взаимосвязанных когнитивных карт. Предложен алгоритм стабилизации координат вершин когнитивных карт. Введен критерий оптимальности, включающий в себя заданное соотношение между координатами вершин двух карт, и разработан метод управления, обеспечивающий соблюдение этих соотношений в импульсном процессе. Разработаны методы стабилизирующего и координирующего управления двумя взаимосвязанными когнитивными картами в импульсном процессе при неизвестных или изменяющихся параметрах когнитивных карт. Результаты проверены на примере системы когнитивных карт двух банков, взаимодействующих между собой. Достигнуто значительное сокращение времени стабилизации координат вершин когнитивной карты и соотношений между ними.

ВВЕДЕНИЕ

Сложные системы разной природы содержат большое число координат, взаимодействующих друг с другом, так что каждая координата реагирует на изменение всех других координат. В качестве средства моделирования сложных систем используются когнитивные карты (КК), которые представляют собой ориентированные графы, вершины которых представлены совокупностью l_1, l_2, \dots, l_n и отображают координаты сложных систем, а ребра — связи между ними. КК лежит в основе когнитивного моделирования слабоструктурированных систем [1–5]. В процессе функционирования сложной системы под влиянием различных возмущений координаты вершин КК изменяются во времени. Согласно [1, 5] предполагается, что каждая вершина l_i принимает значение $Y_i(k)$ в дискретные моменты времени $k = 0, 1, 2, \dots$. При этом в динамическом режиме значение $Y_i(k+1)$ определяется величиной $Y_i(k)$ и информацией о том, увеличили или уменьшили свои значения в момент времени k вершины l_j , смежные с l_i . При этом изменение координат

наты в вершине l_j в момент k изображается числом $P_j(k) = Y_j(k) - Y_j(k-1)$, $k > 0$, которое согласно [1, 4, 5] принято называть импульсом. Таким образом, импульс $P_j(k)$, поступивший в одну из вершин l_j , будет распространяться по цепочкам КК на остальные вершины, усиливаясь или затухая. Процесс распространения возмущений по КК определяется правилом [1, 5]:

$$Y_i(k+1) = Y_i(k) + \sum_{j=1}^n \alpha_{ji} P_j(k), \quad (1)$$

где α_{ji} — весовой коэффициент ребра ориентированного графа, которое идет от вершины l_j к l_i . Если дуга между ними отсутствует, то соответствующий коэффициент $\alpha_{ji} = 0$.

Правило изменения значений координат вершин КК при импульсном процессе (1) принято формулировать в виде разностного уравнения первого порядка в приращениях переменных [1 – 5]:

$$\Delta Y_i(k+1) = \sum_{j=1}^n \alpha_{ji} \Delta Y_j(k), \quad (2)$$

где $\Delta Y_i(k) = Y_i(k) - Y_i(k-1)$, $i = 1, 2, \dots, n$.

В некоторых вершинах l_i по физическому смыслу необходимо учитывать предысторию изменения динамического состояния, которое задается импульсом $P_i(k) = Y_i(k) - Y_i(k-1) = \Delta Y_i(k)$. Это учтено в уравнениях (1), (2) при $j = i$. На ориентированном графе вес этого импульса изображается петлей с коэффициентом α_{ii} .

В векторной форме выражение (2) записывается следующим образом:

$$\Delta \bar{Y}(k+1) = W^T \Delta \bar{Y}(k), \quad (3)$$

где W — весовая матрица смежности КК, а $\Delta \bar{Y}$ — вектор приращений значений Y_i вершин КК при $i = 1, 2, \dots, n$.

Уравнение (3) описывает динамику свободного движения системы в импульсном процессе, т.е. при отсутствии внешних воздействий. Однако обычно у лица, принимающего решения, имеется возможность воздействовать на систему извне. Например, банк может принять решение о выдаче большего объема кредитов, соответственно изменить порог отсечения скоринговой карты, и тогда значение в вершине «кредиты» КК банка возрастет. Это можно представить так, как если бы на эту вершину был подан импульс от дополнительной внешней «управляющей» вершины, действующей только на вершину «кредиты» с единичным весовым коэффициентом. Подобные дополнительные управляющие вершины могут действовать на все либо на некоторые из «основных» вершин КК. В зависимости от этого размерность введенного вектора управления будет равной или меньшей, чем размерность вектора координат вершин КК. Динамика вынужденного движения КК под воздействием внешних управлений будет описываться уравнением

$$\Delta \bar{Y}(k+1) = W^T \Delta \bar{Y}(k) + B \Delta \bar{U}(k),$$

где $\Delta \bar{U}$ — вектор приращений управляющих воздействий, действующих непосредственно на вершины КК (через диагональную матрицу B , состоящую из нулей и единиц).

В [6] на основе современной теории управления исследована взаимосвязь динамики системы в пространстве состояний и модели импульсного процесса (2). При этом показано, что модель в пространстве состояний (в том числе с регулятором состояния в контуре обратной связи) может быть эквивалентно представлена как КК. В простейшем случае в уравнении (2) приращения $\Delta Y_i(k)$ можно рассматривать как переменные состояния ($\Delta \bar{Y} = \bar{X}$), а матрицу W^T как матрицу состояния A в уравнении свободного движения в пространстве состояний

$$\bar{X}(k+1) = A\bar{X}(k). \quad (4)$$

В [7] выполнены исследования возможности применения методов модального управления для стабилизации импульсных процессов в КК. Рассмотрен вопрос введения и синтеза внешних управляющих воздействий на основе модальных регуляторов состояния. Исследованы варианты модального управления импульсным процессом КК с одним и несколькими управляющими воздействиями, которые непосредственно влияют на вершины КК.

Все предыдущие исследования импульсных процессов касались только одной изолированной КК. На практике процессы разной природы, которые могут быть представлены разными КК, иногда необходимо поддерживать в определенных соотношениях. Задача обеспечения заданных соотношений между координатами динамических систем получила название «координирующего управления» и рассматривалась в [8, 9]. В [10] авторами разработана система управления соотношениями координат отдельно взятой КК при неустойчивом импульсном процессе на основе представления динамического режима КК (2) посредством дискретной модели типа «вход – выход» в полных значениях координат КК с последующим проектированием системы стабилизации указанных координат с применением эталонной модели замкнутой системы управления.

ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ

Задача управления соотношениями координат взаимодействующих КК в режиме импульсных процессов до настоящего времени не рассматривалась. Однако актуальность этой задачи является очевидной, поскольку в сложных системах разной природы (социальных, экономических, политических, административных, экологических, финансовых и др.) возникает необходимость координировать изменение некоторых важных координат, т.е. обеспечивать во время переходного процесса заданные соотношения между отдельными координатами, представленными в различных КК. Например, необходимо координировать соотношение между объемом выпуска промышленной продукции в заданном регионе, в котором развитие экономики описано первой КК, и загрязнением окружающей среды, представленным отдельной координатой в составе второй КК, в которой отражена экологическая система данного промышленного региона.

Для решения задачи управления соотношениями координат взаимодействующих КК необходимо разработать математические модели взаимодействующих сложных систем, динамика которых может быть представлена в режиме импульсных процессов КК, взаимодействующих между собой. Подразумевается, что системы достаточно автономны, и для каждой из них в отдельности были составлены соответствующие когнитивные модели. Однако между ними есть взаимосвязи, а именно — импульсы в отдельных вершинах одной КК влияют на отдельные вершины другой КК. Объединять две разнородные либо раздельно функционирующие системы в одну суперсистему обычно не является целесообразным. Тем не менее, невозможно и игнорировать взаимодействие между системами. В данной работе предложен подход, позволяющий управлять обеими системами по отдельности, но с учетом взаимного влияния.

Для разработки системы управления указанные когнитивные модели необходимо дополнить внешними управлениями, которые формируются на основе методов современной теории управления и реализуются лицом, принимающим решения, путем воздействия непосредственно на вершины КК.

Цель работы. Разработав соответствующие математические модели, выполнить синтез системы стабилизации координат вершин КК на основе квадратичных критериев оптимальности и реализовать адаптивное управление соотношениями между координатами вершин КК.

РАЗРАБОТКА МАТЕМАТИЧЕСКИХ МОДЕЛЕЙ ДВУХ ВЗАИМОДЕЙСТВУЮЩИХ КОГНИТИВНЫХ КАРТ

Согласно модели (2), рассмотрим динамику двух КК, которые взаимосвязаны между собой. Импульсные процессы этих КК можно представить разностными уравнениями:

$$\Delta x_i(k+1) = \sum_{j=1}^n \alpha_{ji} \Delta x_j(k) + \sum_{j=1}^p \beta_{ji} \Delta y_j(k), \quad i = 1, \dots, n, \quad (5)$$

$$\Delta y_i(k+1) = \sum_{j=1}^p \varphi_{ji} \Delta y_j(k) + \sum_{j=1}^n \psi_{ji} \Delta x_j(k), \quad i = 1, \dots, p, \quad (6)$$

где координаты x_i относятся к первой КК, а y_i — ко второй. При этом $\Delta x_i(k) = x_i(k) - x_i(k-1)$, $\Delta y_i(k) = y_i(k) - y_i(k-1)$ — первые разности.

Запишем (5), (6) в матричной форме:

$$\Delta \bar{X}(k+1) = W_1^T \Delta \bar{X}(k) + V_1 \Delta \bar{Y}(k), \quad (7)$$

$$\Delta \bar{Y}(k+1) = W_2^T \Delta \bar{Y}(k) + V_2 \Delta \bar{X}(k), \quad (8)$$

где \bar{X}, \bar{Y} — векторы координат первой и второй КК соответственно, а W_1, W_2 — их матрицы смежности. Матрицы V_1, V_2 состояются соответственно из коэффициентов β_{ji}, ψ_{ji} , которые отображают взаимосвязи между двумя КК.

Введем обозначения:

$$\Delta \bar{v}(k) = V_1 \Delta \bar{Y}(k), \quad (9)$$

$$\Delta \bar{\xi}(k) = V_2 \Delta \bar{X}(k). \quad (10)$$

Тогда выражения (7), (8), представляющие собой уравнения динамики импульсных процессов в пространстве состояний, будут иметь вид:

$$\Delta \bar{X}(k+1) = W_1^T \Delta \bar{X}(k) + \Delta \bar{v}(k), \quad (11)$$

$$\Delta \bar{Y}(k+1) = W_2^T \Delta \bar{Y}(k) + \Delta \bar{\xi}(k). \quad (12)$$

При этом воздействие импульсов одной КК на другую $V_1 \Delta \bar{Y}(k)$ и $V_2 \Delta \bar{X}(k)$ представлены как векторы возмущений $\Delta \bar{v}$ и $\Delta \bar{\xi}$.

Для дальнейшей реализации систем управления будем предполагать, что обе КК являются устойчивыми (то есть собственные числа матриц смежности W_1, W_2 будут по модулю меньше единицы), а также, что перекрестные связи между КК не вносят неустойчивости. Для этого внесется дополнительное требование, чтобы и блочная матрица $\begin{pmatrix} W_1^T & V_1 \\ V_2 & W_2^T \end{pmatrix}$ имела собственные числа по модулю меньше единицы. Векторы $\Delta \bar{v}(k), \Delta \bar{\xi}(k)$ можно рассматривать как измеряемые возмущения с нулевым средним, через которые в моделях (11), (12) и осуществляется взаимосвязь между КК.

РАЗРАБОТКА ПОДСИТЕМ СТАБИЛИЗАЦИИ ИМПУЛЬСНЫХ ПРОЦЕССОВ ВЗАИМОДЕЙСТВУЮЩИХ КОГНИТИВНЫХ КАРТ

Модель импульсных процессов взаимодействующих КК (11), (12) описывает свободное движение координат вершин КК в пространстве состояний с точки зрения современной теории управления. Предположим, что на некоторые вершины КК (переменные состояния $\Delta \bar{X}(k), \Delta \bar{Y}(k)$) лицо, принимающее решения, может воздействовать извне. Тогда для разработки системы управления импульсными процессами КК модели свободного движения (11), (12) следует дополнить воздействием внешних сил в форме векторов приращений управлений $\Delta \bar{U}_1(k), \Delta \bar{U}_2(k)$, которые воздействуют непосредственно на вершины КК. В результате модели (11), (12) примут вид:

$$\Delta \bar{X}(k+1) = W_1^T \Delta \bar{X}(k) + G_1 \Delta \bar{U}_1(k) + \Delta \bar{v}(k), \quad (13)$$

$$\Delta \bar{Y}(k+1) = W_2^T \Delta \bar{Y}(k) + G_2 \Delta \bar{U}_2(k) + \Delta \bar{\xi}(k). \quad (14)$$

Матрицы G_1, G_2 формируются отдельно для каждой КК, они, как правило, диагональные и состояются из нулей и единиц.

Поскольку модели (13), (14) представляют собой уравнения состояния при воздействии измеряемых возмущений $\Delta \bar{v}(k), \Delta \bar{\xi}(k)$ с нулевыми средними, то для стабилизации импульсных процессов КК можно использовать

метод синтеза регуляторов состояния на основе квадратичных критериев оптимальности в виде обобщенных дисперсий [11]:

$$J_1(k+1) = E\{\Delta\bar{X}^T(k+1)\Delta\bar{X}(k+1) + \Delta\bar{U}_1^T(k)R_1\Delta\bar{U}_1(k)\}, \quad (15)$$

$$J_2(k+1) = E\{\Delta\bar{Y}^T(k+1)\Delta\bar{Y}(k+1) + \Delta\bar{U}_2^T(k)R_2\Delta\bar{U}_2(k)\}, \quad (16)$$

где E — оператор математического ожидания, а R_1, R_2 — положительно определенные матрицы. В результате минимизации критериев (15), (16) получим:

$$\frac{\partial J_1(k+1)}{\partial \Delta\bar{U}_1(k)} = 2G_1^T(W_1^T\Delta\bar{X}(k) + G_1\Delta\bar{U}_1(k) + \Delta\bar{v}(k)) + 2R_1\Delta\bar{U}_1(k) = 0,$$

$$\frac{\partial J_2(k+1)}{\partial \Delta\bar{U}_2(k)} = 2G_2^T(W_2^T\Delta\bar{Y}(k) + G_2\Delta\bar{U}_2(k) + \Delta\bar{\xi}(k)) + 2R_2\Delta\bar{U}_2(k) = 0.$$

Тогда законы управления многомерных регуляторов состояния с минимальной обобщенной дисперсией для первой и второй КК соответственно будут иметь вид

$$\Delta\bar{U}_1(k) = -(G_1^T G_1 + R_1)^{-1} G_1^T (W_1^T \Delta\bar{X}(k) + \Delta\bar{v}(k)), \quad (17)$$

$$\Delta\bar{U}_2(k) = -(G_2^T G_2 + R_2)^{-1} G_2^T (W_2^T \Delta\bar{Y}(k) + \Delta\bar{\xi}(k)). \quad (18)$$

При помощи матриц R_1, R_2 можно регулировать допустимые значения изменений приращений векторов управлений $\Delta\bar{U}_1(k), \Delta\bar{U}_2(k)$, что обеспечит их физическую реализацию при стабилизации импульсных процессов КК.

РАЗРАБОТКА СИСТЕМЫ УПРАВЛЕНИЯ СООТНОШЕНИЯМИ МЕЖДУ КООРДИНАТАМИ ВЕРШИН КОГНИТИВНЫХ КАРТ

Соотношения между координатами вершин первой и второй КК задается в следующей форме:

$$S\Delta\bar{X}(k) = f(\Delta\bar{Y}(k)), \quad (19)$$

где S — заданная матрица размерности $s \times n, s < n$, $f: R^p \rightarrow R^s$ — некоторая вектор-функция от вектора приращений координат второй КК. Задача координирующего управления заключается в том, чтобы обеспечить максимальное быстродействие выполнения системы соотношений (19) во время импульсного процесса двух взаимодействующих КК.

