

СИСТЕМНІ НАУКИ ТА КІБЕРНЕТИКА System Sciences & Cybernetics



Електронний науковий журнал
Electronic Science Journal
July, 2015 ISSN 2221-7851

Університетський науковий електронний збірник
«Системні науки та кібернетика» створено для публікації
студентських наукових статей при проведенні науково-
дослідної роботи у магістратурі.

Publisher: ESC «Institute for Applied System
Analysis» NTUU «KPI»

www.mmsa.kpi.ua/ssc



СИСТЕМНІ НАУКИ ТА КІБЕРНЕТИКА

Науковий електронний збірник НТУУ «КПІ»

№ 1 (4) • 2015

Виходить з вересня 2010 року

НАВЧАЛЬНО-НАУКОВИЙ КОМПЛЕКС «ІНСТИТУТ ПРИКЛАДНОГО
СИСТЕМНОГО АНАЛІЗУ» НТУУ «КПІ» МОН ТА НАН УКРАЇНИ та
ФАКУЛЬТЕТ ІНФОРМАТИКИ та ОБЧИСЛЮВАЛЬНОЇ ТЕХНІКИ НТУУ «КПІ»

РЕДАКЦІЙНА КОЛЕГІЯ:

Головний редактор

В.Д. РОМАНЕНКО проф., д. т. н.

Заступник головного редактора

П.І. БІДЮК проф., д. т. н.

Члени редколегії:

Ю.В. БОГДАНСЬКИЙ проф., д. ф.-м. н.

В.Г. БОНДАРЕНКО проф., д. ф.-м. н.

Б.Н. ВАЙДА проф., Литва

В.Я. ДАНИЛОВ проф., д. т. н.

Ю.П. ЗАЙЧЕНКО проф., д. т. н.

Е. КРОПАТ проф., Німеччина

О.С. МАКАРЕНКО проф., д. ф.-м. н.

Н.Д. ПАНКРАТОВА проф., д. т. н.

А.І. ПЕТРЕНКО проф., д. т. н.

А.Ю. ПИЛИПЕНКО проф., д. ф.-м. н.

В.М. ПОДЛАДЧИКОВ проф., д. т. н.

О. ХАКАН проф., Туреччина

АДРЕСА РЕДАКЦІЇ:

03056, м. Київ пр. Перемоги, 37, корп. 35, каб. 307

Навчально-науковий комплекс «Інститут прикладного системного аналізу»

НТУУ «КПІ» МОН та НАН України

Тел.: (044) 406-8359

<http://mmsa.kpi.ua/>

Відповідальний секретар: Н.В. Кузнєцова

Верстка: Н.В. Кузнєцова

Шановні читачі!

Навчально-науковий комплекс «Інститут прикладного системного аналізу» НТУУ «КПІ» МОН та НАН України та факультет інформатики та обчислювальної техніки НТУУ «КПІ» видають університетський науковий електронний збірник:

«СИСТЕМНІ НАУКИ ТА КІБЕРНЕТИКА».

Збірник публікує роботи теоретичного і прикладного характеру з широкого спектру проблем, пов'язаних із системними науками та кібернетикою.

Провідні тематичні розділи журналу:

- методи обробки інформації;
- прикладні методи системного аналізу;
- проектування кібернетичних систем;
- системні дослідження;
- математичне і програмне забезпечення;
- системи підтримки прийняття рішень;
- комп'ютерні системи та мережі;
- розв'язування задач оптимізації математичної кібернетики;
- теорія управління та обчислювальна математика;
- математичне моделювання та прогнозування економічних, технічних, екологічних і соціальних процесів;
- аналіз процесів і систем в умовах ризиків.

Головний редактор наукового збірника — заступник директора Навчально-наукового комплексу «Інститут прикладного системного аналізу» Національного технічного університету України «Київський політехнічний інститут» МОН та НАН України, доктор технічних наук, професор Віктор Демидович РОМАНЕНКО.

Університетський науковий електронний збірник «Системні науки та кібернетика» створено для публікації студентських наукових статей при проведенні науково-дослідної роботи в магістратурі.

Статті у збірнику публікуються українською, російською та англійською мовами у тому вигляді, в якому були надані авторами. Автори повністю несуть відповідальність за усі матеріали, наведені у статтях.

СИСТЕМНІ НАУКИ ТА КІБЕРНЕТИКА

1 • 2015

ЗМІСТ

<i>Рубець М., Бідюк П.І.</i> Інформаційна система для моделювання та оцінювання операційних ризиків методами штучного інтелекту	5
<i>Белевець М., Бідюк П.І., Кузнєцова Н.В.</i> Розробка системного підходу до менеджменту ризиків	30
<i>Гуськова В. Г., Кузнєцова Н.В.</i> Комбінування оцінок прогнозів, обчислених за різними методами для обраних країн світу	49
<i>Вертилецький В.В., Бідюк П.І.</i> Аналіз ризику банкрутства підприємств з використанням чітких та нечітких моделей	58
<i>Кузнєцова Н.В., Кінда В.В.</i> Обробка і аналіз даних обрахунку тепловтрат приміщень у реальному часі	77
<i>Даниляк О.С.</i> Оцінювання стану підприємства методами інтелектуального аналізу даних	87
<i>Ющенко В.Ю., Бідюк П.І.</i> Адаптивне оцінювання моделей і прогнозування гетероскедастичних процесів.....	109
<i>Біла А.І., Бідюк П.І.</i> Побудова моделей гетероскедастичних процесів.....	119
<i>Вергун О.С.</i> Розробка компілятора для інтерфейсів ґрид систем	130
<i>Новікова Д.М.</i> Аналіз стану підприємства	138
<i>Борисевич А.С., Бідюк П.І., Ющенко В.Ю.</i> Оцінювання параметрів математичних моделей із застосуванням методу Монте-Карло для марковських ланцюгів	152
РЕФЕРАТИ	179
ВІДОМОСТІ ПРО АВТОРІВ	188

ІНФОРМАЦІЙНА СИСТЕМА ДЛЯ МОДЕЛЮВАННЯ ТА ОЦІНЮВАННЯ ОПЕРАЦІЙНИХ РИЗИКІВ МЕТОДАМИ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ

Рубець М.Г., Бідюк П.І.

Вступ

Термін «операційний ризик» не має чітко встановленого означення. Деякі банки визначають операційний ризик як не вимірюваний (non-measurable) ризик. У січні 2001 року Базельський комітет з банківського нагляду, який формулює загальні наглядові стандарти та керівні принципи для банків, дав таке означення операційному ризику: «операційний –це ризик збитку в результаті 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 у схемі на рис. 1.

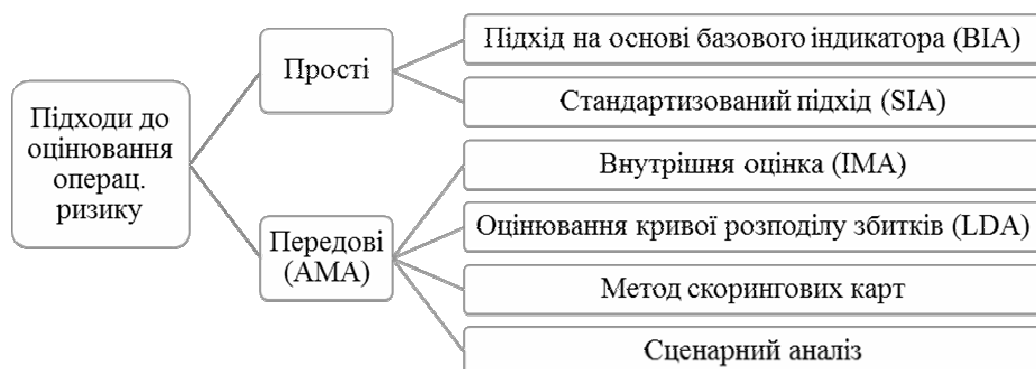


Рис.1 Класифікація методів оцінювання операційних ризиків

Прості та зручні у використанні методи можуть бути запроваджені в організації, але вони не враховують характер підприємства, його розміри і принципи ризик-менеджменту. «Погана» і «хороша» фінансові компанії у плані управління ризиками будуть утримувати однаковий капітал на

покриття операційних ризиків. Саме тому перспективними є передові 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, 3, 4] ґрунтовно пояснюється поняття «ризик», надається спектр інструментів для роботи з операційними ризиками, описуються основні проблеми, які виникають на шляху розробки і практичного впровадження системи по оцінюванню операційних ризиків в установах. У роботі [5] виконується аналіз ключових ризиків з урахуванням особливостей української банківської системи.

Найбільше робіт присвячено методу аналізу розподілу втрат (Loss Distribution Approach або скорочено LDA), оскільки він надає можливість з достатньою точністю розрахувати об'єм капіталу, необхідного для покриття операційних ризиків. Усі перераховані вище роботи включають в себе огляд LDA. Також варто зазначити роботу [6], яка повністю присвячена аналізу та використанню методу LDA.

У даній роботі пропонується система для моделювання і оцінювання операційного ризику, заснована на ймовірнісно-статистичних моделях у формі байєсівських мереж (БМ). Серед робіт, які присвячені цій темі особливої уваги заслуговують [7, 8, 9], у яких докладно розглянуто застосування байєсівських мереж довіри для моделювання, оцінювання та сценарного аналізу ризикових ситуацій у комерційних підприємствах.

У цьому дослідженні пропонується інформаційна система, 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 об'єм капіталу, необхідного для покриття операційних втрат.

Постановка задачі

1. Побудувати математичну модель для опису процесів, притаманних комерційному підприємству, в термінах операційних ризиків на основі існуючих представлень причин виникнення операційних ризиків на підприємствах.
2. Побудувати математичну модель у формі байєсівської мережі для оцінювання операційного ризику на основі експертних оцінок, але з можливістю використання статистичних даних.
3. Виконати аналіз результатів оцінювання операційного ризику, отриманих за допомогою побудованої мережі. Визначити подальші перспективи розвитку запропонованої системи.

Теоретичні основи побудови БМ

Байєсові мережі [10] дають можливість відобразити у моделі виявлені причинно-наслідкові зв'язки між різними чинниками ризику і змінами середовища. Проте, на відміну від регресійних моделей, байєсівські мережі дозволяють 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). За рахунок цього модель дає можливість зв'язати в одній моделі наявні вибірки статистичних даних і експертні знання.

Формально, байєсівська мережа – це трійка $\mathbf{N} = \langle \mathbf{V}, \mathbf{G}, \mathbf{J} \rangle$, першою компонентою якої є множина змінних \mathbf{V} ; другою – спрямований ациклічний граф \mathbf{G} , вузли якого відповідають випадковим змінним модельованого процесу; \mathbf{J} – спільний розподіл ймовірностей змінних $\mathbf{V} = \{X_1, X_2, \dots, X_n\}$. 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 і S залежні, то поява однієї з них дає деяку інформацію про можливість 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 , як 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:

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

а 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. В даному 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 в 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 даної 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 ймовірності, яке означає, що система перейшла в один із можливих станів; D_f – протилежне значення. Ці два значення ймовірності дають в сумі 1 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. В даному прикладі змінна D має тільки два стани, але, очевидно, що $p(S)$ можна виключити з розгляду і при довільній кількості станів D .

Теорему Байєса 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 при наявній інформації; – вибрати 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, в більшості випадків це неможливо зробити внаслідок суб'єктивних труднощів отримання статистичних даних, але апріорні знання можуть представлені у інших формах.

Суб'єктивні та об'єктивні ймовірності. Питання вибору суб'єктивного чи об'єктивного підходу до визначення апріорних ймовірностей є ще предметом дебатів між фахівцями у галузі теорії і практики застосування байєсівських методів. На перший погляд об'єктивний

підхід є надійнішим, але він потребує значних об'ємів експериментальних даних, а остаточний результат є досить чутливим до похибок вимірів. Тому значна частина дослідників схиляються до суб'єктивного вибору апріорних ймовірностей. В подальшому ми 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 плином часу. 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 нашому розумінні предметної області та проблеми, на наявних даних; він дає можливість в подальшому сформулювати висновок. З іншого боку, об'єктивний підхід може включати в себе елементи суб'єктивізму. Тобто обидві форми можуть суттєво перетинатись щодо здобування та застосування знань і це є цілком природним. При розв'язанні конкретних задач, по можливості, варто користуватись обома формами з метою виявлення кращої для даного випадку.

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

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

В даному 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:

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

В результаті подальшого нормування можна позбутися знаменника $p(S_1, S_2, \dots, S_n)$, що дещо спрощує задачу формування висновку. Таким чином, отримуємо наступне 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*.

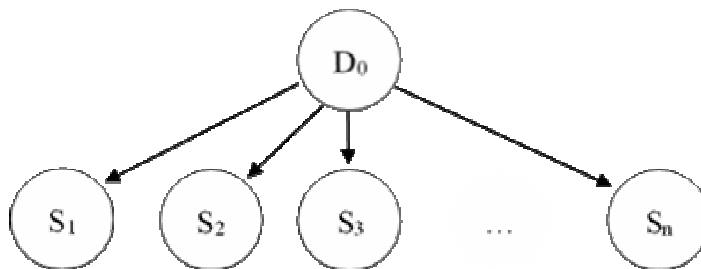


Рис. 2 Проста („наївна”) мережа Байєса

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. Мережа Байєса може включати дискретні та неперервні змінні. На рис. 2 наведена проста і зручна форма мережі, яка знаходить застосування у багатьох практичних задачах. Для того щоб скористатись мережею, необхідно задати значення змінних,

представлених вузлами. Процедуру задавання значень вузлам називають *інстанціюванням*.

Метод побудови байєсівської мережі. Побудову МБ 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 при повному переборі число всіх моделей дорівнює $3^{\frac{n(n-1)}{2}} - k_{cycle}$, 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:

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

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 при виконанні 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 і x^j Чау і Ліу [...] запропонували використовувати значення взаємної інформації $MI(x^i, x^j)$, яка обчислюється за виразом:

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

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 і x^j є повністю незалежними одна від одної, то $MI(x^i, x^j) = 0$, оскільки $p(x^i, x^j) = p(x^i) \cdot P(x^j)$ і

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

У випадку, коли мережа Байєса складається з N вершин, то для обчислення $MI(x^i, x^j)$ для всіх можливих пар x^i і x^j необхідно виконати $\frac{N \cdot (N - 1)}{2}$ 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 $S(P) = -\sum_x P(x) \cdot \log P(x)$ є мінімальною очікуваною довжиною закодованого повідомлення. Будь-який інший код, який ґрунтується на неправильному 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 ймовірного 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:

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

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.

В 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 -я 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 $j = 1, \dots, N$, $\Pi^{(j)}$ – це 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 $g \in G$ при заданій послідовності з n спостережень $x^n = d_1 d_2 \dots d_n$ обчислюється за виразом:

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

де $k(g)$ – кількість незалежних умовних ймовірностей в мережевій 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:

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

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

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

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:

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

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

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

Простий алгоритм навчання МБ 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

Вимоги до системи

Розроблювана інформаційна система має:

- надавати можливість будувати байєсівську мережу на основі експертних даних;
- видавати сумісний розподіл мережі;
- надавати можливість установлювати істинність для конкретного стану необхідного вузла з метою проведення сценарного аналізу «що-якщо»;
- надавати можливість розрахувати капітал на покриття збитків, що можуть виникнути в результаті здійснення операційних ризиків.

Архітектура інформаційної системи

У загальному випадку СППР містить у собі:

- мовну систему (МС), що забезпечує функції взаємодії користувача з системою;
- базу знань та даних (БЗД), яка складається з текстових файлів, що представляють собою інформацію для особи, яка приймає рішення (ОПР); це так звана електронна документація;
- систему обробки даних та генерування результатів (СОДГР), яка виконує різноманітні маніпуляції над текстовою документацією і включає програмне забезпечення (ПЗ), що полегшує користувачеві складання запитів;
- систему представлення результатів (СПР), яка складає всі можливі формати представлення текстової, табличної і графічної інформації та повідомлення, які полегшують користувачеві спілкування з СППР.

Розроблювана інформаційна система за своїми функціями подібна до СППР на основі алгоритмічних процедур для розв'язання задач. Так як система використовує лише один алгоритм, а саме байєсівські мережі, то

було обрано архітектуру СППР з фіксованим підходом до використовуваних алгоритмів (рис. 4). При фіксованому підході алгоритми є частиною СОДГР, а це означає, що до СППР не можна легко додати (видалити) нові алгоритми або модифікувати її в цілому.



Рис. 4 Структура СППР з фіксованим використанням алгоритмів

Функції системи

Розроблювана інформаційна система представлена у вигляді програмного забезпечення, і являє собою графічну програму. Для повноцінної допомоги ОПР необхідні наступні функції:

- створення мережі;
- завантаження готової мережі з файлу;
- збереження мережі у файл;
- додавання і видалення дискретних вузлів із можливими станами у форматі рядків чи чисел;
- з'єднання вузлів за допомогою стрілок;
- задання апріорних імовірностей;
- розрахунок апостеріорних імовірностей;

- розрахунок апостеріорних імовірностей при заданих умовах;
- розрахунок квантиля для вузлів із числовими станами;

Опис комерційного підприємства

У даній роботі розглядається гіпотетичне комерційне підприємство, котре займається наданням послуг у сфері онлайн розваг, і має зобов'язання перед іншими комерційними закладами, послугами яких користується. Це можуть бути банки, власники хмарних технологій і серверів, аутсорсингові компанії, які виконують окремі функції нашого підприємства. Зобов'язання являють собою грошові виплати. Тому від прибутку підприємства напряду залежить здатність покрити зобов'язання. При цьому щотижневий валовий дохід (грошовий оборот) підприємства рівний 1 мільйону доларів.

У ході функціонування підприємства можуть виникати різні ризики, які негативно впливатимуть на прибуток. Значну частку серед цих ризиків займають саме операційні ризики. Щоб мати здатність покрити зобов'язання підприємство мусить утримувати частину капіталу для покриття збитків, завданих операційними ризиками (CaR – Capital-at-Risk). Метою даної роботи являється розробка інформаційно-аналітичної системи, котра дозволить аналітикам підприємства визначати необхідний розмір капіталу на покриття збитків по операційним ризикам.

В основі функціонування інформаційної системи лежить апарат Байєсівських мереж і експертні дані відповідальних осіб підприємства.

Використання статистичних даних у роботі практично неможливе, так як суттєвої бази по операційним ризикам у вільному доступі немає, а ті що є – спрямовані на банківський сектор, і подані у форматі, який дає Базель II, що робить неможливим застосування до комерційного підприємства.

Побудова моделі операційного ризику у формі байєсівської мережі

Беручи за основу означення операційного ризику, яке дає Базель, а саме що це ризик втрат через неадекватність чи порушення (недотримання) внутрішніх процесів, збоїв у діяльності людей і функціонуванні системи або ризик втрат унаслідок зовнішніх подій, маємо чотири основні чинники виникнення втрат через операційні ризики:

1. *Ризик персоналу*– ризик втрат, пов'язаний з помилками і протиправними діями працівників підприємства, їх недостатньою кваліфікацією, зайвої завантаженістю, нераціональної організацією праці на підприємстві і т. д.

2. *Ризик систем*– ризик втрат, зумовлених недосконалістю використовуваних на підприємстві технологій - недостатньою ємністю систем, їх неадекватністю по відношенню до проведених операцій, грубості методів обробки даних, або низької якості, або неадекватності використовуваних даних і т. д.

3. *Ризик процесу*– ризик втрат, пов'язаний з помилками в процесах проведення операцій і розрахунків по ним, їх обліку, звітності, ціноутворення і т. д.

4. *Ризик зовнішнього середовища*– ризики втрат, пов'язані зі змінами в середовищі, в якому функціонує підприємство– зміни в законодавстві, політиці, економіці і т. д., а також ризики зовнішнього фізичного втручання в діяльність організації.

На кожен з чотирьох чинників діють інші причини виникнення операційного ризику, які визначені експертом для конкретного комерційного підприємства.

У таблиці 1 наведено вершини, взяті для побудови байєсівської мережі. Нагадаємо, що розглядається гіпотетичне комерційне підприємство, яке надає послуги у сфері онлайн розваг, прообразом якого являється реально

існуюче підприємство. Вершини і можливі значення обрані на основі експертних даних.

Таблиця 1 Вершини байєсівської мережі та їх можливі значення

№	Назва вершини	Назва вершини у мережі	Можливі значення
1.	Втрати	Loss	0, 1000, 10000, 50000, 100000 (\$)
2.	Ризик зовнішнього середовища	Risk of External Environment	Low, Medium, Hight
3.	Ризик персоналу	Risk of Staff	Low, Medium, Hight
4.	Ризик системи	Risk of System	Low, Medium, Hight
5.	Ризик процесу	Risk of Process	Low, Medium, Hight
6.	Рівень кваліфікації персоналу	Qualified staff	Low, Medium, Hight
7.	Відповідність штату	Compliance staff	Low, Medium, Hight
8.	Зміни в законодавстві	Changes in legislation	Low, Medium, Hight
9.	Надійність платіжних систем та банків партнерів	Reliability of payment systems and partner banks	Low, Medium, Hight
10.	Хакерські атаки та віруси	Hacker attacks and viruses	Low, Medium, Hight
11.	Втрати інформації	Loss of information	0, 50, 100 (%)
12.	Використання автоматизації документообороту	Using workflow automation	Low, Medium, Hight
13.	Збої серверів	Crashes servers	Low, Medium, Hight
14.	Збої мережі	Network failures	Low, Medium, Hight
15.	Використання фаєрволу	Using of Firewall	Yes, No
16.	Використання безперебійних джерел живлення	Using of UPS	Yes, No

В центрі мережі знаходяться Втрати (Loss), які описуються кількісними показниками {0, 1000, 10000, 50000, 100000} вираженими у доларах. При цьому конкретність чисел зумовлена необхідність

представлення їх у числовому вигляді (для лінійної інтерполяції), у той час як розуміти їх потрібно наступним чином «близькі до нуля втрати», «втрати не перевищують 1000 доларів» і тд. Дані числа взяті з урахуванням обсягів втрат, які вже мали місце на підприємстві у результаті виникнення операційних ризиків, і мають щотижневий горизонт, тобто описують втрати за один тиждень. Таким чином, керівництво може оцінити можливі втрати за тиждень і акумулювати відповідний розмір капіталу на покриття збитків.

Безпосередньо на *Втрати* діють чотири основні категорії, описані вище: *Ризик персоналу (Risk of Staff)*, *Ризик системи (Risk of System)*, *Ризик процесу (Risk of Process)* та *Ризик зовнішнього середовища (Risk of External Environment)*. Ці чинники проградуйовані по рівням Низький, Середній та Високий, що інтерпретується як імовірність здійснення того чи іншого типу ризику.

Усі інші вузли та взаємозв'язки між ними виявлені на основі експертних даних, та являються реальними причинами, що впливають на той чи інший тип ризику:

- *Рівень кваліфікації персоналу (Qualified staff)* – описує рівень компетентності і кваліфікації персоналу, який працює на підприємстві. Цей вузол впливає як на *Ризик персоналу*, так і на *Втрати інформації*.
- *Відповідність штату (Compliance staff)* – описує відповідність найманих працівників необхідному для функціонування підприємства штату. Досить часто заради економії чи з інших причин одна й та ж особа виконує обов'язки різних працівників, що призводить до зниження якості результату. Ця вершина мережі має суттєвий вплив на *Ризик персоналу*.
- *Зміни в законодавстві (Changes in legislation)* – описує можливий рівень змін у законодавстві країни, у якій функціонує наше підприємство. Це суттєва причина виникнення збитків у нашій країні, так як законодавство постійно змінюється і в будь-який момент ті чи інші послуги чи розваги можуть бути обмежені, або навіть заборонені, що суттєво впливає на

прибуток підприємства. Вершина має вплив на *Ризик зовнішнього середовища*.

- *Надійність платіжних систем та банків партнерів (Reliability of payment systems and partner banks)* – також суттєва причина виникнення збитків, так як надійність банків України продемонструвала надзвичайно низький рівень за останні роки. До надійності можна також віднести якість грошових транзакцій, адже якщо вони займають дуже багато часу, то це теж призводить до простоїв у функціонування певних сфер підприємства. Ця вершина впливає на *Ризик зовнішнього середовища*
- *Хакерські атаки та віруси (Hacker attacks and viruses)* – позначають рівень атак з боку хакерів та вірусів на сервери підприємства. Атаки, втручання хакерів чи вірусів можуть призвести до перенавантаження серверів та простоїв підприємства. Вершина впливає на *Ризик зовнішнього середовища*
- *Втрати інформації (Loss of information)* – описуються у відсотковій формі, і позначають частку втрат інформації, які можуть виникнути під час роботи підприємства. Втрати інформації залежать від *рівня кваліфікації персоналу* і впливають на *Ризик процесу*.
- *Використання автоматизації документообороту (Using workflow automation)* – описує рівень використання спеціалізованого програмного забезпечення для здійснення документообороту. Автоматизація процесу обміну даними суттєво зменшує *Ризик процесу*, і навпаки – ручний обмін призводить до частих помилок і збільшення ризику.
- *Збої мережі (Network failures)* – описує рівень надійності мережі, зазвичай не залежить від самого підприємства, і можливий вплив лише зміною провайдера. Впливає на *Ризик зовнішнього середовища*.
- *Використання фаєрволу (Using of Firewall)* – має два стани Так та Ні, але також описується імовірностями, які несуть більше характер часток часу протягом заданого інтервалу, коли використовувався чи ні фаєрвол.

Фаєрвол суттєво зменшує загрозу вірусної чи хакерської атаки. Впливає на *Збої серверів* і *Хакерські атаки та віруси*.

- *Використання безперебійних джерел живлення (Using of UPS)* – також має два стани Так та Ні, і також описується імовірностями, які несуть більше характер часток часу протягом заданого інтервалу, коли використовувалося чи ні безперебійне живлення. Впливає на *Збої серверів*.
- *Збої серверів (Crashes servers)* – описують можливий рівень збоїв серверів підприємства, і залежать від *Використання фаєрволу* та *Використання безперебійних джерел живлення*, так як зникнення живлення або вірусна/хакерська атака можуть призводити до падіння серверів. Вершина впливає на *Ризик зовнішнього середовища*.

Наступним кроком після побудови загальної структури мережі являється задання імовірностей для вузлів. Усі імовірності в даній роботі взяті з точки зору експерта, так як статистичних даних у вільному доступі немає. Якщо запровадити збір інформації на підприємстві, і накопичити достатню кількість статистики, то не виникне складності доробити систему на використання і історичних даних.

Для вузлів без предків це будуть звичайні імовірності для кожного стану. Складність розпочинається при заданні імовірностей для вузлів із предками, так як потрібно побудувати умовні розподіли. Проблема полягає у стрімкому зростанні кількості значень, які потрібно заповнити, при зростанні кількості предків і їхніх можливих станів. Для дискретного варіанту кількість табличних значень, які необхідно задати розраховується за формулою:

$$Count = NodeStates \cdot \prod_i^{Parents} ParentStates_i ,$$

де *Count* – кількість табличних значень, які потрібно заповнити;

Node States – кількість станів вузла, що розглядається;

$Parents$ – кількість предків вузла, що розглядається;

$Parent States_i$ – кількість станів i -го предка.

Виходячи з побудованої мережі і наведеної вище формули, маємо, що для вузла *Втрати* потрібно задати 405 значень.

Для прикладу, наведемо таблиці умовних імовірностей для вузлів «Рівень кваліфікації персоналу» (табл. 2), «Втрати інформації» (табл. 3) та «Ризик процесу» (табл. 4).

Таблиця 2 Імовірність станів вузла «Рівень кваліфікації персоналу»

Low	0.3
Medium	0.5
High	0.2

Таблиця 3 Умовні імовірність станів вузла «Втрати інформації»

Qualifiedstaff	Low	Medium	High
0	0.15	0.5	0.78
50	0.3	0.375	0.12
100	0.55	0.125	0.1

Таблиця 4 Умовні імовірність станів вузла «Ризик процесу»

Using workflow automation	Low	Low	Low	Medium	Medium	Medium	High	High	High
Loss of information	0%	50%	100%	0%	50%	100%	0%	50%	100%
Low	0.25	0.1	0.03	0.55	0.42	0.31	0.95	0.8	0.6
Medium	0.3	0.22	0.1	0.25	0.3	0.38	0.04	0.12	0.23
High	0.45	0.68	0.87	0.2	0.28	0.31	0.01	0.08	0.17

У результаті було побудовано байєсівську мережу, що описує операційні ризики комерційного підприємства, зображену на рис. 5.

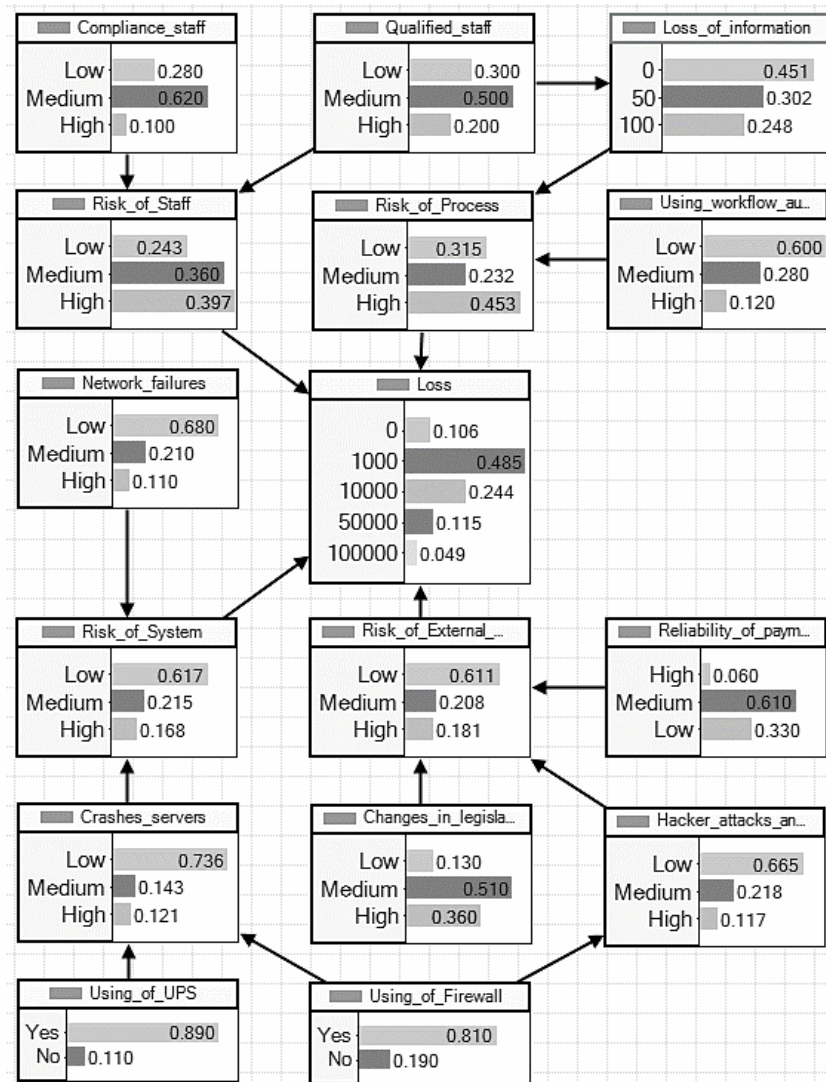


Рис. 5 Результат роботи виводу байєсівської мережі

Аналіз отриманих результатів

У таблиці наведені розраховані 90, 95 і 99 квантилі, що означають капітал, необхідний на покриття операційних ризиків з імовірностями 0.9, 0.95 та 0.99 відповідно.