Предположим, что вторая КК находится в режиме свободного движения. Тогда синтез регулятора состояния для первой КК, которая описывается уравнением (13), производится на основе минимизации следующего квадратичного критерия оптимальности:

$$J(k+1) = E\{(S\Delta\bar{X}(k+1) - f(\Delta\bar{Y}(k)))^T (S\Delta\bar{X}(k+1) - f(\Delta\bar{Y}(k))) + \Delta\bar{U}_1^T(k)R\Delta\bar{U}_1(k)\}. \quad (20)$$

Применяя (13), находим первую производную по вектору управления и приравниваем ее к нулю:

$$\frac{\partial J(k+1)}{\partial \Delta \bar{U}_1(k)} =$$

$$= 2G_1^T S^T (SW_1^T \Delta \bar{X}(k) + SG_1 \Delta \bar{U}_1(k) + S \Delta \bar{v}(k) - f(\Delta \bar{Y}(k))) + 2R \Delta \bar{U}_1(k) = 0,$$

откуда определяется закон координирующего управления для достижения (19):

$$\Delta \bar{U}_1(k) = -(G_1^T S^T SG_1 + R)^{-1} G_1^T S^T (SW_1^T \Delta \bar{X}(k) + S \Delta \bar{v}(k) - f(\Delta \bar{Y}(k))). \quad (21)$$

Благодаря выбору ненулевой матрицы R решение задачи минимизации критерия (20) будет однозначным. Поскольку данная система (13), (14) записана в приращениях переменных, задача координации не противоречит задаче стабилизации, потому что в установившемся состоянии приращения переменных равны нулю, и соотношение (19) выполняется.

РЕАЛИЗАЦИЯ АДАПТИВНОГО КООРДИНИРУЮЩЕГО УПРАВЛЕНИЯ ИМПУЛЬСНЫМИ ПРОЦЕССАМИ

В процессе функционирования сложных систем точные значения элементов матриц W_1, W_2, V_1, V_2 моделей импульсных процессов взаимодействующих КК (7), (8) часто неизвестны и изменяются во времени. Допустим, что изменяются все коэффициенты $\alpha_{ji}, \beta_{ji}, \varphi_{ji}, \psi_{ji}$ в (5), (6). Необходимо на каждом периоде дискретизации осуществлять переоценивание элементов n строк матриц W_1, V_1 и p строк матриц W_2, V_2 . Рассмотрим оценивание коэффициентов модели для первой КК (5), так как для второй КК (6) все действия выполняются аналогично.

Обозначим вектор измерений

$$Z_i(k) = [\Delta x_1(k-1), \dots, \Delta x_n(k-1), \Delta y_1(k-1), \dots, \Delta y_p(k-1)]^T$$

и вектор оцениваемых коэффициентов

$$\Theta_i = [\alpha_{1i}, \dots, \alpha_{ni}, \beta_{1i}, \dots, \beta_{pi}], \quad i = 1, \dots, n.$$

Тогда, если g_{1ii} — диагональные элементы матрицы G_1 (при нулевых недиагональных), уравнения состояния для каждой координаты первой управляемой КК (13) можно записать следующим образом:

$$\Delta x_i(k) - g_{1ii} \Delta u_i(k-1) = Z_i^T(k) \Theta_i. \quad (22)$$

Так как средние значения приращений координат КК в импульсном процессе равны нулю, то для оценивания вектора Θ_i можно применить рекуррентный метод наименьших квадратов:

$$\hat{\Theta}_i(k) = \hat{\Theta}_i(k-1) + K_i(k)(\Delta x_i(k) - g_{1ii} \Delta u_i(k-1) - Z_i^T(k) \hat{\Theta}_i(k-1));$$

$$K_i(k) = \frac{1}{1 + Z_i^T(k) P_i(k-1) Z_i(k)} P_i(k-1) Z_i(k);$$

$$P_i(k) = P_i(k-1) - P_i(k-1)Z_i(k)(1 + Z_i^T(k)P_i(k-1)Z_i(k))^{-1}Z_i^T(k)P_i(k-1). \quad (23)$$

Рекуррентная процедура (23) метода наименьших квадратов повторяется на каждом периоде дискретизации n раз для каждой координаты вектора $\Delta\bar{X}$ и соответственно для каждой строки матриц W_1, V_1 . При этом следует учитывать, что часть коэффициентов α_{ji}, β_{ji} в (5) равны нулю в случае, когда между соответствующими вершинами КК нет ребер или когда вершины одной КК не влияют на другую, соответственно размерность векторов Z_i, Θ_i уменьшается. Полученные по методу (23) оценки $\hat{\Theta}_i(k)$ для первой и второй КК можно использовать вместо истинных значений на текущем периоде дискретизации в законах управления (17), (18), а также в законе координирующего управления (21).

ПРИМЕР КООРДИНИРУЮЩЕГО УПРАВЛЕНИЯ ДВУМЯ КОГНИТИВНЫМИ КАРТАМИ

Рассмотрим когнитивную модель деятельности банка [7]. Предположим, что КК устойчива, и ее матрица смежности имеет вид:

$$W = \begin{pmatrix} 0 & -0,2 & 2 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0,15 & 0 & 0 & 0 & 0,85 & -0,5 & 0 \\ 0 & 0,13 & 0,75 & 0 & -0,95 & 0,3 & 0,1 \\ 0 & -0,2 & 0 & 0,8 & 0,9 & 0 & -0,2 \\ 0,1 & 0,03 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0,8 \\ 0 & 0 & 0 & -0,5 & 0 & 0,7 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & -0,7 & 0 & 0 \end{pmatrix}.$$

При этом вершины КК упорядочены следующим образом: 1 — региональная сеть, 2 — капитал, 3 — кредиты, 4 — депозиты, 5 — ликвидные активы, 6 — мера риска стабильности, 7 — мера риска ликвидности.

Пусть взаимодействуют два похожих банка (в рамках одной группы) с одинаковыми КК, имеющими матрицы смежности $W_1 = W_2 = W$. Предположим, что объемы кредитного и депозитного портфелей взаимосвязаны так, что увеличение портфеля одного банка приводит к уменьшению соответствующего другого банка. Например, пусть

$$V_1 = V_2 = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -0,1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -0,2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}.$$

Легко убедиться, что собственные числа матрицы $\begin{pmatrix} W_1^T & V_1 \\ V_2 & W_2^T \end{pmatrix}$ по модулю меньше единицы.

Пусть начальное значение вектора координат вершин первой КК равно $(100 \ 500 \ 1500 \ 1200 \ 200 \ 150 \ 250)^T$, а начальный импульс равен $(-2 \ 0 \ -20 \ -18 \ 2 \ 0 \ 0)^T$. Для второй КК положим начальные значения равными $(120 \ 550 \ 1400 \ 1000 \ 240 \ 150 \ 250)^T$ и $(-5 \ 0 \ -25 \ -10 \ 3 \ 0 \ 0)^T$ соответственно. На рис. 1 показана динамика импульсного процесса первого банка при отсутствии управления.

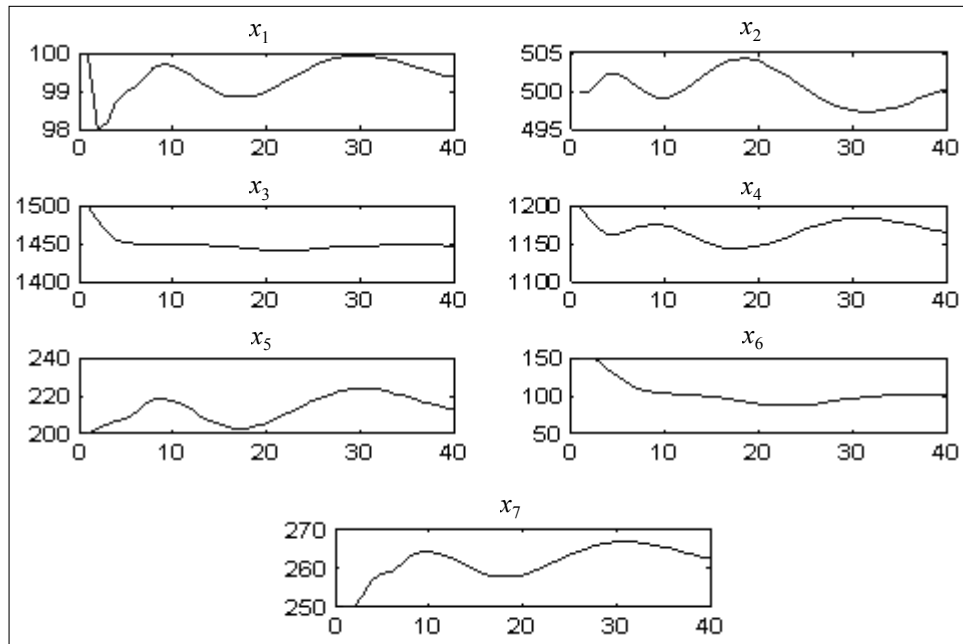


Рис. 1. Динамика координат КК банка без управления

Рассмотрим задачу стабилизации импульсного процесса первого банка с адаптивным оцениванием всех ненулевых параметров. Второй банк пребывает в режиме свободного движения, и по предположению мы не можем на него влиять. Положим в (13) $G_1 = I$ — единичная квадратная матрица. Можно убедиться, что в этом случае система управляема. Положим также $R_1 = I$ в критерии (15). С помощью закона управления (17) и алгоритма оценивания (23) получим следующие результаты (рис. 2). Можно видеть, что стабилизация происходит быстрее, чем на рис. 1, и амплитуда колебаний меньше.

Рассмотрим задачу координации. Пусть заданы следующие соотношения, которые должны соблюдаться между двумя рассматриваемыми банками группы:

$$\Delta x_1 = \frac{1}{2} \Delta y_1, \quad \Delta x_3 - \Delta x_4 = -\Delta y_7.$$

Эти соотношения можно представить в форме (19), где

$$S = \begin{pmatrix} 0,5 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & -1 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}, \quad f(\Delta\bar{Y}) = \begin{pmatrix} \Delta y_2 \\ -\Delta y_7 \end{pmatrix}.$$

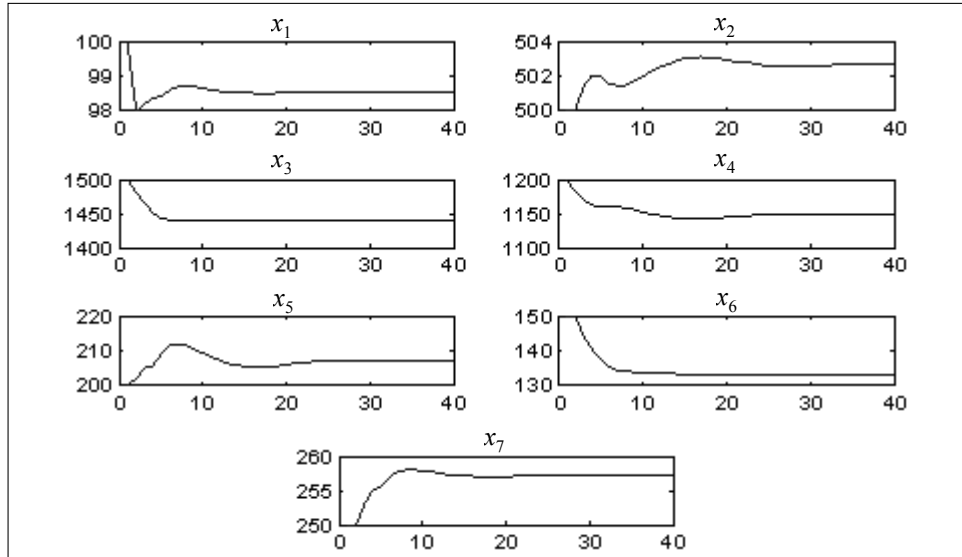


Рис. 2. Динамика координат КК банка при стабилизации с адаптивным оцениванием

Цель координации — невязки соотношений $\bar{e} = f(\Delta\bar{Y}(k)) - S\Delta\bar{X}(k)$ должны сходиться к нулю. Динамика невязок соотношений при стабилизирующем (но не координирующем) управлении (17) показана на рис. 3.

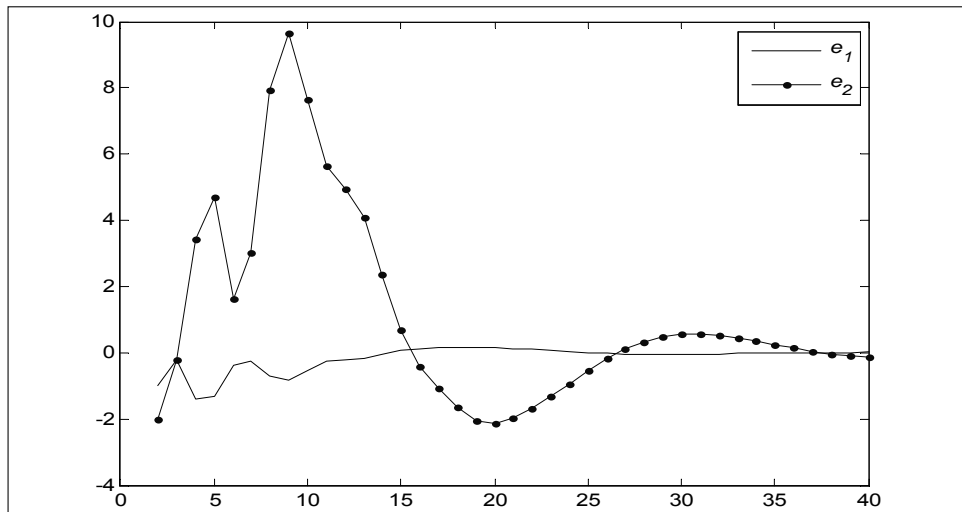


Рис. 3. Динамика невязок соотношений при адаптивном стабилизирующем управлении

Если вместо (17) применять координирующий закон управления (21) и алгоритм оценивания (23), невязки соотношений сходятся к нулю значительно быстрее (рис. 4). При этом динамика координат КК практически не изменяется (рис. 5).

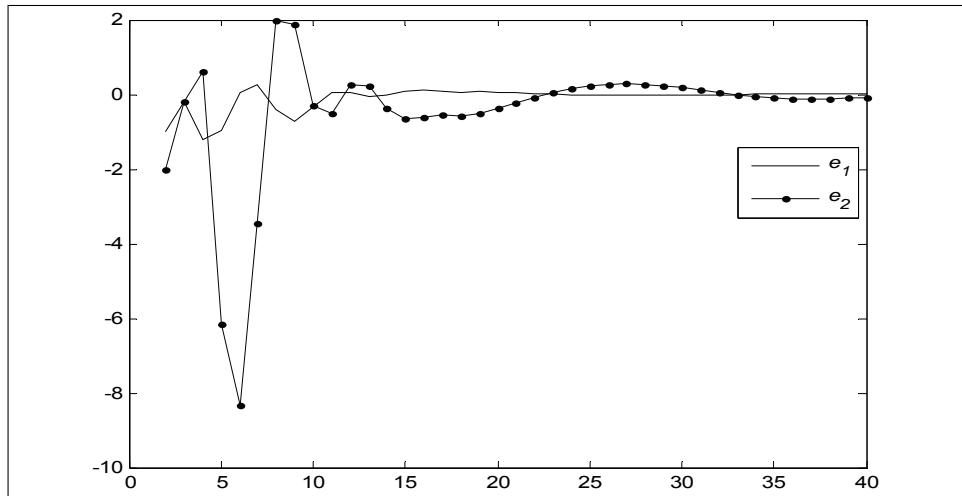


Рис. 4. Динамика невязок соотношения при адаптивном координирующем управлении

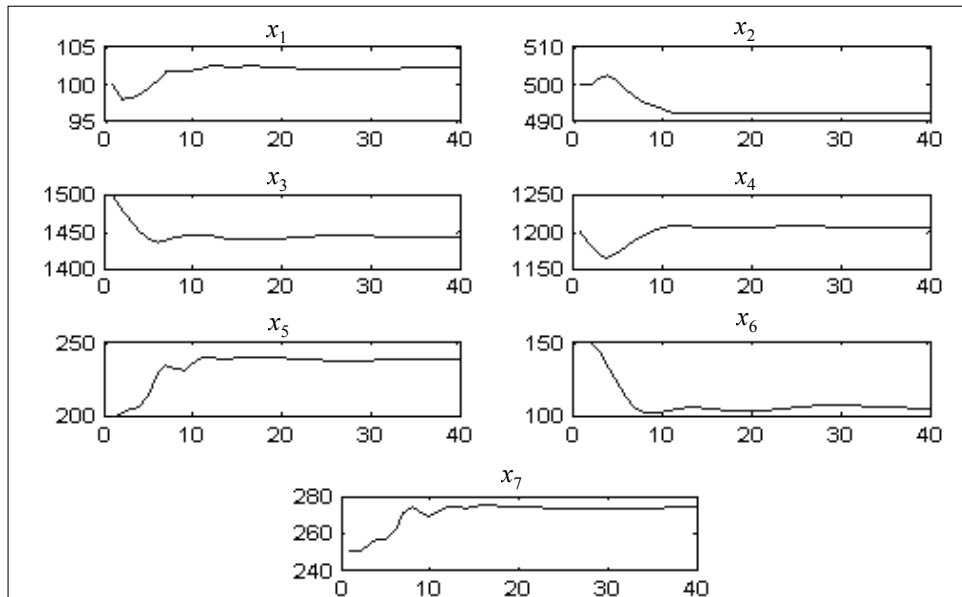


Рис. 5. Динамика координат КК банка при адаптивном координирующем управлении

РЕЗУЛЬТАТЫ

На основании проведенных исследований можно утверждать, что методы адаптивной стабилизации и координации двух взаимосвязанных КК, предложенные в данной работе, позволяют значительно увеличить скорость установления координат КК и желаемых соотношений между ними. Таким образом, если заданы две взаимосвязанные устойчивые КК с неизвестными или изменяющимися параметрами, а также ряд соотношений между координатами этих КК, то можно сказать, что с помощью разработанных законов управления достигнута возможность соблюдения этих соотношений в импульсном процессе.

ВЫВОДЫ

Предложенные в работе методы решают задачу стабилизирующего и координирующего адаптивного управления устойчивыми КК, взаимодействующими между собой. Предложенная математическая модель взаимодействия двух КК позволила отобразить взаимодействие двух систем при импульсном процессе. С помощью управления КК на основе алгоритма, минимизирующего квадратичный критерий оптимальности, удалось существенно уменьшить время и амплитуду стабилизации координат вершин КК. Разработанный координирующий закон управления, в свою очередь, позволил значительно ускорить процесс установления заданных соотношений между вершинами взаимодействующих КК в импульсном процессе. Результаты были использованы для стабилизации и координации переходных процессов в двух взаимодействующих коммерческих банках.

ЛИТЕРАТУРА

1. *Roberts F.* Discrete Mathematical Models with Applications to Social, Biological, and Environmental Problems. — Englewood Cliffs, Prentice-Hall, 1976. — 559 p.
2. *Kosko B.* Fuzzy Cognitive Maps // International Journal of Man-Machine Studies. — 1986. — 24. — P. 65–75.
3. *Максимов В.И.* Структурно-целевой анализ развития социально-экономических ситуаций // Проблемы управления. — 2005. — № 3. — С. 30–38.
4. *Авдеева З.К., Коврига С.В., Макаренко Д.И., Максимов В.И.* Когнитивный подход в управлении // Проблемы управления. — 2002. — № 3. — С. 2–8.
5. *Горелова Г.В., Захарова Е.Н., Радченко С.А.* Исследование слабоструктурированных проблем социально-экономических систем. Когнитивный подход. — Ростов-на-Дону: Изд-во РГУ, 2006. — 332 с.
6. *Романенко В.Д., Милявский Ю.Л.* Обеспечение устойчивости импульсных процессов в когнитивных картах на основе моделей в пространстве состояний // Системні дослідження та інформаційні технології. — 2014. — № 1. — С. 26–42.
7. *Романенко В.Д., Милявский Ю.Л.* Стабилизация импульсных процессов в когнитивных картах сложных систем на основе модальных регуляторов состояния // Кибернетика и вычислительная техника. — 2015. — Вып. 179. — С. 43–55.
8. *Бойчук Л.М.* Синтез координирующих систем автоматического управления. — М.: Энергоатомиздат, 1991. — 160 с.
9. *Мирошник И.В.* Согласованное управление многоканальными системами. — Л.: Энергоатомиздат, 1990. — 129 с.
10. *Романенко В.Д., Милявский Ю.Л.* Управление соотношениями координат когнитивной модели сложной системы при неустойчивом импульсном процессе // Системні дослідження та інформаційні технології. — 2015. — № 1. — С. 121–129.
11. *Изерман Р.* Цифровые системы управления. — М.: Мир, 1984. — 541 с.

Поступила 06.10.2014

ПОСТРОЕНИЕ ДОВЕРИТЕЛЬНЫХ ИНТЕРВАЛОВ ДЛЯ ВЕСОВ АЛЬТЕРНАТИВ РЕШЕНИЙ НА ОСНОВЕ ЭКСПЕРТНЫХ ОЦЕНОК ПАРНЫХ СРАВНЕНИЙ

Н.И. НЕДАШКОВСКАЯ

Предложен метод вычисления доверительных интервалов для весов альтернатив решений на основе парных сравнений альтернатив, выполненных экспертом. В основу метода положено утверждение, что экспертные оценки парных сравнений только в некоторой степени отражают реальные отношения весов альтернатив и содержат неопределенность, независимо от уровня их согласованности. Предполагается, что эта неопределенность обусловлена используемой шкалой Саати и такими личными качествами эксперта, как пессимизм и оптимизм при выполнении парных сравнений. Метод использует аппарат теории доверия (свидетельств) и результаты моделирования на случайным образом заполненных матрицах парных сравнений. Полученные доверительные интервалы более достоверно отображают реальные веса альтернатив по сравнению с точечными весами, вычисленными известным методом анализа иерархий. Используя моделирование, выполнено сравнение полученных результатов с результатами по известным методам нахождения весов на основе теории нечетких множеств.

ВВЕДЕНИЕ

Рассматривается задача вычисления весов альтернатив решений на базе экспертных оценок парных сравнений альтернатив в шкале Саати. В [1] разработан метод оценивания неопределенности этих оценок, в предположении, что неопределенность обусловлена используемой шкалой Саати и такими личными качествами эксперта, как пессимизм и оптимизм при выполнении парных сравнений. В основу метода положено утверждение, что экспертные оценки парных сравнений только в некоторой степени отражают реальные отношения весов альтернатив и содержат неопределенность, независимо от уровня их согласованности. Используя аппарат теории доверия (свидетельств) и результаты компьютерного моделирования, предложен общий показатель неопределенности экспертных оценок парных сравнений в задаче вычисления весов альтернатив решений, обусловленной указанными выше факторами.

Для вычисления весов альтернатив решений используется метод главного собственного вектора [2–3], модели оптимизации [4–6], а также модификации методов с использованием теории нечетких множеств [7–14] и др. [15].

Цель работы — разработка метода построения доверительных интервалов для весов альтернатив решений на основе экспертных оценок парных сравнений альтернатив в шкале Саати. Эти интервалы более достоверно отображают реальные веса альтернатив по сравнению с точечными весами, полученными известным методом анализа иерархий [2–3]. Также ставится задача сравнения полученных результатов с результатами по известным ме-

тодам [11–13] вычисления весов альтернатив на основе теории нечетких множеств.

ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ

Дано: $A = \{a_i \mid i = 1, \dots, n\}$ — множество альтернатив решений, C — характеристика, по которой сравниваются эти альтернативы, в дальнейшем — критерий решений.

Необходимо определить $w = \{w_i = [\underline{w}_i, \overline{w}_i] \mid i = 1, \dots, n\}$ — доверительные интервалы для весовых коэффициентов (весов) альтернатив.

Используем для вычисления весов альтернатив *метод парных сравнений* экспертного оценивания, в соответствии с которым по оценкам эксперта, выполненным в шкале отношений Саати, строится *матрица парных сравнений* (МПС) $D_{n \times n} = \{d_{ij} \mid i, j = 1, \dots, n\}$, $d_{ij} > 0$, $d_{ji} = 1/d_{ij}$. Элементы d_{ij} показывают отношения неизвестных значений весов альтернатив по критерию решений:

$d_{ij} = \frac{v_i}{v_j} \varepsilon_{ij}$, где $\varepsilon_{ij} > 0$ — возмущение. МПС D называется

полностью согласованной (в дальнейшем, для сокращения, *согласованной*), если $d_{ij} = d_{ik} d_{kj}$ для $\forall i, j, k = 1, \dots, n$.

Критерий допустимой несогласованности. Несогласованность МПС допустима, когда показатели несогласованности CR, GCI, HCR, CI^r не превышают установленные для них пороговые значения. МПС полностью согласована, тогда и только тогда, когда эти показатели равны нулю.

Полная согласованность экспертных оценок парных сравнений не может быть признаком их истинности, т.е. если оценки полностью согласованы, то они не обязательно отображают истинные веса альтернатив. Реальным весам эксперты могут сопоставить разные полностью согласованные оценки парных сравнений [1].

В данной работе ставится задача вычисления доверительных интервалов для весов альтернатив решений, которые позволят учесть неопределенность, которая присутствует в МПС и обусловлена используемой шкалой, а также такими личными качествами эксперта, как пессимизм и оптимизм при выполнении парных сравнений альтернатив.

МЕТОД ВЫЧИСЛЕНИЯ ДОВЕРИТЕЛЬНЫХ ИНТЕРВАЛОВ ДЛЯ ВЕСОВ АЛЬТЕРНАТИВ РЕШЕНИЙ

Суть метода

В основу предлагаемого метода вычисления весов альтернатив на основе заданной экспертом в шкале Саати МПС $D_{n \times n} = \{d_{ij} \mid i, j = 1, \dots, n\}$ положено утверждение, что эта МПС только в некоторой степени отражает реальные отношения весов альтернатив и содержит несколько видов неопределенности, независимо от уровня ее согласованности [1]:

- неопределенность, вносимую шкалой Саати, в которой эксперт выполняет оценивание (далее — неопределенность шкалы);

- неопределенность, обусловленную личными качествами эксперта, такими как пессимизм/оптимизм.

Неопределенность указанных видов в дальнейшем, для сокращения изложения, будем называть неопределенностью экспертных оценок.

Реалистом назовем эксперта, который дает наиболее близкие к отношениям реальных весов оценки в шкале Саати. Пессимист/оптимист — это эксперт, оценки которого смещены на одно деление шкалы влево/вправо (занижены/завышены), соответственно, по сравнению с оценками эксперта-реалиста.

Рассмотрим $D_{n \times n} = \{d_{ij} \mid i, j = 1, \dots, n\}$ — вычисленную на основании экспертных оценок МПС альтернатив решений и следующие гипотезы:

- одноэлементные множества $\{a_1\}, \{a_2\}, \dots, \{a_n\}$, включают отдельные альтернативы решений;
- множество $A = \{a_1, a_2, \dots, a_n\} = \Theta$ всех альтернатив.

Базовые доверия $m_i = m(\{a_i\})$ к альтернативам соответствуют весам альтернатив. Базовое доверие $m(\Theta)$ к множеству Θ , содержащему все альтернативы, как доверие к гипотезе, что все альтернативы неразличимы экспертом или имеют одинаковую важность для эксперта, предлагается использовать для выражения неопределенности экспертных оценок в задаче вычисления весов. Базовое доверие к альтернативе a_i определим следующим образом:

$$m_i = \frac{v_i}{\sum_{j=1}^n v_j + X}, \quad i = 1, \dots, n, \quad (1)$$

где $v_i > 0$ — ненормированный вес альтернативы a_i , вычисленный на основе МПС одним из известных методов: главного собственного вектора или др.; $X > 0$ — ненормированный показатель уровня неопределенности экспертных оценок.

Значение базового доверия ко всему множеству альтернатив — нормированный показатель уровня неопределенности экспертных оценок равен

$$m_\Theta = \frac{X}{\sum_{j=1}^n v_j + X}. \quad (2)$$

Выполняется равенство: $\sum_i m_i + m_\Theta = 1$.

Показатель X равен

$$X = X_1 = k_1 \sum_{j=1}^n v_j (1 + k_2 ПС), \quad (3)$$

где $k_1 \in (0, 1)$, $k_2 > 0$ — параметры, $ПС \geq 0$ — показатель несогласованности экспертных оценок. Тогда значение базового доверия к альтернативе a_i равно

$$m_i = \frac{v_i}{(1 + k_1(1 + k_2 ПС)) \sum_{j=1}^n v_j}, \quad (4)$$

а нормированный показатель уровня неопределенности экспертных оценок —

$$m_{\Theta} = \frac{k_1(1 + k_2 ПС)}{1 + k_1(1 + k_2 ПС)}, \quad i = 1, \dots, n. \quad (5)$$

Доверие Bel к одноэлементному множеству совпадает со значением базового доверия к нему, поэтому доверие к гипотезе $\{a_i\}$ равно $Bel(\{a_i\}) = m_i$. Правдоподобие для гипотезы $\{a_i\}$: $Pls(\{a_i\}) = m_i + m_{\Theta}$. Таким образом, *доверительный интервал для альтернативы a_i* :

$$[Bel_i, Pls_i] = [m_i, m_i + m_{\Theta}]. \quad (6)$$

Утверждение 1. Нормированное значение локального веса альтернативы a_i в традиционном методе анализа иерархий содержится в доверительном интервале (6) [1].

Утверждение 2. Пусть $v^{\text{реал}} \in R_+^n$ — вектор ненормированных весов n альтернатив, $D = \{d_{ij} = \frac{v_i^{\text{реал}}}{v_j^{\text{реал}}} | i, j = 1, \dots, n\}$ — МПС, $w^{\text{реал}} = v^{\text{реал}} / \sum_k v_k^{\text{реал}}$, $I = \{[Bel_i, Pls_i] | i = 1, \dots, n\}$ — доверительные интервалы (6) для весов альтернатив, вычисленные на основании МПС D . Тогда $w_i^{\text{реал}} \in [Bel_i, Pls_i]$ для всех $i = 1, \dots, n$ [1].

Доверительные интервалы (6) вычисляются в зависимости от параметров $k_1 \in (0, 1)$ и $k_2 > 0$. Перейдем к определению параметра k_1 , который моделирует неопределенность, вносимую шкалой Саати, а также неопределенность вследствие личных качеств эксперта, таких как пессимизм и оптимизм.

Определение параметра k_1

Параметр $k_1(n)$ определим на основании оценки $\hat{p}_1 = \hat{p}_1^{0.90}(n)$ величины $p_1(l) = \|w(l) - w^{\text{реал}}(l)\|_{\infty}$ чебышевской нормы отклонения реальных весов $w^{\text{реал}}(l)$ от вычисленных по МПС $D^*(l)$ весов $w(l)$ по результатам компьютерного моделирования:

$$k_1 = k_{11} \cdot \hat{p}_1, \quad (7)$$

где $w(l) = v(l) / \sum_k v_k(l)$, вектор $v(l)$ вычислен методом главного собственного вектора; $\hat{p}_1^{0.90}(n) = \hat{p}_1^{\text{ср}}(n) + 1,3\sigma(p_1(n))$ — значение чебышевской нормы, такое, что для 90% моделируемых МПС $D^*(l)$ выполняется неравен-

ство $p_1(l) \leq \hat{p}_1^{0,90}(n)$; l — номер эксперимента, $l = 1, \dots, 10^5$; коэффициент $k_{11}(n) > 0$.

Значения в табл. 1 свидетельствуют о том, что величины отклонений реальных весов от вычисленных на основании МПС уменьшаются с ростом количества сравниваемых альтернатив n .

Таблица 1. Оценки $\hat{p}_1 = \hat{p}_1^{0,90}(n)$ значений параметра p_1 при вычислении доверительных интервалов для весов альтернатив [1]

а) эксперт-реалист							
n	3	4	5	6	7	8	9
\hat{p}_1	0,054	0,046	0,039	0,033	0,025	0,021	0,017
б) эксперт-пессимист /оптимист							
n	3	4	5	6	7	8	9
$\hat{p}_1^{\text{pessim}}$	0,126	0,105	0,088	0,073	0,064	0,056	0,050
\hat{p}_1^{optim}	0,106	0,095	0,084	0,072	0,064	0,056	0,050

Подберем значения коэффициента $k_{11} = k_{11}(n)$ в (7) так, чтобы в 90% экспериментов все координаты реального вектора весов содержались в своих доверительных интервалах:

$$\vec{I} = ([Bel_1, Pls_1] \ [Bel_2, Pls_2] \ \dots \ [Bel_n, Pls_n])^T. \quad (8)$$

Введем величину N — количество элементов вектора нормированных реальных весов $w^{\text{реал}}$, $w_i^{\text{реал}} = v_i^{\text{реал}} / \sum_k v_k^{\text{реал}}$, которые попадают в соответствующие доверительные интервалы (8), $w_i^{\text{реал}} \in [Bel_i, Pls_i]$, $i = 1, 2, \dots, n$. Очевидно, что $N \in \{0, 1, 2, \dots, n\}$.