Таблиця 5 – Капітал на покриття ОР із заданими рівнями довіри

Квантиль, %	90	95	99
CaR, \$	32386	49723	89838

Бачимо, як значно зростає CaR (CapitalatRisk) при збільшенні рівня довіри з 90 до 99. При загальноприйнятому рівні довіри в 95% отримуємо,

що CaR має бути рівним 49723 доларів. Якби підприємство використовувало практику самострахування від операційних ризиків за допомогою Підходу базового індикатора (BIA – англ. Basic Indicator Approach) з загальноприйнятим для банківської сфери розміром ризику 15% (установленим базельським комітетом), то з щотижневим валовим доходом в 1 мільйон доларів потрібно було б утримувати 150000 доларів CaR, що у три рази більше за розрахований системою результат. Саме на цьому базується застосування передових методів оцінювання ризиків (AMA – англ. Advanced Measurement Approaches) для банківської сфери (так як для приватних підприємств немає регуляторів на даний момент): при обґрунтуванні розробленої методики перед регулятором можна значно скоротити CaR, що дозволяє вивільнити більшу кількість капіталу, котру можна задіяти у своїй діяльності.

Висновки

Досліджено причини виникнення операційних фінансових 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 багатьох подій. Наведено спрощену 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, в 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 при настанні операційного ризику. 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 та оцінювання фінансових ризиків, яка надасть можливість використовувати статистичні дані, експертні оцінки та згенеровані змінні неперервного типу. Система буде доповнена можливостями врахування множини невизначеностей, які зустрічаються у математичному моделюванні за експертними оцінками та статистичними даними. Також планується активно використовувати наявні можливості для контролю всіх етапів обчислювального процесу за відповідними множинами статистичних параметрів якості.

Перелік джерел

- 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 D. Modeling, Measuring and Hedging Operational Risk. – London: Wiley, 2002. – 346p.
- 3 Operational Risk Regulation, Analysis and Management edited by Carol Alexander. – New York: Pearson Education Limited, 2003. – 369 p.
- 4 Pavel V. Shevchenko, Modelling 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 [Электронный ресурс] / A. Frachot, P. Georges, T. Roncalli. – Режим доступа: <http://thierry-roncalli.com/download/lda.pdf>.
- 7 Alexander C. Bayesian Methods for Measuring Operational Risk [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://www.icmacentre.ac.uk/pdf/bayesian.pdf>.
- 8 Hao X. Operational Risk Control of Commercial Banks based on Bayesian Network. – Atlantis Press, 2013. – pp. 913-918.
- 9 Yoon Y.K. Modelling operational risk in financial institutions using bayesian networks. – London: University of London, 2003. – p. 83.
- 10 Neil M. Using bayesian networks to model expected and unexpected operational losses / Neil M., Fenton N.E., Tailor M. – RiskAnalysis. – 2005. – pp. 34-57.
- 11 Stuart A., Keith Ord, Kendall's Advanced Theory of Statistics: Volume 1, Distribution Theory. – Wiley, 1994. – p. 700.
- 12 Chow C.K., Liu C.N. Approximating discrete probability distributions with dependence trees. // IEE Transactions on information theory, Vol. IT-14, No. 3, May 1968, 6 p.
- 13 Minka T., Winn J., Guiver J., Webster S., Zaykov Y., Yangel B., Spengler A., Bronskill J. Infer.NET 2.6 [Электронный ресурс]. – Microsoft Research Cambridge, 2014. – Режим доступа: <http://research.microsoft.com/infernet>

РОЗРОБКА СИСТЕМНОГО ПІДХОДУ ДО МЕНЕДЖМЕНТУ РИЗИКІВ

Белевець М.С., Бідюк П.І., Кузнєцова Н.В.

Вступ

Розв'язання задач менеджменту ризиків в економіці, фінансах, технічних системах та інших напрямках діяльності є високо актуальним на сьогоднішній день, оскільки втрати від недосконалого ризик-менеджменту надзвичайно великі [1, 2]. Існують різні підходи до розв'язання цієї задачі залежно від предметної області. Так, окремо розглядають задачі аналізу можливих ризиків, що стосуються інформаційних технологій, які використовуються у фінансових організаціях, кредитні та ринкові ризики і т. ін. [3, 4]. Загалом процедура аналізу та менеджменту ризиків складається з таких етапів: – виявлення ризикових ситуацій; – встановлення типу ризику; – математичне моделювання ризику і прогнозування можливих наслідків; – встановлення необхідних дій стосовно ліквідації ризику або його перенесення на іншу організацію; – оцінювання об'єму можливих втрат і реалізація дій стосовно управління поточною ситуацією.

Одним із ефективних сучасних підходів до менеджменту ризиків є системний підхід, який передбачає аналіз та врахування можливих невизначеностей, пов'язаних із математичним моделюванням та оцінюванням ризиків, врахування зовнішніх і внутрішніх (частіше випадкових) факторів впливу на діяльність організації, застосування імітаційного моделювання ситуацій, проектування, реалізацію та використання систем підтримки прийняття рішень з метою генерування альтернативних рішень та вибору кращого з них за прийнятний час і з прийнятною вартістю [5].

Робота присвячена удосконаленню системного підходу до менеджменту фінансових ризиків, зокрема до аналізу та оцінювання

операційних ризиків, які є одними із самих розповсюджених у діяльності фінансових підприємств.

Постановка задачі

Основними задачами цього дослідження є такі: – удосконалення системного підходу до аналізу та менеджменту фінансових ризиків; – інтегрування існуючих елементів системного підходу в єдину методологію аналізу; – розглянути деякі існуючі підходи до моделювання операційних ризиків з метою встановлення можливості їх подальшого використання у системах підтримки прийняття рішень відповідного призначення; – запропонувати використання ймовірнісних моделей у формі байєсівських мереж для опису операційного ризику в умовах наявності невизначеності; – навести приклад побудови і застосування байєсівської мережі до оцінювання операційного ризику.

1. Системний підхід до ризик-менеджменту

Застосування системного підходу до операційного ризик-менеджменту вимагає використання методології концептуалізації та операціоналізації. Одним із способів зробити це – почати з визначення характеристик системи. Також важливо щоб дизайнер (проектувальник) мав деякі знання з історії систем та їх походження. Таким чином, підхід до застосування загальної теорії систем (ЗТС) до розв'язання задачі операційного ризик менеджменту складається з двох фаз:

1. Знання та реалізація методів ЗТС через наступні кроки:

- 1.1. Усвідомлення системного підходу. Забезпечення адекватного знання всієї системи перед розробленням її окремих частин.
- 1.2. Побудова моделі. Добре продумана модель допоможе зрозуміти реальність того, що відбувається у компанії.
- 1.3. Моделювання. Для побудови математичної моделі та виконання обчислювальних експериментів будуть використовуватись сучасні інформаційні технології.

2. Впровадження. Реалізація та використання в рамках операціоналізації ризик менеджменту (ОРЗ) не тільки очікується, але є обов'язковими для банківського інституту. Динамічний системний підхід, що включає в себе низку необхідних елементів, показано на рис. 1 [7].

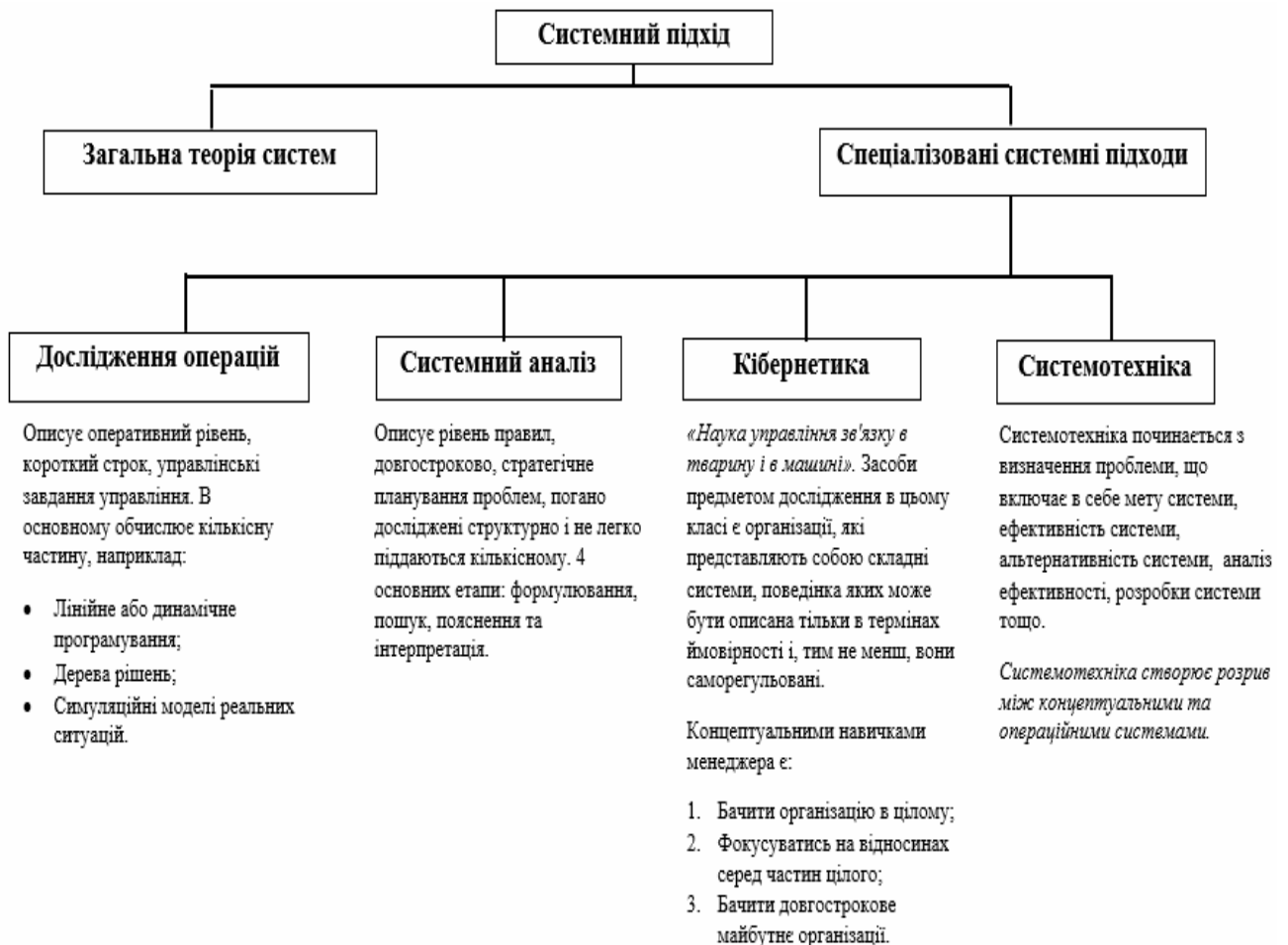


Рис. 1 Складові системного підходу

Рис. 1 починається із загального підходу і переходить до конкретних: зліва (загальна теорія систем) та справа (системна інженерія). Цей підхід демонструє зростання складності та розширення управління об'єктами. Відомо, що зростання є необхідною умовою для виживання будь-якої системи, а контроль (управління) – для балансування зростання.

У дослідженні системне середовище повинне робити істотний вплив на продуктивність системи. Це означає, що зростання і регулювання продуктивності системи повинне бути у рівновазі з навколишнім середовищем. Крім того, поняття холізму означає, що дослідник

(проектувальник системи) повинен починати із загального, а ризик-менеджер повинен іти далі, ніж те, що було визначене як задовільне на сьогодні. Отже, моделювання процесів спрямовується на надання допомоги в аналізі організації як відкритої органічної системи, що постійно змінюється. Цей процес повинен починатися із загальної концептуалізації запланованої системи, у тому числі її відношення до організації в цілому.

Після цього можна використовувати різні методи обчислень для отримання бажаних кількісних результатів. Системи, що орієнтовані на поглиблені дослідження ризикових ситуацій, повинні включати багато альтернатив для моделювання, розташованих у відповідній ієрархії, з метою пошуку задовільної моделі для досліджуваних систем.

Пов'язані системні підходи

Загальну ефективність системи необхідно досягти для того, щоб задовольнити вимоги компанії і мати ефективно працюючий контроль. Управління операційними ризиками банку включає перелік фізичних і логічних гарантій і процедур в рамках і за межами комп'ютерної системи. Тому висновок з цього дослідження такий: розглянути процеси управління операційними ризиками у банку як у складній системі. Це дає можливість зрозуміти, визначити і обговорити конкретні ризики, наприклад, проблеми інформаційних технологій (ІТ), пов'язані з безпекою обробки даних. Система включає в себе саму організацію, людей, завдання, комп'ютери, програмне забезпечення, документацію і дані, існуючі в реальному середовищі, включаючи, наприклад, клієнтів інших банків та правила. Енстром стверджує, що з точки зору безпеки інформації це являє собою цілісний погляд на менеджмент операційних ризиків [8]. Деякі подробиці структури і методології Енстрома для досягнення інформаційної безпеки на основі системно-цілісної моделі показані на рис. 2.



Рис. 2 Інформація про структуру і методологію безпеки інформаційної системи – системно-цілісна модель

Моделі Енстрема [8] засновані на ЗТС, кібернетиці і загальній теорії живих систем (ЗТЖС). Зміст системного модуля, тобто технічні і нетехнічні аспекти, зображені вище на рис. 2. ЗТС отримала своє походження від довгострокових спостережень, як і в багатьох інших науках. Але концепція системи тут розглядається як епістемологічний об'єкт (абстракція), о використовується для опису системи, як цілого. Таким чином, Енстром припускає, що системний модуль можна розглядати в якості пізнання або мета-науки, що використовується для зв'язку між іншими науками, і які в той же час встановлюють критерії для контролю. Таким чином, можна розглянути всю систему, яка може включати кілька предметних областей, а також відомості про них. Крім того, особлива увага повинна приділятися негативним і позитивним механізмам зворотного зв'язку з метою розуміння балансу, необхідного між розвитком і управлінням, які є двома основними функціями, що беруть участь в системах виживання. Весь цей процес називається системно-цілісним підходом. Однак, коли вводиться управління операційними ризиками і операційні ризики вивчаються як елементи загальної системи, системний модуль вказує на те, що найбільш важливими

принципами (елементами) для визначення є такі [8]: – система з навколишнім середовищем; – системне середовище; – накопичення, пропускання і пересилання інформації; – структура побудованої системи управління.

Так що вона може справитися з внутрішньою і зовнішньою різноманітністю відповідно до закону Ешбі стосовно необхідної різноманітності. Згідно з цим законом для досягнення стійкого передбачуваного результату необхідно, щоб функціональна багатогранність системи, якою управляють, повинна бути щонайменше такою ж, як і різноманітність діяльності, якою управляють.

Математичні моделі операційних ризиків

Існують два основних підходи до класифікації ризиків – з *точки зору чинників* (факторів) ризику і з *точки зору наслідків* дії ризикових подій. Так само моделі можуть бути розділені на два основні класи: моделі, засновані на аналізі наслідків (часто використовується назва: "*аналіз зверху вниз*" або *top down*) і моделі, засновані на аналізі чинників ризику (часто використовується назва: "*на основі аналізу знизу вгору*" або *bottom up*).

З іншого боку, в якості відмінної ознаки моделі може використовуватися множина завдань, для розв'язання яких ця модель може використовуватися. Так, моделі, що дозволяють отримати в явному виді функцію розподілу втрат, можуть використовуватися як для оцінювання середніх втрат, так і для оцінювання максимальних втрат на заданому рівні значущості.

В той же час спрощені моделі або моделі, засновані на експертному оцінюванні, не дозволяють отримати чисельні оцінки цих параметрів і застосовні для вирішення вузького класу завдань (табл. 1.).

Таблиця 1 Класифікація моделей для аналізу і управління ОР

Клас моделей	Застосування для розподілу ризиків по групах критичності	Застосування для визначення середніх втрат	Застосування для визначення максимально можливих втрат	Застосування для виявлення подій, що ведуть до реалізації ризику
<i>Моделі, основані на аналізі наслідків (Top Down)</i>				
VIA			+	
IMA			+	
LDA	+	+	+	
<i>Моделі, основані на аналізі факторів ризику (Bottom Up).</i>				
Sb-AMA	+	+	+	
Метод функціональних кореляцій	+	+	+	
Регресійний аналіз	+	+	+	+
Байєсівські мережі	+	+	+	+
Методи нечіткої логіки	+			+

Байєсівські мережі дають можливість відобразити в моделі виявлені причинно-наслідкові зв'язки між різними чинниками ризику і змінами середовища[9]. Проте на відміну від регресійних моделей, байєсівські мережі

дозволяють враховувати не лише безпосередні залежності рівня ризику від факторів ризику, а також і залежності між факторами ризику. Окрім того, ця група моделей надає більше можливостей для виводу з неповними даними.

З математичної точки зору БМ – орієнтований граф, де вершинам відповідають чинники ризику і зміни середовища, а ребрам відповідають виявлені або передбачувані взаємозв'язки. Мережа також описується набором умовних розподілів випадкових величин, що характеризують ці чинники ризику і змінні середовища.

Перевагою цього методу є можливість одночасного використання експертного оцінювання (наприклад, для побудови мережі шляхом визначення залежностей між змінними), і математичних методів (наприклад, для виводу по мережі – розрахунку умовної ймовірності не спостережуваних змінних при заданих значеннях спостережуваних). За рахунок цього модель дозволить зв'язати як наявну вибірку статистичних даних так і експертні знання. У подальшому розглянемо застосування БМ до моделювання операційних ризиків, пов'язаних із шахрайством.

Типи байєсівських мереж

Більшість моделей, описаних у другому розділі даної роботи, передбачають виконання аналізу кількості операційних втрат і їх величини окремо. При використанні моделі, основаної на БМ, для ризику США доцільно використовувати такий же підхід, оскільки це дозволить спростити модель, а отже, і виконання розрахунків. Виходячи із специфіки поставленої задачі і доступних даних, необхідно побудувати модель, яка дасть можливість для кожного збитку оцінити ймовірність того, що він пов'язаний із шахрайством, і після цього розрахувати для кожного збитку математичне сподівання втрат, зумовлених шахрайством (воно визначається добутком ймовірності наявності шахрайства та суми страхового відшкодування).

З математичної точки зору для ОР США необхідно побудувати умовний розподіл випадкової величини $P(f|x_1, \dots, x_n)$, де F – випадкова змінна, що приймає значення на множині $\{0, C_1, \dots, C_k\}$ (0 - відповідає відсутності

шахрайства, C_i відповідають наявності i -го типу шахрайства), і $X_1 \dots X_n$ - випадкові змінні, що відповідають доступним для аналізу параметрам збитку [10]. Завдання є спорідненою завданням класифікації, і доцільно розглянути види БМ, що використовуються для вирішення таких завдань.

«Наївний» байєсівський класифікатор (naive Bayes): вершина F є батьківською вершиною вершин $X_1 \dots X_n$, між вершинами $X_1 \dots X_n$ зв'язків немає (тобто $\forall i = 1..n PA_i = \{F\}$ де PA_i – множина батьківських вершин X_i , що означає, що відповідні випадкові величини незалежні при заданому значенні F). Для того, щоб задати залежності достатньо задати умовні ймовірності $P(x_i|f)$, а висновок можна здійснювати за формулою Байєса [10]:

$$P(f|x_1, \dots, x_n) = \frac{P(f) \prod_{i=1}^n P(x_i|f)}{\sum_{f' \in \{0, c_1, \dots, c_k\}} \prod_{i=1}^n P(x_i|f')} . \quad (1)$$

«Наївний» байєсівський класифікатор над деревом (Tree Augmented Naive Bayes): вершина F являється батьківською вершиною вершин $X_1 \dots X_n$, на вершинах $X_1 \dots X_n$ побудовано дерево (тобто $\forall i = 1..n PA_i = \{F\}$, або $PA_i = \{F, X_{m_i}\}$, що означає, що крім F у кожній з вершин $X_1 \dots X_n$ може бути не більше однієї батьківської вершини. «Наївний» байєсівський класифікатор над мережею (Network Augmented Naive Bayes): вершина F є батьківською вершиною вершин $X_1 \dots X_n$, на вершинах $X_1 \dots X_n$ побудована мережа (тобто не накладається обмеження на умовну незалежність $X_1 \dots X_n$).

Довільна БМ: знімаються всі обмеження, вершина може бути як батьківською для вершин $X_1 \dots X_n$, так і вершини з $X_1 \dots X_n$ можуть бути батьківськими для F .

При формуванні підходу до чисельної оцінки розподілів, необхідно відзначити, що стандартні підходи до навчання БС не застосовні в даній ситуації. Це обумовлено тим, що стандартні підходи припускають наявність навчальної вибірки з певним значенням змінної класу. У розглянутій

прикладної задачі навчальна вибірка не містить значень змінної класу. Це обумовлено тим, що кількість виявлених фактів шахрайства вкрай мало.

Також, з причин відсутності в навчальній вибірці змінної класу, не представляється можливим побудувати емпіричну спільну щільність розподілу всіх змінних, що входять в БМ. Отже, не може використовуватися прямий висновок за формулою Байєса для оцінки ризику СШ.

Методика побудови моделей актуарного ОР, та ОР СШ

Як було зазначено вище, БМ відображає взаємозалежності між різними елементами системи, що моделюється поетапно таким чином: (1) – вибір (формування) переліку вершин БМ; (2) – визначення взаємозв'язків між вершинами мережі графа (створення структури графа); (3) – чисельне оцінювання взаємозв'язків між вершинами – побудова щільностей розподілів змінних.

Теоретично можливі два принципових різних підходи до побудови моделі: – на підставі статистичних даних; – на підставі експертного оцінювання. Однак застосування першого підходу неможливе у зв'язку з тим, що для навчання мережі потрібна інформація про спільний розподіл випадкових величин, відповідних вершин – а оскільки відсутня інформація про раніше виявлені випадки шахрайства (тобто навчальна вибірка), то не всі спільні розподіли можуть бути оцінені. Таким чином, оцінка повинна бути виконана на основі експертного судження. З іншого боку, експертне судження не може ґрунтуватися тільки на досвіді експертів, так як досвід виявлення випадків шахрайства досить малий. Однак експертне судження може бути використано для побудови БМ і зіставлення класів шахрайства та виявлених закономірностей даних.

Перелік вершин для побудови БМ актуарних ОР – співпадає з переліком факторів ризику, але в умовах неповноти даних деякі фактори потрібно групувати по напрямку їх впливу і будується на основі карти ризиків.

Загальний підхід до побудови моделі оцінки ризику СШ може бути заснований на аналізі характеристик страхових випадків, доступних для аналізу. При формуванні переліку вершин доцільно вводити в модель вершини відповідні тільки тим параметрам, дані по яких доступні для аналізу і які тяжіють до певних значень при реалізації конкретних сценаріїв шахрайства.

Дані про страхувальника можуть вводитися в модель в тих випадках, коли є можливість зв'язки з додатковими джерелами інформації («чорними списками»), або коли є можливість створення «профілю зловмисника».

Дані про об'єкт страхування також мають значення, так як тип об'єкта страхування визначає можливість фальсифікації збитку або спотворення інформації про реальну вартість об'єкта. Також грає істотну роль вартість об'єкта страхування, так як реалізація шахрайства для об'єктів з низькою вартістю може бути недостатньо прибуткова для зловмисників, а при страхуванні та врегулювання збитків по об'єктах з високою вартістю страховиками проводиться велика кількість перевірок, які ускладнюють здійснення всіх дій, необхідних для реалізації шахрайства, що добре відомо зловмисникам.

Дані про договір страхування представляють інтерес, так як, по-перше, для деяких сценаріїв шахрайства буде характерно заяву збитків на ранніх термінах (при страхуванні раніше пошкоджених об'єктів), і, по-друге, цінові параметри договору (в тому числі, параметри впливають на ціну, наприклад, наявність франшизи) є визначальними для шахрая при прийнятті рішення про доцільність реалізації запланованих дій.

Дані про збиток повинні включатися в модель в тому обсязі, в якому вони можуть дати характеристику обставин його виникнення. Наприклад, дата виникнення збитку важлива, так як спільно з датою страхування вона дозволяє визначити термін, що пройшов між укладанням договору та виникненням збитку. Власне тип збитку впливає на легкість його фальсифікації. Нарешті, важливу роль відіграє наявність можливості

регресного позову до винуватця збитку – при наявності шахрайства така можливість менш імовірна, так як при її наявності зловмисник має можливість не ускладнювати схему шахрайства шляхом залучення страхової компанії, а отримати кошти з третьої сторони, стосовно якої страховик отримує можливість регресного позову. Нарешті, дані про врегулювання збитку повинні відобразитися в моделі у вигляді індикаторної змінної, значення якої відповідають основним формам відшкодування шкоди - натуральної та грошової (грошова форма є більш кращою в разі шахрайства, тому що дозволяє отримати кошти швидше).

При побудові графа необхідно визначити природні взаємозв'язки між змінними моделі. Для частини параметрів такі зв'язки є очевидними. Для частини параметрів такі зв'язки мають бути відсутні.

Перша група зв'язків буде спостерігатися між характеристиками страхувальника та об'єкта страхування. Для роздрібних видів страхування можна припустити, що чим старше страхувальник, тим вище, в середньому, повинна бути вартість об'єкта страхування. Для корпоративних таких зв'язок також має місце, також може спостерігатися зв'язок між загальним розміром активів страхувальника і вартістю даного застрахованого об'єкта.

Друга група зв'язків може мати місце між параметрами об'єкту страхування і характеристиками збитку - чим вище вартість об'єкта, тим вище сума збитку. Одночасно з цим характеристики страхувальника не повинні впливати безпосередньо на характеристики збитку (тільки опосередковано через характеристики об'єкта).

Дані про договір страхування можуть мати взаємозв'язок з параметрами збитку тільки в частині покриття ризиків (зв'язок з типом страхової події) і в частині наявності франшизи (зв'язок із сумою збитку). При цьому терміни укладання договору і виникнення збитку не повинні бути пов'язані (якщо не вважати зв'язком те, що збиток відбувається протягом терміну дії договору страхування – збиток може відбуватися в будь-який момент часу протягом терміну дії договору з рівною ймовірністю).

Дані про форму врегулювання можуть мати природну зв'язок з типом збитку, тому що для деяких типів шкоди натуральна форма відшкодування неможлива або не застосовується на практиці.

Після включення в модель всіх вершин, відповідних параметрам з перерахованих груп даних, а також відображення природних зв'язків між ними, потрібне виконання заключного кроку. Модель доповнюється індикаторної змінної, значення якої визначає наявність шахрайства. Далі в модель включаються зв'язки між вершиною, відповідної цієї змінної, та іншими змінними моделі, які можуть тяжіти до певних значень при наявності шахрайства (дане питання мав бути розглянутий при формуванні переліку змінних для включення в модель).

Побудова моделі актуарного операційного ризику

У роботі «Occasional Paper 20» для London Working Group of EU представлено близько 50 спільних ризиків, які загрожують платоспроможності СК. При цьому сформульовано висновок, що ризики пов'язані через причинні ланцюги. Це привело до розробки групою причинно-наслідкових карт ризику, як практичного інструменту для надання допомоги в аналізі тематичних досліджень. Хоча є багато інших способів класифікації ризиків, причини і наслідки, дозволяють виділити корінь (суть) проблем компанії, і оцінити як відносну важливість причин, так їх кінцевий вплив (рис. 3).



Рис. 3 Причинно-наслідкове відображення процесу утворення операційного ризику СК

Для побудови карти ризиків СК проводиться детальний аналіз, який включає в себе схему компанії, історію, структуру (дочірні підприємства), географію, структуру управління, напрями діяльності (які види страхування).

Причинно-наслідкові відображення ризику використовуються у багатьох сферах і галузях: автомобільній діагностиці, медичній діагностиці, управлінні навколишнім середовищем, на ринку фінансових послуг, а слідом за ним використовувати причинне моделювання почав і ринок страхових послуг. Причинно-наслідкові відображення ризику використовуються у Великобританії і ЄС, для регулювання можливих причин «невдач» СК, це дозволяє визначити ризики, які загрожують платоспроможності компанії, і як взаємодіють в окремих випадках за допомогою карт ризику (рис. 4).

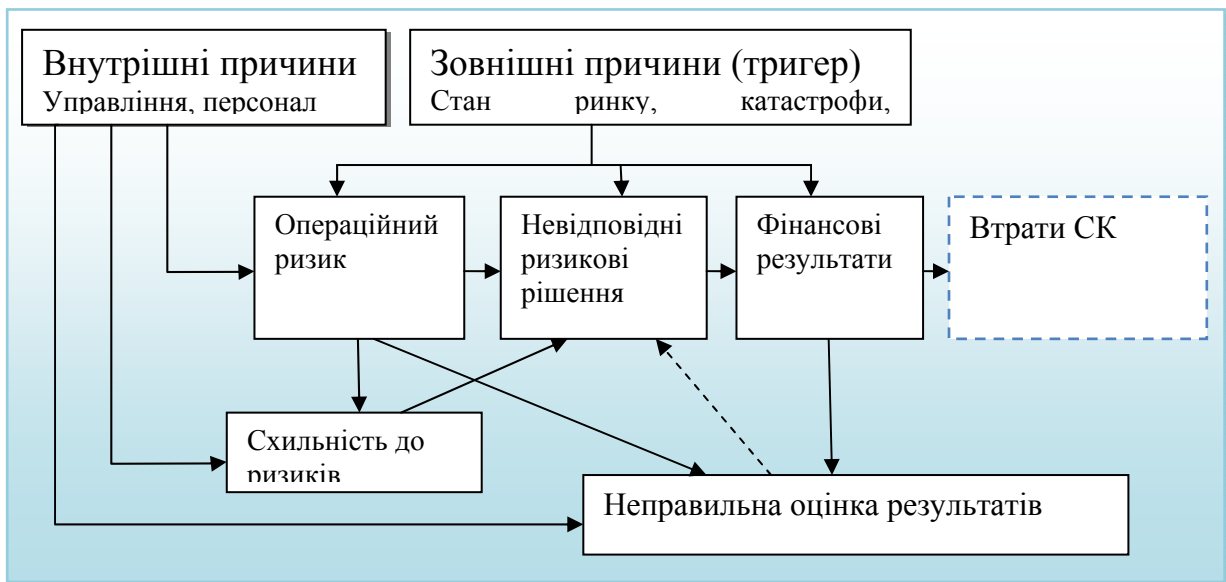


Рис. 4 Карта ризиків СК

В картах ризику завжди потрібно визначити «тригер подію» – подію яка запускає процес втрат, або несприятливих моментів. Але така подія не являє собою загрозу, лише в поєднанні з проміжними причинами – станами - створює проблему. Це зазвичай відбувається у чутливих до зовнішніх факторів СК, з операційною нестабільністю. Це говорить про те, що такі компанії більш схильні до невдачі, ніж ті, в яких не має цих недоліків. Тобто можна припустити, що фірми можуть проявляти «Схильність до втрат». Це означає, що якщо ми можемо визначати ці вразливі місця фірм і, можливо,

виправити схильність, то ми зможемо звести задачу мінімізації втрат в наслідок негативних подій.