Рассмотрим ход компьютерного моделирования для определения коэффициента k_{11} , когда оценки предоставлены экспертом-реалистом. Зафиксируем n — количество альтернатив решений, $n = 3, 4, 5, \dots, 9$. Случайным образом генерируем вектор ненормированных реальных весов $v^{\text{реал}} \in R_+^n$ [16], нормируем $w_i^{\text{реал}} = v_i^{\text{реал}} / \sum_k v_k^{\text{реал}}$, $i = 1, \dots, n$. Вычисляем несмещенную МПС D^* , соответствующую оценкам эксперта-реалиста [1], далее вектор \vec{I} (8), (6), используя оценки параметра p_1 из табл. 1(а) и значение параметра k_2 равное единице. Вычисляем величину N . Для каждого из $n = 3, 4, 5, \dots, 9$ проведем $M = 10^5$ экспериментов.

Аналогично выполняется моделирование оценок эксперта-пессимиста и оптимиста.

Эмпирически подобранные значения коэффициента k_{11} , такие, что в $m = 89,500\%$ — $m = 90,499\%$ (при округлении в $m = 90\%$) экспериментов все координаты реального вектора весов содержатся в своих доверительных интервалах, приведены в табл. 2 и на рис. 1.

Таблица 2. Значения коэффициента k_{11} и соответствующие им средние значения \hat{m}_Θ показателя неопределенности m_Θ

а) эксперт-реалист							
n	3	4	5	6	7	8	9
$k_{11}^{0,89500}$ для $m = 89,500\%$	2,325	2,800	3,313	3,830	4,730	5,375	5,975
$k_{11}^{0,90499}$ для $m = 90,499\%$	2,370	2,845	3,370	3,893	4,810	5,470	6,083
\hat{m}_Θ для $k_{11}^{0,89500}$	0,113	0,115	0,115	0,112	0,106	0,100	0,094
\hat{m}_Θ для $k_{11}^{0,90499}$	0,115	0,117	0,117	0,114	0,108	0,102	0,096
б) эксперт-пессимист							
n	3	4	5	6	7	8	9
$k_{11}^{0,89500}$ для $m = 89,500\%$	3,570	4,391	5,15	5,98	6,78	7,60	8,210
$k_{11}^{0,90499}$ для $m = 90,499\%$	3,68	4,491	5,25	6,08	6,89	7,71	8,328
\hat{m}_Θ для $k_{11}^{0,89500}$	0,319	0,324	0,319	0,313	0,309	0,307	0,301
\hat{m}_Θ для $k_{11}^{0,90499}$	0,326	0,329	0,324	0,317	0,313	0,310	0,304

Значения \hat{m}_Θ в табл. 2 показывают, что уровень неопределенности экспертных оценок в рассматриваемой задаче вычисления весов уменьшается с ростом количества альтернатив n . Как следствие, с ростом n уменьшается ширина вычисляемых доверительных интервалов (6).

Пример 1. Пусть известны реальные веса $w^{\text{реал}} = (0,45; 0,25; 0,10; 0,20)$ четырех альтернатив относительно некоторой общей для них характеристики. Не сообщая этих значений, эксперта-реалиста попросили попарно сравнить эти альтернативы в шкале Саати. По результатам экспертного оценивания вычислим доверительные интервалы (6) и сравним полученные результаты с реальными весами.

Для нахождения доверительных интервалов (6) вначале вычисляется МПС $D^{\text{реал}}$ в вещественнозначной шкале, которая соответствует весам $w^{\text{реал}}$, и на ее основании — несмещенная МПС D^* , соответствующая оценкам эксперта-реалиста в шкале Саати:

$$D^{\text{реал}} = \left(\frac{w_i^{\text{реал}}}{w_j^{\text{реал}}} \right) = \begin{pmatrix} 1 & 1,8 & 4,5 & 2,25 \\ & 1 & 2,5 & 1,25 \\ & & 1 & 0,5 \\ & & & 1 \end{pmatrix}, \quad D^* = \begin{pmatrix} 1 & 2 & 5 & 2 \\ 1/2 & 1 & 3 & 1 \\ 1/5 & 1/3 & 1 & 1/2 \\ 1/2 & 1 & 2 & 1 \end{pmatrix}. \quad (9)$$

На основании табл. 1(а) и 2(а) определяются параметры задачи, они равны $\hat{p}_1 = 0,046$ и $k_{11} = 2,845$. Отношение согласованности МПС D^* равно $CR^{\text{porog}} = 0,006$ и значительно меньше порогового значения $CR^{\text{porog}} = 0,08$, следовательно, несогласованность МПС D^* достаточно мала.

Таблица 3. Значения доверий $Bel_i(D^*)$ и правдоподобий $Pls_i(D^*)$ для весов альтернатив $a_i, i = 1, \dots, 4$ на основе МПС D^*

Альтернативы	a_1	a_2	a_3	a_4
$Bel_i(D^*)$	0,401	0,211	0,081	0,190
$Pls_i(D^*)$	0,517	0,327	0,198	0,307

Как показывают значения в табл. 3, доверительные интервалы $[Bel_i(D^*), Pls_i(D^*)]$ содержат реальные веса альтернатив. Значение показателя неопределенности экспертных оценок в этой задаче равно $m_{\ominus} = 0,116$.

СРАВНЕНИЕ С МЕТОДОМ НЕЧЕТКОЙ ГЕОМЕТРИЧЕСКОЙ СРЕДНЕЙ

Проведем сравнение результатов по предложенному методу с результатами, полученными методом нечеткой геометрической средней парных сравнений [12–14], в котором элементы d_{ij} МПС интерпретируются как нечеткие множества с заданной функцией принадлежности. В соответствии с методом нечеткой геометрической средней веса v_i (ненормированные) и w_i (нормированные) вычисляются по формулам:

$$v_i = \sqrt[n]{\prod_j d_{ij}}, w_i = \sqrt[n]{\prod_j d_{ij}} / \sum_k \sqrt[n]{\prod_j d_{kj}}, i = 1, \dots, n, \quad (10)$$

где используются расширенные бинарные арифметические операции.

Для сравнения результатов выполним компьютерное моделирование оценок экспертов реалиста, пессимиста и оптимиста, которое состоит из следующих этапов:

1) фиксируется $n \in \{3, 4, 5, \dots, 9\}$ и проводится $M = 10^5$ экспериментов: случайным образом задается входной вектор ненормированных реальных весов $v^{\text{реал}} \in R_+^n$ [16] и на его основе строятся МПС, соответствующие оценкам указанных выше экспертов;

2) проводится фаззификация МПС с использованием нечеткой шкалы Саати;

3) на основе фаззифицированной МПС вычисляется нечеткий вектор весов по методу нечеткой геометрической средней;

4) выполняется анализ полученных результатов.

Детальнее рассмотрим каждый из этапов. Первый этап аналогичен описанному выше ходу моделирования для определения коэффициента k_{11} .

В результате при моделировании оценок эксперта-реалиста вычисляется несмещенная МПС $D^* = \{d_{ij}^* | i, j = 1, \dots, n\}$, где d_{ij}^* — округленное к ближайшему делению шкалы Саати значение отношения реальных весов $v_i^{\text{реал}} / v_j^{\text{реал}}$. Аналогично находятся МПС, соответствующие оценкам эксперта-пессимиста/ оптимиста.

На втором этапе проводится фаззификация МПС D^* с использованием треугольных функций принадлежности $[l_{ij}, m_{ij}, u_{ij}]$ (в дальнейшем — нечеткая шкала Саати), которые наиболее часто используются на практике [12–14]. В результате определяются матрицы L, M и U следующим образом:

- $l_{ij} = d_{ij} - 1, m_{ij} = d_{ij}, u_{ij} = d_{ij} + 1$ для $d_{ij} > 1$ и $d_{ij} < 9$; (11)
- $l_{ij} = 1, m_{ij} = 1, u_{ij} = 2$ для $d_{ij} = 1, i \neq j$;
- $l_{ij} = 8, m_{ij} = 9, u_{ij} = 9$ для $d_{ij} = 9$;
- $l_{ii} = m_{ii} = u_{ii} = 1$;
- $l_{ij} = 1/u_{ji}, m_{ij} = 1/m_{ji}, u_{ij} = 1/l_{ji}$ для $d_{ij} < 1$.

Отметим, что матрицы L, M и U не являются МПС, так как для них не выполняются свойства обратной симметричности.

Например, фаззификация МПС D^* (9) приводит к следующим матрицам L, M и U :

$$L = \begin{pmatrix} 1 & 1 & 4 & 1 \\ 1/3 & 1 & 2 & 1/2 \\ 1/6 & 1/4 & 1 & 1/3 \\ 1/3 & 1 & 1 & 1 \end{pmatrix}, M = \begin{pmatrix} 1 & 2 & 5 & 2 \\ 1/2 & 1 & 3 & 1 \\ 1/5 & 1/3 & 1 & 1/2 \\ 1/2 & 1 & 2 & 1 \end{pmatrix}, U = \begin{pmatrix} 1 & 3 & 6 & 3 \\ 1 & 1 & 4 & 1 \\ 1/4 & 1/2 & 1 & 1 \\ 1 & 2 & 3 & 1 \end{pmatrix}.$$

На третьем этапе вычисляются вектора весов v и w методом нечеткой геометрической средней по формулам (10). Эти вектора весов представлены треугольными нечеткими множествами:

$$w = ([w_i^l, w_i^m, w_i^u] | i = 1, \dots, n). \tag{12}$$

Пример 2. Веса альтернатив (12) по методу нечеткой геометрической средней для МПС D^* (9) из примера 1 приведены в табл. 4. Реальные веса этих альтернатив, для сравнения, равны $w^{\text{реал}} = (0,45; 0,25; 0,10; 0,20)$.

Таблица 4. Нормированные нечеткие веса w_i альтернатив a_i по методу нечеткой геометрической средней

Альтернатива	a_1	a_2	a_3	a_4
w_i	[0,225; 0,455; 0,827]	[0,121; 0,238; 0,432]	[0,055; 0,092; 0,181]	[0,121; 0,215; 0,478]

Оценки параметра k_1 (7) в предложенном методе определяются на основании значений чебышевской нормы. Поэтому, для сопоставления ре-

зультатов, полученных методом нечеткой геометрической средней и по предложенному методу, в каждом из экспериментов вычисляется следующая величина:

$$b = \max_{i=1, \dots, n} (w_i^u - w_i^l),$$

максимальная по координатам ширина вектора весов (12), которая характеризует неопределенность результатов по методу нечеткой геометрической средней.

Сравнивая значения \hat{b} (табл. 5) и \hat{m}_Θ (табл. 2), приходим к выводу, что для всех n средняя ширина результирующего вектора весов в методе нечеткой геометрической средней превышает соответствующую ширину доверительного интервала, полученного предложенным методом, для оценок эксперта-пессимиста/оптимиста и значительно превышает ширину доверительного интервала для оценок эксперта-реалиста. Таким образом, компьютерное моделирование показывает, что *применение метода нечеткой геометрической средней и треугольных функций принадлежности (11), для фаззификации оценок как эксперта-реалиста, так и эксперта пессимиста/оптимиста, приводит к неоправданно широким результирующим интервалам для весов по сравнению с предложенным в работе методом.*

Таблица 5. Выборочные средние значения \hat{b} и стандартные отклонения $\sigma(b)$ для величины b , получены в результате компьютерного моделирования оценок эксперта-реалиста

n	3	4	5	6	7	8	9
\hat{b}	0,600	0,546	0,483	0,429	0,384	0,347	0,316
$\sigma(b)$	0,097	0,065	0,046	0,031	0,022	0,017	0,015

Во всех экспериментах результирующие нечеткие веса (12) содержали нормированные реальные веса.

ВЫВОДЫ

В работе рассмотрена задача вычисления весов альтернатив решений на основе экспертных оценок парных сравнений альтернатив. Используя аппарат теории доверия (свидетельств), и предполагая, что неопределенность экспертных оценок обусловлена используемой шкалой Саати и личными качествами эксперта, вычисляются доверительные интервалы для весов альтернатив. Результаты моделирования показывают, что эти интервалы более достоверно отображают реальные веса по сравнению с точечными весами, получаемыми известным методом анализа иерархий, а также нечеткими весами по методу нечеткой геометрической средней.

В дальнейшем будет рассмотрена задача поддержки принятия решений на основе экспертных оценок парных сравнений, когда альтернативы сравниваются по множеству критериев решений. Логическим продолжением данной работы будет исследование разных правил комбинирования построенных в работе доверительных интервалов.

ЛИТЕРАТУРА

1. Недашковская Н.И. Метод оценивания неопределенности экспертных оценок парных сравнений при вычислении весов альтернатив решений // Проблемы управления и информатики. — 2015. — № 5. — С. 130–142.
2. Саати Т.Л. Принятие решений при зависимостях и обратных связях: Аналитические сети. Изд. 2-е. — М.: Книжный дом «ЛИБРОКОМ», 2009. — 360 с.
3. Saaty T.L. Decision-making with the AHP: Why is the principal eigenvector necessary // European Journal of Operational Research. — 2003. — **145**, № 1. — P. 85–91.
4. Chandran B., Golden B., Wasil E. Linear programming models for estimating weights in the analytic hierarchy process // Computers & Operations Research. — 2005. — **32**. — P. 2235 – 2254.
5. Павлов А.А., Луцук Е.И., Кут В.И. Математические модели оптимизации для обоснования и нахождения весов объектов в методе парных сравнений // Системні дослідження та інформаційні технології. — 2007. — № 2. — С. 13–21.
6. Wang Y.M., Parkan C., Luo Y. A linear programming method for generating the most favorable weights from a pairwise comparison matrix // Computers & Operations Research. — 2008. — **35**. — P. 3918–3930.
7. Pankratova N.D., Nedashkovskaya N.I. Method for Processing Fuzzy Expert Information in Prediction Problems. Part I // Journal of Automation and Information Sciences. — 2007. — **39**, Issue 4. — P. 22–36.
8. Pankratova N.B., Nedashkovskaya N.I. Spectral coefficient of consistency of fuzzy expert information and estimation of its sensitivity to fuzzy scales when solving foresight problems // International Journal «Information Technologies and Knowledge». — **6**, № 4. — 2012. — P. 316–329.
9. Панкратова Н.Д., Недашковская Н.И. Гибридный метод многокритериального оценивания альтернатив принятия решений // Кибернетика и системный анализ. — 2014. — **50**, № 5 — С. 58–70.
10. Wang Y.-M., Elhag T.M.S. A goal programming method for obtaining interval weights from an interval comparison matrix // European Journal of operational research. — 2007. — 177 (1). — P. 458–471.
11. Sugihara K., Ishii H., Tanaka H. Interval priorities in AHP by interval regression analysis // European Journal of operational research. — 2004. — **158**. — P. 745–754.
12. Debasish Majumder, Joy Debnath, Animesh Biswas. Risk analysis in construction sites using fuzzy reasoning and fuzzy analytic hierarchy process // Proc. Technology. — 2013. — **10**. — P. 604–614.
13. Venkata Rao R. Decision Making in the Manufacturing Environment. Using Graph Theory and Fuzzy Multiple Attribute Decision Making. — Springer-Verlag. — 2007. — <http://www.springer.com/gp/book/9781447143741>.
14. Kahraman C. Fuzzy Multi-Criteria Decision-Making. Theory and Applications with Recent Developments. — Springer Science+Business Media, 2008. — P. 591.
15. Циганок В.В. Метод обчислення ваг альтернатив на основі результатів парних порівнянь, проведених групою експертів // Реєстрація, зберігання і обробка даних, 2008. — **10**, № 2. — С. 121–127.
16. Недашковская Н.И. Сравнительный анализ методов парного экспертного оценивания альтернатив решений // Системні дослідження та інформаційні технології. — 2014. — № 4. — С. 35–44.