Погане управління може привести безпосередньо до неадекватних внутрішніх процесів і систем, що в свою чергу, призведе до недоречних ризикових рішень. Якщо несприятливі зміни в ситуації соціальної та економічної ситуації повинні були відбутися після того, як страховик зробив деякі невірні рішення ризику, страховик цілком може потрапити в серйозні труднощі. Тобто ризики, які у нас були спочатку визначені виявилися проміжними ланками у великому причинно-наслідковому ланцюзі. Хоча можна виділити загальні причини та загальні відносини між причинами, на практиці не існує двох причинних ланцюгів.

В якості вхідних даних для побудови моделі аналізу актуарних ОР СК використовуємо експертні оцінювання діяльності однієї СК. Всі змінні даної мережі характеризують стан конкретної частини СК, або об'єктів що впливають на її діяльність (табл. 2).

Таблиця 2 – Вершини БМ для оцінки актуарного ОР

Назва вершини	Опис	Множина значень
Управління	Внутрішній показник діяльності, який характеризує управління СК на всіх рівнях (дочірні, філіали)	{“resilient”, “normal”, “inadequate”}
Кваліфікація персоналу	Внутрішній показник діяльності, який характеризує освіту, навички, досвід, культуру персоналу	{“resilient”, “normal”, “inadequate”}
Операційні процедури	Внутрішній показник діяльності, який характеризує наявність контрольних процедур, і процеси пов'язані з забезпеченням стабільної діяльності СК	{“resilient”, “normal”, “inadequate”}
Технології	Внутрішній показник діяльності, який характеризує використання	{“resilient”,

	технологій, методів, принципів для вдосконалення робочого процесу	“normal”, “inadequate”}
Стан СК	Якісна характеристика, що відбиває чутливість СК, стабільність, її роботу	{“robust”, “adequate”, “disaster”}
Стан економіки	Зовнішній показник, описує стан економіки, страхового ринку, правового законодавства і т.д.	{“positive”, “neutral”, “adverse”}
Шахрайство	Зовнішній показник, вказує на наявність страхового шахрайства	{“light”, “medium”, “strong”}
Системні збої	Зовнішній показник, описує системні збої, природні катастрофи, екстремальні події	{“rarely”, “neutral”, “often”}
Стан НС	Якісна характеристика, що відбиває стан НС	{“robust”, “adequate”, “disaster”}
Прийняті рішення	Схильність до прийняття ризику в залежності від стану СК і впливу НС	{“risk averse”, “balanced”, “excessive”}
Ймовірність втрати СК	Ймовірність втрат СК (баланс, репутація...) в залежності від прийнятого рішення	{“surpluses”, “typical”, “disaster”}

БМ будується на основі карти ризиків – аналізу причинно-наслідкових зв’язків, історії СК, аналізу основних процесів СК, оцінки факторів ризику (рис. 5).

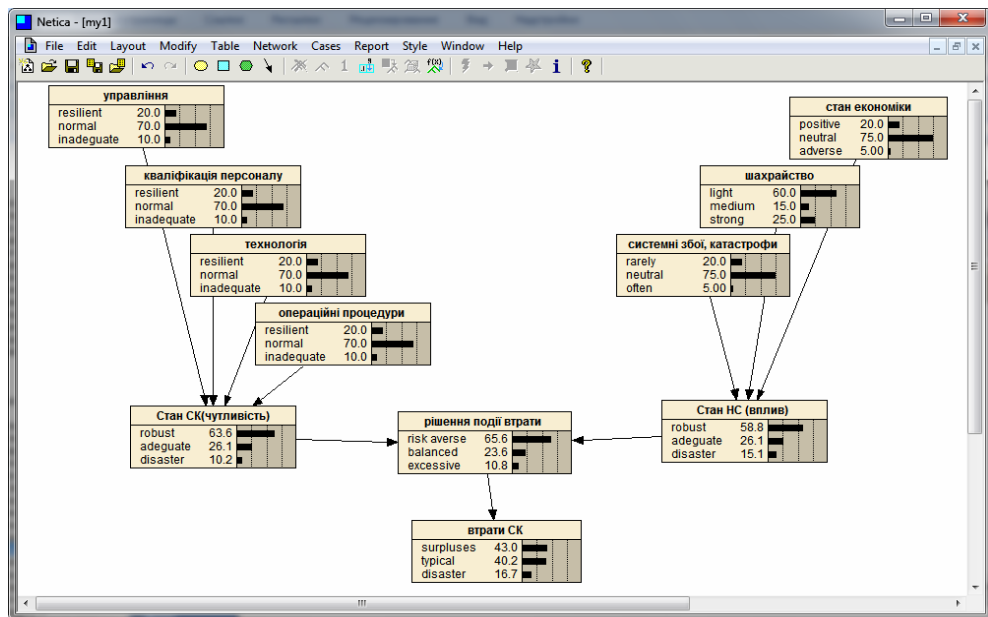


Рис. 5 Байєсівська мережа для аналізу актуарних ОР (NETICA)

Основне призначення даної мережі – аналіз втрат СК в наслідок неадекватного управління операційними ризиками. Але завдяки структурі даної мережі, її можна використовувати також для аналізу внутрішнього стану СК – знаходити слабкі місця в діяльності даної СК, тобто блок «стан СК (чутливість)» може використовуватись як індикатор для визначення можливих проблемних областей. Також будова даної мережі дозволяє оцінити стабільність стану НС, зрозуміло, що на умови НС СК не вплине, але в залежності від них можна регулювати діяльність СК, використовувати дану мережу для прийняття рішень. Великою перевагою БМ, в порівнянні з іншими математичними моделями для аналізу ОР, є гнучкість до надходження нових даних. Також дана БМ, дозволяє оцінити можливі причини втрат, після того як вони сталися, і швидко реагувати на недоліки.

Висновки

Запропоновано системний підхід до аналізу фінансових ризиків, зокрема операційних ризиків, які широко розповсюджені у фінансовій системі. Елементами системного підходу є адекватний аналіз функціонування фінансового підприємства; виявлення негативних впливів

(збурень) на його функціонування; ідентифікація та математичний опис можливих невизначеностей, що впливають на підприємство; розробка та застосування математичних моделей ризиків та їх застосування для оцінювання та менеджменту ризиків; вибір (або вироблення) множин статистичних критеріїв якості для контролю процесу моделювання та оцінювання ризику.

Показано, що основними підходами до моделювання ризиків є моделювання розподілів втрат, регресійний аналіз (лінійні та нелінійні моделі), моделі байєсівського типу (регресія та байєсівські мережі) і нечітка логіка. Застосування більшості методів моделювання пов'язане з необхідністю ідентифікації та математичного опису невизначеностей структурного, стохастичного і параметричного типів.

Наведено приклад застосування теорії байєсівських мереж до оцінювання операційного ризику. Основне призначення побудованої мережі – аналіз втрат страхової компанії внаслідок неадекватного менеджменту операційними ризиками. Її можна використовувати також для аналізу внутрішнього стану СК – знаходити слабкі місця в її діяльності, тобто блок «стан СК (чутливість)» може використовуватись як індикатор для визначення можливих проблемних областей. Перевагою БМ, у порівнянні з іншими математичними моделями для аналізу ОР, є гнучкість до надходження нових даних. Також створена БМ дає можливість оцінити можливі причини втрат, після того як вони мали місце, і швидко реагувати на допущені недоліки функціонування компанії.

У подальших дослідженнях доцільно розширити номенклатуру моделей, які застосовуються до опису операційних ризиків та створити спеціалізовану систему підтримки прийняття рішень для дослідження операційних ризиків та їх менеджменту.

Список літератури

1. Вовчак О.Д. Страхова справа / О.Д. Вовчак: підручник. – К.: Знання, 2011. – 391 с.
2. Александрова М. М. Страхування / М.М. Александрова: навч. посіб. — К.:ЦУЛ, 2002 — 208с.
3. Парасюк І.М. Трансформаційний підхід типу «модель–модель» для реалізації Байєсівських механізмів інтелектуального аналізу даних/ Парасюк І.М., Єршов С.В., Алексеєнко О.А. // Проблеми програмування. 2006, № 2 – 3. Спеціальний випуск. – с. 12–16.
4. Долгошея Н. О. Страхування в запитаннях та відповідях / Н.О. Долгошея: навч. посіб. – К.: Центр учбової літератури, 2010. – 318 с.
5. Бідюк П.І., Гожий О.П., Коршевніюк Л.О. Комп'ютерні системи підтримки прийняття рішень. – Миколаїв: Чорноморський державний університет ім. Петра Могили, 2012. – 380 с.
6. The Bank for International Settlements (BIS), Basel Committee on Banking Supervision, *Quantitative Impact, Study 3, Technical Guidance*, October 2002.
7. Schoderbek P.P., Schoderbek C.G., Kefalas A.G. *Management Systems: Conceptual Considerations*.– New York: Irwin Inc. Company, Custom Publishing, USA, 1990. – 280 p.
8. Yngström L.A *System-Holistic Approach to Academic Programmes in IT Security*, Ph.D. Thesis, Department of Computer and Systems Science, University of Stockholm and the Royal Institute of Technology, Stockholm, 1996.
9. Балашова Н. Управление операционным риском – анализ современных тенденций // Рынок ценных бумаг. – 2001. – № 7 (190) . – С. 68–70.
10. Korb K.B., Nicholson A.E. *Bayesian artificial intelligence*. – New York: Chapman & Hall/CRC, 2004. – 365 p.

КОМБІНУВАННЯ ОЦІНОК ПРОГНОЗІВ, ОБЧИСЛЕНИХ ЗА РІЗНИМИ МЕТОДАМИ ДЛЯ ОБРАНИХ КРАЇН СВІТУ

В. Г. Гуськова, Н. В. Кузнєцова

Вступ

Прогнозування динаміки розвитку макроекономіки країн світу знижує ризики прийняття помилкових рішень щодо подальших керуючих дій. Побудова адекватної моделі – досить складна задача, оскільки при її розв’язанні необхідно враховувати особливості і компоненти об’єкта, який моделюється, та умов його функціонування. Застосування інформаційних технологій і автоматичний збір даних дають можливість накопичувати і обробляти великі обсяги інформації щодо об’єкта моделювання, а вибір відповідного математичного апарату дозволяє отримати належну якість прогнозу. Для прогнозування часто використовуються результати аналізу часових рядів; їх розгляд на тривалих проміжках допускає розбиття на ділянки, які відрізняються різним ступенем стійкості і характером поведінки [1, 2].

Сам же процес вибору конкретної моделі іноді спирається на виміри необ’єктивних показників, що і служить причиною для використання комбінованого методу прогнозування, який буде розглянуто в статті.

Постановка задачі

Підвищення ефективності прогнозування за рахунок застосування комбінованого методу з використанням авторегресійних моделей та нейронних мереж з радіально-базисними функціями (РБФ-мережі) [1 - 4].

Для досягнення зазначеної мети поставлені та вирішуються наступні завдання:

1. Оцінювання прогнозу за допомогою авторегресійної моделі третього порядку (АР).
2. Побудова прогнозу за допомогою РБФ-мереж.
3. Комбінування оцінок прогнозів.
4. Аналіз отриманих результатів.

Практична значимість роботи полягає у підвищенні ефективності управлінських рішень за рахунок об'єктивної оцінки характеристик часових рядів та їх подальшого прогнозування. Запропонований алгоритм комбінування було застосовано для прогнозування індексів людського розвитку у таких країнах, як Норвегія, Австралія та Ісландія.

Теоретичні основи комбінування прогнозів

Розглянемо реалізацію комбінованого методу для двох показників.

Для двох методів прогнозування необхідно визначити середнє за формулою [4]:

$$y_c(k) = \frac{y_1(k) + y_2(k)}{2}, \quad (1)$$

де $y_c(k)$ – комбінований прогноз; $y_1(k)$, $y_2(k)$ – прогнози, отримані за різними методами. Похибка комбінованого прогнозу розраховується так:

$$e_c(k) = y(k) - y_c(k) = y(k) - \frac{y_1(k) + y_2(k)}{2} = \frac{e_1(k) + e_2(k)}{2}, \quad (2)$$

де $y(k)$ – фактичне значення прогнозованої змінної.

Дисперсію похибки комбінованого прогнозу можна розрахувати таким чином:

$$\text{var} \left[\frac{e_1(k) + e_2(k)}{2} \right] = E \left[\frac{e_1(k) + e_2(k)}{2} \right]^2 = \frac{1}{4} E [e_1^2(k) + 2e_1(k)e_2(k) + e_2^2(k)] =$$

$$= \frac{1}{4} \{ E[e_1^2(k)] + 2E[e_1(k)e_2(k)] + E[e_2^2(k)] \} = \quad (3)$$

$$= \frac{1}{4} \left[\sigma_1^2 + 2 \frac{E[e_1(k)e_2(k)]}{\sigma_1 \sigma_2} \sigma_1 \sigma_2 + \sigma_2^2 \right] = \frac{\sigma_1^2 + 2\rho\sigma_1\sigma_2 + \sigma_2^2}{4}.$$

Отже, дисперсія комбінованого прогнозу обчислюється за виразом:

$$\sigma_c^2 = \frac{\sigma_1^2 + \sigma_2^2 + 2\rho\sigma_1\sigma_2}{4}, \quad (4)$$

де ρ – коефіцієнт кореляції між похибками прогнозу. Якщо похибки прогнозування за двома моделями незалежні, тобто $\rho = 0$, то формула (4) спрощується:

$$\sigma_c^2 = \frac{\sigma_1^2 + \sigma_2^2}{4}. \quad (5)$$

Таким чином, якщо дисперсії близькі за значеннями і похибки оцінок прогнозів незалежні, то дисперсія комбінованої похибки буде значно меншою будь-якої з двох дисперсій [4].

Якщо повна інформація щодо характеристик індивідуальних прогнозів відсутня, то можна присвоїти різні вагові коефіцієнти окремим прогнозам на основі суб'єктивних або експертних суджень:

$$y_c(k) = w_1 y_1(k) + w_2 y_2(k), \quad (6)$$

де w_1, w_2, w_3 – вагові коефіцієнти. Очевидно, що більші значення вагових коефіцієнтів необхідно присвоювати тим індивідуальним прогнозам, які мають меншу дисперсію похибок. При цьому для коректності обчислень необхідно, щоб виконувалась умова: $w_1 + w_2 = 1$.

Також можна вибрати вагові коефіцієнти за допомогою похибок прогнозів. Як правило, похибки прогнозів для конкретних моделей і процесів відомі, або їх можна визначити. Це дає можливість об'єктивно підійти до розв'язання задачі вибору вагових коефіцієнтів. Оскільки моделі, які дають менші суми квадратів похибок прогнозів,

генерують якісніші прогнози, то логічно прийняти цю міру за основу для визначення вагових коефіцієнтів. Позначимо суму квадратів похибок прогнозування (для історичного прогнозу) через

$$sse = \sum_{k=1}^N e^2(k). \quad (7)$$

Тепер можна записати вирази для вагових коефіцієнтів окремих прогнозів [2]:

$$w_1 = \frac{1/sse_1}{1/sse_1 + 1/sse_2} \quad (8)$$

$$w_2 = \frac{1/sse_2}{1/sse_1 + 1/sse_2} \quad (9)$$

де sse_1, sse_2 – суми квадратів похибок для кожного з методів, що використовуються у даному випадку [2].

Виконання обчислюваних експериментів

Початкові дані для індексу людського розвитку (ІЛР) та прогноз, отриманий за допомогою АР моделі першого порядку, наведені у таблиці 1 [5 - 7].

Таблиця 1. Дані для ІЛР і прогноз на три кроки (2015 – 2017 рр).

Рік	Норвегія	Ісландія	Австралія
2006	0.963	0.956	0.955
2007	0.968	0.968	0.965
2008	0.967	0.968	0.962
2009	0.968	0.968	0.965
2010	0.971	0.968	0.97
2011	0.938	0.869	0.938
2012	0.943	0.898	0.929
2013	0.955	0.906	0.938
2014	0.944	0.895	0.943
2015	0.94989	0.905265	0.94515
2016	0.952563	0.91122	0.94649
2017	0.95377	0.91467	0.947339

В якості навчальної вибірки будемо використовувати дані з 2006 по 2014 рр., а прогноз виконується на 2015 – 2017 рр. [6] .Прогноз за моделлю AP (3) будується для Норвегії, Ісландії та Австралії. Для побудови часткової автокореляційної функції використовуємо команду:

```
smp1 2006 2014
nor.correl
```

Для побудови AP моделі і її параметрів необхідно виконати розрахунки з використанням вихідних даних:

```
equation ar1nor.ls nor = c(1) + c(2)*nor(-1)+c(3)*nor(-2)+c(4)*nor(-3)
```

Параметри якості AP моделі та якості прогнозу для Норвегії, Ісландії та Австралії наведені у таблиці 2, а результати прогнозування ІЛР у таблиці 3.

Таблиця 2. Параметри якості моделі та прогнозу

Тип моделі	Адекватність моделі			Якість прогнозу		
	R^2	SSR	DW	RMSE	MAPE	U
Норвегія, AP(3)	0,209	0,00076	1,98	0,00082	0,0807	0,00043
Ісландія, AP(3)	0,217	0,00066	2,156	0,00295	0,12	0,00164
Австралія, AP(3)	0,405	0,00081	1,880	0,00129	0,035	0,00068

Таблиця 3. Результати прогнозування ІЛР

Рік	Норвегія	Ісландія	Австралія
2006	0.963000	0.956000	0.955000
2007	0.968000	0.968000	0.965000
2008	0.967000	0.968000	0.962000
2009	0.968000	0.968000	0.965000
2010	0.971000	0.968000	0.970000
2011	0.938000	0.869000	0.938000
2012	0.943000	0.898000	0.929000
2013	0.955000	0.906000	0.938000
2014	0.944000	0.895000	0.943000
2015	0.940524	0.897889	0.945440
2016	0.945951	0.899081	0.946154
2017	0.944364	0.898736	0.946178

Наступний використаний метод прогнозування індексу людського розвитку – РБФ-мережі. Для прогнозування реалізована програма на мові програмування C#. Користувач повинен додати змінну та вказати

початковий період прогнозування. Після цього необхідно вказати лаги (також є можливість розрахунку лагів автоматично) та розмір вибірки (у співвідношеннях), де в якості навчальної вибірки будемо брати період з 2006 року по 2014 рік, а в якості перевірконої вибірки візьмемо результат прогнозу AP моделі першого порядку [3].

Розрахуємо прогноз для Норвегії та аналогічним чином для Ісландії та Австралії. Лаги будемо оцінювати автоматично, а кількість нейронів задамо 20. На рис.1 представлено інтерфейс для вводу даних, а у таблиці 4 – показники якості оцінок прогнозів ІЛР для обраних країн світу.

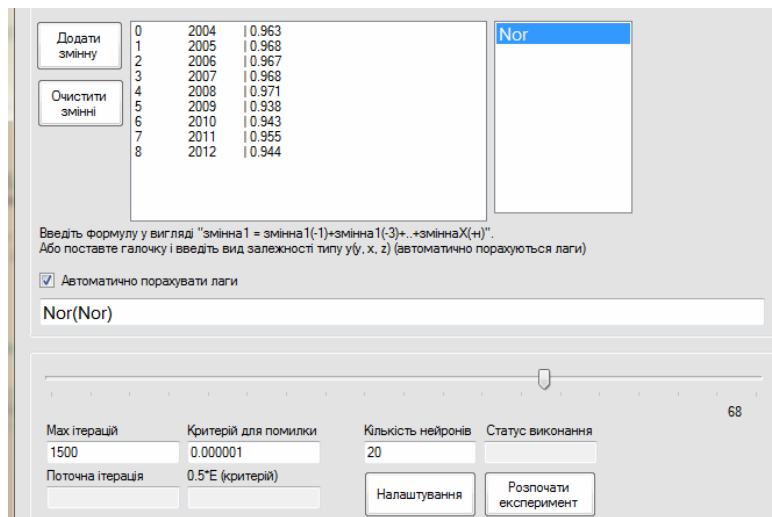


Рис. 1 Інтерфейс для вводу даних

Таблиця 4. Показники якості прогнозу ІЛР

Тип моделі	Якість прогнозу		
	RMSE	MAPE	U
Норвегія РБФ	0,0121	0.7033	0,0063
Ісландія РБФ	0,0286	0.0206	0,0156
Австралія РБФ	0,0184	0.0373	0,0097

В таблиці 5 наведені результати прогнозів для Норвегії, Ісландії та Австралії, отримані за допомогою РБФ-мережі.

Таблиця 5. Результати прогнозування ІЛР за допомогою РБФ-мережі

Рік	Норвегія	Ісландія	Австралія
2015	0.9457	0.8999	0.945
2016	0.9449	0.9021	0.9489
2017	0.9442	0.9043	0.9518

Після отримання результатів прогнозів зробимо комбінування оцінок прогнозів, обчислених за різними методами. Результати прогнозування для Норвегії наведені у таблиці 6, для Ісландії у таблиці 7, а для Австралії - у таблиці 8.

Таблиця 6. Оцінки прогнозів для Норвегії, обрані за комбінованим методом

Real	RBF	E	E ²	AR(3)	E	E ²	Comb	E	E ²
0.949	0.945	0.0041	1.74E-05	0.94	0.0093	8.77E-05	0.942	0.0069	4.84E-05
0.952	0.944	0.0075	5.76E-05	0.945	0.0066	4.37E-05	0.945	0.007	5.00E-05
0.953	0.944	0.0095	9.11E-05	0.944	0.0094	8.85E-05	0.944	0.0094	8.97E-05
	MSE		0.00459	MSE		0.00494	MSE		0.004257
	MAPE	0.7033		MAPE	0.00843		MAPE	0.00776	

Таблиця 7. Оцінки прогнозів для Ісландії, обрані за комбінованим методом

Real	RBF	E	E ²	AR(3)	E	E ²	Comb	E	E ²
0.9052	0.945	0.021	0.00044	0.945	0.021	0.00046	0.9457	0.0212	0.000453
0.911	0.948	0.025	0.00067	0.946	0.023	0.00053	0.9476	0.024	0.000605
0.914	0.951	0.016	0.00028	0.9461	0.016	0.00012	0.94918	0.0141	0.0002011
	MSE		0.01246	MSE		0.01192	MSE		0.011831
	MAPE	0.0206		MAPE	0.12		MAPE	0.01176	

Таблиця 8. Оцінки прогнозів для Австралії, обрані за комбінованим методом

Real	RBF	E	E ²	AR(3)	E	E ²	Comb	E	E ²
0.945	0.899	0.065	0.0043	0.897	0.068	0.0046	0.898	0.0668	0.0044
0.946	0.902	0.031	0.0009	0.899	0.028	0.0007	0.9005	0.0295	0.00087
0.947	0.904	0.016	0.00026	0.898	0.0107	0.00011	0.9015	0.0135	0.00018
	MSE		0.02488	MSE		0.024798	MSE		0.02475
	MAPE	0.0373		MAPE	0.03556		MAPE	0.0336	

Аналіз отриманих результатів

За результатами проведених експериментів, наведених у таблицях 6, 7 та 8, очевидно, що кращий результат за характеристикою ІЛР для Норвегії, Ісландії та Австралії дає комбінування методів, при якому похибка прогнозу є найменшою, тобто $MARE = 0,0077- 0,0336 \%$.

Висновки

У роботі виконано побудову математичних моделей у формі авторегресії першого і третього порядку на основі статистичних даних для трьох країн світу. Результати обчислювальних експериментів стосовно визначення оцінок трикрокових прогнозів ІЛР свідчать, що моделі $AR(3)$ забезпечують отримання високоякісних оцінок прогнозів. При цьому середня абсолютна похибка у процентах склала: $MARE = 0,0087 - 0,12 \%$, тобто значення менше 1%. Прогнозування ІЛР також було виконано за допомогою нейромережі на основі радіально-базисних функцій. Отримані результати комбіновано з оцінками, обчисленими за допомогою авторегресійних рівнянь. Показано, що оцінки комбінованого прогнозу мають кращі статистичні характеристики, тобто $MARE = 0,0077- 0,0336 \%$.

Отже, комбінування оцінок прогнозів, отриманих за допомогою різних методів, сприяє подальшому підвищенню якості прогнозів. У подальших дослідженнях планується створення спеціалізованої системи підтримки прийняття рішень для розв'язання задач коротко- і середньострокового прогнозування з використанням методів інтелектуального аналізу даних.

Література:

1. Бидюк П.И., Баклан И.В. Системный подход к построению регрессионной модели по временным рядам // Системні дослідження та інформаційні технології, 2002, № 3, с. 110-135.
2. Бидюк П.И. Конспект лекцій по курсу «Прогнозування в економіці і фінансах». Київ: НТУУ «КПІ», 2013, с. 184-187.
3. Blonda P. RBF Networks Exploiting Supervised Data in the Adaptation of Hidden Neuron Parameters: Advances in Artificial Intelligence Lecture Notes in Computer Science [Текст] / P. Blonda, A. Baraldi, A. D'Addabbo, C. Tarantino, R. De Blasi // AI*IA. – 2001. – Vol. 2175. – P.51-56.
4. Кузнецова Н. В. Інформаційна система підтримки прийняття рішень на основі інтегрованого підходу для аналізу фінансового стану підприємства / Н. В. Кузнецова, П. І. Бидюк // Наукові праці. Серія: Комп'ютерні технології. – Миколаїв, 2010. – Вип. 130, т. 143. – С. 49–56.
5. Рейтинг стран больше всего пострадавших от кризиса. По материалам The World's Hardest-Hit Economies: [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://www.in-crisis.ru/?p=617>.
6. Справочное пособие по экологической оценке. Том 1 – 3. – World Bank Washington, 1991.
7. Доклады о развитии человека (2003 – 2012 гг.): [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://hdr.undp.org/en/reports/hdr2012/chapters/ru>.

Аналіз ризику банкрутства підприємств з використанням чітких та нечітких моделей

Вертилецький В.В., Бідюк П.І.

ВСТУП

Визначення ступеня ризику банкрутства підприємства – важливий етап аналізу фінансового стану підприємства. На сьогодні існують різні за своєю ідеологією методики, які можуть давати остаточні результати, що суттєво різняться між собою [1]. Для підвищення якості результатів аналізу необхідно застосовувати сучасні методики, які ґрунтуються на математичних моделях різних класів. Але зазвичай цей аналіз ґрунтується лише на чіткому методі Альтмана та похідних від нього. Сьогодні вся діяльність підприємств відбувається, практично, в умовах невизначеності, тому є необхідність, а також доцільність, використовувати сучасні методи на основі нечіткої логіки [1, 2]. Також існує проблема, що деякі підприємства можуть не повністю достовірно відображати свою діяльність у річній фінансовій звітності, а за допомогою лінгвістичних змінних та нечіткої логіки ці неточності частково згладжуються. На практиці нечіткі методи дають точніші результати, а тому побудова систем на основі нечітких методів є на сьогодні надзвичайно актуальною.

У запропонованій роботі розглядаються три методиформування висновку на основі нечіткої логіки: вони ґрунтуються на методах Мамдані, Цукамото і Ларсена. Також виконано порівняння з чіткими методами Альтмана та Давидової-Белікова на вибірці зі 100 підприємств за 2 роки: 50 з яких стали банкрутами, а 50 – ні.

Постановка задачі

У роботі ставляться такі задачі: – необхідно проаналізувати та програмно реалізувати вибрані моделі для оцінювання банкрутства підприємств: моделі

Альтмана і Давидової-Белікова, методи Мамдані, Цукамото, Ларсена для задачі визначення рівня банкрутства підприємств України; – виконати порівняльний аналіз результатів, отриманих за 5-ма методами. Вхідними змінними системи аналізу даних є річна фінансова звітність підприємств (форма 1, форма 2) у вигляді вхідного .xlsx файлу з необхідними полями форм 1 і 2. На основі вхідних даних необхідно розрахувати використовувані у методах фінансові показники (коефіцієнти) та визначити ступінь ризику банкрутства вибраних виробничих підприємств. Вихідними параметрами системи будуть вихідні показники, отримані за моделями та відповідні їм ступені ризику банкрутства. Усі отримані в результаті виконання обчислювальних експериментів результати зберігати в .xlsx файлі.

Чіткі методи обчислення рівня ризику банкрутства підприємств

Метод оцінки платоспроможності та фінансової стійкості підприємства дозволяє передбачити ймовірність банкрутства. У першу чергу аналізу піддаються відомості, що містяться в документах річної бухгалтерської звітності. Основними критеріями неплатоспроможності, що характеризують структуру балансу є: коефіцієнт поточної ліквідності, коефіцієнт забезпеченості власними коштами і коефіцієнт відновлення (втрати) платоспроможності. На підставі зазначеної системи показником можна оцінити ймовірність настання неплатоспроможності підприємства. Різні методи фінансового аналізу дають можливість встановити слабкі місця в економіці підприємства, охарактеризувати його ліквідність, фінансову стійкість, рентабельність, віддачу активів і ринкову активність. Однак, зазвичай висновок про ймовірність банкрутства можна зробити тільки на основі порівняння показників даного підприємства і аналогічних підприємств, збанкрутілих або тих, що уникли банкрутства. Знайти відповідну інформацію досить важко, тому для розрахунків ймовірностей банкрутства широко використовують багатofакторні моделі.

У закордонній практиці для передбачення банкрутства широко використовується багатofакторна модель Альтмана. В розробленій ним моделі (1977 р.) у якості змінних використовуються показники рентабельності активів,

динаміки прибутку, кумулятивної прибутковості, сукупних активів, коефіцієнти покриття відсотків по кредитах, ліквідності, автономії. Ця модель дозволяє прогнозувати банкрутство на п'ятирічний період з точністю до 70%.

$$Z = 1,2x_1 + 1,4x_2 + 3,3x_3 + 0,6x_4 + x_5,$$

де

$$X_1 = \frac{\text{Оборот. акт. (260 + 270) – Поточні зобов'язання ((620 + 630))}{\text{Валюта балансу (280)}};$$

$$X_2 = \frac{\text{Чистий прибуток (220) (форма № 2)}}{\text{Загальна вартість активів (280) (форма № 1)}};$$

$$X_3 = \frac{\text{Прибуток до виплат (170) (форма № 2)}}{\text{Загальна вартість активів (280) (форма № 1)}};$$

$$X_4 = \frac{\text{Балансова вартість власного капіталу (380) (форма № 1)}}{\text{Зобов'язання (480 + 620 + 630) (форма № 1)}};$$

$$X_5 = \frac{\text{Виручка (035) (форма № 2)}}{\text{Загальна вартість активів (280) (форма № 1)}}.$$

Ступінь банкрутства визначається так: $Z < 1,81$ – дуже високий; $1,81 \leq Z < 2,77$ – високий; $2,77 \leq Z < 2,99$ – середній; $Z \geq 2,99$ – низький.

Модель Давидової – Белікова:

$$Z = 8.32x_1 + 1x_2 + 0.054x_3 + 0.63x_4,$$

$$X_1 = \frac{\text{Оборотні _ активи (форма №1)}}{\text{Валюта _ балансу (форма №1)}};$$

$$X_2 = \frac{\text{Чистий _ прибуток (форма №2)}}{\text{Власний _ капітал (форма №1)}};$$

$$X_3 = \frac{\text{Виручка (форма №2)}}{\text{Валюта _ балансу (форма №1)}};$$

$$X_4 = \frac{\text{Чистий прибуток (форма № 2)}}{\text{Собівартість (форма № 2)}}$$

Отримані значення Z порівнюються з такими значеннями: $Z \leq 0$ – максимальний ступінь банкрутства 90-100%; $0 < Z < 0,18$ – високий ступінь банкрутства 60-80%; $0,18 < Z < 0,32$ – середній ступінь банкрутства 35-50%; $0,32 < Z < 0,42$ – низький ступінь банкрутства 15-20%; $Z > 0,42$ мінімальний ступінь банкрутства 10%.

Модель R:

$$R = 0.838x_1 + x_2 + 0.054x_3 + 0.63x_4;$$

$$X_1 = \frac{\text{Оборотні активи (260 + 270) (форма № 1)}}{\text{Загальна вартість активів (280) (форма № 1)}};$$

$$X_2 = \frac{\text{Чистий прибуток (220) (форма № 2)}}{\text{Власний капітал (380) (форма № 1)}};$$

$$X_3 = \frac{\text{Чистий дохід (035) (форма № 2)}}{\text{Загальна вартість активів (280) (форма № 1)}};$$

$$X_4 = \frac{\text{Чистий прибуток (220) (форма № 2)}}{\text{Сумарні витрати (040 + 070 + 080 + 090 + 140 + 150 + 160)) (ф. № 1)}}.$$

Імовірність банкрутства підприємства у відповідності із значенням моделі R визначається за таблицею 1.

Таблиця 1 – Вірогідність банкрутства за моделлю R

Значення R	Імовірність банкрутства, відсотків
Менше 0	Максимальна (90-100)
0,0 – 0,18	Висока (60-80)
0,18 – 0,32	Середня (35-50)
0,32 – 0,42	Низька (15-20)
Більше 0,42	Мінімальна (до 10)

Універсальна дискримінантна модель:

$$Z = 1.5x_1 + 0.08x_2 + 10x_3 + 5x_4 + 0.3x_5 + 0.1x_6,$$

де

$$X_1 = \frac{\text{Рух грошових коштів (400) (форма № 3)}}{\text{Зобов'язання (480 + 620 + 630) (форма № 1)}};$$

$$X_2 = \frac{\text{Валюта балансу (280) (форма № 1)}}{\text{Зобов'язання (480 + 620 + 630) (форма № 1)}};$$

$$X_3 = \frac{\text{Чистий прибуток (220) (форма № 2)}}{\text{Валюта балансу (280) (форма № 1)}};$$

$$X_4 = \frac{\text{Чистий прибуток (220) (форма № 2)}}{\text{Виручка (035) (форма № 2)}};$$

$$X_5 = \frac{\text{Виробничі запаси (100) (форма № 1)}}{\text{Виручка (035) (форма № 2)}};$$

$$X_6 = \frac{\text{Виручка (035) (форма № 2)}}{\text{Валюта балансу (280) (форма № 1)}}.$$

Імовірність банкрутства підприємства у відповідності зі значенням, отриманим за моделлю моделі визначається так: $Z > 2$ – підприємство вважається фінансово стійким і йому не загрожує банкрутство; $1 < Z < 2$ – фінансова рівновага (фінансова стійкість) порушена, але за умови переходу на антикризове управління банкрутство йому не загрожує; $0 < Z < 1$ – підприємству загрожує банкрутство, якщо воно не здійснить санаційних заходів; $Z < 0$ – підприємство є напівбанкрутом.

Модель Ліса:

$$Z = 0.063x_1 + 0.092x_2 + 0.057x_3 + 0.001x_4,$$

де

$$X_1 = \frac{\text{Оборотний _ капітал (290) (форма № 1)}}{\text{Сума _ активів (300) (форма № 1)}};$$

$$X_2 = \frac{\text{Прибуток _ від _ реалізації (300) (форма № 2)}}{\text{Сума _ активів (300) (форма № 1)}};$$

$$X_3 = \frac{\text{Нерозподілений}_\text{прибуток}(190)(\text{форма № 2})}{\text{Сума}_\text{активів}(300)(\text{форма №1})};$$

$$X_4 = \frac{\text{Власний}_\text{капітал}(190)(\text{форма № 1})}{(035) + (690)(\text{форма №1})}$$

Якщо $Z \geq 0,037$, то немає загрози банкрутства; якщо $Z < 0,037$, то навпаки.

Модель Сайфуліна-Кадикова:

$$R = 2x_1 + 0.1x_2 + 0.08x_3 + 0.45x_4 + 1x_5,$$

$$X_1 = \frac{\text{Оборотні}_\text{активи}(\text{форма №1})}{\text{Валюта}_\text{баланса}(\text{форма №1})};$$

$$X_2 = \frac{\text{Чистий}_\text{прибуток}(\text{форма №1})}{\text{Власний}_\text{капітал}(\text{форма №1})};$$

$$X_3 = \frac{\text{Виручка}(\text{форма № 2})}{\text{Валюта}_\text{балансу}(\text{форма №1})};$$

$$X_4 = \frac{\text{Чистий}_\text{прибуток}(\text{форма №1})}{\text{Собівартість}(\text{форма №1})};$$

$$X_5 = \frac{\text{Виручка}(\text{форма № 2})}{\text{Валюта}_\text{балансу}(\text{форма №1})}.$$

Якщо $R < 1$, то підприємство має незадовільний фінансовий стан; якщо $R \geq 1$ – його фінансовий стан задовільний.

Порівняння даних, отриманих для ряду країн, показує, що вагові коефіцієнти в Z -згортці і граничний інтервал $[Z_1, Z_2]$ сильно відрізняються не тільки від країни до країни, але й від року до року в рамках однієї країни (можна зіставити висновки Альтмана про положення підприємств США за 10 років аналізу). Виходить, що підхід Альтмана не має стабільності до варіацій у вихідних даних. Статистика, на яку опирається Альтман і його послідовники, можливо і репрезентативна, але вона не має важливу властивість статистичної однорідності вибірки подій, так як вона застосовується до фірм із різною

організаційно-технічною специфікою, зі своїми унікальними ринковими галузями, стратегіями й цілями, фазами життєвого циклу і т. ін. Можна очікувати, що чим вище, скажемо, рівень фінансової автономії підприємства, тим далі воно відстоїть від банкрутства. Це ж виражають всі монотонні залежності, отримані на основі підходу Альтмана.

Підхід Альтмана можна застосовувати, коли в наявності (або обґрунтовуються за моделлю) однорідність і репрезентативність подій виживання/банкрутства. Але ключовим обмеженням цього методу є навіть не проблема якісної статистики. Справа у тому, що класична ймовірність – це характеристика не окремого об'єкта або події, а характеристика генеральної сукупності подій. Розглядаючи окреме підприємство, ми ймовірно описуємо його відношення до повної групи. Але унікальність усякого підприємства в тому, що воно може вижити й при дуже слабких шансах і навпаки. Одиначність долі підприємства підштовхує дослідника придивитися до підприємства уважніше, розшифрувати його унікальність, його специфіку, а не шукати подібності, навпаки, діагностувати й описувати відмінності. При такому підході місця для статистичної ймовірності немає. Дослідник переносить акцент із прогнозування банкрутства на розпізнавання сформованої ситуації з визначенням дистанції, що відокремлює підприємство від стану банкрутства.

Метод формування нечіткого логічного висновку за Мамдані

Оберемодля методів нечіткого логічного висновку систему з таких шести показників: X_1 — коефіцієнт автономії; X_2 — коефіцієнт забезпеченості оборотних активів власними коштами; X_3 — коефіцієнт проміжної ліквідності; X_4 — коефіцієнт абсолютної ліквідності; X_5 — коефіцієнт оборотності активів; X_6 — рентабельність всього капіталу. Розглянемо найчастіше використовувані модифікації алгоритму формування нечіткого висновку вважаючи для простоти, що базу знань організовують два нечітких правила вигляду:

P_1 : якщо $x \in A_1$ і $y \in B_1$, то $z \in C_1$;

P_2 : якщо $x \in A_2$ і $y \in B_2$, то $z \in C_2$,

Де x, y – імена вхідних змінних; z – ім'я основної змінної висновку; A_1, B_1, C_1 – задані функції належності; при цьому чітке значення z_0 необхідно визначити на основі приведеної інформації та чітких значень x_0 і y_0 .

Алгоритм можна описати таким чином.

1. **Нечіткість**: знаходяться міри істинності для передумов кожного правила: $A_1(x_0), A_2(x_0), B_1(y_0), B_2(y_0)$.

2. **Нечіткий висновок**: знаходяться рівні «відсікання» для передумов кожного з правил (з використанням операції «мінімум»)

$$\begin{aligned}\alpha_1 &= A_1(x_0) \wedge B_1(y_0) \\ \alpha_2 &= A_2(x_0) \wedge B_2(y_0),\end{aligned}$$

де через « \wedge » позначена операція логічного мінімуму (\min), потім знаходять «усічені» функції належності

$$\begin{aligned}C'_1(z) &= (\alpha_1 \wedge C_1(z)) \\ C'_2(z) &= (\alpha_2 \wedge C_2(z)).\end{aligned}$$

3. **Композиція**: з використанням операції максимум (\max , що далі позначається як « \vee ») виконується об'єднання знайдених усічених функцій, що призводить до підсумкової нечіткої підмножини для змінної висновку з функцією належності:

$$\mu_{\Sigma}(z) = C(z) = C'_1(z) \vee C'_2(z) = (\alpha_1 \wedge C_1(z)) \vee (\alpha_2 \wedge C_2(z)).$$

4. **Приведення до чіткості** (дефазифікація) виконується, наприклад, за методом центру тяжіння (центроїдним).

$$MF(y) = \max_i(B_i(y))$$

На рис. 1 зображено графічно процес формування нечіткого висновку за Мамдані.

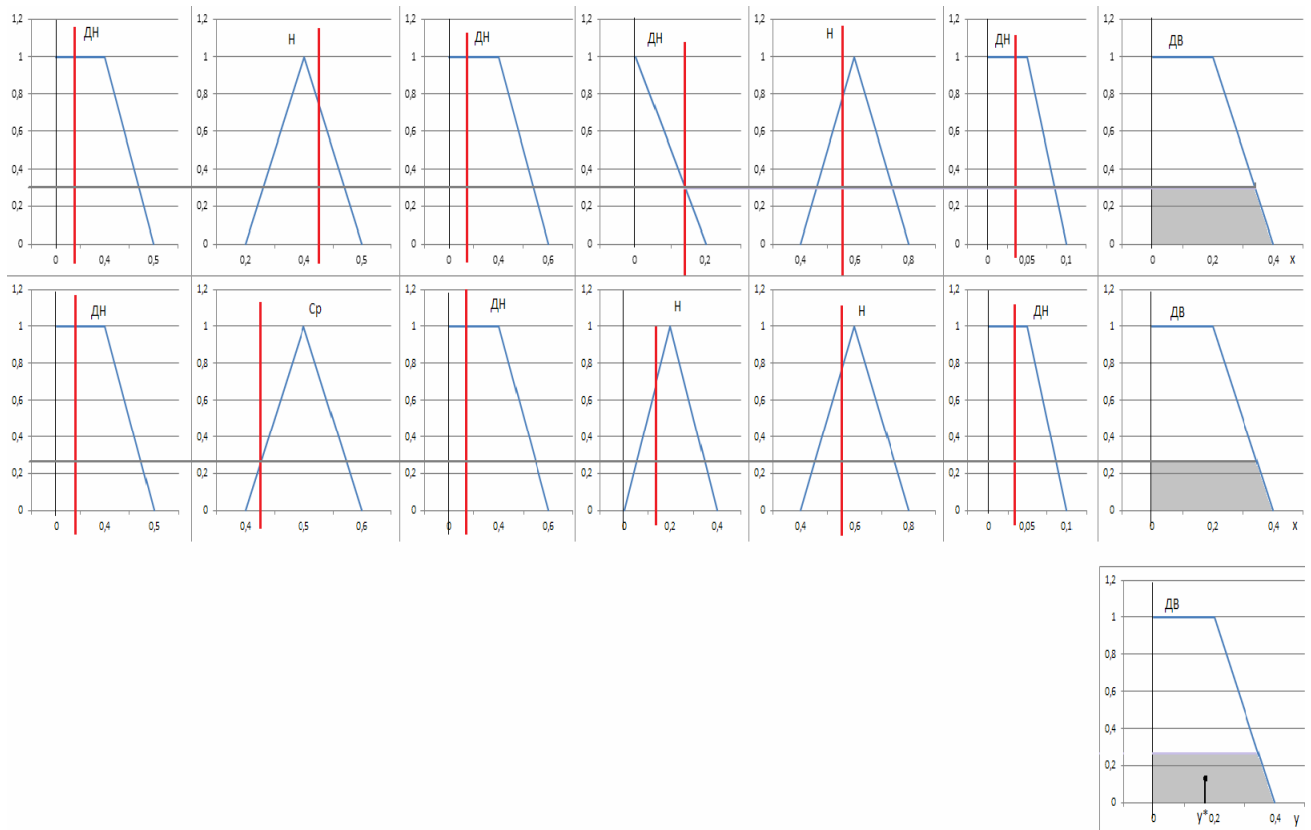


Рис. 1 Схема формування нечіткого висновку за Мамдані

Для запису правил, що використовувались у програмі, введемо позначення: «дуже низький» – ДН; «низький» – Н; «середній» – Ср; «високий» – В; «дуже високий» – ДВ.

Наведемо приклад множини правил:

- 1) Якщо X_1 -Н і X_2 -ДН і X_3 -ДН і X_4 -Ср і X_5 -Н і X_6 -ДН, то ризик банкрутства ДВ;
- 2) Якщо X_1 -ДН і X_2 -ДН і X_3 -ДН і X_4 -В і X_5 -Н і X_6 -ДН, то ризик банкрутства ДВ;
- 3) Якщо X_1 -Н і X_2 -Ср і X_3 -Н і X_4 -ДН і X_5 -Ср і X_6 -Ср, то ризик банкрутства В;
- 4) Якщо X_1 -В і X_2 -Ср і X_3 -Ср і X_4 -Ср і X_5 -В і X_6 -Н, то ризик банкрутства Ср;
- 5) Якщо X_1 -ДН і X_2 -Н і X_3 -Ср і X_4 -ДН і X_5 -Н і X_6 -ДН, то ризик банкрутства ДВ;

- 6) Якщо X_1 -Н і X_2 -ДН і X_3 -Н і X_4 -В і X_5 -Ср і X_6 -Ср, то ризик банкрутства В;
- 7) Якщо X_1 -В і X_2 -Ср і X_3 -Н і X_4 -Н і X_5 -Н і X_6 -Ср, то ризик банкрутства В;
- 8) Якщо X_1 -ДВ і X_2 -Ср і X_3 -ДВ і X_4 -В і X_5 -В і X_6 -Ср, то ризик банкрутства Н;
- 9) Якщо X_1 -В і X_2 -Н і X_3 -В і X_4 -Ср і X_5 -В і X_6 -Н, то ризик банкрутства Ср;
- 10) Якщо X_1 -Н і X_2 -ДН і X_3 -Ср і X_4 -Ср і X_5 -В і X_6 -ДН, то ризик банкрутства В.

Формування нечіткого логічного висновку за Цукамото

Вхідні посилки – як і в алгоритмі Мамдані, але тут передбачається, що функції $C_1(z), C_2(z)$ монотонні.

1. **Введення нечіткості:** як в алгоритмі Мамдані.
2. **Нечіткий висновок:** спочатку знаходять рівні «відсікання» α_1 та α_2 (як в алгоритмі Мамдані), а потім за розв'язками рівнянь

$$\alpha_1 = C_1(z_1) \text{ та } \alpha_2 = C_2(z_2)$$

визначають чіткі значення (z_1 та z_2) для кожного вихідного правила.

3. Визначається чітке значення змінної висновку (дефазифікація, як зважене середнє z_1 та z_2):

$$z_0 = \frac{\alpha_1 z_1 + \alpha_2 z_2}{\alpha_1 + \alpha_2}$$

У загальному випадку використовується дискретний варіант центроїдного методу):

$$z_0 = \frac{\sum_{i=1}^n \alpha_i z_i}{\sum_{i=1}^n \alpha_i}$$

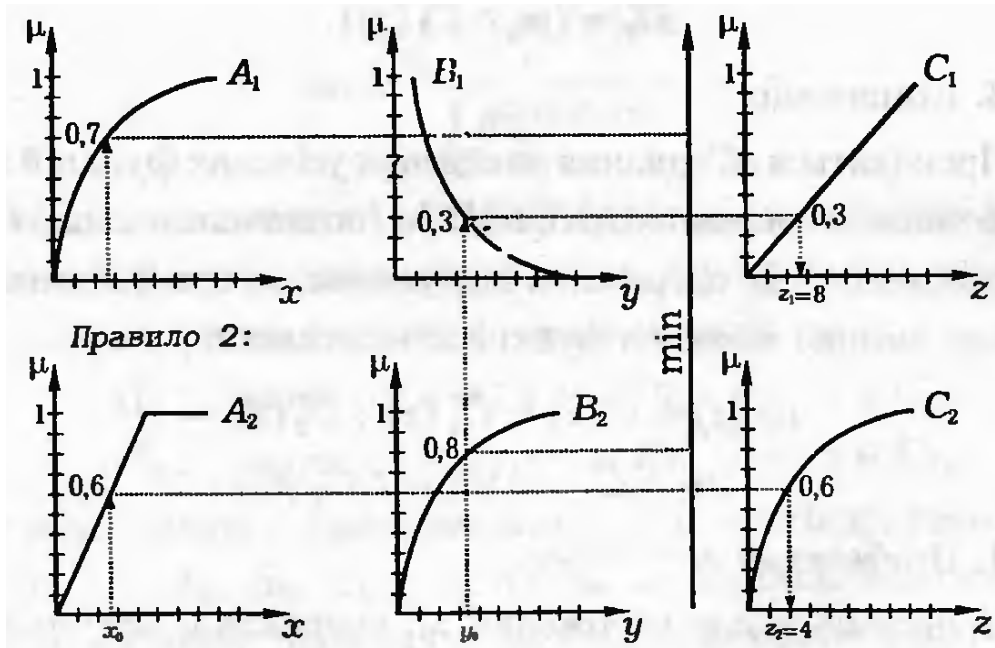


Рис. 2 Схема формування нечіткого висновку за Цукamoto

Формування нечіткого логічного висновку за Ларсеном

В алгоритмі Ларсена нечітка імплікація моделюється з використанням оператора множення; опис алгоритму:

1. **Введення нечіткості:** як в алгоритмі Мамдані.
2. **Нечіткий висновок:** спочатку, як в алгоритмі Мамдані, знаходяться значення:

$$\alpha_1 = A_1(x_0) \wedge B_1(y_0)$$

$$\alpha_2 = A_2(x_0) \wedge B_2(y_0).$$

а потім визначаються часткові нечіткі підмножини:

$$\alpha_1 C_1(z) \alpha_2 C_2(z).$$

3. Знаходиться підсумкова нечітка множина:

$$\mu_{\Sigma}(z) = C(z) = (\alpha_1 C_1(z)) \vee (\alpha_2 C_2(z))$$

(у загальному випадку *n* правил: $\mu_{\Sigma}(z) = C(z) = \bigvee_{i=1}^n ((\alpha_i C_i(z)))$)

При необхідності проводиться приведення до чіткості (дефазифікація) (як у раніше розглянутих алгоритмах).

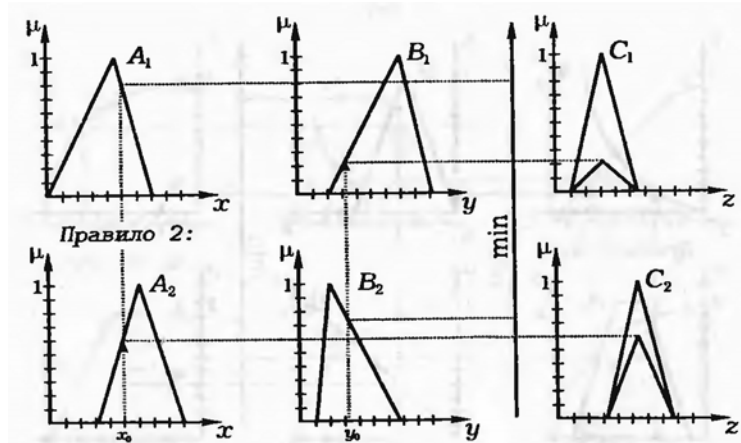


Рис. 3 Схема формування нечіткого висновку за Ларсеном

Опис програмного продукту

Програмний продукт «**Нечіткі методи формування висновку для оцінки рівня можливого банкрутства підприємства**» реалізовано на мові програмування C# у середовищі програмної розробки – Microsoft Visual Studio 2010. Проект складається з файлів, що виконують такі функції:

- **Form1** – форма, яка відповідає за інтерфейс, в якому працює користувач, а також виводяться отримані дані;
- **Form2** – форма, яка показує попередження, якщо користувач ввів не всі необхідні поля даних.

У Form1 містяться такі важливі функціональні елементи:

- **Дані** – у цьому розділі користувач може завантажити/зберегти набір даних, побачити поточну завантажену вибірку даних, вносити зміни в дані;
- **Результати** – у цьому розділі виведено значення коефіцієнтів, які використовуються методами Альтмана та Давидової-Белікова, а також алгоритмами нечіткого виведення Мамдані, Цукамото, Ларсена. Подано результати і ризик банкрутства за цими методами.

Виділимо також такі основні процедури:

- *Privatevoidaltman(double[]balance)* – процедура, що реалізовує метод Альтмана і розраховує результуючу змінну, а також рівень банкрутства підприємства і виводить дані у форму;
- *PrivatevoiddavidovoyBelikova(double[]balance)* – процедура, що реалізовує метод Давидової-Белікова і розраховує результуючу змінну, а також рівень банкрутства підприємства і виводить дані у форму;

- *PrivatevoidMamdani(double[]balance)* –процедура, що реалізовує метод Мамдані і розраховує результуючу змінну та рівень банкрутства підприємства і виводить дані у форму;
- *PrivatevoidTsukamoto(double[]balance)* – процедура, що реалізовує метод Цукамото і розраховує результуючу змінну та рівень банкрутства підприємства і виводить дані у форму;
- *PrivatevoidLarsen(double[]balance)* – процедура, що реалізовує метод Ларсена і розраховує результуючу змінну та рівень банкрутства підприємства і виводить дані у форму;
- *PrivatevoidfromExcel()*– процедура, що реалізовує читання даних з файлу “data.xlsx” за обраним підприємством;
- *PrivatevoidtoExcel()* – процедура, що реалізовує запис у файл “data.xlsx” даних по новим підприємствам або перезапис по існуючим;
- *PrivatevoidresultsToExcel()*– процедура, що реалізовує запис у файл “result.xlsx” результатів роботи програми по даним підприємства заповненим у вікні даних або перезапис по існуючим;
- *PrivatevoidcalculateAll()*– процедура, що реалізовує зчитування всіх даних з файлу “data.xlsx”, розрахунок результатів за всіма методами та запис всіх результатів у файл “result.xlsx”.

Інструкція користувача

При запуску програми перед користувачем з’являється головне вікно програми(рис.4).

Нечеткие методы выведения для оценки уровня возможного банкротства предприятия

Данные Результаты

Название предприятия:

Баланс (форма 1)

Всего необоротных активов (80)

Денежные средства и их эквиваленты (230+240)

Всего оборотных активов + издержки будущих периодов (260+270)

Валюта баланса на начало отчетного периода (280)

Валюта баланса под конец отчетного периода (280)

Собственный капитал (380)

Долгосрочные обязательства (480)

Текущие обязательства (620)

Доходы будущих периодов (630)

Отчет о финансовых результатах (форма 2)

Доход от реализации продукции (10)

Чистый доход от реализации продукции (35)

Себестоимость (40)

Прибыль до выплат (170)

Чистая прибыль (220)

Банкрот Год:

Загрузить данные

Сохранить данные

Произвести расчет для заданных параметров

Произвести расчет для всех данных из файла

Выход

Рис. 4 Головне вікно програми

Головне вікно можна умовно поділити на чотири зони: введення даних; завантаження даних з файлу; збереження даних у файл; виконання розрахунків. Для проведення обчислень користувачу потрібно обрати дані, на основі яких буде проводитись аналіз рівня ризику банкрутства.

Для того, щоб обрати дані для завантаження, користувач повинен натиснути на випадаючий список над кнопкою «Завантажити дані», де користувачу пропонується обрати необхідне підприємство для аналізу з існуючих у файлі (рис.5).

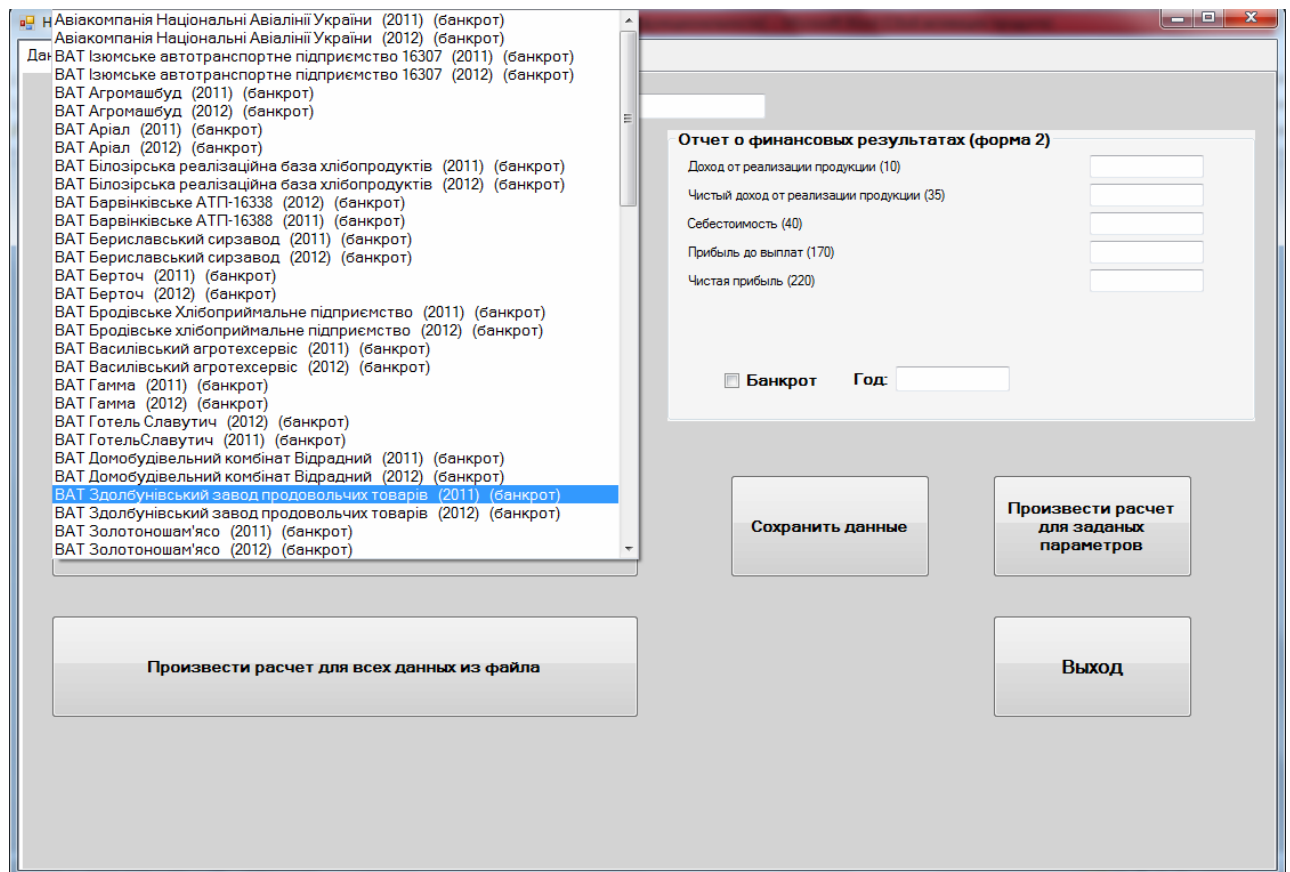


Рис.5 Список для вибору підприємства і завантаження даних

На файл вибірки накладаються такі обмеження: файл повинен мати наступні назву та розширення: data.xlsx; розділювач між цілою і дрібною частиною повинен бути «,»; файл повинен мати відповідний зміст. Після обрання підприємства, дані якого програма буде зчитувати, ми знову повертаємося на головне вікно програми, де поля даних заповнені даними обраного підприємства з файлу. Також користувач може ввести дані з клавіатури і зберегти їх до файлу. Для цього необхідно ввести всі поля у вікні «Дані» та натиснути кнопку «Зберегти дані». Після завантаження даних

користувачу необхідно натиснути на кнопку «Виконати розрахунок для заданих параметрів» у правій частині вікна.