Поступила 20.01.2015

ІДЕНТИФІКАЦІЯ ЗМІННИХ ПАРАМЕТРІВ МОДЕЛІ ДЛЯ ПОБУДОВИ АЛГОРИТМУ ПРОГНОЗУВАННЯ

О.В. БРАТУСЬ, В.М. ПОДЛАДЧІКОВ

Запропоновано підхід до ідентифікації математичного сподівання прискорення зміни значень вибірки даних, що змінюється за невідомим законом. Розроблено метод оцінювання математичного сподівання прискорення зміни значень вибірки даних, який використано для побудови алгоритму прогнозування на основі фільтра Калмана. Виконано імітаційне моделювання, яке показало ефективність запропонованого підходу. За даними щодо середньодобових цін Лондонської біржі металів на свинець побудовано модель за алгоритмом прогнозування на основі фільтра Калмана, а також моделі авторегресії, авторегресії з ковзним середнім та виконано за ними прогнозування. Порівняльний аналіз розглянутих моделей за значеннями прогнозних характеристик показав перевагу алгоритму прогнозування на основі фільтра Калмана.

ВСТУП

Оптимальність алгоритмів оцінювання на основі фільтра Калмана у великій мірі залежить від достовірності знання параметрів у рівняннях, що описують систему. Але у більшості практичних випадків є неповними знання чисельних значень усіх або декількох характеристик вказаних параметрів. Хоча зазвичай, виходячи з фізичних міркувань, можна задати наближений діапазон невідомих параметрів, проте якість результатів може виявитись невисокою.

Через невизначеність параметрів задача оцінювання стану ускладнюється, оскільки виявляється необхідним паралельно оцінювати не тільки стан, але й параметри, використовуючи дані вимірів. Для розв'язання задачі ідентифікації параметрів запропоновано багато методів, широкий перелік яких наведено у статті Острема та Ейкоффа [1], у роботі за редакцією К.Т. Леондеса [2]. Основна увага у цій статті приділяється розробці методу, який був би однаково придатним для ідентифікації як постійних, так і таких, що змінюються за невідомим законом, параметрів системи.

У цій роботі запропоновано підхід до ідентифікації змінних статистичних параметрів моделі, що базується на формуванні однозалежного ряду нев'язок допоміжного субоптимального фільтра. Підхід було застосовано Андерсоном та ін. [3] для ідентифікації постійних невідомих статистичних характеристик параметрів стаціонарної системи за умови вимірюваності усіх компонентів вектора стану, тобто одиничної матриці спостережень. У роботі М.З. Згуровського та В.М. Подладчікова [4] цей підхід узагальнено для стаціонарної системи для випадку, коли вимірюються не всі компоненти вектора стану. Т.В. Подладчіковою та Р. Ван Дер Лінденом у роботі [5] синтезовано алгоритм ідентифікації постійних статистичних характеристик шумів моделі за умов змінних перехідної матриці та матриці спостережень.

У статті запропоновано розширення цього підходу для ідентифікації змінних параметрів. Розглядається математична модель, у якій компонентами вектора стану є значення часового ряду та швидкість зміни цих значень [4], що збурюється випадковим прискоренням, математичне сподівання якого змінюється за невідомим законом.

Мета роботи — здійснення переходу від ідентифікації постійних до ідентифікації змінних статистичних параметрів математичної моделі.

Розроблено метод оцінювання математичного сподівання випадкового прискорення зміни значень вибірки даних. Запропонований метод базується на побудові часового ряду незалежних псевдовимірів для цього параметру моделі. Для дослідження ефективності розробленого методу ідентифікації у цій статті виконується імітаційне моделювання.

З використанням запропонованого методу оцінювання математичного сподівання прискорення зміни значень вибірки даних виконується побудова алгоритму прогнозування на основі фільтра Калмана. Для аналізу запропонованого алгоритму прогнозування використовується імітаційне моделювання. За допомогою алгоритму прогнозування на основі фільтра Калмана та методів авторегресії, авторегресії з ковзним середнім виконується прогнозування цін на свинець для вибірки даних середньодобових цін Лондонської біржі металів, аналізуються та порівнюються отримані результати.

МАТЕМАТИЧНА ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ

Розглянемо математичну модель у просторі станів, що описується системою рівнянь, яка містить рівняння стану та рівняння вимірів. У рівнянні стану враховується зміна значень вибірки даних завдяки впливу випадкових прискорень.

Рівняння стану має вигляд [4]

$$\mathbf{X}_{i+1} = \Phi \mathbf{X}_i + \mathbf{G} a_i, \quad (1)$$

де $\mathbf{X}_i = \begin{bmatrix} x_i \\ v_i \end{bmatrix}$ — вектор стану, $\Phi = \begin{bmatrix} 1 & T \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$ — перехідна матриця, $\mathbf{G} = \begin{bmatrix} T^2/2 \\ T \end{bmatrix}$ —

матриця входів, x_i — i -те значення вибірки даних, v_i — швидкість зміни i -того значення вибірки даних, T — проміжок часу між i -тим та $(i+1)$ -м станами, a_i — випадкове прискорення зміни значень вибірки даних з наступними статистичними властивостями

$$E[a_i] = q^*, \quad E[(a_i - q^*)(a_k - q^*)] = (\sigma_a^*)^2 \delta(i - k),$$

де q^* — математичне сподівання прискорення зміни значень вибірки даних, σ_a^* — дисперсія прискорення зміни значень вибірки даних, $\delta(i - k)$ — значення дельта-функції Дірака в $(i - k)$ -й момент часу.

За умов, коли вимірюються значення вибірки даних за наявності адитивного шуму, рівняння вимірів має вигляд [4]:

$$Z_i = \mathbf{H} \mathbf{X}_i + W_i, \quad (2)$$

де $\mathbf{H} = [1 \ 0]$ — матриця спостережень, W_i — шум вимірів у i -й момент часу з наступними статистичними властивостями:

$$E[W_i] = 0, \quad E[W_i W_k] = (\sigma^*)^2 \delta(i - k),$$

де σ^* — дисперсія шуму вимірів. Статистичні характеристики q^* , σ_a^* та σ^* вважаються априорно невідомими.

У роботі ставиться задача розробки методу оцінювання математичного сподівання q^* прискорення зміни значень вибірки даних для випадку, коли цей параметр не є постійним і змінюється за невідомим законом. З використанням запропонованого методу оцінювання математичного сподівання q^* виконується побудова алгоритму прогнозування на основі фільтра Калмана.

ІДЕНТИФІКАЦІЯ МАТЕМАТИЧНОГО СПОДІВАННЯ ПРИСКОРЕННЯ

Алгоритм ідентифікації

З рівнянь (1)–(2) випливає, що використовуючи кожні два послідовних виміри Z_i та Z_{i-1} можна побудувати оцінку вектора стану з кінцевою дисперсією похибки цієї оцінки [4]. Використовуючи допоміжний фільтр з фіксованою пам'яттю $m = 2$, оцінку вектора стану визначимо наступним чином [4]:

$$\hat{\mathbf{X}}_i^{(2)} = \begin{bmatrix} Z_i \\ \frac{Z_i - Z_{i-1}}{T} \end{bmatrix}, \quad i = 2, 3, \dots, n,$$

де Z_i — оцінка i -го значення вибірки даних, $\frac{Z_i - Z_{i-1}}{T}$ — оцінка швидкості зміни i -го значення вибірки даних.

Тоді нев'язка фільтра з фіксованою пам'яттю $m = 2$ розраховується за наступною формулою, обґрунтування якої докладно показано у [6]:

$$v_i^{(2)} = Z_i - 2Z_{i-1} + Z_{i-2}. \quad (3)$$

Середнє значення нев'язки може бути представлено у вигляді лінійної функції параметра q^* , що підлягає ідентифікації, наступним чином [4]:

$$E[v_i^{(2)}] = T^2 q^*.$$

Звідси випливає, що шляхом усереднення незалежної послідовності $\frac{v_i^{(2)}}{T^2}$ можна отримати консистентну оцінку математичного сподівання q^* [4]:

$$\hat{q}_n = \frac{1}{nT^2} \sum_{i=2}^n v_i^{(2)}.$$

У цій роботі запропоновано побудувати ряд незалежних псевдовимірів математичного сподівання q^* прискорення зміни значень вибірки даних, де значення ряду в i -й момент часу розраховується за наступною формулою:

$$Z_q^{(i)} = \frac{V_i^{(2)}}{T^2}, \quad i = 3, 4, \dots, n. \quad (4)$$

Для оцінювання параметра q^* , що змінюється у часі, до отриманого ряду однозалежних псевдовимірів пропонується застосовувати процедуру експоненційного згладжування, яка широко використовується для оцінювання та прогнозування динамічних процесів за умов відсутності повної та надійної інформації про закономірності їх розвитку [7]. Експоненційне згладжування відфільтровує стохастичну компоненту нев'язок допоміжного фільтра, зумовлену шумами вимірів W_i , $i = 1, 2, \dots, n$ та враховує динаміку процесу зміни q^* , оскільки останній псевдовимір використовується з більшим ваговим коефіцієнтом у той час, коли вагові коефіцієнти попередніх псевдовимірів зменшуються за експоненційним законом.

Запропоновано метод, що полягає в оцінюванні значення q^* за допомогою застосування процедури експоненційного згладжування до значень ряду однозалежних псевдовимірів зі значенням початкового наближення, рівним першому значенню ряду псевдовимірів, наступним чином:

$$\hat{q}^{(i)} = \alpha * Z_q^{(i)} + (1 - \alpha) * \hat{q}^{(i-1)}, \quad (5)$$

де $\hat{q}^{(i)}$ — значення експоненційного середнього в i -й момент часу; α — параметр згладжування, $0 < \alpha < 1$; $\hat{q}^{(i-1)}$ — значення експоненційного середнього в $(i-1)$ -й момент часу; $i = 3, \dots, n$ — моменти часу, на які здійснювався прогноз [7].

Критерієм вибору оптимального значення параметру згладжування є мінімізація значення середньої відсоткової абсолютної похибки MAPE, що обчислюється за наступною формулою [8]:

$$MAPE = \frac{1}{n} * \sum_{i=1}^n \frac{|Z_q^{(i)} - \hat{q}^{(i)}|}{|Z_q^{(i)}|} 100\%.$$

Імітаційне моделювання

Для дослідження ефективності розробленого методу ідентифікації математичного сподівання q^* для випадку, коли цей параметр не є постійним і змінюється за невідомим законом, виконується його імітаційне моделювання. Випадковий процес моделюється за рівняннями (1)–(2), кількість точок для моделювання обрано як $n = 100$ та період часу $T = 1$ є незмінним.

Прискорення a_i визначається як випадкова величина з дисперсією $(\sigma_a^*)^2$ та математичним сподіванням $q^{(i)}$, що змінюється за косинусоїдальним законом:

$$q^{(i)} = 10 * \cos\left(\frac{\pi}{60} i\right) + 10, \quad i = 1, 2, \dots, n.$$

Шум вимірів W_i моделюється як випадкова величина з дисперсією $(\sigma^*)^2$ та нульовим математичним сподіванням.

Результати імітаційного моделювання наведено на рис. 1.

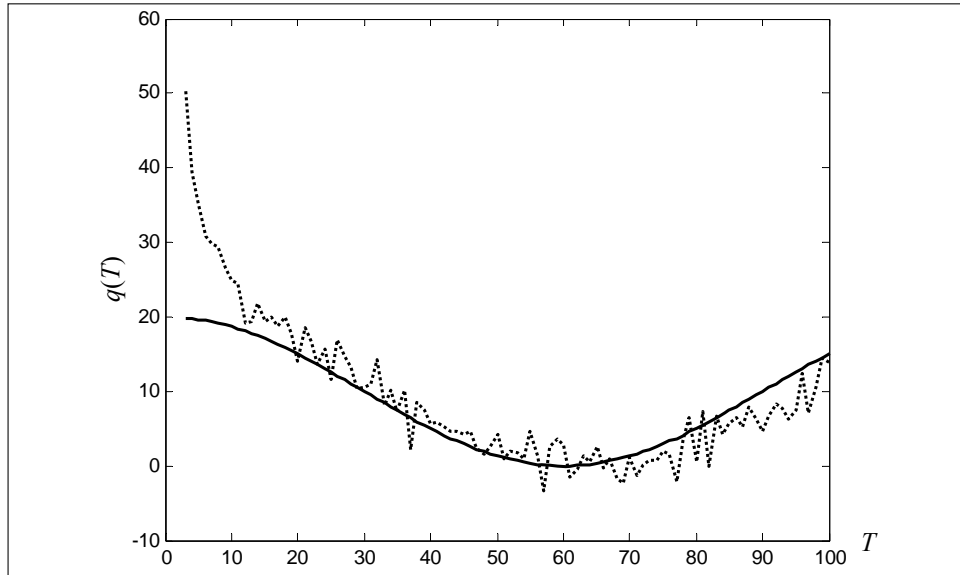


Рис. 1. Значення $q^{(i)}$ та $\hat{q}^{(i)}$ при істинних значеннях $(\sigma_a^*)^2 = 10$, $(\sigma^*)^2 = 50$, де — — істинні значення $q^{(i)}$, ... — оцінки $\hat{q}^{(i)}$, обчислені за розробленим методом

З рис. 1 видно, що зі збільшенням часу спостереження значення експоненційних середніх $\hat{q}^{(i)}$, розраховані за формулою (5), наближаються до істинних значень. На інтервалі $T \in [3; 10]$ похибка оцінок $\hat{q}^{(i)}$ зменшується і після цього інтервалу переважно не перевищує 15% від істинних значень.

АЛГОРИТМ ПРОГНОЗУВАННЯ НА ОСНОВІ ФІЛЬТРА КАЛМАНА

Застосування фільтра Калмана дає можливість отримати досить надійні оцінки в умовах неповної інформації про процес, що досліджується [2]. Оцінювання параметрів, що подаються на вхід фільтра Калмана, дає змогу покращити його роботу та отримати у результаті більш точні оцінки. Саме тому у статті розроблений метод оцінювання математичного сподівання q^* прискорення зміни значень вибірки даних застосовується для підвищення точності та надійності прогнозу, є складовою частиною побудованого алгоритму прогнозування на основі фільтра Калмана.

Алгоритм прогнозування на основі фільтра Калмана складається з наступних етапів:

1. За розробленим методом оцінювання математичного сподівання q^* виконується ідентифікація значень $\hat{q}^{(i)}$ для $i = 3, 4, \dots, n$.

2. Оцінювання значення $(\hat{\sigma}_a^{(i)})^2$ для $i = 4, 5, \dots, n$ за алгоритмом, наведеним у [4].

Алгоритм оцінювання дисперсії прискорення зміни значень вибірки даних $(\sigma_a^*)^2$ як складову частину містить у собі побудову стаціонарного фільтра з пам'яттю $m = 2$ та з пам'яттю $m = 3$. Нев'язки фільтра з пам'яттю $m = 2$ розраховуються за формулою (3). Нев'язки фільтра з пам'яттю $m = 3$ розраховуються за формулою [4]:

$$v_i^{(3)} = Z_i - \frac{4}{3}Z_{i-1} - \frac{1}{3}Z_{i-2} + \frac{2}{3}Z_{i-3}.$$

Їх кореляційна функція обчислюється наступним чином [4]:

$$C_1 = \frac{7}{12}T^4(\sigma_a^*)^2.$$

Оцінка кореляційної функції невязок розраховується за формулою [4]:

$$\hat{C}_1 = \frac{1}{i-3} \sum_{j=4}^i (v_j^{(3)} - \frac{5}{3}q^{(j)}T^2)(v_{j-1}^{(2)} - q^{(j-1)}T^2).$$

Оцінка дисперсії прискорення зміни значень вибірки даних розраховується таким чином [4]:

$$(\hat{\sigma}_a^{(i)})^2 = \frac{12}{7T^4} \hat{C}_1.$$

3. Оцінювання значення $(\hat{\sigma}^{(i)})^2$ для $i = 4, 5, \dots, n$ за підходом, наведеним у [4], з застосуванням центрованих значень невязок $v_i^{(2)}$ для оцінювання дисперсії невязок $v_i^{(2)}$.