Після цього програма обраховує всі коефіцієнти і активує вікно, в якому наведено результати роботи за всіма методами (рис. 6).

Нечеткие методы вывода для оценки уровня возможного банкротства предприятия

Данные Результаты

Модель Альтмана

$$Z = 1,2 X1 + 1,4 X2 + 3,3 X3 + 0,6 X4 + X5$$

X1 (оборотный капитал / сумма активов) =	0.9816
X2 (не распределенная прибыль / сумма активов) =	-0.1037
X3 (прибыль до налогообложения / сумма активов) =	-0.1037
X4 (рыночная стоимость собственного капитала / балансовая стоимость всех обязательств) =	0.4854
X5 (объем продаж / общая величина активов) =	0.6409

Алгоритмы нечеткого вывода

X1 (коэффициент автономии) =	0.3352
X2 (коэффициент обеспеченности оборотных активов собственными средствами) =	-0.2745
X3 (коэффициент текущей ликвидности) =	1.2318
X4 (коэффициент абсолютной ликвидности) =	0.0250
X5 (коэффициент оборотности активов в расчете за год) =	0.7509
X6 (рентабельность всего капитала) =	-0.1024

Модель Давидовой-Беликова

$$Z = 8,38 X1 + X2 + 0,054 X3 + 0,63 X4$$

X1 (оборотные активы / сумма активов) =	0.0122
X2 (чистая прибыль / собственный капитал) =	-0.0541
X3 (выручка / сумма активов) =	0.1521
X4 (чистая прибыль / себестоимость) =	-0.0307

Алгоритмы нечеткого вывода. Результаты

Ларсен

g =	0.2528
Степень риска:	Высокая

Цукамото

g =	0.2374
Степень риска:	Высокая

Мамдани

g =	0.2630
Степень риска:	Высокая

Четкие методы. Результаты

Модель Альтмана	Модель Давидовой-Беликова
Z = 1.6226	Z = 0.0369
Степень риска: Очень высокая	Степень риска: Высокая

Данное предприятие: **Банкрот**

Выход

Рис. 6 Результаты выполнения обчислень за всіма методами

Потім користувач може повернутись до початкового вікна і ввести нові дані або корегувати старі.

Аналіз результатів обчислень

За допомогою програми ми аналізуємо модель Альтмана, модель Давидової-Белікова, методи формування нечіткого висновку Мамдані, Цукамото і Ларсена. Всі обчислення проводились для вибірки зі 100 підприємств, 50 з яких стали банкрутами, 50 – ні. Всі підприємства розглядалися на основі річних фінансових звітностей за 2 роки: 2011, 2012. Далі у таблицях наведені результати за кожним методом для обох вибірок:

Таблиця 6.Метод Альтмана для підприємств

Не банкрути				Банкрути			
Метод Альтмана							
Група	Розмір вибірки	Прогноз, %		Група	Розмір вибірки	Прогноз, %	
		Банкрути	Не банкрути			Банкрути	Не банкрути
2011	50	26	74	2011	50	50	50
2012	50	32	68	2012	50	66	34
Загальний	100	29	71	Загальний	100	58	42

Таблиця 7.Метод Давидової-Белікова для підприємств

Не банкрути				Банкрути			
Метод Давидової-Белікова							
Група	Розмір вибірки	Прогноз, %		Група	Розмір вибірки	Прогноз, %	
		Банкрути	Не банкрути			Банкрути	Не банкрути
2011	50	22	78	2011	50	58	42
2012	50	28	72	2012	50	70	30
Загальний	100	25	75	Загальний	100	64	36

Таблиця 8.Метод Цукамото для підприємств

Не банкрути				Банкрути			
Метод Цукамото							
Група	Розмір вибірки	Прогноз, %		Група	Розмір вибірки	Прогноз, %	
		Банкрути	Не банкрути			Банкрути	Не банкрути
2011	50	10	90	2011	50	92	8
2012	50	16	84	2012	50	92	8
Загальний	100	13	87	Загальний	100	92	8

Таблиця 9.Метод Мамдані для підприємств

Не банкрути				Банкрути			
Метод Мамдані							
Група	Розмір вибірки	Прогноз, %		Група	Розмір вибірки	Прогноз, %	
		Банкрути	Не банкрути			Банкрути	Не банкрути
2011	50	8	92	2011	50	92	8
2012	50	12	88	2012	50	90	10
Загальний	100	10	90	Загальний	100	91	9

Таблиця 10.Метод Ларсена для підприємств небанкротів

Не банкроти				Банкроти			
Метод Ларсена							
Група	Розмір вибірки	Прогноз, %		Група	Розмір вибірки	Прогноз, %	
		Банкроти	Не банкроти			Банкроти	Не банкроти
2011	50	14	86	2011	50	94	6
2012	50	20	80	2012	50	92	8
Загальний	100	17	83	Загальний	100	93	7

Зведемо результати вірних та невірних прогнозів за всіма розрахунками в одну таблицю.

Таблиця 11.Якість прогнозу за 5-ма методами

Метод	Розмір вибірки	Прогноз, %	
		Правильний	Неправильний
Альтмана	200	64,5	35,5
Давидової-Белікова		69,5	30,5
Цукамото		89,5	10,5
Мамдані		90,5	9,5
Ларсена		88,0	12,0

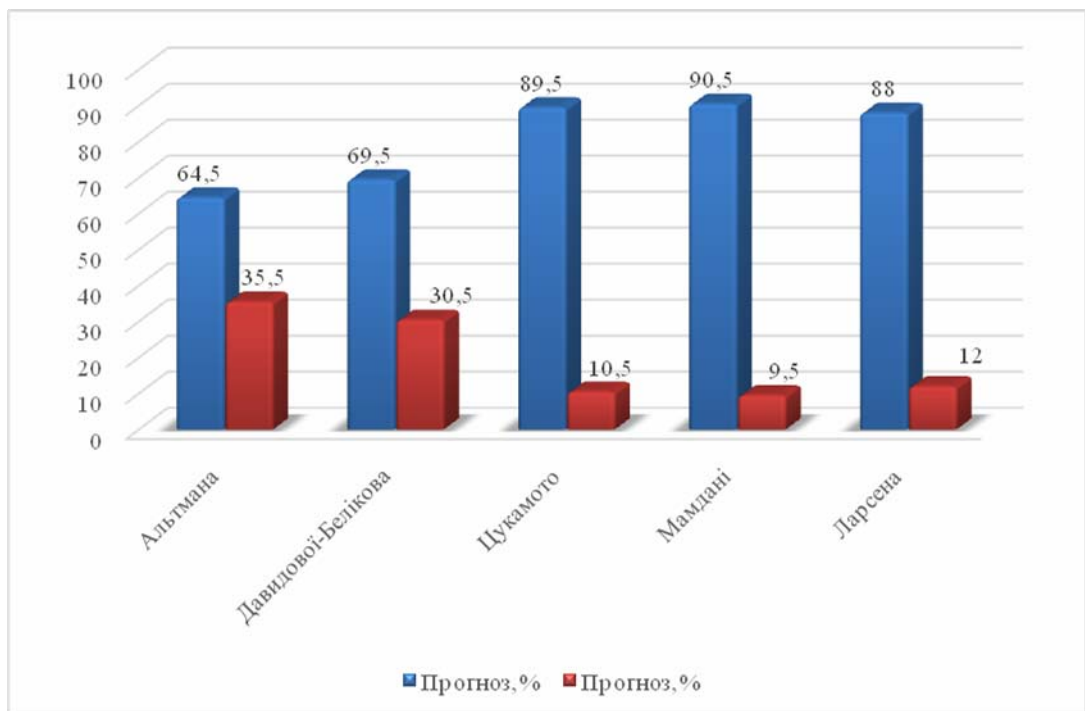


Рис. 9 Якість прогнозу за 5-ма методами

Таблиця 12. Помилки першого та другого роду для прогнозів

Підприємства банкрути (помилка 1-го роду)						
	Альтман	Давидової-Белікова	Цукамото	Мамдані	Ларсена	Розмір вибірки
2011	25	21	4	4	3	50
2012	17	15	4	5	4	50
Підприємства не банкрути (помилка 2-ого роду)						
	Альтман	Давидової-Белікова	Цукамото	Мамдані	Ларсена	Розмір вибірки
2011	13	11	5	4	7	50
2012	16	14	8	6	10	50

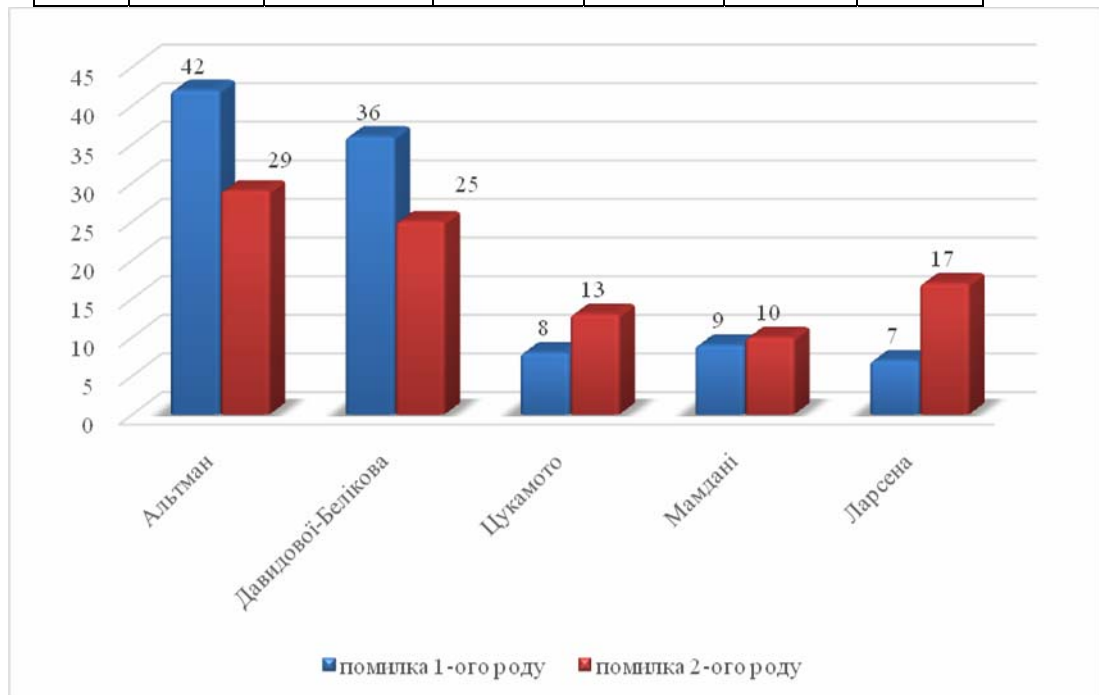


Рис. 10 Помилки першого та другого роду за 5 методами

Висновки до отриманих результатів

Як видно з отриманих результатів обчислень, модель Альтмана правильно спрогнозувало результати лише у 64,5% випадків, модель Давидової-Белікова – 69,5% випадків; метод Цукамото – у 89,5% випадків; метод Мамдані – 90,5% випадків; метод Ларсена – 88%. Модель Альтмана допустила 42 помилки першого роду та 29 другого роду; модель Давидової-Белікова – 36 помилок першого роду та 25 другого роду; метод Цукамото – 8 помилок першого роду та 13 другого; метод Мамдані – 9 помилок першого роду, 10 помилок другого; а метод Ларсена – 7 помилок першого роду і 17–

другого. Нечіткі методи дають менше помилок першого роду ніж другого, для інвестора це краще тому, що помилки першого роду ведуть до прямих втрат коштів, а помилки другого роду – до неотримання прибутку. В той час як модель Альтмана та Давидової-Белікова дає більше помилок першого роду, ніж другого.

Аналіз виконано на основі збанкрутілих (50) та діючих (50) підприємств України. Похибка могла виникнути через кілька факторів: не повністю прозоре ведення річної фінансової звітності, зацікавленість підтримувати діючими збанкрутілі підприємства. Незважаючи на дані фактори, можна сказати, що за допомогою методів формування нечіткого висновку можна заздалегідь прогнозувати ризик банкрутства підприємства, оскільки їх точність навіть при таких даних достатньо висока.

ЛІТЕРАТУРА

1. Leondes C.T. Fuzzy logic and expert systems applications. – London, Academic Press, 1998. – 473 p.
2. Gil-Lafuente A.M. Fuzzy logic in financial analysis. – Berlin: Springer, 2005. – 466 p.
3. Згуровський М.З., Зайченко Ю.П. Комплексний аналіз ризику банкрутства корпорацій в умовах невизначеності. Частина 1. – Системні дослідження та інформаційні технології. – 2012. – № 1. – с. 113-128.
4. Згуровський М.З., Зайченко Ю.П. Комплексний аналіз ризику банкрутства корпорацій в умовах невизначеності. Частина 2. – Системні дослідження та інформаційні технології. – 2012. – № 2. – с. 111-124.
5. Altman E.I. Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy // Journal of Finance, September 1968, pp. 589-609.
6. База даних інформації про підприємства [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <http://smida.gov.ua/db/emitent>.
7. Повідомлення про банкрутство та ліквідацію [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <http://infoboro.com.ua/index1.html>.

ОБРОБКА І АНАЛІЗ ДАНИХ ОБРАХУНКУ ТЕПЛОВТРАТ ПРИМІЩЕНЬ У РЕАЛЬНОМУ ЧАСІ

Кузнєцова Н.В., Кінда В.В.

Вступ

Вичерпаність природних ресурсів у всьому світі спричинила справжній підйом та розвиток енергозберігаючих технологій щодо раціонального їх обрахунку і використання. Суспільство замислюється про енергозбереження не лише вже збудованих власних осель та будинків, а й на етапі планування, розробки та будівництва приміщень різного призначення, шкіл, суспільних будівель. Актуальним стало збирання, зберігання, обробка та узагальнення інформації, характерної для типових приміщень, певних кліматичних зон, матеріалів та температурних показників. Запропоновано технології «smart house», які передбачають розробку спеціальної автоматизованої системи з урахуванням накопичених історичних даних і середньостатистичних показників температури, вологості, вентильованості приміщень, а також стандартів та рекомендацій щодо проектування приміщень для забезпечення комфортного проживання всіх майбутніх їх мешканців. В Україні уже існують бази даних по регіонах, здебільшого для великих міст, де зберігаються метеодані за десятки років; розроблені державні стандарти та визначені температурні показники, допустимі та комфортні для приміщень; бази даних теплопровідності для будівельних матеріалів, вікон, дверей та прорізів тощо.

Постановка задачі

Метою роботи є розробка такого інструментального засобу, який би дозволяв використовувати історичні дані, обробляти їх та зберігати в необхідному форматі, доповнюючи даними, зібраними в реальному часі, аналізувати на відповідність запроектованим вимогам та надавати

можливість вносити коригування згідно змін технічних особливостей приміщень та уподобань користувачів. Реалізація такого засобу має дозволити обчислювати тепловтрати приміщення, зокрема, приватного будинку, робити виміри температури та вологості в режимі реального часу за допомогою апаратної платформи Arduino та датчика температури для моніторингу температури. Такий інструментальний засіб буде зрозумілим і доступним для використання кінцевим користувачам і дозволить перевірити достовірність розрахованих тепловтрат приміщення під час введення його в експлуатацію.

Огляд проблеми та існуючих засобів вирішення

Комфортні мікрокліматичні умови в приміщеннях формуються не тільки параметрами температури та вологості. Системи опалення та кондиціонування приміщень здійснюють лише підтримку та забезпечення вказаних параметрів у комфортному режимі. Причому регулювання, тобто підтримка на необхідному рівні температури методами й засобами опалення та кондиціонування, можливо далеко не завжди внаслідок зміни зовнішньої температури, теплонадходжень, повітрообміну в даному приміщенні. Так, у формулу для визначення необхідного термічного опору конструкцій, що огорожують приміщення, входить температура їхньої внутрішньої поверхні, мінімальне значення якої регламентується нормами, виходячи з гігієнічних міркувань. Прийняте в розрахунку значення не залишається постійним протягом опалювального періоду.

Зараз розроблені та використовуються для обрахунку тепловтрат програмні продукти на кшталт HERZ C.O., Valtec, проте вони є інженерними програмами і розраховані на людей з вищою технічною освітою, не містять функції моніторингу температури в режимі реального часу, яка б дозволила підтвердити достовірність розрахованих тепловтрат приміщення перед його введенням в експлуатацію на етапі встановлення та тестування обладнання,

проаналізувати відповідність запроєктованих показників потребам клієнтів «smart house» і при необхідності здійснити їх корегування.

Особливості реалізації програмного продукту

Під час розробки програмного продукту авторами передбачалась реалізація ряду етапів (рис.1). Після введення користувачем інформації щодо розташування будівлі (місто, область тощо) автоматично мають завантажуватись дані із бази «будівельної кліматології», яка була сформована і підключена до програми. Далі задається режим опалення будинку, визначаються коефіцієнти теплопередачі огорожуючих конструкцій, які задаються користувачем, та визначаються тепловтрати окремих кімнат через стіни, підлогу та стелю з урахуванням прорізів огорожуючих конструкцій: вікон, дверей, арок, гаражних воріт, тощо.

Програма містить окремий модуль «Help», де вказані основні особливості розрахунку тепловтрат будівлі, що дозволяє працювати з програмою навіть не фахівцям проектування «smart house» і робить її доступною для користувачів з базовими знаннями математики та фізики. Модуль допомоги реалізований в інтерактивному режимі підказок, щоб не навантажувати користувача одразу великим обсягом допоміжної інформації.

Оскільки програмний продукт розроблявся для реалізації ідеї інтерактивного вимірювання основних показників комфортності приміщень (температури, вологості тощо), то для підключення спеціальних датчиків, які будуть здійснювати виміри і передачу даних для подальшої обробки і аналізу, було розроблено спеціальний модуль. Передбачена можливість для користувача не промальовувати всі приміщення вручну, а завантажити автоматично плани поверхів, розташувавши датчики на відповідних поверхах в обраних користувачем приміщеннях. Було реалізовано зв'язок між датчиком та об'єктно-орієнтованим середовищем розробки Delphi 7 [1, 2], а також можливість перегляду результату роботи програми і аналіз вимірних показників в режимі реального часу.

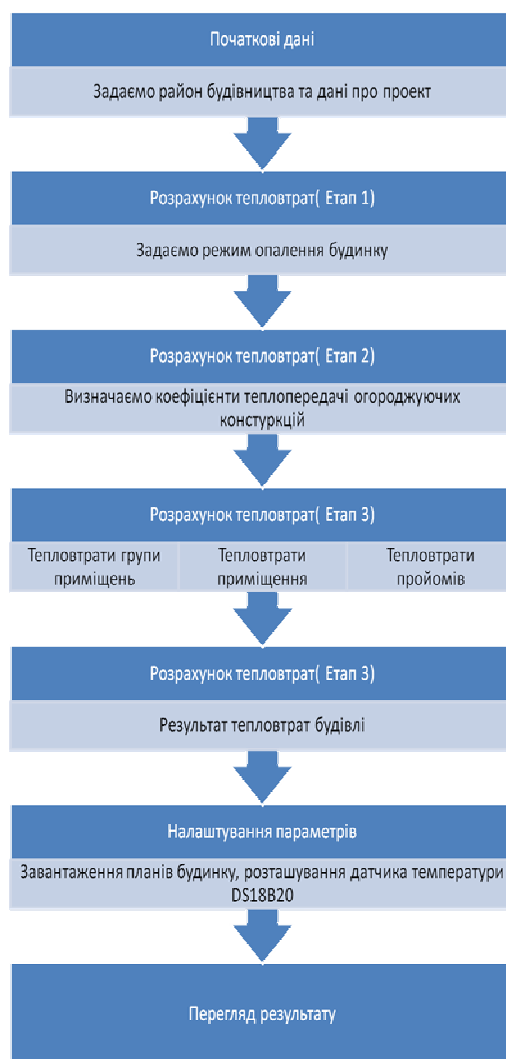


Рис. 1 Послідовність реалізації та обробки вхідних даних

Перевагою даного програмного продукту можна вважати можливість його застосування для всіх версій операційної системи Windows, починаючи з Windows 2000, невеликий об'єм (5 MB), мінімальні вимоги до процесору (Pentium 100Mhz), дисплею (мінімальна роздільна здатність 1024x768, 16 біт) та оперативної пам'яті (256 MB RAM) та встановлені супутні додатки Microsoft Excel, Arduino 1.6.0.

Фактично робота програми передбачає дві стадії: обчислення тепловтрат будинку/приміщення та підключення датчика температури та вологості і отримання з нього показів в режимі реального часу.

Для обчислення тепловтрат будинку користувач розбиває його на кімнати, а в кімнатах виокремлює стелю, підлогу та стіни (огорожуючі

конструкції), які можуть містити в собі прорізи. Для обчислення тепловтрат огорожуючих конструкцій спочатку визначаємо коефіцієнти теплопередачі, що залежать від місця розташування будинку, кліматичної ситуації в даному районі. Для цього використовуємо державні будівельні норми, що зібрані в таблиці.

Для роботи з датчиком DHT11 необхідно підключити його до платформи Arduino Mega 2560, як зображено в пункті головного меню «Help», та налаштувати платформу на передачу даних з датчика на віртуальний com порт №3, а з нього за допомогою компонентів AsyncFree зчитувати дані з порту у Delphi-середовище програми [3, 4]. Отримані дані зберігаються в програмі та виводяться в якості результату у реальному часі на екран. Це дозволяє не лише перевірити і відслідкувати роботу самого датчика, а й спостерігати та контролювати правильність роботи систем опалення та кондиціонування як по кожному окремому приміщенню, де встановлений датчик, так і по будинку в цілому.

Попередня підготовка та налаштування програми для роботи в реальному часі

Для налаштування програми необхідно задати назви всіх шарів, з яких складаються огорожуючі конструкції, висоту поверхів, площу кімнат та бажану температуру у кожній з них. Для початку роботи з програмою слід запустити файл conva.exe та рухатися по меню головної форми програми почергово, заповнюючи всі поля. Програма аналізує і вказує ті поля, які були пропущені і які необхідно заповнити.

Заповнюючи «Початкові дані», необхідно задати район будівництва, вибравши країну – Україна (бо програма проектувалась під українських користувачів з урахуванням кліматичних зон та стандартів нашої держави). При необхідності програма може бути легко модифікована для інших країн шляхом завантаження необхідних статистичних даних по країні. Далі користувач обирає регіон та місто з цього регіону. Програмний продукт

орієнтується на великі міста, але може бути адаптований і до невеликих селищ, за рахунок розширення географії бази даних або додавання аналізатору, що підбирав би місто з найближчими подібними кліматичними параметрами. Слід зазначити, що розташування нашої країни в кліматичних зонах таке, що показники по ключовим параметрам відрізняються незначно в межах Заходу, Сходу, Півдня, Півночі та Центру. Вибравши район будівництва, програма завантажує дані із бази даних, де зберігається і оновлюється інформація про мінімальні температури в зимовий період, температури найхолоднішої п'ятиденки, тривалість опалювального періоду.

На *першому етапі* розрахунку тепловтрат необхідно задати режим опалення будинку – розрахункову температуру та вологість в будинку. Далі з бази даних відвантажуються і виводяться статистичні дані для заданого кліматичного поясу, району будівництва, розрахункової температури (рис.2).

Розрахунок тепловтрат (Етап 1) | Розрахунок тепловтрат (Етап 2) | Розрахунок тепловтрат (Етап 3)

Розрахункові параметри для вибраного району будівництва

Район будівництва	Житомир
Розрахункова температура зовнішнього повітря зимою, °C	-24
Середня температура опалювального періоду, °C	-0,8
Тривалість опалювального періоду, (доба)	182

Режим опалення будинку

Розрахункова температура в будинку, °C	22	Температура точки роси, °C	-0,7
Розрахункова вологість в будинку, %	24	Градусо-добы опалювального періоду	4149,6

Мінімально допустимі значення термічного опору (R = м²К/Вт)

Зовнішні стіни	2,8
Вікна, балконні двері, вітрини, вітражі, світлопрозорі фасади	0,6
Перекриття над холодними підвалами, що межують із холодним повітрям	3,5
Перекриття над неопалювальними підвалами, що розташовані вище рівня землі	2,8
Перекриття над неопалювальними підвалами, що розташовані нижче рівня землі	2,5
Покриття й перекриття неопалюваних горіщ	3,3

Рис. 2 Обробка даних у меню «Розрахунок тепловтрат (етап 1)»

На *другому етапі* розрахунку тепловтрат визначаються коефіцієнти теплопередачі огорожуючи конструкцій: зовнішніх та внутрішніх стін, підлоги по ґрунту, стін підвалів і цокольних приміщень, перекриття та покриття поверхів. Для цього необхідно спочатку створити конструкцію, вибравши мишою область огорожуючої конструкції, задати назву огорожі

та її параметри: наявність вентиляючого повітряного прошарку (для зовнішніх та внутрішніх стін), наявність балок (для підлоги по ґрунту та стін підвалів), тип перекриття (для перекриття та покриття).

Задавши всі ці дані, можна зберегти їх у базу даних та створити конструкцію, натиснувши кнопку «Зберегти», або для скасування цієї дії - «Відмінити».

Після натиснення ПКМ з'являється нове підменю, у якому можна створити шар для виділеної конструкції та додати її складову, створити конструкцію, видалити конструкцію та видалити відповідний шар. Введені параметри конструкцій будуть збережені у базу даних і будуть використовуватися для подальшого обчислення тепловтрат.

На *третьому етапі* здійснюється основна задача – обчислення тепловтрат всього будинку. Для цього спочатку необхідно задати висоту поверхів, а потім, натиснувши кнопку «Додати групу», вказати приміщення, які розташовані на одному поверсі. В групі можна задати її назву, переглянути ті кімнати, які вже належать до неї, а також зберегти інформацію, натиснувши «Зберегти групу».

Для додавання кімнати використовують кнопку «Додати кімнату», де у новому вікні задають назву кімнати, площу та очікувану температуру, а також всі стіни, підлоги та стелі, з яких складається кімната.

Для визначення тепловтрат через стіни (рис. 3) спочатку додають стіну та задають тип стіни і огорожуючі конструкції, що були введені в пункті меню «Розрахунок тепловтрат (етап 2)», ширину та висоту стіни. Якщо стіна містить прорізи (ворота, двері, вікна та балконні двері), то їх також необхідно задати. Для визначення тепловтрат через стелю та підлогу проводять аналогічні дії, тільки для підлоги по ґрунті розрахунки проводяться через температурні зони, деталізовані у «Help». Після виконання всіх цих дій кімната додається до групи приміщень, обраховуються її тепловтрати і виводиться результат на екран в області «Загальні тепловтрати».

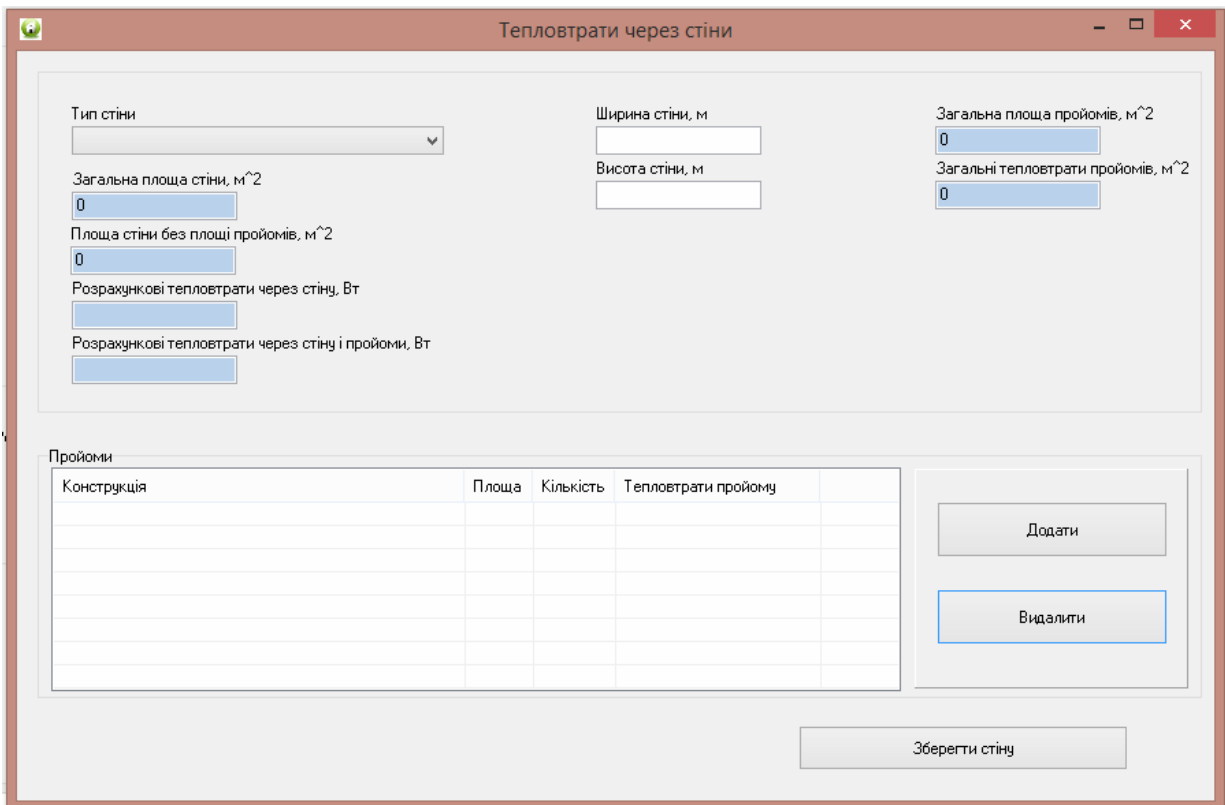


Рис. 3 Вигляд вікна «Тепловтрати через стіни»

Для налаштування параметрів (рис. 4) меню необхідно завантажити плани всіх поверхів, а після цього додати датчик на плані поверху та зберегти його кнопкою «Зберегти положення». В результаті з'являється область керування датчиком, у якій можна запустити чи зупинити датчик. Також у випадку, якщо датчик не підключений, то видається повідомлення: «Датчик не під'єднаний». Якщо датчик підключений, то у пункті меню «Перегляд результату» можна переглянути за номером поверху план самого поверху із розташуванням датчика, та, навівши на нього курсор, побачити рядок із зображенням температури в режимі реального часу.