Оцінка дисперсії невязок $v_i^{(2)}$ стаціонарного фільтра під час використання прорідженої послідовності невязок розраховується за наступною формулою:

$$\hat{C}_0 = \frac{2}{i-1} \sum_{j=2}^{\frac{i+1}{2}} (v_{2j-1}^{(2)} - q^{(2j-1)}T^2)^2.$$

Оцінка $(\hat{\sigma}^{(i)})^2$ розраховується таким чином [4]:

$$(\hat{\sigma}^{(i)})^2 = \frac{\hat{C}_0}{6} - \frac{(\hat{\sigma}_a^{(i)})^2}{12}T^4.$$

4. Побудова фільтра Калмана з використанням отриманих на кроках 1–3 оцінок статистичних параметрів моделі: екстраполяція:

$$\hat{\mathbf{X}}_{k+1} = \mathbf{\Phi} \hat{\mathbf{X}}_k + \mathbf{B}_k,$$

$$\mathbf{P}_{k+1} = \mathbf{\Phi}_{k+1} \mathbf{F}_k \mathbf{\Phi}_{k+1}^T + \mathbf{GQ}_k \mathbf{G}^T;$$

фільтрація:

$$\begin{aligned}\hat{\mathbf{X}}_k &= \hat{\mathbf{X}}_{k-1} + \mathbf{K}_k \mathbf{V}_k, \\ \mathbf{K}_k &= \mathbf{P}_k \mathbf{H}_k^T (\mathbf{H}_k \mathbf{P}_k \mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_k)^{-1}, \\ \mathbf{F}_k &= (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k) \mathbf{P}_k,\end{aligned}$$

де $\mathbf{V}_k = Z_k - \mathbf{H}_k \hat{\mathbf{X}}_{k-1}$ — нев'язка фільтра, $\mathbf{V}_k = \begin{vmatrix} \hat{q}_k \\ 0 \end{vmatrix}$, $\mathbf{Q}_k = (\hat{\sigma}_a^{(k)})^2$,

$$\mathbf{R}_k = (\hat{\sigma}^{(k)})^2.$$

В якості початкового значення вектора $\hat{\mathbf{X}}_1$ використовується таке значення:

$$\hat{\mathbf{X}}_1 = \begin{bmatrix} Z_1 \\ \frac{Z_2 - Z_1}{T} \end{bmatrix}.$$

Тоді коваріаційна матриця похибки початкової оцінки \mathbf{F}_1 має вигляд:

$$\mathbf{F}_1 = \begin{vmatrix} (\hat{\sigma}^{(1)})^2 & \frac{(\hat{\sigma}^{(1)})^2}{T} \\ \frac{(\hat{\sigma}^{(1)})^2}{T} & \frac{2 * (\hat{\sigma}^{(1)})^2}{T^2} \end{vmatrix}.$$

Варто зауважити, що принцип оцінювання, подібний до принципу оцінювання значень q^* , можна застосувати для знаходження оцінок змінних у часі значень $(\sigma_a^*)^2$ та $(\sigma^*)^2$, якщо розглядати в якості рядів псевдовимірів $(\sigma_a^{(i)})^2$, $(\sigma^{(i)})^2$ та застосувати до цих рядів процедуру експоненційного згладжування.

Для визначення ефективності побудованого алгоритму на основі фільтра Калмана виконується його імітаційне моделювання. Значення параметрів моделі, отримані для випадкового процесу за однією реалізацією, будуть випадковими величинами і не будуть повторюватись. Тому для більш точного отримання результатів виконується моделювання за ансамблем реалізацій. Статистичну дисперсію похибок оцінок значень ряду можна знайти шляхом усереднення значень, отриманих за ансамблем реалізацій [9].

Для доведення ефективності алгоритму прогнозування на основі фільтра Калмана виконано імітаційне моделювання для нормально розподіленого випадкового процесу, кількість точок $n = 100$, незмінний період часу $T = 1$ та $N = 100$ реалізацій.

В якості критерію ефективності оцінювання використовується статистична оцінка дисперсії похибок оцінок значень ряду, що описується наступним рівнянням:

$$D_i = \frac{1}{N-1} \sum_{j=1}^N [x_j^{(i)} - \hat{x}_j^{(i)}]^2, \quad i=3,4,\dots,n,$$

де $x_j^{(i)}$ — істинні значення ряду в i -й момент часу при j -й реалізації;

$\hat{x}_j^{(i)}$ — значення, отримане за алгоритмом прогнозування на основі фільтра Калмана в i -й момент часу при j -й реалізації.

Результати імітаційного моделювання показано на рис. 2–3.

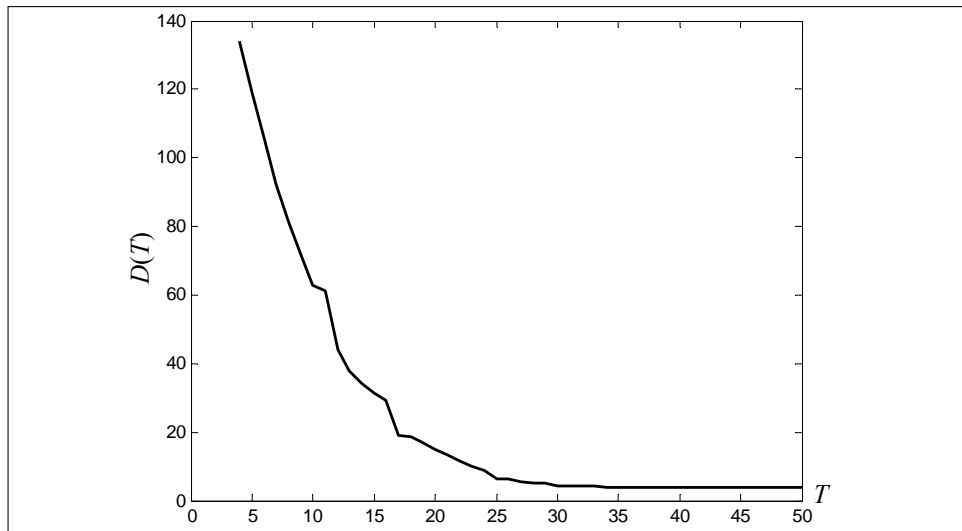


Рис. 2. Значення дисперсії D_i при істинних значеннях $(\sigma_a^*)^2 = 5$, $(\sigma^*)^2 = 15$

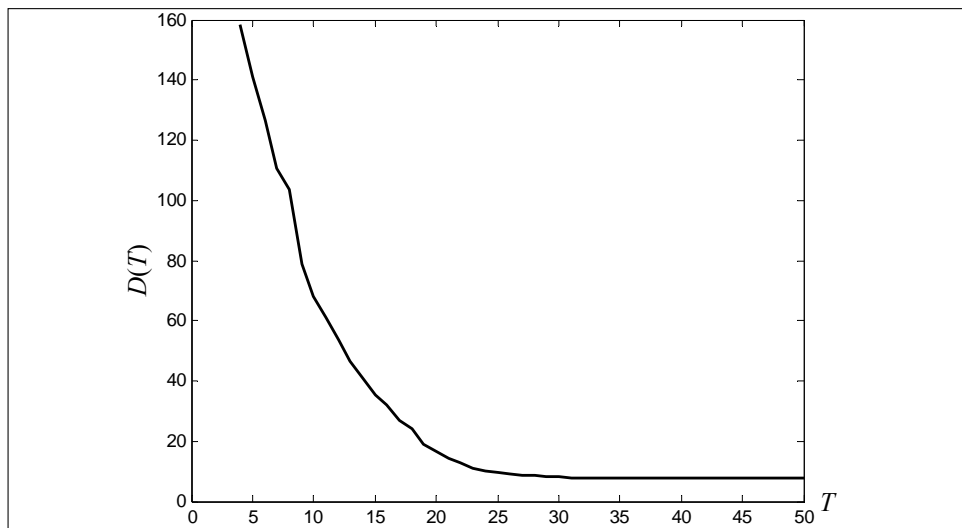


Рис. 3. Значення дисперсії D_i при істинних значеннях $(\sigma_a^*)^2 = 10$, $(\sigma^*)^2 = 30$

З рис. 2 видно, що на проміжку часу $T \in [3; 25]$ значення дисперсії D_i різко зменшуються, а після $T = 25$ — стають практично сталими. З рис. 3 у порівнянні з рис. 2 видно, що зі збільшенням істинних значень дисперсій

$(\sigma_a^*)^2$ та $(\sigma^*)^2$ значення D_i зменшуються повільніше, але все одно стають майже сталими після $T = 28$. Таким чином, результати імітаційного моделювання демонструють збіжність дисперсії до сталих значень та високу точність прогнозування значень ряду для побудованого алгоритму.

ПРОГНОЗУВАННЯ СЕРЕДНЬОДОБОВИХ ЦІН НА СВИНЕЦЬ

На основі вибірки даних (32 значення) щодо середньодобових цін Лондонської біржі металів на свинець в американських доларах за тонну з 15.08.2012 по 28.09.2012 у робочі дні [10] виконується прогнозування на наступні три робочих дні.

Для побудови моделі динаміки цін на свинець і їх прогнозування використовується запропонований алгоритм прогнозування на основі фільтра Калмана та традиційні методи авторегресії, авторегресії з ковзним середнім.

Авторегресійна модель порядку p описується наступним чином:

$$y(i) = a(0) + \sum_{k=1}^p a(k) * y(i-k), \quad (6)$$

де $i=1, \dots, n$ — моменти часу; $y(i)$ — значення ряду в i -й момент часу; $y(i-k)$ — значення ряду в $(i-k)$ -й момент часу; $a(0)$, $a(k)$ — це числові коефіцієнти авторегресійної моделі порядку p , де $k=1, \dots, p$ [8].

Авторегресійна модель порядку p з ковзним середнім порядку s має такий вигляд:

$$y(i) = a(0) + \sum_{k=1}^p a(k) * y(i-k) + v(i) + \sum_{j=1}^s b(j) * v(i-j), \quad (7)$$

де $v(i)$ — значення залишків ряду в i -й момент часу; $v(i-j)$ — значення залишків ряду в $(i-j)$ -й момент часу; $b(j)$ — числові коефіцієнти, обчислені за авторегресійною моделлю порядку p з ковзним середнім порядку s , де $j=1, \dots, s$ [8].

Обчислюються значення прогнозних характеристик для побудованих моделей, а саме, значення середньоквадратичної похибки RMSE (Root Mean Square Error), середньої відсоткової абсолютної похибки MAPE (Mean absolute percentage error) та коефіцієнта Тейла (U).

Значення середньоквадратичної похибки RMSE обчислюється за наступною формулою:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [y(i) - \hat{y}(i)]^2}, \quad (8)$$

де n — загальна кількість днів, на які здійснювався прогноз; $y(i)$ — реальні значення; $\hat{y}(i)$ — значення, що отримані за математичними моделями; $i=1, \dots, n$ — дні, на які здійснювався прогноз [8].

Значення середньої відсоткової абсолютної похибки MAPE розраховується наступним чином [8]:

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|y(i) - \hat{y}(i)|}{|y(i)|} 100\% . \quad (9)$$

Значення коефіцієнта Тейла (U) обчислюється за наступною формулою [8]:

$$U = \frac{\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [y(i) - \hat{y}(i)]^2}}{\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [y(i)]^2} + \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [\hat{y}(i)]^2}} . \quad (10)$$

У таблиці наводяться прогнози характеристики за побудованими моделями, розраховані за формулами (8)–(10). У цій таблиці моделі позначено таким чином: побудовану за алгоритмом прогнозування на основі фільтра Калмана — АПОФК; побудовану за формулою (6) авторегресійну модель порядку 3 — АР(3); побудовану за формулою (7) модель авторегресії порядку 3 з ковзним середнім порядку 3 — АРКС(3,3). У процесі побудови моделей АР(3) та АРКС(3,3) порядок авторегресії обрано як значення, при якому значення часткової автокореляційної функції ряду відмінні від нуля у статистичному значенні, поріг значень обрано як 0.01. При побудові моделі АРКС(3,3) порядок ковзного середнього обрано як значення, при якому значення часткової автокореляційної функції залишків ряду відмінні від нуля у статистичному значенні, при цьому в якості порогу значень використовується 0,01.

Т а б л и ц я . Прогнози характеристики моделей

Назва прогнози характеристики моделей	Назва моделей		
	АПОФК	АР(3)	АРКС(3,3)
<i>RMSE</i>	34,267312	39,780883	46,805083
<i>MAPE</i>	1,167581	1,384351	1,636914
<i>U</i>	0,007412	0,008656	0,010172

У таблиці показано, що значення усіх прогнозних характеристик для моделі, побудованої за алгоритмом прогнозування на основі фільтра Калмана, є меншими у середньому на 14%, ніж для АР(3), та на 26%, ніж для АРКС(3,3). Це свідчить про те, що алгоритм прогнозування на основі фільтра Калмана має переваги у порівнянні з іншими методами прогнозування.

ВИСНОВКИ

Запропоновано підхід до ідентифікації статистичних параметрів моделі, що змінюються за невідомим законом, та його застосування для оцінювання математичного сподівання прискорення зміни значень вибірки даних. Розроблений метод оцінювання базується на формуванні однозалежного ряду нев'язок допоміжного фільтра, статистичні характеристики яких представляються у вигляді лінійних функцій параметрів, що ідентифікуються. До отриманого ряду однозалежних псевдовимірів запропоновано застосовувати процедуру експоненційного згладжування. Побудова ряду однозалежних псевдовимірів дозволяє застосовувати експоненційне згладжування до них так само, як це традиційно застосовується до вихідних даних за умов відсутнос-

ті повної та надійної інформації про закономірності розвитку досліджуваного процесу. Виконано імітаційне моделювання розробленого методу для априорно невідомого математичного сподівання прискорення, що змінюється за косинусоїдальним законом. Результати імітаційного моделювання показали ефективність розробленого методу. Похибки оцінок математичного сподівання прискорення швидко зменшуються на початковому інтервалі оцінювання, а в подальшому демонструють лише незначні коливання відносно істинних значень.

Запропонований метод оцінювання математичного сподівання прискорення зміни значень вибірки даних використано для побудови алгоритму прогнозування на основі фільтра Калмана. Виконано імітаційне моделювання побудованого алгоритму за ансамблем реалізацій, яке показало ефективність алгоритму за умов змінного математичного сподівання прискорення. Результати імітаційного моделювання демонструють збіжність дисперсії до сталих значень та високу точність прогнозування значень ряду для побудованого алгоритму.

За даними щодо середньодобових цін Лондонської біржі металів на свинець в американських доларах за тону з 15.08.2012 по 28.09.2012 у робочі дні [10] побудовано модель за алгоритмом прогнозування на основі фільтра Калмана, а також моделі авторегресії, авторегресії з ковзним середнім та виконано за ними прогнозування. Проведено порівняльний аналіз побудованого алгоритму прогнозування з моделями авторегресії, авторегресії з ковзним середнім за значеннями прогнозних характеристик RMSE, MAPE та U , який показав перевагу алгоритму прогнозування на основі фільтра Калмана за всіма характеристиками.

ЛІТЕРАТУРА

1. *Astrom K.J., Eykhoff P.* System identification — a survey // *Automatica.* — 1971. — 7. — P. 123–162.
2. *Фильтрация и стохастическое управление в динамических системах: под ред. К.Т. Леондеса.* — М.: Мир, 1980. — 407 с.
3. *Anderson W.N., Kleindorfer G.B., Kleindorfer P.R., Woodroffe M.B.* Consistent Estimates of the Parameters of a Linear System // *The Annals of Mathematical Statistics.* — 1969. — 40. — P. 2064–2075.
4. *Згуровский М.З., Подладчиков В.Н.* Аналитические методы калмановской фильтрации для систем с априорной неопределённостью. — К.: Наукова думка, 1995. — 283 с.
5. *Podladchikova T., Van der Linden R.* A Kalman Filter Technique for Improving Medium-Term Predictions of the Sunspot Number // *Solar Physics.* — 2012. — 277. — P. 397–416.
6. *Братусь О.В., Подладчиков В.М.* Побудова багатовимірної моделі на основі фільтра Калмана й аналіз алгоритмів оцінювання її параметрів // *Наукові вісті НТУУ «КПІ».* — 2013. — № 5. — С. 28–34.
7. *Лукашин Ю.П.* Адаптивные методы краткосрочного прогнозирования временных рядов: учеб. пособие. — М.: Финансы и статистика, 2003. — 416 с.
8. *Бідюк П.І., Коршевиюк Л.О.* Проектування комп'ютерних інформаційних систем підтримки прийняття рішень: навч. посібник. — К.: ННК «ПСА» НТУУ «КПІ», 2010. — 340 с.
9. *Бендат Дж., Пирсол А.* Прикладной анализ случайных данных / Пер. с англ. д-ра физ.-мат. наук В.Е. Привальского и А.И. Кочубинского под ред. акад. И.Н. Коваленко. — М.: Мир, 1989. — 540 с.
10. *Офіційний сайт Лондонської біржі металів.* Розділ «Історичні дані»: http://www.lme.com/historical_data.asp.