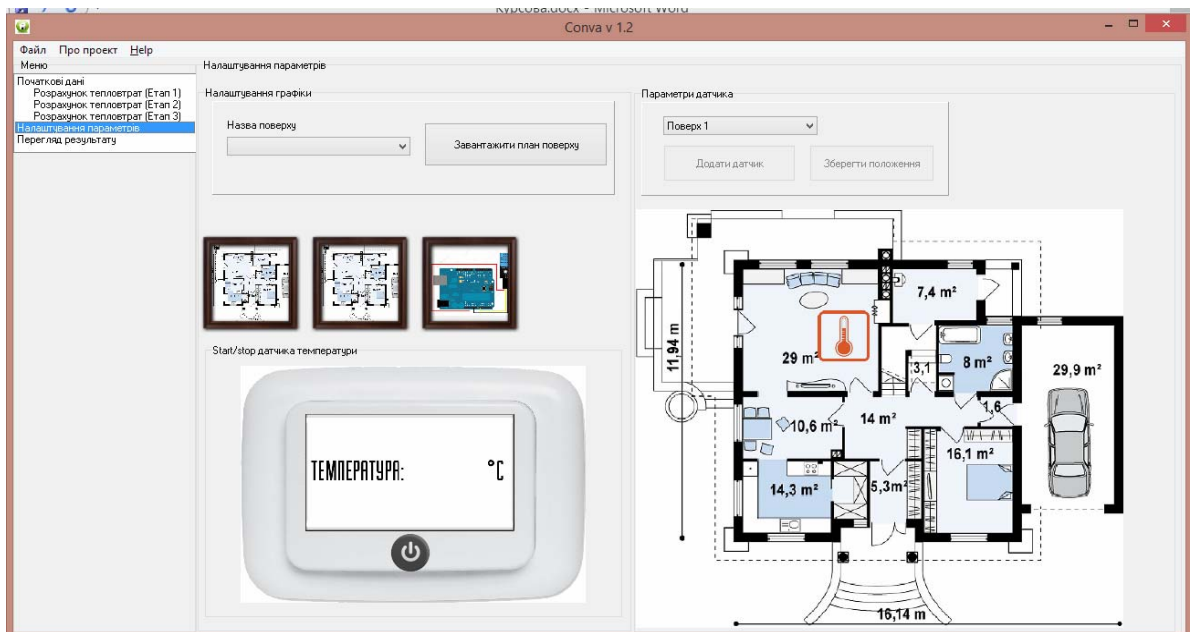


Рис 4. Налаштування параметрів

Описаний програмний продукт також містить модуль перевірки введення числових даних та довідкове меню. Результатом роботи програми є обрахунок тепловтрат приватного житлового будинку та можливість моніторингу температури та вологості в певній точці будинку в режимі реального часу для перевірки правильності обрахунку коефіцієнтів теплопередачі огорожуючих конструкцій відповідної будівлі.

ВИСНОВКИ

Актуальна і розповсюджена останнім часом ідея побудови і налаштування «smart house» наразі набула нового сенсу, оскільки над необхідністю контролю і мінімізації тепловтрат замислились не лише на державному рівні, а й на рівні кінцевих споживачів, які матеріально зацікавлені зберегти власні заощадження і не викидати їх «на опалення вулиці». Основною задачею даного дослідження була розробка такого програмного продукту, який би дозволив обраховувати і контролювати тепловтрати в режимі реального часу для існуючих побудованих приміщень. Розроблена програма дозволяє порівняти виміряні дані з очікуваними тепловитратами, виявити ті приміщення та навіть зони цих приміщень та

шари, через які найбільше втрачається тепла. Фактично програмний продукт може бути застосований як експертна система з правильності підбору матеріалів та зон для утеплення вже існуючих приміщень та перевірки опалювальної системи перед здачею будинку в експлуатацію або в процесі його експлуатації, а також під час проектування і будівництва нових приміщень.

Перевагою програмного продукту можна вважати його невеликий обсяг (близько 2Мб), легкість встановлення програмного забезпечення та експлуатації, наявність підказок на кожному кроці, а також доступність і зрозумілість роботи для користувача без спеціальної будівельної освіти з базовим рівнем математики та користування комп'ютером.

Також у програмному продукті передбачений інтерактивний зв'язок з розробниками та можливість замовлення розрахунку тепловтрат будівлі. У подальших дослідженнях авторами передбачається доопрацювати можливості підключення і довантаження нових будівельних матеріалів в базу даних, підбору типових проектів для даного регіону щодо показників тепловтрат та матеріалів для утеплення.

ЛІТЕРАТУРА

1. Архангельский А. Я. Программирование в Delphi 7/ г. Москва: издательство «Бином», 2005. – 332 с.
2. Бобровский С.И. Delphi 7 – Учебный курс / г. Санкт-Петербург: издательство «Питер», 2004. – 736 с.
3. Стивенс Р.А. Delphi. Готовые алгоритмы/ г. Москва: издательство «ДМК пресс», 2001. – 384 с.
4. Фаронов В. В. Delphi. Программирование на языке высокого уровня/ г. Санкт-Петербург: издательство «Питер», 2007. – 640 с.

ОЦІНЮВАННЯ СТАНУ ПІДПРИЄМСТВА МЕТОДАМИ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОГО АНАЛІЗУ ДАНИХ

О. С. Даниляк

Науковий керівник: д.т.н., професор Бідюк П.І.

Вступ. Сутність аналізу фінансового стану підприємства дозволяє використовувати його в будь-яких галузях фінансово-економічної діяльності, завдяки розмаїттю методів і підходів, що в ньому використовуються. І не зважаючи на те, що в більшості випадків справу маємо з конкретними числами, від аналізу може потребуватись не точне число, а рекомендація чи оцінка того чи іншого явища або об'єкта.

В даному випадку, фінансовий аналіз було використано для всебічної оцінки стану підприємства, починаючи від фінансового становища і завершуючи контролем якості. Отримані результати максимально наближені до експертної системи, проте значення її важко недооцінити, оскільки в умовах глобальної паніки та хаосу все ж існує необхідність у визначенні перспективних галузей і напрямків фінансування. Аналіз і вивчення діяльності підприємств – суб'єктів ринкових відносин – потребує аналогічного підходу.

Ефективність функціонування кожного підприємства залежить насамперед від того, відповідають чи не відповідають управлінські рішення, якими воно керується для досягнення успіху на ринку, цим умовам. Базою для обґрунтування і прийняття оптимальних управлінських рішень може бути тільки глибокий комплексний аналіз діяльності підприємства. У ході такого аналізу всі сторони діяльності підприємства оцінюються з позицій досягнення максимально можливого економічного результату (а саме – прибутку, рентабельності) за рахунок оптимально ефективного (в тому числі і з точки зору ліквідності, уникнення ризику банкрутства) використання

наявних ресурсів, насамперед фінансових. Сам економічний аналіз діяльності підприємства «не фінансовим» бути не може, а тому доцільно говорити про фінансово-економічний аналіз діяльності підприємств.

Визначення та аналіз стану підприємства є важливим етапом в аналізі фінансового стану підприємства. Але зазвичай цей аналіз ґрунтується лише на чіткому методі Альтмана та похідних з нього. Зараз же вся діяльність підприємств відбувається в умовах невизначеності, тому є необхідність, а також більш доцільно, використовувати нечіткі методи. Також є проблема, що деякі підприємства можуть не повністю достовірно відображати свою діяльність у річній фінансовій звітності, за допомогою же нечітких методів ці неточності частково згладжуються. На практиці нечіткі методи дають більш точні результати, тому побудова систем на основі нечітких методів є актуальною зараз.

Особливого значення набуває своєчасна та об'єктивна оцінка фінансового стану підприємств за виникнення різноманітних форм власності, оскільки жодний власник не повинен нехтувати потенційними можливостями збільшення прибутку (доходу) фірми, які можна виявити тільки на підставі своєчасного й об'єктивного аналізу фінансового стану підприємств.

Систематичний аналіз фінансового стану підприємства, його платоспроможності, ліквідності та фінансової стійкості необхідний ще й тому, що дохідність будь-якого підприємства, розмір його прибутку багато в чому залежать від його платоспроможності. Ураховують фінансовий стан підприємства і банки, розглядаючи режим його кредитування та диференціацію відсоткових ставок[1].

Аналіз фахової літератури вітчизняних та закордонних авторів, котрі присвячені поняттю «платоспроможність», свідчить про наявність різних тлумачень сутності платоспроможності підприємства. А протиріччя в методичних підходах до розрахунку показників, що формують рівень та загальну оцінку платоспроможності підприємства, свідчить про ототожнення

даного поняття з ліквідністю підприємства одними авторами та з фінансовою стійкістю – іншими науковцями [2].

Дослідженням сутності, розробкою методик і критеріїв прогнозуванням стану підприємства займались такі провідні зарубіжні вчені як Е. Альтман, У. Бівер, Р. Ліс, Г. Спрінгейт, Дж. Таффлер, Г. Тішоу, Д. Дюран, Р. Сайфуллін, Г. Кадиков, В. Ковальов та ін. Вагомий внесок у вирішення проблемних питань управління фінансовим станом підприємства зробили вітчизняні вчені такі як: І. Жук, О. Терещенко, А. В. Матвійчук, Т. Тесленко та ін.[3].

Постановка задачі

- Розробка удосконаленої змоделі на основі нечіткої логіки для прогнозування стану підприємства, що враховує переваги та недоліки існуючих підходів.
- Реалізувати комп'ютерну автоматизовану систему з використанням чіткої та нечіткої логіки і нечітких правил формування висновку Мамдані для розв'язання задачі оцінювання фінансового стану підприємства.
- За вхідні дані використати дані фінансової звітності підприємства, а на виході отримати рейтинг та відповідний фінансовий стан підприємства на основі статистичних даних за минулі роки.

Зробити порівняльний аналіз результатів обчислювальних експериментів, отриманих за допомогою створеної системи.

Застосування теорії нечіткої логіки

Найбільш вражаючою властивістю людського інтелекту є здатність приймати правильні рішення в умовах неповної і нечіткої інформації. Побудова моделей, наближених до роздумів людини і використання їх у комп'ютерних системах представляє сьогодні одну з найважливіших проблем науки.

Головною задачею сучасних інформаційних технологій фінансового управління є своєчасне представлення достовірної і в необхідній кількості інформації спеціалістам та керівникам для аналізу та прийняття обґрунтованих рішень. Нечіткий опис в структурі моделі корпорації з'являється у зв'язку з невпевненістю експерта, яка виникає в ході класифікації рівня показників. Наприклад, експерт не може чітко розмежувати поняття «високої» та «максимальної» вірогідності, або ж якщо потрібно провести границю між середнім та низьким рівнем значення параметра. У таких випадках застосування нечітких описів означає таке:

- експерт фіксує показник та його кількісний носій;
- на обраному носії експерт будує лінгвістичну змінну зі своєю терм-множиною значень; наприклад, змінна «рівень показника X » може мати таку терм-множину значень: «дуже низький», «низький», «середній», «високий» та «дуже високий»;
- далі експерт кожному значенню лінгвістичної змінної (яке за своєю побудовою представляє собою нечітку множину значень в інтервалі $(0;1)$ (області значень показника рівня менеджменту), ставить у відповідність функцію належності рівня менеджменту тій чи іншій нечіткій множині [2].

Досвід моделювання фінансових систем з використанням нечітко-множинних описів дозволяє виділити ряд переваг при використанні цього формалізму в задачах фінансового менеджменту, а саме:

- Нечіткі множини ідеально описують суб'єктивну активність осіб, що приймають рішення (ОПР). Невпевненість експерта в оцінці може моделюватись функцією належності, носієм якої виступає допустима множина значень показника, що аналізується. Крім того, ОПР отримує можливість кількісної інтерпретації, спочатку сформованих якісно, в термінах природної мови.
- Нечіткі числа (різновидність нечітких множин) ідеально підходять для планування показників у часі, коли їх майбутня оцінка пов'язана із труднощами (розмита, немає достатнього імовірнісного

обґрунтування). Таким чином, всі сценарії по тим чи іншим показникам можуть бути зведені в один зведений сценарій в формі трикутного числа, де виділяються три точки: мінімально можливе, найбільш очікуване і максимально можливе значення показника. При цьому ваги окремих сценаріїв в структурі зведеного сценарію формалізуються як трикутна функція належності рівня показника нечіткій множині «приблизної рівності середньому».

- Дослідник фінансової системи може в межах однієї моделі формалізувати як особливості економічного об'єкта, так і пізнавальні особливості зв'язаних з цим об'єктом суб'єктів менеджера і аналітика, породжуючи експертну модель в структурі узагальненої фінансової моделі. Таким чином, виникає платформа для інтеграції принципово різнорідних знань в рамках однієї кількісної фінансової моделі.
- Є можливим отримати принципово новий клас методів комплексного фінансового аналізу, заснованих на інтегруванні ряду окремих фінансових показників в єдиний комплексний показник фінансового стану господарського суб'єкта [2].

Алгоритм Мамдані для формування логічного висновку

1. Введення нечіткості до опису змінних у формі нечітких множин:

$$A_1(x_0), A_2(x_0), B_1(y_0), B_2(y_0), C_1(z), C_2(z).$$

2. Формулювання правил, тобто створення моделі досліджуваного процесу у формі множини правил:

$$\text{П1: Якщо } x \in A_1 \text{ і } y \in B_1, \text{ то } z \in C_1;$$

$$\text{П2: Якщо } x \in A_2 \text{ і } y \in B_2, \text{ то } z \in C_2.$$

Інформація надається у вигляді висловлювань, що містять кон'юнкцію та імплікацію. Остаточний результат – сформований логічний висновок за диз'юнкцією отриманих результатів. Тобто потрібно побудувати нечітку відповідь у вигляді відповідних значень характеристичної функції:

$$\mu_{\Sigma}(z) = A_1(x_0) \square B_1(y_0) \square C_1(z) \square A_2(x_0) \square B_2(y_0) \square C_2(z),$$

а потім перейти до чіткості. Розглянемо послідовність операцій: перша половина правил може бути представлена так:

$$A_1(x_0) \square B_1(y_0) = \alpha_1$$

$$A_2(x_0) \square B_2(y_0) = \alpha_2,$$

а друга половина так:

$$\alpha_1 \square C_1(z)$$

$$\alpha_2 \square C_2(z),$$

де (x_0, y_0) – конкретні вхідні змінні;

3. Логічний висновок: знаходять рівні «відсікання» для передумов кожного з правил (з використанням операції МІНІМУМ):

$$\alpha_1 = A_1(x_0) \square B_1(y_0) \text{ і}$$

$$\alpha_2 = A_2(x_0) \square B_2(y_0),$$

де через « \square » позначена операція логічного мінімуму (min).

Потім знаходяться «усічені» функції належності:

$$C_1' = (\alpha_1 \wedge C_1(z));$$

$$C_2' = (\alpha_2 \wedge C_2(z)).$$

4. Композиція. Здійснюється об'єднання знайдених усічених функцій з використанням операції МАКСИМУМ (max, позначається далі як « \vee »), що приводить до отримання в результаті нечіткої підмножини для змінної виходу з функції належності:

$$\mu_{\Sigma} = C(z) = C_1'(z) \vee C_2'(z) = (\alpha_1 \wedge C_1(z)) \vee (\alpha_2 \wedge C_2(z)).$$

5. Приведення до чіткості здійснюється за центроїдним методом:

$$z_0 = \frac{\int z \mu_{\Sigma}(z) dz}{\int \mu_{\Sigma}(z) dz}.$$

Отже, завдяки описаному математичному апарату ми можемо математично описати необхідні якісні показники («хороший», «критичний»,

«поганий» і т. ін.), що мають «нечіткий» тип змінної, за деякою функцією розподілу і використовувати їх далі як точні. Ця теорія була закладена більше півстоліття тому у фундаментальних роботах Лотфі Заде [3].

Методика побудови нечіткої моделі для визначення фінансового стану підприємства

При побудові нечіткої моделі аналізу фінансового стану підприємства можна виділити декілька етапів.

Етап 1. Вибір показників. Для побудови моделі визначення фінансового стану підприємства сформуємо набір найважливіших показників оцінки цього стану та наведемо їх разом із співвідношеннями для розрахунків. Подібний набір показників і, встановленні значення цих показників, є одним із можливих варіантів, оскільки його формує експерт для кожного окремого підприємства з урахуванням специфіки діяльності підприємства, а також економічного стану країни.

Етап 2. Побудова функцій належності.

Кредитна історія

Кредитна історія = (бездоганна, погана, немає даних)

Вхідна змінна: відповідь на запитання «Чи були простроченості у контрагента з оплати основного боргу або відсотків за раніше отриманими кредитами, у т. ч. в інших банках? ».

Варіанти: (не було, були, немає даних). Відповідності: «не було - бездоганно», «погано-були», «немає даних - немає даних». Спосіб отримання даних: – відповідь людини через діалогове вікно. Вид змінної: в даному випадку – чітка.

Фінансово-економічний стан

Фінансово-економічний стан = (стабільне, негативні тенденції, позитивні тенденції)

Взагалі, для оцінки фінансово-економічного стану використовується три показника – "коефіцієнт незалежності", "моментальна ліквідність", "період

оборотності запасів". Для того, щоб визначити значення лінгвістичної змінної «Фінансово-економічний стан», необхідно порівняти значення вибраних коефіцієнтів за поточний період та за минулий період, т.ч. необхідно обчислити дельту для кожного коефіцієнта, причому вважати раціональніше відносні зміни. Далі для простоти відносні зміни будуть називатися просто «дельти».

Слід звернути увагу, що при зменшенні показників «коефіцієнт незалежності» і «період оборотності запасів» рейтинг зростає, а при зменшенні «моментальної ліквідності» рейтинг падає. Це враховано при складанні функцій належності для термів «негативні тенденції» і «позитивні тенденції».

Будемо розглядати «дельту» для кожного показника як нечітку змінну. Для неї необхідно ввести функцію приналежності. Розглянемо дельту для кожного коефіцієнта окремо.

а) Коефіцієнт незалежності

$$\text{Коефіцієнт фінансової незалежності} = \frac{\text{Власні кошти}}{\text{Запозичені кошти}}$$

Характеризує рівень власних коштів підприємства.

Функція належності «коефіцієнта належності» терму «стабільний»:

$$\mu(d) = \begin{cases} 1 + 20d, & \text{якщо } -0,05 \leq d < 0, \\ 1, & \text{якщо } d = 0, \\ 1 - 20d, & \text{якщо } 0 < d \leq 0,05 \\ 0, & \text{якщо } d \leq -0,05, d \geq 0,05 \end{cases}$$

Графік функції належності зображений на рисунку 1.

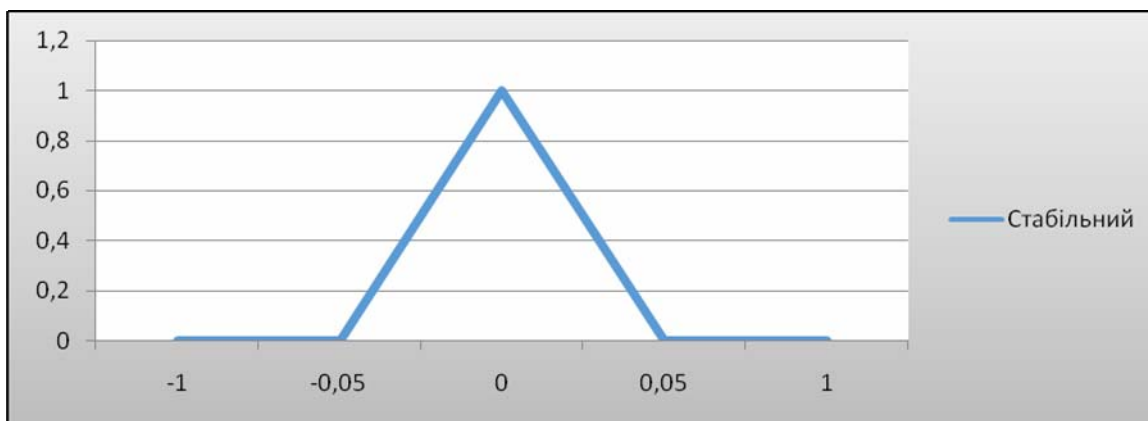


Рис. 1 ФН терму «стабільний»

ФН дельти до терму «негативні тенденції»:

$$\mu(d) = \begin{cases} -20d, & \text{якщо } -0,05 \leq d < 0, \\ 1, & \text{якщо } -1 \leq d < -0,05, \\ 0, & \text{якщо } 0 \leq d \end{cases}$$

Графік функції належності дельти до терму «негативні тенденції» зображений на рисунку 2.

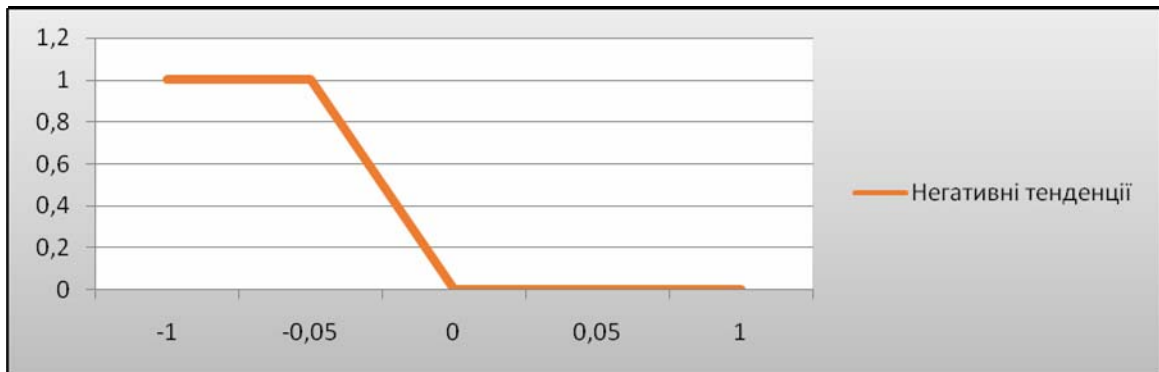


Рис. 2 ФН терму «негативні тенденції»

ФН дельти до терму «позитивні тенденції»:

$$\mu(d) = \begin{cases} 20d, & \text{якщо } 0 < d \leq 0,05, \\ 1, & \text{якщо } 0,05 < d \leq 1, \\ 0, & \text{якщо } d \leq 0 \end{cases}$$

Графік функції належності дельти до терму «позитивні тенденції» зображений на рисунку 3.

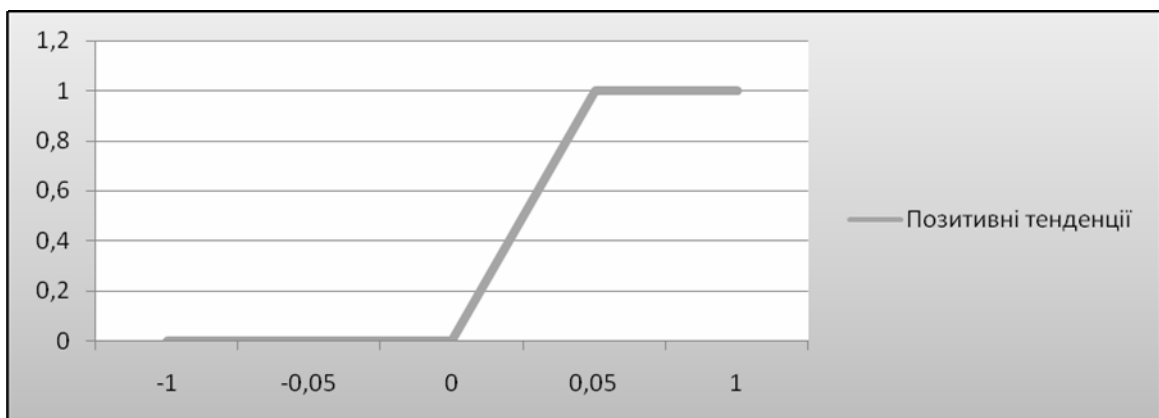


Рис. 3 ФН терму «позитивні тенденції»

б) Коефіцієнт «миттєвої ліквідності»

Коефіцієнт швидкої ліквідності=

$$\frac{\text{Грошові кошти} + \text{Цінні папери} + \text{Дебіторська заборгованість}}{\text{Поточні зобов'язання}}$$

Здатність погашати свої поточні зобов'язання за допомогою найліквідніших активів. Найбільш цінний показник ліквідності, бо в ньому не враховуються запаси.

ФН дельти до терму «стабільний» :

$$\mu(d) = \begin{cases} 1 + 10d, & \text{якщо } -0,1 \leq d < 0, \\ 1, & \text{якщо } d = 0, \\ 1 - 10d, & \text{якщо } 0 < d \leq 0,1, \\ 0, & \text{якщо } d \leq -0,1, d \geq 0,1. \end{cases}$$

ФН дельти до терму «негативні тенденції»:

$$\mu(d) = \begin{cases} -10d, & \text{якщо } -0,1 \leq d < 0, \\ 1, & \text{якщо } -1 \leq d < -0,1, \\ 0, & \text{якщо } 0 \leq d. \end{cases}$$

ФН дельти до терму «позитивні тенденції»:

$$\mu(d) = \begin{cases} 10d, & \text{якщо } 0 < d \leq 0,1, \\ 1, & \text{якщо } 0,1 < d \leq 1, \\ 0, & \text{якщо } d \leq 0. \end{cases}$$

Графік функції належності змінної «Коефіцієнт миттєвої ліквідності» зображений на рисунку 4.

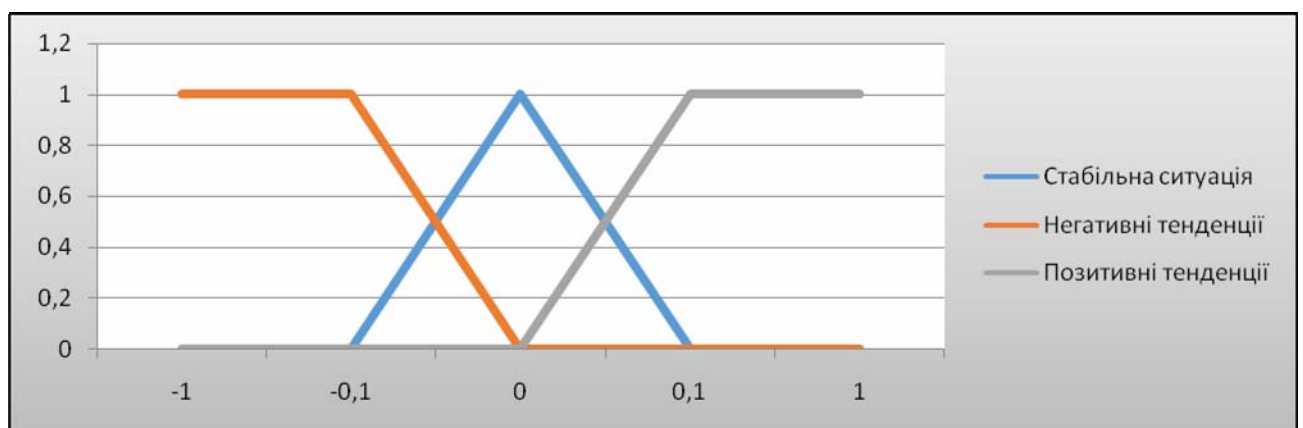


Рис. 4 ФН змінної «Коефіцієнт миттєвої ліквідності»

в) Період оборотності запасів

ФН дельти до терму «стабільний»:

$$\mu(d) = \begin{cases} 1 + 10d, & \text{якщо } -0,1 \leq d < 0, \\ 1, & \text{якщо } d = 0, \\ 1 - 10d, & \text{якщо } 0 < d \leq 0,1, \\ 0, & \text{якщо } d \leq -0,1, d \geq 0,1. \end{cases}$$

ФН дельти до терму «позитивні тенденції»:

$$\mu(d) = \begin{cases} -10d, & \text{якщо } -0,1 \leq d < 0, \\ 1, & \text{якщо } -1 \leq d < -0,1, \\ 0, & \text{якщо } 0 \leq d. \end{cases}$$

ФН дельти до терму «негативні тенденції»:

$$\mu(d) = \begin{cases} 10d, & \text{якщо } 0 < d \leq 0,1, \\ 1, & \text{якщо } 0,1 < d \leq 1, \\ 0, & \text{якщо } d \leq 0. \end{cases}$$

Графік функції належності змінної «Період оборотності запасів» зображений на рисунку 5.

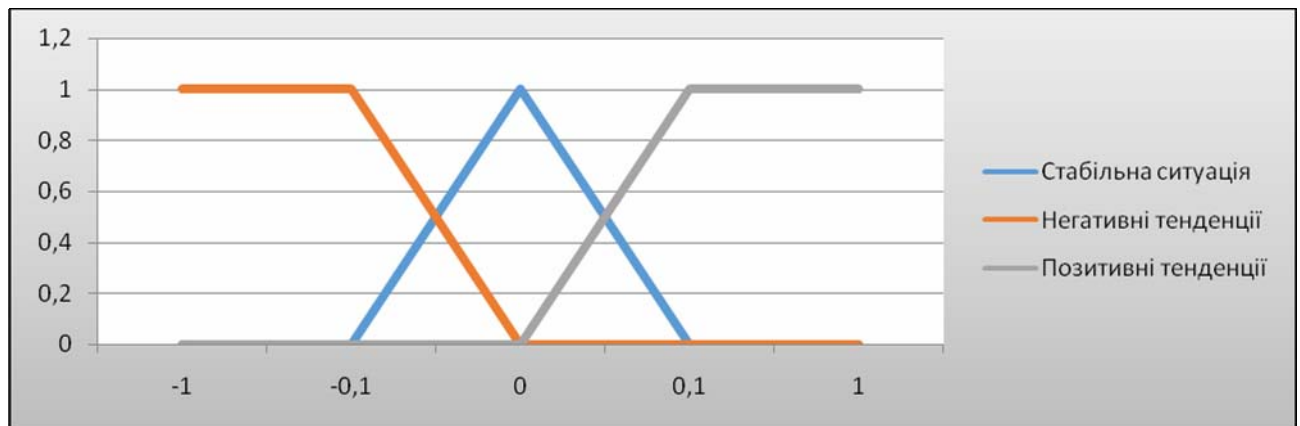


Рис. 5 ФН змінної «Період оборотності запасів»

1. Ймовірність несвоєчасного погашення

ФН дельти до терму «низька»:

$$\mu(d) = \begin{cases} 1 - 20p, & \text{якщо } 0 \leq p < 0,05, \\ 1, & \text{якщо } p = 0, \\ 0, & \text{якщо } 0,05 \leq p. \end{cases}$$

ФН дельти до терму «середня»:

$$\mu(d) = \begin{cases} 3,33 - 33,33p, & \text{якщо } 0,07 \leq p < 0,1, \\ 1, & \text{якщо } 0,05 < p < 0,07, \\ 0, & \text{якщо } p \geq 0,1, p \leq 0,05. \end{cases}$$

ФН дельти до терму «висока»:

$$\mu(d) = \begin{cases} 33,33p - 2,33, & \text{якщо } 0,07 < p \leq 0,1, \\ -5p + 2,5, & \text{якщо } 0,3 < p \leq 0,5, \\ 1, & \text{якщо } 0,1 < p \leq 0,3, \\ 0, & \text{якщо } p \geq 0,5, p \leq 0,07. \end{cases}$$

ФН дельти до терму «дуже висока»:

$$\mu(d) = \begin{cases} 5p - 1,5, & \text{якщо } 0,3 < p < 0,5, \\ 1, & \text{якщо } 0,5 \leq p, \\ 0, & \text{якщо } p \geq 0,3. \end{cases}$$

2. Ризик збитків

Функція належності даної змінної наведена у таблиці 1.

Таблиця 1 ФН ризику збитків

Інтервал значень g	Класифікація рівня параметра	Ступінь оціночної впевненості (функція належності)
$0 \leq g \leq 0.15$	G₅	1
$0.15 < g < 0.25$	G₅	$\mu_5 = 10 \times (0.25 - g)$
	G₄	$1 - \mu_5 = \mu_4$
$0.25 \leq g \leq 0.35$	G₄	1
$0.35 < g < 0.45$	G₄	$\mu_4 = 10 \times (0.45 - g)$
	G₃	$1 - \mu_4 = \mu_3$
$0.45 \leq g \leq 0.55$	G₃	1
$0.55 < g < 0.65$	G₃	$\mu_3 = 10 \times (0.65 - g)$
	G₂	$1 - \mu_3 = \mu_2$
$0.65 \leq g \leq 0.75$	G₂	1
$0.75 < g < 0.85$	G₂	$\mu_2 = 10 \times (0.85 - g)$
	G₁	$1 - \mu_2 = \mu_1$
$0.85 \leq g \leq 1.0$	G₁	1

У даній функції належності g - ризик збитків; G1 - нечітке підмножина станів "граничний ризик збитків"; G2 - нечітке підмножина станів "ступінь ризику збитків висока"; G3 - нечітке підмножина станів "ступінь ризику збитків

середня"; G4 - нечітке підмножина станів «низька ступінь ризику збитків»; G5 - нечітке підмножина станів "ризик збитків незначний".

3. Стан документації

ФН до терму «Хороше»:

$$\mu(x) = \begin{cases} 0, & \text{якщо } x < 6, \\ \frac{(x-6)}{2}, & \text{якщо } 6 \leq x < 8, \\ 1, & \text{якщо } 8 \leq x \leq 10. \end{cases}$$

ФН до терму «Нормальне»:

$$\mu(x) = \begin{cases} 0, & \text{якщо } x < 2, x > 8, \\ \frac{(x-2)}{2}, & \text{якщо } 2 \leq x < 4, \\ 1, & \text{якщо } 4 \leq x < 6, \\ \frac{(8-x)}{2}, & \text{якщо } 6 \leq x \leq 8. \end{cases}$$

ФН до терму «Погане»:

$$\mu(x) = \begin{cases} 1, & \text{якщо } x < 2, \\ \frac{(4-x)}{2}, & \text{якщо } 2 \leq x < 4, \\ 0, & \text{якщо } x \geq 4. \end{cases}$$

Графік функції належності змінної «Стан документації» зображений на рисунку 6.

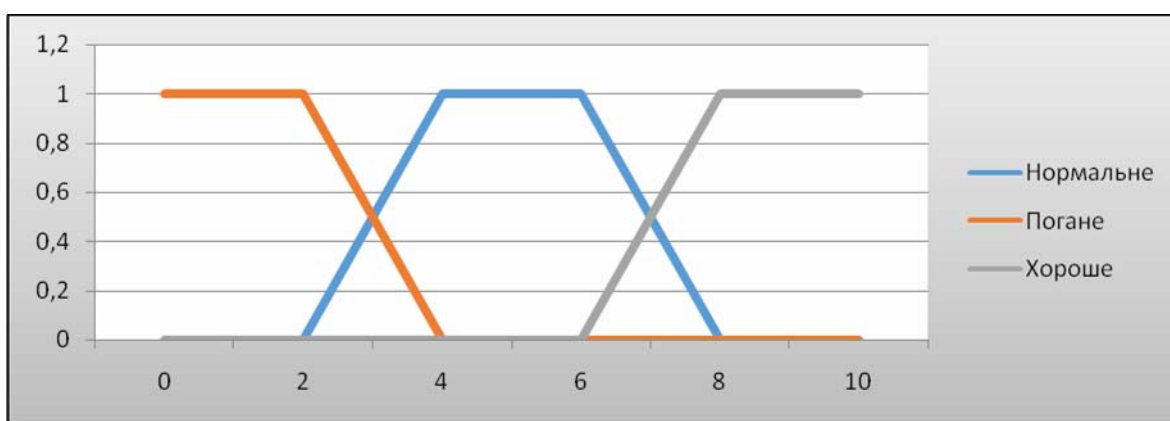


Рис. 6 ФН змінної «Стан документації»

4. Банкрутство

Банкрут = (так, ні)

Вхідна змінна - відповідь на запитання «Визнано підприємство банкрутом». Варіант – (так, ні). Спосіб отримання даних - відповідь через діалогове вікно. Вид змінної – чітка.

5. Фінансове забезпечення

ФН до терму «Першокласне»:

$$\mu(x) = \begin{cases} 0, \text{ якщо } 0.8 < x, x > 1, \\ 1, \text{ якщо } x = 1, \\ 10x - 8, \text{ якщо } 0.8 \leq x \leq 1. \end{cases}$$

ФН до терму «Ліквідне»:

$$\mu(x) = \begin{cases} 0, \text{ якщо } 0.6 < x, x > 0.8, \\ 1, \text{ якщо } x = 0.8, \\ 5x - 3, \text{ якщо } 0.8 \leq x \leq 1. \end{cases}$$

ФН до терму «Неліквідне»:

$$\mu(x) = \begin{cases} 0, \text{ якщо } 0.4 < x, x > 0.6, \\ 1, \text{ якщо } x = 0.6, \\ 5x - 2, \text{ якщо } 0.4 \leq x \leq 0.6. \end{cases}$$

ФН до терму «Відсутнє»:

$$\mu(x) = \begin{cases} 0, \text{ якщо } 0.2 < x, x > 0.4, \\ 1, \text{ якщо } x = 0.4, \\ 5x - 1, \text{ якщо } 0.2 \leq x \leq 0.4. \end{cases}$$

ФН до терму «Можливість проблем»:

$$\mu(x) = \begin{cases} 0, \text{ якщо } 0 < x, x > 0.2, \\ 1, \text{ якщо } x = 0.2, \\ 5x, \text{ якщо } 0 \leq x \leq 0.2. \end{cases}$$

6. Платоспроможність

Платоспроможність = (висока, середня, низька)

Вхідна змінна - відповідь на запитання «Платоспроможність контрагента». Варіанти - (висока, середня, низька). Спосіб отримання даних - відповідь через діалогове вікно. Вид змінної - в даному випадку - нечітка.

7. Функція належності для вихідної змінної

Вихідною результуючою змінною є оцінка фінансового стану підприємства, яка є основою для подальшого прийняття рішення. Наведемо ФН для вихідної змінної - рейтинг позичальника.

ФН к терму «Клас Д»:

$$\mu(x) = \begin{cases} 0.5r + 0.25, \text{ якщо } -0.5 < r < 1.5, \\ 1, \text{ якщо } r = 1.5, \\ 0, \text{ якщо } r \leq -0.5 \text{ та } r \geq 1.5. \end{cases}$$

ФН к терму «Клас Г»:

$$\mu(x) = \begin{cases} 0,5r - 0,75, & \text{якщо } 1,5 < r < 3,5, \\ 1, & \text{якщо } r = 3,5, \\ 0, & \text{якщо } r \leq 1,5 \text{ та } r \geq 3,5. \end{cases}$$

ФН к терму «Клас В»:

$$\mu(x) = \begin{cases} 0,5r - 1,75, & \text{якщо } 3,5 < r < 5,5, \\ 1, & \text{якщо } r = 5,5, \\ 0, & \text{якщо } r \leq 3,5 \text{ та } r \geq 5,5. \end{cases}$$

ФН к терму «Клас Б»:

$$\mu(x) = \begin{cases} 0,5r - 2,75, & \text{якщо } 5,5 < r < 7,5, \\ 1, & \text{якщо } r = 7,5, \\ 0, & \text{якщо } r \leq 5,5 \text{ та } r \geq 7,5. \end{cases}$$

ФН к терму «Клас А»:

$$\mu(x) = \begin{cases} 0,5r - 3,75, & \text{якщо } 7,5 < r < 9,5, \\ 1, & \text{якщо } r = 9,5, \\ 0, & \text{якщо } r \leq 7,5 \text{ та } r \geq 9,5. \end{cases}$$

Графік функції належності вихідної змінної зображений на рисунку 7.

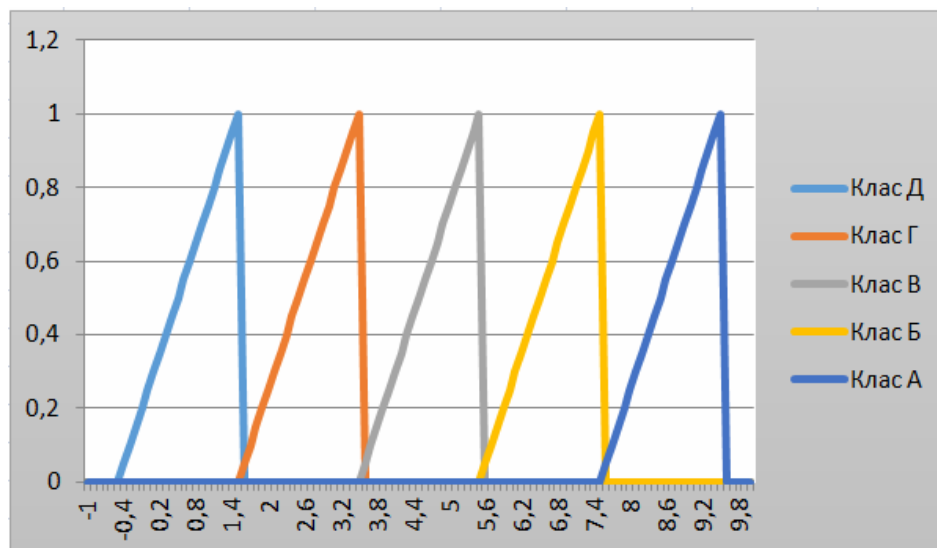


Рис. 7 ФН функції вихідної змінної

Використовується метод Мамдані, як метод формування нечіткого висновку, який забезпечує прийнятну точність оцінок.

3. Формування множини правил

Для оцінки класу позичальника на основі рейтингу використовуються такі правила формування висновку:

1. Якщо $-0,50 \leq \text{рейтинг} < 1,50$, то рейтинг-клас = Д.

2. Якщо $1.50 \leq \text{рейтинг} < 3.50$, то рейтинг-клас = Г.
3. Якщо $3.50 \leq \text{рейтинг} < 5.50$, то рейтинг-клас = В.
4. Якщо $5.50 \leq \text{рейтинг} < 7.50$, то рейтинг-клас = Б.
5. Якщо $7.50 \leq \text{рейтинг} \leq 9.50$, то рейтинг-клас = А.

Застосування методики визначення кредитоспроможності на основі нечіткої логіки

Розглянемо застосування описаної методики визначення фінансового стану підприємства з використанням апарату нечіткої логіки на 2-ох прикладах..

- **Оцінка стану підприємства ВАТ "Галенергобудпром"**
- **Вихідні дані наведені на рис. 8.**

Введення даних фінансової звітності			
Назва підприємства	ВАТ "Галенергобудпром"	Коефіцієнт незалежності	0,78
Всього активів	21144	Миттєва ліквідність	0,74
Фінансово-економічний стан	Позитивний	Поточна дебіторська заборгованість	2954
Кредитна історія	Бездогана	Дохід від реалізації продукції	27285
Оборотні активи	8483	Період оборотності запасів	122
Власні кошти	16599	Позикові кошти	4545
Забезпечення	Першокласне	Ризик збитків	0,1
Короткостроково кредиторська заборгованість	811	Стан документації	10
Грошові кошти	676	Банкрот	Ні
Маневреність власних коштів	0,5		

Рис. 8 Дані фінансової звітності підприємства ВАТ «Галенергобудпром»

- | | |
|-------------------------------|-----------|
| 1. Назва підприємства | ВАТ |
| «Галенергобудпром» | |
| 2. Всього активів | 2114 |
| 3. Фінансово-економічний стан | Позитивні |
| тенденції | |

4. Кредитна історія	Бездоганна
5. Оборотні активи	8483
6. Власні кошти	16599
7. Забезпечення	Першокласне
8. Короткострокова дебіторська заборгованість	811
9. Грошові кошти	676
10. Маневреність власних коштів	0,5
11. Платоспроможність	Висока
12. Коефіцієнт незалежності	0,78
13. Миттєва ліквідність	0,74
14. Поточна дебіторська заборгованість	2954
15. Дохід від реалізації продукції	27285
16. Період оборотності запасів	122
17. Позикові кошти	4545
18. Ризик збитків	0,1
19. Стан документації	10
20. Банкрот	Ні

Результати роботи програми для оцінки фінансового стану підприємства ВАТ "Галенергобудпром":

- Рейтингова оцінка: 7
- Клас Б

Висновок/рекомендація стосовно фінансового стану підприємства ВАТ "Галенергобудпром":

У результаті оцінки підприємства ми отримали рейтинговий бал «Б». Аналізуючи вихідні дані, а також фінансові показники прибутковості підприємства ВАТ "Галенергобудпром", можемо визначити, що рівень ризику виникнення тимчасової неплатоспроможності підприємства в середньостроковій перспективі є невисоким. Майже відсутні свідчення про можливі затримки з поверненням основної суми боргу та / або зі сплатою

відсотків; недоліки в діяльності контрагента, які належать до класу «Б», мають бути лише потенційними.

- Оцінка фінансового стану підприємства ТОВ «Індагро»
- Вихідні дані:

Дані	Результати	Завантаження даних	
Введення даних фінансової звітності			
Назва підприємства	ТОВ "Індагро"	Коефіцієнт незалежності	0,36
Всього активів	1000	Миттєва ліквідність	0,14
Фінансово-економічний стан	Позитивні Тенд	Поточна дебіторська заборгованість	300
Кредитна історія	Бездоганна	Дохід від реалізації продукції	514
Оборотні активи	655	Період оборотності запасів	40
Власні кошти	1144	Позикові кошти	200
Забезпечення	Ліквідне	Ризик збиків	0,2
Короткостроково кредиторська заборгованість	401	Стан документації	7
Грошові кошти	514	Банкрот	Ні
Маневреність власних коштів	0,75		

Рис. 9 Вхідні дані підприємства ТОВ «Індагро»

1. Назва підприємства	ТОВ «Індагро»
2. Всього активів	1000
3. Фінансово-економічний стан тенденції	Позитивні
4. Кредитна історія	Бездоганна
5. Оборотні активи	655
6. Власні кошти	1144
7. Забезпечення	Ліквідне
8. Короткострокова дебіторська заборгованість	401
9. Грошові кошти	514
10. Маневреність власних коштів	0,75
11. Платоспроможність	Середня

12. Коефіцієнт незалежності	0,36
13. Миттєва ліквідність	0,14
14. Поточна дебіторська заборгованість	300
15. Дохід від реалізації продукції	514
16. Період оборотності запасів	40
17. Позикові кошти	200
18. Ризик збитків	0,2
19. Стан документації	7
20. Банкрот	Ні

Результати роботи програми для оцінки фінансового стану підприємства ТОВ «Індагро» наведені на рис. 10.

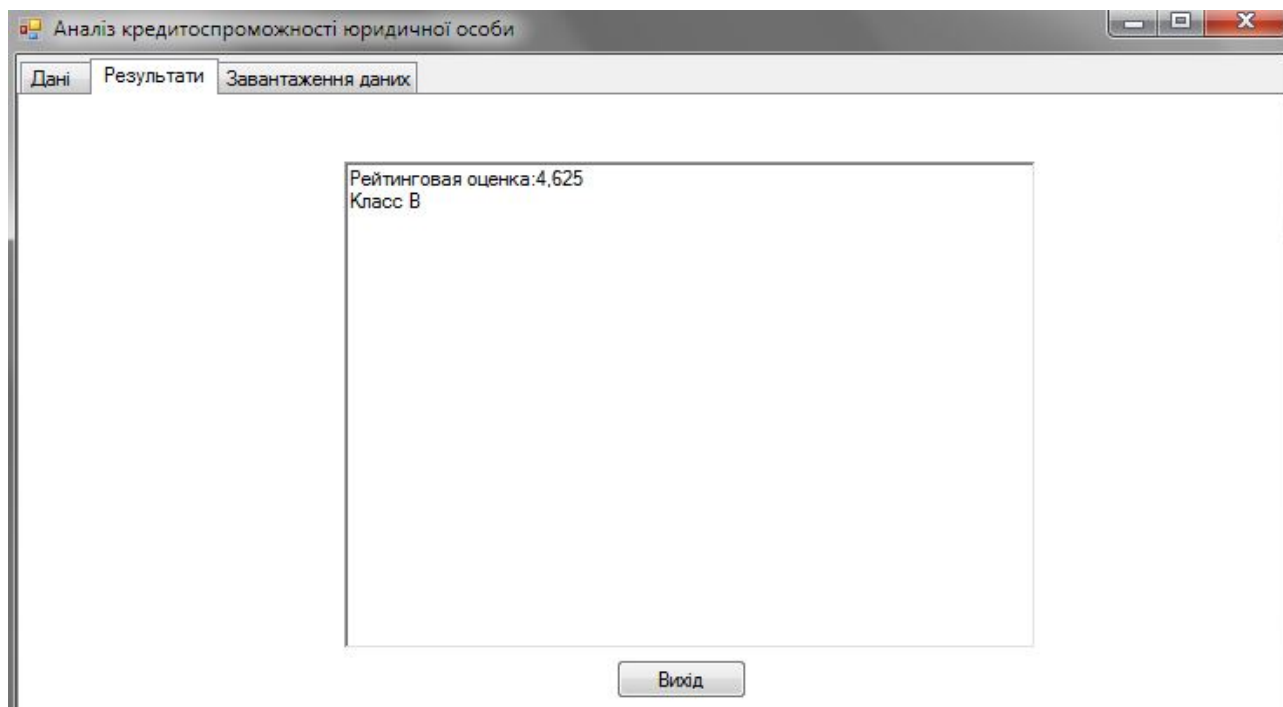


Рис. 10 Вікно виводу результатів програми

Висновок/рекомендація стосовно фінансового стану підприємства ТОВ «Індагро»:

У результаті оцінювання підприємства ми отримали: рейтингова оцінка: 4,625 та клас В. Аналізуючи вихідні дані, а також фінансові показники прибутковості підприємства ТОВ «Індагро», можемо визначити, що є ймовірність несвоєчасного погашення кредитної заборгованості в повній сумі і в строки, передбачені договором, якщо недоліки не будуть усунені. Спостерігається можливість виправлення ситуації.

Аналіз отриманих результатів. Для аналізу результатів прогнозу були взяті фінансові показники 30 промислових підприємств, за 2013 та 2014 роки. Також було проведено порівняння з найбільш поширеними моделями, що використовуються для діагностики кризового стану підприємства: модель Альтмана, модель Спрінгейта.

Модель Альтмана має такий вигляд:

$$Z = 1,2x_1 + 1,4x_2 + 3,3x_3 + 0,6x_4 + 1,0x_5,$$

де Z – інтегральний показник;

x_1 – власні оборотні кошти (робочий капітал) /сума активів;

x_2 – реінвестований прибуток/сума активів;

x_3 – прибуток до виплати відсотків і податків/сума активів;

x_4 – ринкова вартість власного капіталу/позичений капітал;

x_5 – виручка від реалізації продукції, товарів послуг/сума активів.

Достовірність банкрутства в моделі оцінюється залежно від значення

Z –розрахунку, обчисленого за реальними даними підприємства:

- до 1,8 – дуже висока;
- від 1,81 до 2,7 – висока;
- від 2,71 до 2,99 – можлива;
- понад 3,0 – дуже низька.

Інтервали $1,81 < Z < 2,7$ і $2,71 < Z < 2,99$ – це «темна зона» (велика достовірність помилки).

Для оцінки вірогідності банкрутства використовується модель Спрінгейта:

$$Z = 1,03x_1 + 3,07x_2 + 0,66x_3 + 0,4x_4,$$

де x_1 – робочий капітал/сума активів; x_2 – прибуток до сплати податків і відсотків/сума активів; x_3 – прибуток до сплати податків/короткострокова заборгованість; x_4 – виручка від реалізації продукції, товарів, послуг/сума активів.

Якщо $Z < 0,862$, то підприємство є потенційним банкрутом[3].

У таблиці 2 наведені результати прогнозу у процентах, що були отриманні для тридцяти різних за фінансовим станом підприємств.

Таблиця 2 Результати прогнозування стану підприємства

Назва моделі	Процент вірного прогнозу
Нечітка модель	83,3
Модель Спрінгейта	73,3
МодельАльтмана	72,5

Висновки

Як видно з результатів, найкращою для розв'язання поставленої задачі виявилась нечітка модель.

Перевагами побудованих моделей є такі:

- інформація для розрахунку всіх показників доступна і міститься у фінансовій звітності;
- моделі дієві на практиці і мають достатньо високу точності;
- моделі були побудовані на основі українських підприємств, тому враховують всі особливості української економіки;
- в моделях задіяні найважливіші показники підприємства;
- моделі також враховують специфіку діяльності підприємства залежно від галузі;
- існують розбіжності у врахуванні вагомості окремих показників у моделях;
- є можливість прогнозувати на декілька кроків вперед.

До недоліків можна віднести наступне:

- моделі доволі трудомісткі;

- моделі враховують тільки балансові показники та показники звіту про фінансові результати;
- є ризик, що не всі дані, на яких будувалися моделі були достовірними і відповідали дійсності відповідних підприємств.

Отже, побудовані моделі придатні для оцінювання фінансового стану українських промислових підприємств і мають достатньо високі прогнозуючі властивості.

Список використаної літератури

1. Саитгареева Р.Ш., Колесников А.А. Применение механизмов нечеткой логики для оценки финансово-хозяйственного состояния предприятия // Вестник ВЕГУ № 2 (40), 2009 [Електронний ресурс] // Режим доступу: <http://www.work.vegu.ru/vegu/vestnik/DocLib/Саитгареева.pdf>
2. Зайченко Ю.П. Анализ кредитных рисков с использованием систем с нечеткой логикой и нечетких нейронных сетей. – Матеріали XI Міжнародної науково-технічної конференції. – «Системний аналіз та інформаційні технології, САІТ-2009». 26-30 травня 2009 р. Київ, Україна. – с.305.
3. Недосекин А. Методологические основы моделирования финансовой деятельности с использованием нечетко-множественных описаний. – СПб: 2003. – 280 с.
4. Зайченко Ю.П. Нечеткие модели и методы в интеллектуальных системах. – К.: 2008 – 334 с.

АДАПТИВНЕ ОЦІНЮВАННЯ МОДЕЛЕЙ ТА ПРОГНОЗУВАННЯ ГЕТЕРОСКЕДАСТИЧНИХ ПРОЦЕСІВ

В.Ю.Ющенко, П.І. Бідюк

Вступ. Гетероскедастичні процеси (ГСП) надзвичайно поширені у різноманітних галузях, зокрема у економічних, фінансових, деяких технічних та технологічних системах. Теорія ГСП виникла відносно нещодавно і є перспективним напрямом досліджень та придатна для її подальшого практичного застосування. В роботі [1] описуються деякі базові моделі гетероскедастичних процесів та методів оцінювання їх параметрів, а також і деякі їх модифікації.

Моделі ГСП відображають динаміку зміни волатильності (стандартного відхилення), що використовується як параметр під час торгових операцій і характеризує міру ризику при інвестуванні[2].

Для даних процесів необхідний гнучкий підхід щодо побудови моделей, методики оцінювання та прогнозування. Оцінки прогнозів волатильності (або ж мінливості процесів) необхідні особі, що приймає рішення (ОПР), для формування правил стосовно купівлі або продажу цінних паперів на біржі. Необхідно зазначити, що прогнозовані значення мають бути отримані своєчасно та задовольняти певним критеріям точності оцінок (якості).

Дана проблематика широко розглядалася і продовжує залишатись предметом досліджень як для вітчизняних, так і зарубіжних вчених. В роботі [3] запропонований загальний підхід до адаптації моделі до часового ряду, що розглядається. Перевагою цієї методики є відносна

простота алгоритму і його вичерпність, однак відсутній поетапний розгляд процесу побудови моделі для гетероскедастичних процесів.

В роботі [4] подано адаптивний алгоритм знаходження оцінок з врахуванням виконання умови про нормальність чи ненормальність залишків з використанням методу максимальної правдоподібності (ММП) та методу псевдомаксимальної правдоподібності (МПМП).

Модифікацією попереднього алгоритму є алгоритм адаптації для моделей класу ARCH з використанням двоетапного методу зважених найменших квадратів [5].

Наведені алгоритми в [4,5] є точними, але водночас громіздкими та потребують значну кількість обчислень. Відповідно до цього, необхідно модифікувати алгоритм, що дозволить за відносно швидко знаходити адекватну модель гетероскедастичного процесу і за нею обчислювати прогноз.

Дослідження присвячене побудові адаптивного алгоритму оцінювання моделей нестационарних гетероскедастичних процесів у фінансах, побудові адекватної моделі умовної дисперсії та застосування її до короткострокового прогнозування.

Постановка задачі. Створення адаптивного алгоритму оцінювання для нестационарних гетероскедастичних процесів та побудова короткострокового прогнозу.

Відповідно до поставленої мети поставлені та вирішені такі задачі:

- виконати аналіз існуючих структур моделей гетероскедастичних процесів;
- запропонувати алгоритм адаптації моделі до вихідних даних;
- навести короткий огляд методів оцінювання параметрів моделей та процедуру короткострокового прогнозування умовної

дисперсії;

- виконати обчислювальні експерименти за допомогою розробленої СППР з метою перевірки коректності побудованих методів і моделей.

Практична значимість роботи полягає у підвищенні ефективності при прийнятті рішень за рахунок автоматичного вибору моделей. Адаптивний алгоритм застосовано для прогнозування курсу коливань валютної пари гривня/рубль.

Теоретичні основи побудови моделі ГСП. В роботі використано відомі моделі умовної дисперсії, які у багатьох випадках є базовими і застосовуються на практиці для дослідження економічних процесів. Відносно простою моделлю умовної дисперсії є авторегресійна умовно гетероскедастична модель порядку p (АРУГ(p)):

$$\varepsilon^2(k) = \beta_0 + \sum_{i=1}^p \beta_i \varepsilon^2(k-i) + v(k), \quad (1)$$

де $\varepsilon^2(k)$ – квадрати залишків моделі авторегресії низького порядку для основної змінної;

$v(k)$ – похибка моделі в дискретний момент часу k (неперервний час t зв'язаний з дискретним k через період дискретизації вимірів: $t = kT_s$).

Модифікацією цієї моделі є узагальнена авторегресійна умовно гетероскедастична модель (УАРУГ(p, q)). Вона визначається як:

$$h(k) = \beta_0 + \sum_{i=1}^p \beta_i \varepsilon^2(k-i) + \sum_{j=1}^q \alpha_j h(k-j) + v(k), \quad (2)$$

де $\alpha, \beta \geq 0$ (для уникнення появи від'ємної умовної дисперсії).

Звичайний однокроковий прогноз в цьому випадку виглядатиме як:

$$h(k) = \beta_0 + \sum_{i=1}^p \beta_i \varepsilon^2(k-i) + \sum_{j=1}^q \alpha_j h(k-j). \quad (3)$$

Представлені АРУГ та УАРУГ мають такі недоліки:

- відносна простота структури;
- неврахування від'ємності або додатності похибок моделі, що впливають на умовну дисперсію;
- обмеження області допустимих значень параметрів.

Подальшим ускладненням структури моделей типу УАРУГ є експоненціальна модель УАРУГ, що описує умовну дисперсію як асиметричну функцію випадкового процесу $\{\varepsilon(k)\}$:

$$\log[h(k)] = \alpha_0 + \sum_{i=1}^p \alpha_i \frac{|\varepsilon(k-i)|}{h(k-i)} + \sum_{i=1}^p \gamma_i \frac{\varepsilon(k-i)}{h(k-i)} + \sum_{j=1}^q \beta_j \log[h(k-j)] + v(k). \quad (4)$$

Модель (4), як правило, надає можливість отримати кращі оцінки короткострокових прогнозів умовної дисперсії порівняно з моделями (1) – (2). Це можна пояснити тим, що вона враховує вплив на $h(k)$ додатних і від'ємних значень випадкового процесу $\{\varepsilon(k)\}$.

Методами оцінювання взяті метод найменших квадратів (МНК) та метод максимальної правдоподібності.

Суть ММП полягає у знаходженні оцінки $\theta = \arg \max L(\theta) \in \Theta(\theta)$, де $L(\theta)$ – функція правдоподібності; $\Theta(\theta)$ множина допустимих параметрів. Нехай задана вибірка $\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ з n незалежних однаково розподілених спостережень величини x , тоді:

$$L(\theta | x_1, x_2, \dots, x_n) = f(x_1, x_2, \dots, x_n | \theta) = \prod_{i=1}^n f(x_i | \theta)$$

Для зручності обчислень можна використовувати логарифмовану функцію правдоподібності $\ln[L(\theta | x_1, x_2, \dots, x_n)] = \sum_{i=1}^n \ln\{f(x_i | \theta)\}$ та шукати оцінку як $\theta = \arg \max \ln[L(\theta)]$. Вважаємо, що спостереження $\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ мають нормальний розподіл з невідомими параметрами $\theta = \{\mu, \sigma^2\}$, тоді:

$$\begin{aligned} L(\theta | x_1, x_2, \dots, x_n) &= \sum_{i=1}^n \ln\left\{\frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} e^{-\frac{(x_i-\mu)^2}{2\sigma^2}}\right\} = \sum_{i=1}^n \left(-\frac{1}{2} \ln 2\pi - \ln \sigma - \frac{(x_i - \mu)^2}{2\sigma^2}\right) = \\ &= -\frac{n}{2} \ln 2\pi - n \ln \sigma - \frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2. \end{aligned}$$

Щоб уникнути невідповідностей моделі до даних, пропонується ввести адаптивну процедуру оцінювання моделей, що складається із двох частин:

- структурна адаптація;
- параметрична адаптація.