Надійшла 18.06.2013

ТЕОРЕТИЧНІ ТА ПРИКЛАДНІ ПРОБЛЕМИ
І МЕТОДИ СИСТЕМНОГО АНАЛІЗУ

THEORETICAL AND APPLIED PROBLEMS AND
METHODS OF SYSTEM ANALYSIS

УДК 519.766.4:004.942

Информационная система для моделирования и оценивания финансовых операционных рисков с помощью байесовской сети / Панкратова Н.Д., Бидюк П.И., Рубец Н.Г. // Системні дослідження та інформаційні технології. — 2015. — № 3. — С. 7–19.

Рассмотрена задача оценивания финансового операционного риска с помощью вероятностной байесовской сети. Исследованы причины возникновения финансовых операционных рисков в финансовых организациях. Показано, что актуальной задачей для таких организаций есть создание систем менеджмента финансовых рисков на основе современных математических моделей, в частности, построенных с помощью методов интеллектуального анализа данных. Предложена методика построения моделей в форме БС с использованием взаимной информации переменных сети и критерия качества структуры на основе описания сети минимальной длины. Создана информационная система для математического моделирования и оценивания финансовых рисков, которая дает возможность использовать статистические данные и экспертные оценки при построении математических моделей. Рис.: 3. Табл.: 3. Библиогр.: 13 назв.

UDC 519.766.4:004.942

Informational system for modeling and estimation of financial operational risks using Bayesian networks / Pankratova N.D., Bidiuk P.I., Rubec N.G. // System Research and Information Technologies. — 2015. — № 3. — P. 7–19.

The problem of financial operational risks using Bayesian network was considered. The causes for operational risks in financial institutions were studied. It was shown that an urgent task for such an organization was development and implementation of financial risks management systems on the basis of modern models constructed with data mining techniques. A methodology was provided for constructing models in the form of Bayesian network using mutual information for the variables involved and the structure quality criterion based on the description of a minimum length network. Also, the information processing system has been developed for mathematical modeling and estimation of financial risks that uses statistical data and expert estimates as inputs for model building. Figs.: 3. Tabl.: 3. Refs.: 13 titles.

УДК 681.325

Системные основы интеллектуального анализа геопространственных данных / Путренко В.В. // Системні дослідження та інформаційні технології. — 2015. — № 3. — С. 20–33.

Проведено обзорное исследование научного направления интеллектуального анализа геопространственных данных (ИАГД). Выявлены основные предпосылки формирования этого направления и его связь с геоинформатикой, системным анализом и интеллектуальным анализом данных. Проведено библиографическое исследование зарубежных и отечественных публикаций в области ИАГД. В ходе исследования было дано определение ИАГД, выявлены основные задачи, функции и этапы его проведения, определен круг перспективных направлений развития и его связь с поддержкой принятия решений в региональном управлении. С использованием ИАГД методов кластеризации горячих точек проведено исследование превышения предельно допустимых концентраций урана в подземных водах на территории Украины на основе данных геологической съемки и выявлено зоны ограничениями использования подземных вод. Рис.: 5. Библиогр.: 22 назв.

UDC 681.325

The system basis of data mining of geospatial data / Putrenko V.V. // System Research and Information Technologies. — 2015. — № 3. — P. 20–33.

A survey of geospatial data mining (GSDM) research was conducted. The basic prerequisites for the emergence of this research area and its relation to geoinformatics, systems analysis, and data mining were discovered. A bibliographic study of foreign and Ukrainian publications in the field of GSDM was conducted. During this study, a definition for GSDM was provided. The main tasks, functions and stages of GSDM were identified, range of promising directions of development GSDM and its relationship to support decision-making in the regional administration were determined. The study of exceeding the maximum permissible concentrations of uranium in groundwater in the territory of Ukraine on the basis of geological survey was conducted using GSDM clustering

hotspots analysis methods and areas with limited use of groundwater were detected. Figs.: 5. Refs.: 22 titles.

**ПРОБЛЕМИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ
І УПРАВЛІННЯ В ЕКОНОМІЧНИХ, ТЕХНІЧНИХ,
ЕКОЛОГІЧНИХ І СОЦІАЛЬНИХ СИСТЕМАХ**

**DECISION MAKING AND CONTROL IN
ECONOMIC, TECHNICAL, ECOLOGICAL AND
SOCIAL SYSTEMS**

УДК 519.925.51

Идентификация параметров моделей динамики активов / Гаращенко Ф.Г., Кулян В.Р., Юнькова Е.А. // Системні дослідження та інформаційні технології. — 2015. — № 3. — С. 34–42.

Рассмотрена проблема идентификации параметров математических моделей динамических процессов, которые могут быть описаны обыкновенными дифференциальными уравнениями и системами таких уравнений. На примере математических моделей динамического формирования рыночной стоимости одной акции и портфеля ценных бумаг разработаны алгоритмы построения оптимальных значений параметров таких моделей. Алгоритмы параметрической идентификации и оптимизации основаны на итерационных процедурах, которые позволяют на каждом шагу формировать «лучшие» с точки зрения выбранных критериев качества значения параметров модели. Гарантированные оценки параметров строятся в классе эллипсоидальных множеств, которые позволяют получить гарантированные финансовые показатели инвестиционной деятельности на примере математических задач финансового анализа. Библиогр.: 3 назв.

UDC 519.925.51

On the parameters identification in models of assets dynamics / Garashenko F.G., Kulyan V.R., Yunkova E.A. // System Research and Information Technologies. — 2015. — № 3. — P. 34–42.

The problem of identification of parameters of mathematical models of dynamic processes is considered that can be described by ordinary differential equations and systems of such equations. Using an example of mathematical models of dynamic formation of the market value per share and stock portfolio, algorithms were developed for constructing the optimal values of parameters of such models. The algorithms for parametric identification and optimization are based on iterative procedures that allow, at each step, to obtain “the best” values of model’s parameters based on selected quality criteria. Guaranteed parameters’ estimations are built in the class of ellipsoidal sets that allows to obtain the guaranteed financial performance of investment operations using the mathematical problems of the financial analysis as an example. Refs: 3 titles.

УДК 658.5:004.94

Задачи контура стратегического управления эффективностью бизнес-процессов в организации / Романенков Ю.А., Зейниев Т.Г. // Системні дослідження та інформаційні технології. — 2015. — № 3. — С. 43–47.

Комплексно исследованы внутриорганизационные факторы и закономерности, непосредственно формирующие устойчивые конкурентные преимущества и прямо влияющие на стратегию организации. Предложена схема контура стратегического управления эффективностью бизнес-процессов в организации на основе оптимизационного механизма генерации стратегий. Сформулированы задачи контура стратегического управления, которые нуждаются в дальнейшей формализации в рамках предложенной схемы управления, а именно: мониторинга внешнего окружения, оценки инерционности системы; синтеза и анализа; обеспечения прогностического сопровождения процесса принятия управленческих решений; обеспечения средствами информационного сопровождения процесса принятия управленческих решений; оценки рисков реализации управленческих решений в условиях неопределенности. Рис.: 1. Библиогр.: 7 назв.

UDC 658.5:004.94

Tasks of structure of strategic business performance management in a company / Romanenkov Yu.A., Zieiniiev T.G. // System Research and Information Technologies. — 2015. — № 3. — P. 43–47.

The publication is devoted to comprehensive study of internal company factors and patterns, while directly forming stable competitive strengths and influencing the company strategy. A scheme of the structure of the strategic management of business process performance in a company based on the optimization mechanism for generating strategies has been proposed. The problems of structure of strategic management have been established, herewith these problems require further formaliza-

tion within the framework of the management scheme being offered, namely: a task of monitoring the external environment, a task of estimation system's response time; synthesis and analysis tasks, a task of forecasting support of management decision making; a task of providing with means of information support for management decision making; a task of risk evaluation for implementing management decisions under conditions of uncertainty. Figs.: 1. Refs.: 7 titles.

ТЕОРЕТИЧНІ ТА ПРИКЛАДНІ ПРОБЛЕМИ
ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИХ СИСТЕМ ПІДТРИМКИ
ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ

THEORETICAL AND APPLIED PROBLEMS OF
INTELLECTUAL SYSTEMS FOR DECISION
MAKING SUPPORT

УДК 519.168

Час роботи алгоритму Краскала з деревовидною та списковою структурою даних / Трофимчук О.М., Васянін В.О. // Системні дослідження та інформаційні технології. — 2015. — № 3. — С. 48–61.

За допомогою чисельних експериментів виконано порівняння двох реалізацій алгоритму Краскала, які оснований на списковій (запропонований алгоритм) і деревовидній (алгоритм Тарьяна) структурах даних та алгоритму Прима. Результати порівняння дозволяють стверджувати, що для вирішення практичних задач знаходження мінімального або максимального остовного дерева (ліса) алгоритми зі списковою структурою даних працюють не гірше, а в більшості випадків швидше, ніж алгоритми з деревоподібною структурою. Показано практичну оцінку складності запропонованого алгоритму, яка для зв'язних графів складає $O(e)$, де e — число ребер графа. Експериментально доведено, що час роботи алгоритму на зв'язних розріджених графах порівняно з часом «кишенькового» сортування ребер (bucket sort). Виявлено, що запропонований алгоритм працює швидше за алгоритм Прима для графів з кількістю ребер не більше, ніж $0,27v^2$, де v — кількість вершин графа. Експериментальні дослідження алгоритму на графах, які містять від 499500 до 71994000 ребер, показало його високу обчислювальну ефективність і його може бути рекомендовано для вирішення практичних задач на розріджених графах або мережах великої розмірності. Рис.: 4. Табл.: 1. Бібліогр.: 28 назв.

UDC 519.168

Time complexity of Kruskal's algorithm with tree and linked list data structures / Trofimchuk A.N., Vasyanin V.A. // System Research and Information Technologies. — 2015. — № 3. — P. 48–61.

Using numerical experiments, two implementations of Kruskal's algorithm based on the linked lists (the proposed algorithm) and tree (Tarjan's algorithm) data structures were compared with Prim's algorithm. The comparison results allow to claim that for practical problems of finding the minimum or maximum spanning trees (forest), the algorithms with linked lists data structure work no worse, and, in most cases, faster, than algorithms with the tree data structure. A practical assessment of complexity of the proposed algorithm for a connected graph was shown $O(e)$, where e — the number of edges of the graph. It was experimentally proved that algorithm's running time on connected sparse graphs was comparable to the time of sorting the edges of a graph by a bucket sort method. The proposed algorithm works faster than Prim's algorithm for graphs with the number of edges no more, than $0,27v^2$, where v is the number of vertices of the graph. The pilot study of the algorithm on the graphs containing between 499500 and 71994000 edges, showed its high computing efficiency; therefore, it can be recommended for solving practical problems on sparse graphs or networks of a big size. Figs: 4. Tabl.: 1. Refs: 28 titles.

УДК 004.8

Концептуальное моделирование вспышек лесных пожаров на основе онтологического подхода DataMining. Часть 2 / Радованович М., Виклюк Я.И., Миленкович М., Ёванович А., Вукович Д., Стеванчевич М., Мацюк Н.А., Леко Т.Б. // Системні дослідження та інформаційні технології. — 2015. — № 3. — С. 62–71.

Протестирована гелиоцентрическая гипотеза причин вспышек лесных пожаров. Найдены доказательства корреляции между внезапным поступлением заряженных частиц от солнца и возникновением лесных пожаров с задержкой от одного до четырех дней. Проведен сравнительный анализ методов ANFIS и нейронных сетей в задаче поиска функциональной зависимости между возникновением лесных пожаров и факторами, характеризующими солнечную активность. Для этой цели использованы несколько методов анализа (методы устра-

нення сезонності, R/S аналіз, DataMining) для встановлення можливих зв'язей між коливаннями певних параметрів, характеризуючих сонячну активність, і виникненням лісових пожег з урахуванням затримки в часі. Обнаружено наявність взаємозв'язі і розроблено прогностичний сценарій, оснований на ANFIS і нейронних мережах. Ці методи, в деяких випадках, дозволяють досягти точності прогнозування до 93%. Рис.: 3. Табл.: 4. Бібліогр.: 6 назв.

UDC 004.8

Conceptual modeling of forest fires flashes by DataMining ontology-based. Part 2 / Radovanović M., Vykylyuk Y.I., Milenković M., Jovanović A., Vuković D., Stevančević M., Matsiuk N.A., Leko T.B. // System Research and Information Technologies. — 2015. — № 3. — P. 62–71.

The heliocentric hypothesis of causes of forest fires outbreaks has been tested. We found evidence of the correlation between the sudden arrival of charged particles from the sun and the occurrence of forest fires with a delay of one to four days. In this research, the comparative analysis was made between ANFIS and Neuron Networks in the task of searching a functional dependence between the occurrence of forest fires and the factors which characterize the solar activity. For this purpose we used several methods (R/S analysis, Hurst index, DataMining) for establishing potential links between the influx of some parameters from the sun and the occurrence of forest fires with the lag of several days. We found an evidence for a connection and developed a forecasting scenario based on the ANFIS and Neuron Network techniques. This scenario, in some cases, allows to predict occurrences of forest fires with up to 93% accuracy. Figs.: 3. Tabl.: 4. Refs.: 6 titles.

МАТЕМАТИЧНІ МЕТОДИ, МОДЕЛІ, ПРОБЛЕМИ І
ТЕХНОЛОГІЇ ДОСЛІДЖЕННЯ СКЛАДНИХ
СИСТЕМ

MATHEMATICAL METHODS, MODELS,
PROBLEMS AND TECHNOLOGIES FOR
COMPLEX SYSTEMS RESEARCH

УДК 515.1

Характер зв'язаності елементів системи забезпечення безпеки гідротехнічних споруд / Качинський А.Б., Агаркова Н.В. // Системні дослідження та інформаційні технології. — 2015. — № 3. — С. 72–83.

Розглянуто застосування методів структурного аналізу систем для дослідження функціонування системи безпеки гідротехнічних споруд (ГТС). За допомогою Q-аналізу представлено основні принципи побудови моделі зв'язаності системи забезпечення безпеки ГТС на прикладі двох множин: множини загроз та множини заходів щодо запобігання руйнування ГТС. Досліджено зв'язаність елементів цієї системи. Розраховано числові значення ексцентриситетів, p -дір та проаналізовано ступені складності комплексу елементів системи безпеки. Якщо взяти до уваги системний характер безпеки, то можна зробити висновок, що елементи двох множин системи безпеки ГТС — множини загроз та множини заходів щодо запобігання руйнування ГТС — взаємопов'язані та складають основу системи забезпечення їх безпеки. Рис.: 2. Табл.: 1. Бібліогр.: 11 назв.

UDC 515.1

The nature of connectedness of the safety system elements of hydraulic structures / Качинский А.Б., Агаркова Н.В. // System Research and Information Technologies. — 2015. — № 3. — P. 72–83.

In this work applications of structural analysis methods for hydraulic structures (HS) system security were reviewed. The basic principles of security connectivity model creation were presented with help of the Q-analysis on the examples of two sets: the set of threats and the set of security actions. The connectedness of elements of this system was investigated, numerical values of eccentricities and p -holes were calculated, and the degree of complexity of security system elements was analyzed. If a system property of security is taken into account, it can be concluded that the set of threats and the set of security actions are connected and create the basis for the security system. Figs.: 2. Tabl.: 1. Refs.: 11 titles.

УДК 519.004.942

Очікувані наслідки інвестицій в охорону навколишнього середовища для частки ринку нафтової компанії / Мацукі Й., Бідюк П.І., Данилов В.Я., Свтушенко К.І. // Системні дослідження та інформаційні технології. — 2015. — № 3. — С. 84–96.

Вивчено можливість використання інвестицій в охорону навколишнього середовища в якості стратегії нафтової компанії з метою збільшення її частки ринку. Числові дані інвестицій в охорону навколишнього середовища та курсова вартість акцій на ринку нафти проаналізовані за допомогою економетричного методу, після чого проведено комп'ютерне

моделювання з використанням методу системної динаміки. Річні дані за 2003–2011 роки отримані з відкритих інформаційних джерел 12 основних нафтових компаній з 8 країн, і стосуються їхнього чистого прибутку, курсової вартості акцій, інвестицій в охорону навколишнього середовища, соціальних інвестицій, кількості атмосферних викидів 4 видів, а також об'єму вилитої у світовий океан нафти. На підставі результатів дослідження було встановлено, що певна міра інвестицій в охорону довкілля може збільшити частку ринку компанії, а також, що існує можливість здійснювати стратегічні інвестиції в охорону навколишнього середовища і збільшувати при цьому частку ринку. Табл.: 12. Бібліогр.: 2 назв.

УДК 519.004.942

Ожидаемые последствия инвестиций в охрану окружающей среды для доли рынка нефтяной компании / Мацуки Й., Бидюк П.И., Данилов В.Я., Евтушенко К.И. // Системні дослідження та інформаційні технології. — 2015. — № 3. — С. 84–96.

Изучена возможность использования инвестиций в охрану окружающей среды в качестве стратегии нефтяной компании для увеличения ее доли рынка. Числовые данные инвестиций в охрану окружающей среды и курсовая стоимость акций на рынке нефти проанализированы с помощью эконометрического метода, после чего проведено компьютерное моделирование с использованием метода системной динамики. Годовые данные за 2003–2011 годы получены из открытых информационных источников 12 основных нефтяных компаний из 8 стран, и касаются чистой прибыли, курсовой стоимости акций, инвестиций в охрану окружающей среды, социальных инвестиций, количества атмосферных выбросов 4 видов, а также объема нефти, вылитой в мировой океан. На основании результатов исследования установлено, что определенная мера инвестиций в охрану окружающей среды может увеличить долю рынка компании, а также, что существует возможность осуществлять стратегические инвестиции в охрану окружающей среды, увеличивая при этом долю рынка. Табл.: 12. Библиогр.: 2 назв.

УДК 519.6: 519.81

Метод сглаженной автокорреляционной функции для прогнозирования вариации гетероскедастических временных рядов / Зражевська Н.Г. // Системні дослідження та інформаційні технології. — 2015. — № 3. — С. 97–108.

Предложен новый метод для построения прогноза вариации сильноволотильных гетероскедастических временных рядов. В качестве модели временного ряда рассмотрена модель авторегрессии бесконечного порядка. Параметры модели найдены как решение системы уравнений Тёплица, в которой используются модельные коэффициенты автокорреляции. По предложенному методу модель автокорреляционной функции на каждом шаге прогнозирования построена путем решения оптимизационной задачи, учитывающей условие сильной зависимости. Метод проверен на искусственно сгенерированном и реальном временных рядах. Для сравнения результатов прогнозирования выбрана модель авторегрессии, параметры которой найдены методом максимального правдоподобия. Результаты свидетельствуют о достаточно высокой эффективности предложенного метода для прогнозирования сильноволотильных гетероскедастических временных рядов. Рис.: 2. Табл.: 1. Библиогр.: 12 назв.

UDC 519.6: 519.81

The smoothed autocorrelation function method for predicting the variation of heteroscedastic time series / Zrazhevska N.G. // System Research and Information Technologies. — 2015. — № 3. — P. 97–108.

The paper proposes a new method for forecasting the variability for strong volatile heteroscedastic time series. An autoregressive model of an infinite order is considered as a model of time series. Parameters of the model are found as a solution of a Toeplitz system that uses correlation coefficients. The model of the autocorrelation function at every forecasting step is constructed by solving an optimization problem that takes into account the condition of strong dependence. The method has been tested on artificially generated and real time series. The autoregressive model parameters found with the method of maximum likelihood were used to compare the results of a selected autoregressive model. The results show a substantially high effectiveness of the proposed method in predicting of strong volatile heteroscedastic time series. Figs.: 2. Tabl.: 1. Refs.: 12 titles.

УДК 62.50

Адаптивне координуюче керування співвідношеннями координат вершин взаємодіючих когнітивних карт у режимі імпульсних процесів / Романенко В.Д., Мілявський Ю.Л. // Системні дослідження та інформаційні технології. — 2015. — № 3. — С. 109–120.

Розглянуто проблему управління декількома складними системами, що описані когнітивними картами. Зокрема, особливу увагу приділено координації між цими системами, тобто управлінню співвідношеннями між координатами вершин двох складних систем. Виведено модель динаміки двох взаємозв'язаних когнітивних карт. Запропоновано алгоритм стабілізації координат вершин когнітивних карт. Введено критерій оптимальності, що враховує задані співвідношення між координатами вершин двох карт, та розроблено метод керування, що забезпечує дотримання цих співвідношень в імпульсному процесі. Розроблено методи стабілізуючого та координуючого керування двома взаємозв'язаними когнітивними картами в імпульсному процесі за невідомих або змінних параметрів когнітивних карт. Результати перевірено на прикладі системи когнітивних карт двох банків, що взаємодіють між собою. Досягнуто значного скорочення часу стабілізації координат вершин когнітивних карт та співвідношень між ними. Рис.: 5. Бібліогр.: 10 назв.

UDC 62.50

Adaptive coordinating control of interacting cognitive maps vertices' relations in impulse mode / Romanenko V.D., Milyavsky Y.L. // System Research and Information Technologies. — 2015. — № 3. — P. 109–120.

The paper discusses a control problem of several complex systems described by cognitive maps. In particular, attention is paid to coordination between these systems, i.e. controlling the relations between vertices' coordinates of two complex systems. The stabilizing and coordinating control method for two interacting cognitive maps in impulse process under unknown or varying parameters of the maps was developed. The model of two interacting cognitive maps dynamics was derived. A stabilizing control algorithm for cognitive maps vertices coordinates was proposed. An optimality criterion which accounted for given vertices relations of two maps was introduced, and control method for keeping these relations during an impulse process was developed. Results were verified by two cognitive maps of cooperating banks. Significant stabilization time reduction of vertices coordinates and their relations was achieved. Figs.: 5. Refs.: 10 titles.

УДК 517.9, 519.816

Побудова довірчих інтервалів для ваг альтернатив рішень на основі експертних оцінок парних порівнянь / Недашківська Н.І. // Системні дослідження та інформаційні технології. — 2015. — № 3. — С. 121–130.

Запропоновано метод розрахунку довірчих інтервалів для ваг альтернатив рішень на основі парних порівнянь альтернатив, виконаних експертом. В основу методу покладено твердження, що експертні оцінки парних порівнянь тільки в деякому ступені відображають реальні відношення ваг альтернатив і містять невизначеність, незалежно від рівня їх узгодженості. Припускається, що цю невизначеність обумовлено шкалою Сааті, у якій відбувається оцінювання, та такими особистими якостями експерта, як песимізм і оптимізм у ході виконання парних порівнянь. Метод використовує апарат теорії довіри (свідчень) і результати моделювання на випадковим чином заповнених матрицях парних порівнянь. Отримані довірчі інтервали більш достовірно відображають реальні ваги альтернатив у порівнянні з точковими вагами, які обчислюються відомими методами аналізу ієрархій. Використовуючи моделювання, виконано порівняння отриманих результатів з результатами за відомими методами знаходження ваг на основі теорії нечітких множин. Табл.: 5. Бібліогр.: 16 назв.

UDC 517.9, 519.816

Evaluating the confidence intervals for weights of decision alternatives on the basis of expert pairwise comparison judgments / Nedashkovskaya N.I. // System Research and Information Technologies. — 2015. — № 3. — P. 121–130.

The method for evaluation of confidence intervals for weights of decision alternatives on the basis of pairwise comparison judgments, made by an expert, is proposed in the paper. The method is based on an assertion, that expert pairwise comparison judgments represent real ratios of weights of

decision alternatives only to some extent and contain the uncertainty, independently of their consistency level. It is supposed that this uncertainty is caused by Saaty scale and such personal qualities of an expert as pessimism and optimism when providing pairwise comparisons. The method is based on the theory of trust (evidence) and results of computer modeling of randomly filled pairwise comparison matrices. The resulted confidence intervals reflect real weights of decision alternatives more reliably in contrast with crisp weights given by the famous analytic hierarchy process. Using computer modeling, the resulted confidence intervals are compared with results obtained by known fuzzy prioritization methods. Tabl.: 5. Refs.: 16 titles.

УДК 338.27

Идентификация переменных параметров модели для построения алгоритма прогнозирования / Братусь Е.В., Подладчиков В.Н. // Системні дослідження та інформаційні технології. — 2015. — № 3. — С. 131–141.

Предложен подход к идентификации математического ожидания ускорения изменения значений выборки данных, которое изменяется по неизвестному закону. Разработан метод оценивания математического ожидания ускорения изменения значений выборки данных, который использован для построения алгоритма прогнозирования на основе фильтра Калмана. Выполнено имитационное моделирование, которое показало эффективность предложенного подхода. По данным о средневзвешенных ценах Лондонской биржи металлов на свинец построена модель по алгоритму прогнозирования на основе фильтра Калмана, а также модели авторегрессии, авторегрессии со скользящим средним и выполнено по ним прогнозирование. Сравнительный анализ рассмотренных моделей по значениям прогнозных характеристик показал преимущество алгоритма прогнозирования на основе фильтра Калмана. Рис.: 3. Табл.: 1. Библиогр.: 10 назв.

UDC 338.27

Identification of variable parameters of a model for the construction of a forecasting algorithm / Bratus E.V., Podladchikov V.N. // System Research and Information Technologies. — 2015. — № 3. — P. 131–141.

An approach to identification of the mathematical expectation of acceleration of values change of data samples, which varies according to an unknown law, is presented in this article. An estimation method of mathematical expectation of values acceleration of change of data samples is developed, which is used to construct a forecasting algorithm based on the Kalman filter. An imitation modeling was performed, which showed the effectiveness of the suggested approach. The forecasting algorithm model based on the Kalman filter, autoregressive model and autoregressive moving average model are constructed using the daily average of the lead prices on the London Metal Exchange, and forecasting is done on the same data set. A comparative analysis of presented models, using the characteristics of forecasting values showed the advantage of the forecasting algorithm based on the Kalman filter. Fig.: 3. Tabl.: 1. Refs.: 10 titles.

ВІДОМОСТІ ПРО АВТОРІВ

Агаркова Наталія Володимирівна,

науковий співробітник Інституту телекомунікацій і глобального інформаційного простору НАН України, Київ

Бідюк Петро Іванович,

професор, доктор технічних наук, професор кафедри математичних методів системного аналізу Навчально-наукового комплексу «Інститут прикладного системного аналізу» НТУУ «КПІ» МОН та НАН України, Київ

Братусь Олена Вікторівна,

здобувач наукового ступеня кандидата технічних наук кафедри математичних методів системного аналізу Навчально-наукового комплексу «Інститут прикладного системного аналізу» НТУУ «КПІ», Україна, Київ

Васянін Володимир Олександрович,

кандидат технічних наук, старший науковий співробітник Інституту телекомунікацій і глобального інформаційного простору НАН України, Київ

Виклюк Ярослав Ігорович,

професор, доктор технічних наук, виконуючий обов'язки ректора приватного вищого навчального закладу «Буковинський університет», Україна, Чернівці

Вукович Дарко,

PhD, науковий співробітник Географічного інституту «Йован Цвіч» Сербської академії наук та мистецтв, Сербія, Белград

Гарашенко Федір Георгійович

професор, доктор технічних наук, завідувач кафедри моделювання складних систем факультету кібернетики Київського національного університету імені Тараса Шевченка, Україна, Київ

Данилов Валерій Якович,

професор, доктор технічних наук, професор кафедри математичних методів системного аналізу Навчально-наукового комплексу «Інститут прикладного системного аналізу» НТУУ «КПІ» МОН та НАН України, Київ

Євтушенко Катерина Ігорівна,

студентка кафедри математичних методів системного аналізу Навчально-наукового комплексу «Інститут прикладного системного аналізу» НТУУ «КПІ» МОН та НАН України, Київ

Йованович Ана,

PhD, науковий співробітник Географічного інституту «Йован Цвіч» Сербської академії наук та мистецтв, Сербія, Белград

Зейнієв Теймур Гидаєтович,

провідний інженер факультету економіки і менеджменту Національного аерокосмічного університету ім. М.С. Жуковського «Харківський авіаційний інститут», Україна, Харків

Зражевська Наталія Григорівна,

аспірантка Навчально-наукового комплексу «Інститут прикладного системного аналізу» НТУУ «КПІ», Україна, Київ

Качинський Анатолій Броніславович,

професор, доктор технічних наук, професор кафедри інформаційної безпеки Фізико-технічного інституту НТУУ «КПІ», Україна, Київ

Кулян Віктор Романович,

доцент, кандидат технічних наук, доцент кафедри моделювання складних систем факультету кібернетики Київського національного університету імені Тараса Шевченка, Україна, Київ

Леко Тарас Богданович,

аспірант приватного вищого навчального закладу «Буковинський університет» НАН України, Чернівці

Мацукі Йошіо,

доктор технічних наук, професор кафедри математичних методів системного аналізу Навчально-наукового комплексу «Інститут прикладного системного аналізу» НТУУ «КПІ» МОН та НАН України, Київ

- Мацюк Наталія Олександрівна,**
асистент кафедри економіки підприємства Буковинського державного фінансово-економічного університету, Україна, Чернівці
- Міленкович Мілан,**
PhD, науковий співробітник Географічного інституту «Йован Цвіч» Сербської академії наук та мистецтв, Сербія, Белград
- Мілявський Юрій Леонідович,**
кандидат технічних наук, асистент кафедри математичних методів системного аналізу Навчально-наукового комплексу «Інститут прикладного системного аналізу» НТУУ «КПІ» МОН та НАН України, Київ
- Недашківська Надія Іванівна,**
доцент, кандидат технічних наук, доцент кафедри математичних методів системного аналізу Навчально-наукового комплексу «Інститут прикладного системного аналізу» НТУУ «КПІ» МОН та НАН України, Київ
- Панкратова Наталія Дмитрівна,**
професор, доктор технічних наук, заступник директора з наукової роботи Навчально-наукового комплексу «Інститут прикладного системного аналізу» НТУУ «КПІ» МОН та НАН України, Київ
- Подладчиков Володимир Миколайович,**
професор, доктор технічних наук, професор кафедри математичних методів системного аналізу Навчально-наукового комплексу «Інститут прикладного системного аналізу» НТУУ «КПІ» МОН та НАН України, Київ
- Путренко Віктор Валентинович,**
кандидат географічних наук, старший науковий співробітник, докторант Навчально-наукового комплексу «Інститут прикладного системного аналізу» НТУУ «КПІ», Україна, Київ
- Радованович Мілан,**
професор, PhD, директор Географічного інституту «Йован Цвіч» Сербської академії наук та мистецтв, Сербія, Белград
- Романенко Віктор Демидович,**
професор, доктор технічних наук, заступник директора з науково-педагогічної роботи Навчально-наукового комплексу «Інститут прикладного системного аналізу» НТУУ «КПІ» МОН та НАН України, Київ
- Романенков Юрій Олександрович,**
доцент, кандидат технічних наук, доцент факультету економіки і менеджменту Національного аерокосмічного університету ім. М.С. Жуковського «Харківський авіаційний інститут», Україна, Харків
- Рубець Микола Григорович,**
студент Навчально-наукового комплексу «Інститут прикладного системного аналізу» НТУУ «КПІ» МОН та НАН України, Київ
- Стеванчевич Мілан,**
PhD, співробітник колишнього Федерального міністерства телекомунікацій Югославії, Сербія, Белград
- Трофімчук Олександр Миколайович,**
член-кореспондент НАН України, професор, доктор технічних наук, заступник директора з наукової роботи Інституту телекомунікацій і глобального інформаційного простору НАН України, Київ
- Юнькова Олена Олександрівна,**
доцент, кандидат фізико-математичних наук, доцент кафедри економіко-математичного моделювання Київського національного економічного університету ім. Вадима Гетьмана, Україна, Київ