Ідея структурної адаптації полягає в зміні структури концепції моделі відповідно до наявних даних і вибору найбільш підходящої моделі. При цьому можна змінювати порядок моделі, її розмірність, час запізнення по входу (лаги для регресорів), тип не лінійності та тип розподілу випадкового процесу у правій частині моделі. Параметрична адаптація полягає у повторному оцінюванні параметрів моделі без зміни структури. Алгоритм завжди є циклічним, він функціонує до тих пір, поки ОПР не влаштують характеристики якості моделі та прогнозу. Очевидно, що вирішальну роль відіграє якість прогнозу, якщо модель будується для розв'язання цієї задачі. У випадку, коли модель призначена для синтезу системи керування, то вирішальну роль відіграє якість керування досліджуваним процесом.

Паралельно можуть надходити нові дані, на основі яких модель уточнюється. Це дозволить прискорено повторно обчислювати прогнозовані значення та прийняти відповідне рішення на основі оцінок прогнозів. Адаптивний алгоритм оцінювання представлений вигляді схеми на рисунку 1.

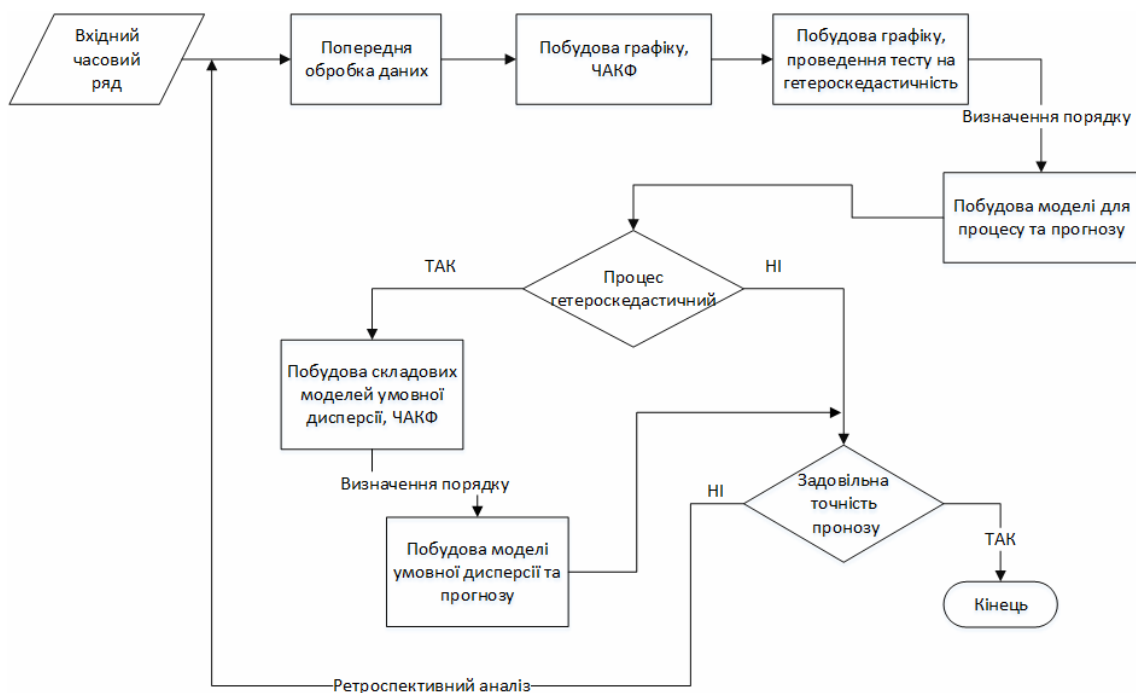


Рис. 1 Структурна схема алгоритму

В якості тесту на гетероскедастичність для системи був взятий так званий спрощений тест, який полягає у перевірці гіпотези щодо наявності значущих параметрів у рівнянні для квадратів залишків, які утворюються як різниця між фактичним значенням та оціненими за моделлю $AR(p)$ низького порядку (як правило, першого або другого) [6]. Після обрахунку ЧАКФ для квадратів залишків будується авто регресія

на їх основі і прийнята гіпотеза стосовно гетероскедастичності процесу підтверджується чи відхиляється.

Приклад застосування методики. Оцінювання параметрів моделей та побудова прогнозу здійснюється за допомогою розробленої СППР на мові VisualC++, що реалізує адаптивний алгоритм оцінювання. Коректність роботи алгоритму порівнювалась з економетричною системою Eviews 7. В якості вихідних даних взято часовий ряд коливання цін валютної пари гривня/рубль з травня 2014 по травень 2015 [7]. Значення спостережуваного періоду зображені на рисунку 2.

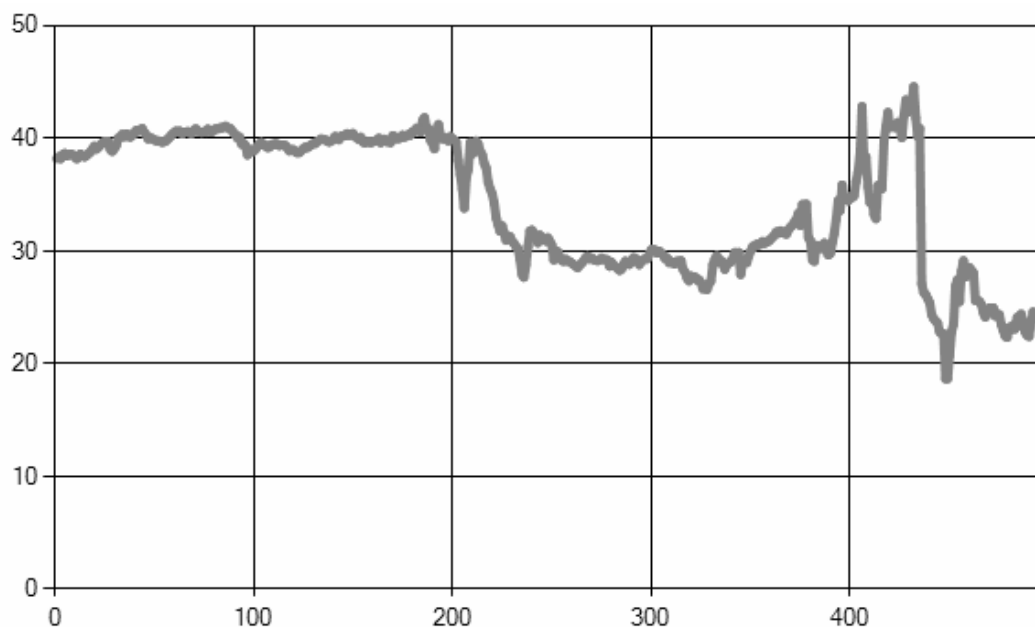


Рис. 2 Графік коливань валютної пари грн/руб

Вся вибірка розбивається на навчальну та перевірочну. Перевірочна складається з 15 значень. На наступних кроках обрані найбільш підходящі моделі кожного типу та обчислені характеристики якості моделей й прогнозів.

Таблиця 1 Характеристики моделі АРКС(4,6)

	Тип моделі	Якість моделі			Якість прогнозу		
		R ²	SSE	DW	СКП	САПП	коэф. Тейла
Eviews	АРКС(4,6)	0,971800	440,7188	2,009218	0,794618	2,887557	0,016970
СППР	АРКС(4,6)	0,970182	456,550022	1,992692	0,703975	2,512977	0,015102

Після автоматичного визначення порядку моделей оцінюються її параметри найбільш підходящим методом. Характеристики якостей моделей умовної дисперсії та прогнозів наведені в таблицях 2,3 і 4.

Таблиця 2 Характеристики моделі АРУГ(12)

	Тип моделі	Якість моделі			Якість прогнозу		
		R ²	SSE	DW	СКП	САПП	коэф. Тейла
Eviews	АРУГ(12)	0,012537	30916,20	1,999197	0,519017	1682,03	0,333097
СППР	АРУГ(12)	0,012508	30757,58	1,999235	0,5003	1158,59	0,322107

Відповідно до отриманих значень модель АРУГ(12) не є достатньо адекватною, оскільки умовна дисперсія змінюється за складнішими законами.

Таблиця 3 Характеристики моделі УАРУГ(12,1)

	Тип моделі	Якість моделі			Якість прогнозу		
		R ²	SSE	DW	СКП	САПП	коэф. Тейла
Eviews	УАРУГ(12,1)	0,999892	0,200708	0,136327	0,005082	0,073679	0,000435
СППР	УАРУГ(12,1)	0,999925	5,314806	0,099615	0,070424	0,178867	0,001019

Як видно з таблиці 3, характеристики для моделі УАРУГ(12,1) дещо гірші, ніж в Eviews. Характеристики моделі ЕУАРУГ (12,3) представлені в таблиці 4.

Таблиця 4 Характеристики моделі ЕУАРУГ(12,3)

	Тип моделі	Якість моделі			Якість прогнозу		
		R ²	SSE	DW	СКП	САПП	коэф. Тейла
Eviews	ЕУАРУГ (12,3)	0,999826	0,067493	2,009524	0,001708	0,075794	0,000484
СППР	ЕУАРУГ (12,3)	0,999942	0,094666	2,079587	0,003073	0,080985	0,000694

Модель ЕУАРУГ (12,3) виявилася найбільш адекватною моделлю, що описує умовну дисперсію.

Аналіз отриманих результатів. Із таблиць 2 – 4 видно, що характеристики якостей, отримані в різних системах є співвідносними і різняться не сильно. САПП для умовної дисперсії з застосуванням алгоритму адаптації для коректних моделей приймає значення від 0,07 % до 0,17%, що є цілком сприйнятливим та забезпечує необхідну точність прогнозування.

Висновки

Виконано побудову моделей умовної дисперсії на основі статистичних даних для валютної пари грн/руб. Результати обчислювальних експериментів стосовно прогнозування на базі побудованих моделей свідчать, що СППР, що реалізує адаптивний алгоритм, забезпечує отримання високоякісних оцінок прогнозів.

Характеристики моделей та прогнозів зіставлені з економетричною системою Eviews, що довела коректність роботи алгоритму. При цьому середня абсолютна похибка у процентах склала 0,07 % до 0,17%, що можна трактувати як задовільну точність прогнозування.

Таким чином, адаптивне оцінювання моделей ГСП сприяє підвищенню швидкості при прийнятті рішень та не поступається у точності в порівнянні з іншими економетричними системами. У подальших дослідженнях планується покращення створеного адаптивного алгоритму шляхом введення комбінованих критеріїв якості, а також введення модифікації в методи оцінювання параметрів і в наявні моделі з метою збільшення точності прогнозу умовної дисперсії.

Література

1. James D. Hamilton, TimeSeriesAnalysis / James D. Hamilton – Princeton: PrincetonUniversityPress, 1994. – 814 p.
2. Poon Ser-Huang, A practicalguideforforecastingfinancialmarketvolatility / Ser-Huang Poon. – Chichester: JohnWiley&Sons. – 2005. – 238 p.
3. Бідюк П.І. Проектування комп'ютерних інформаційних систем підтримки прийняття рішень: Навчальний посібник / П.І. Бідюк, Л.О. Коршевнюк. – Київ: ННК “ІПСА” НТУУ “КПІ”, 2010. – 340 с.
4. LintonO. Adaptive estimation in ARCH models/Oliver Linton // Econometric theory. – 1996. – №9.–539-569p.
5. Aslam M.Adaptive procedures for estimation of linear regression models with known and unknown heteroscedastic errors/Muhammad Aslam. – 2005. – pp. 62-84.
6. Бідюк П.І. Моделювання і прогнозування гетероскедастичних процесів / П.І. Бідюк, В.І. Литвиненко, А.В. Слободенюк // Комп'ютерні технології. – 2003. – №4. – 2 – 16 с.
7. Фінансовий портал Мінфін.[Електронний ресурс]. – Режим доступу: <http://minfin.com.ua/currency/rub/>

ПОБУДОВА МОДЕЛЕЙ ГЕТЕРОСКЕДАСТИЧНИХ ПРОЦЕСІВ

Біла А.І., Бідюк П.І.

Вступ

Гетероскедастичні процеси (ГСП) – це процеси із змінною у часі дисперсією, які зустрічаються в економіці, фінансах, технологічних процесах та багатьох інших галузях діяльності. На сьогодні відома множина моделей ГСП, які широко використовуються на практиці для математичного опису і прогнозування умовної дисперсії. Сучасні методи аналізу фінансових процесів значною мірою ґрунтуються на використанні математичних моделей, які описують динаміку самого процесу (ціноутворення, доходність, інвестиційні процеси, цінові індикатори тощо), тренд, дисперсію, періодичні ефекти, стрибкоподібні зміни та різні нелінійні ефекти. Особливо часто необхідно моделювати динаміку дисперсії процесу (або відповідного стандартного відхилення), яка необхідна для аналізу стаціонарності, обчислення ринкових фінансових ризиків, прийняття рішень при виконанні торгових операцій з фінансовими активами, для формування портфелів фінансових активів та побудови систем підтримки прийняття рішень для керування фінансовими потоками [1, 2, 3]. Стандартне відхилення в аналізі фінансових процесів називають волатильністю. Її можна визначити як міру мінливості (варіабельності) випадкової складової часового ряду, який характеризує поведінку фінансової змінної. Волатильність – це неспостережуваний параметр, а тому її необхідно коректно оцінювати на основі спостережень основної змінної. Простим популярним підходом до оцінювання волатильності при аналізі можливих втрат є використання квадратів інновацій для щоденних значень фінансового процесу (наприклад, доходності).

Незважаючи на те, що квадрати інновацій – це зашумлені історичні (минулі) оцінки волатильності, вони відображають її основну властивість –

наявність змін у часі. Іншою властивістю волатильності є те, що її поточні значення пов'язані з минулими, тобто спостерігається кластерний характер її змін у часі або персистентність. Ступінь цього взаємозв'язку важлива з економічної точки зору, оскільки це дає можливість встановити тривалість відповідних цінових шоків та їх вплив на величину ризику. Наявність персистентності також важлива з точки зору можливості її прогнозування. Це дає змогу прогнозувати волатильність з більшою точністю, ніж сам процес ціноутворення або доходності. Однією з ключових моделей, які використовують для опису умовної дисперсії, є узагальнена авторегресія із умовною гетероскедастичністю, що має структуру авторегресії з ковзним середнім [3, 4]. Недоліком цієї моделі є те, що згідно з таким описом волатильність експоненційно згасає в часі, що не завжди відповідає дійсності. Численні дослідження свідчать, що зміни волатильності можна краще описати так званою “довгою пам'яттю”, яка передбачає гіперболічне спадання цінових шоків, тобто спадання з меншою швидкістю. З іншого боку, така поведінка волатильності спостерігається не завжди. При дослідженні фінансових процесів також важливо встановити наявність структурних змін у відповідних часових рядах, що дає можливість відслідковувати довгострокові ефекти, включаючи волатильність.

Стаття присвячена аналізу можливості прогнозування волатильності за альтернативними моделями.

Постановка задачі

Метою роботи є: 1) аналіз і вибір для практичного використання сучасних моделей для прогнозування волатильності; 2) модифікація існуючих моделей умовної дисперсії з метою підвищення якості оцінок прогнозів; 3) застосування вибраних і запропонованих моделей до оцінювання прогнозів волатильності, виконання порівняльного аналізу.

Моделі гетероскедастичних процесів. Так, найбільш відома і проста за своєю структурою модель авторегресії з умовною гетероскедастичністю (АРУГ):

$$\varepsilon^2(k) = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon^2(k-1) + \alpha_2 \varepsilon^2(k-2) + \dots + \alpha_q \varepsilon^2(k-q) + v(k),$$

де $\{\varepsilon^2(k)\}$ – ряд квадратів значень похибок авторегресійної (АР) моделі низького порядку, наприклад, АР(1):

$$\varepsilon(k) = e(k) = y(k) - a_0 - a_1 y(k-1).$$

Складнішою є узагальнена авторегресійна модель з умовною гетероскедастичністю (УАРУГ):

$$h(k) = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i \varepsilon^2(k-i) + \sum_{i=1}^p \beta_i h(k-i) + v(k),$$

де q – визначається за допомогою АКФ процесу $\{\varepsilon^2(k)\}$; p – визначається за допомогою АКФ для $\{h(k)\}$; $h(k)$ – умовна дисперсія процесу, яка розраховується послідовно для досліджуваного ряду за виразом:

$$h(k) = E_k [y^2(k)] = \frac{1}{k-1} \sum_{i=1}^k [y(i) - \bar{y}_k]^2, \quad k = 2, 3, \dots, N$$

де N – довжина ряду; $\bar{y}_k = \frac{1}{k-1} \sum_{i=1}^k y(i)$, $k = 2, \dots, N$ – умовне математичне сподівання. Можливе обчислення $h(k)$ через значення випадкового процесу $\varepsilon(k)$ за виразом:

$$h(k) = E_k [\varepsilon^2(k)] = \frac{1}{k-1} \sum_{i=1}^k [\varepsilon(i) - \bar{\varepsilon}_k]^2, \quad k = 2, 3, \dots, N,$$

$$\bar{\varepsilon}_k = \frac{1}{k-1} \sum_{i=1}^k \varepsilon(i), \quad k = 2, \dots, N$$

Подальшим розвитком моделі гетероскедастичних процесів є експоненціальна модель УАРУГ (ЕУАРУГ). В цій моделі логарифм умовної дисперсії визначається за допомогою функції нормованих похибок $g(\cdot)$:

$$\log[h(k)] = c_0 + \sum_{i=1}^{\infty} c_i g[y(k-i)],$$

$$g(y) = \alpha y(k) + \beta [|y(k)| - E|y(k)|],$$

де $E[g(y)] = 0$; α, β – параметри моделі; $y(k)$ – основна змінна, що моделюється.

Ще одна форма моделі ЕУАРУГ має вигляд:

$$\log[h(k)] = \alpha_0 + \sum_{i=1}^p \alpha_i \frac{|\varepsilon(k-i)|}{\sqrt{h(k-i)}} + \sum_{i=1}^p \beta_i \frac{\varepsilon(k-i)}{\sqrt{h(k-i)}} + \sum_{i=1}^q \gamma_i \log[h(k-i)] + v(k).$$

В даній моделі є “стандартна” частина, яка враховує модуль інновації $\varepsilon(k)$, і частина, яка враховує знак цієї інновації. Значення $\varepsilon(k)$ нормовані відносно волатильності, що дозволяє зменшити великі імпульсні значення цієї величини у випадку їх наявності. Значення умовної дисперсії логарифмовані з метою згладжування. Надалі будемо користуватись саме цією формою.

До інших відомих моделей ГСП відносяться такі: стохастична модель волатильності, GJR-модель, TGARCH-модель, IGARCH-модель, APARCH-модель. Далі розглянемо докладніше кожен з моделей.

Стохастична модель волатильності характеризується мінливою структурою дисперсії, яка описується стохастичним, наприклад, нормально розподіленим процесом. Структура такої моделі може бути представлена наступним чином:

$$\begin{aligned} y(k) &= a_0 + a_1 y(k-1) + \varepsilon(k), \\ \varepsilon(k) &= \sqrt{h(k)} v(k), \quad \{v(k)\} \sim N(0,1), \\ \ln[h(k+1)] &= \alpha_0 + \alpha_1 \ln[h(k)] + \eta(k), \\ \{\eta(k)\} &\sim N(0, \sigma_\eta^2), \end{aligned}$$

де $y(k)$ – основна змінна; $\varepsilon(k), \eta(k)$ – незалежні стохастичні процеси білого шуму; $h(k)$ – умовна дисперсія; $a_0, a_1, \alpha_0, \alpha_1$ – коефіцієнти моделі. Для оцінювання таких моделей застосовують метод максимальної правдоподібності, метод моментів та байєсівський підхід у поєднанні з методом Монте Карло [1, 2].

GJR-модель. Ця популярна модель запропонована Glosten, Jagannathan та Runkle у 1993 році, вона визначається рівнянням:

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

де S_t^- – це фіктивна змінна.

У цій моделі передбачається, що вплив квадратів значень випадкового процесу ε_t^2 на умовну дисперсію σ_t^2 відрізняється, залежно від того чи є ε_t додатною або від'ємною величиною. Модель TGARCH запропонована Zakoian у 1994 році, схожа на GJR-модель, але у даному випадку використовується умовне стандартне відхилення, на відміну від GJR-моделі, де застосовують умовну дисперсію.

IGARCH-модель. Ця модель відома у багатьох випадків дослідження часових рядів. При побудові цієї моделі умовна дисперсія оцінюється з використанням $UARU(p, q)$, а обмеження описуються так:

$$\sum_{j=1}^p \beta_j + \sum_{i=1}^q \alpha_i \approx 1$$

Якщо $\sum_{j=1}^p \beta_j + \sum_{i=1}^q \alpha_i < 1$, то процес ε_t має стаціонарність другого порядку, а скачок умовної дисперсії σ_t^2 приводить до затухаючого впливу на σ_{t+h}^2 у випадку коли h зростає, але асимптотично цей вплив є незначним.

Натомість, у випадку коли $\sum_{j=1}^p \beta_j + \sum_{i=1}^q \alpha_i \geq 1$, процес σ_{t+h}^2 асимптотично не затухає. Ця властивість отримала назву у літературі – стійкість.

APARCH-модель. Ця модель представлена Ding, Granger, та Engle у 1993 році. Вона добре описує великі хвости, гостроту ексцесу та ефект левериджу. APARCH(p, q) має таку структуру:

$$\sigma_t^\delta = \omega + \sum_{i=1}^q \alpha_i (|\varepsilon_{t-i}| + \gamma_i \varepsilon_{t-i})^\delta + \sum_{j=1}^p \beta_j \sigma_{t-j}^\delta,$$

Де $\delta > 0$ та $-1 < \gamma_i < 1$ ($i = 1, \dots, q$) [3]. Цікавим є те, що ця модель включає в себе сім інших розширених випадків ARUГ-моделі [4]:

- АРУГ при $\delta = 2, \gamma_i = 0(i = 1, \dots, q)$ та $\beta_j = 0(j = 1, \dots, p)$.
- УАРУГ при $\delta = 2$ та $\gamma_i = 0(i = 1, \dots, p)$.
- Тейлор-Швертова модель УАРУГ при $\delta = 1$ та $\gamma_i = 0(i = 1, \dots, p)$.
- GJR-модель Glosten, Jagannathan та Runkle при $\delta = 2$.
- TARСН-модель Zakoian при $\delta = 1$.
- NARCH-модель Higgins та Vera при $\gamma_i = 0(i = 1, \dots, p)$ та $\beta_j = 0(j = 1, \dots, p)$.
- Log-ARCH-модель Geweke та Pentula при $\delta \rightarrow 0$.

Методика побудови моделі ГСП. Відома методика побудови моделі ГСП, яка складається з трьох кроків:

Крок 1:

Побудувати просту модель низького порядку АРКС (або АР) для основної досліджуваної послідовності $\{y(k)\}$ і обчислити додатковий ряд із квадратів похибок $\varepsilon^2(k)$. Обчислити вибірку (на основі значень елементів ряду) дисперсію залишків

$$\sigma^2 = \frac{1}{N-1} \sum_{k=1}^N \varepsilon^2(k),$$

де N – кількість елементів ряду залишків.

Крок 2:

Обчислити вибірку автокореляційну функцію квадратів залишків за виразом

$$\rho(s) = \frac{\sum_{k=s+1}^N [\varepsilon^2(k) - \sigma^2][\varepsilon^2(k-s) - \sigma^2]}{\sum_{k=1}^N [\varepsilon^2(k) - \sigma^2]^2}, \quad s=0,1,\dots,N/3.$$

Крок 3:

Для вибірок досить великої довжини стандартне відхилення для змінної $\rho(s)$ приблизно прирівнюють значенню $N^{1/2}$. Індивідуальні значення змінної $\rho(s)$, які суттєво відрізняються від нуля, вказують на наявність

процесу УАРУГ. Для того щоб визначити, наскільки значення вибіркової АКФ є відмінними від нуля (тобто чи вони значимі в статистичному сенсі), можна застосувати Q – статистику Льюнга-Бокса:

$$Q = N(N + 2) \sum_{s=1}^n \rho(s)/(N - s).$$

Якщо значення $\varepsilon^2(k)$ некорельовані між собою, то Q – статистика має в асимптотиці розподіл χ^2 з n ступенями свободи. За нульову гіпотезу можна прийняти те, що значення $\varepsilon^2(k)$ некорельовані між собою. Відмова від цієї нульової гіпотези еквівалентна тому, що процес АРУГ чи УАРУГ в конкретному випадку наявний.

Виконання обчислюваних експериментів. Розглянемо конкретний практичний приклад моделювання гетероскедастичних процесів. У якості статистичних даних розглянемо ряд значень, які характеризують об'єм авіаперевезень. Для заданого ряду $y(k)$ побудуємо автокореляційну функцію (АКФ), на базі отриманого після побудови моделі АР(1) ряду із залишків $\varepsilon(k)$. В результаті значущою є лише перша оцінка – 0,149.

За допомогою МНК обчислимо оцінки коефіцієнтів рівняння першого порядку для дисперсії залишків:

$$\varepsilon^2(k) = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon^2(k-1) + v(k),$$

де $v(k)$ – похибки моделі. Так отримали авторегресійну умовно гетероскедастичну модель або скорочено АРУГ, в даному випадку АРУГ(1). Отримали наступні коефіцієнти: $\alpha_0 = 1,56$ та $\alpha_1 = 0,47$.

Оцінюючи їх, за показниками $R^2 = 0,22$ та сумою квадратів похибок моделі $SSE = 2108$, приходимо до висновку, що модель є не вдалою.

Проводячи далі дослідження можна сказати, що модель не стала кращою, зважаючи на результати моделі АРУГ(4): $R^2 = 0,23$ та $SSE = 2057$. Оцінювання наступних характеристик не є доцільним.

Тепер побудуємо узагальнену авторегресійну умовно

гетероскедастичну (УАРУГ) модель. Дана модель може будуватися або з урахуванням умовного математичного сподіванням, або умовної дисперсії процесу.

Перший варіант – модель УАРУГ(6,2) дає досить непогані результати: $R^2 = 0,99$, $SSE = 4,68$, $AIC = -0,02$, $DW = 1,67$.

Другий варіант – модель УАРУГ(6,2) побудована за допомогою умовної дисперсії процесу показує наступні результати: $R^2 = 0,98$, $SSE = 0,46$, $AIC = -2,35$, $DW = 1,93$. Як бачимо останні результати кращі. Отже, можна зробити висновок, що модель УАРУГ(6,2) побудована за допомогою умовної дисперсії процесу дає кращі результати, порівняно з моделлю, як використовує умовне математичне сподівання.

Для покращення моделі змінимо її порядок. Побудуємо модель 10-го порядку. Отримали такі результати. Для моделі побудованої з урахуванням умовного математичного сподіванням – $R^2 = 0,99$, $SSE = 2,88$, $AIC = -0,25$, $DW = 1,98$. Для моделі побудованої з урахуванням умовної дисперсії процесу – $R^2 = 0,98$, $SSE = 0,37$, $AIC = -1,88$, $DW = 2,01$. За всіма показниками обидві моделі можна вважати хорошими.

Тепер розглянемо експоненціальну модель – ЕУАРУГ(1,6,5). Модель дає такі показники: $R^2 = 0,987$, $SSE = 0,142$, $AIC = -3.459$, $DW = 2,009$. Можна вважати, що ця модель є найкращою. Обчислимо одно крокові прогнози і представимо результати у таблиці 1.

Таблиця 1

Результати моделювання і оцінювання прогнозу для даних стосовно авіаперевезень

Тип моделі	Якість моделі			Якість прогнозу		
	R^2	SSE	DW	СКП	САПП	U
АРУГ(1)	0,269	1976,80	1,944	4,850	43106,25	0,507
АРУГ(4)	0,234	2057,91	1,990	5,315	44019,99	0,582
УАРУГ(6,2)_м	0,998	4,684	1,667	2,450	179,61	0,138
УАРУГ(6,2)_д	0,985	0,455	1,932	0,429	28,47	0,120
УАРУГ(8,10)_м	0,999	2,878	1,981	1,279	50,93	0,068

УАРУГ(8,10)_д	0,987	0,371	2,009	0,319	20,29	0,091
ЕУАРУГ(1,6,10)	0,988	0,120	1,895	0,063	34,54	0,065

Примітка: моделі, що позначаються буквою «м» (УАРУГ(6,2)_м), побудовані на основі умовного математичного сподівання; моделі, що позначаються буквою «д» (УАРУГ(6,2)_д), побудовані на основі умовної дисперсії процесу.

Таким чином, найкращий прогноз дає модель УАРУГ(8,10), побудована за допомогою умовної дисперсії процесу. Отримане значення САПП = 20,3 свідчить про те, що для даного процесу оцінено прийнятне значення оцінок однокрокового прогнозу динаміки дисперсії (динамічний прогноз – це прогноз, будується на основі попередніх реальних історичних даних). Наведемо цю модель:

$$h(k) = 0,02 + 0,004\varepsilon^2(k-6) + 1,33h(k-1) - 0,39h(k-2) + 0,12h(k-3) - 0,07h(k-4) + \\ + 0,03h(k-5) - 0,16h(k-6) + 0,10h(k-7) + 0,02h(k-10)$$

Розглянемо ще один приклад – це фінансові дані з біржі, які характеризують динаміку вибраного індикатора. Побудуємо для ряду $\{y(k)\}$ модель АР(1), далі обчислимо додатковий ряд із квадратів похибок $\varepsilon^2(k)$ та обчислимо вибірккову дисперсію залишків:

$$\sigma^2 = \frac{1}{N-1} \sum_{k=1}^N \varepsilon^2(k),$$

де N – число елементів ряду залишків. Отримали $\sigma^2 = 2,45$. Далі обчислимо вибірккову автокореляційну функцію квадратів залишків $\rho(s)$. Для нашого випадку було побудовано тридцять значень $\rho(s)$, $s = \overline{1,30}$, всі вони належать проміжку $[-1, 1]$, що свідчить на наявність процесу УАРУГ. Побудуємо модель авторегресії з умовною гетероскедастичністю за вищерозглянутою методикою.

Модель з урахуванням умовного математичного сподіванням показує такі результати: $R^2 = 0.99$, $SSE = 3.28 * 10^{-5}$, $DW = 0.51$.

Модель побудована на основі умовної дисперсії $-R^2 = 0.96$,

$SSE = 1.29 * 10^{-10}$, $DW = 2.07$. Наведемо результати у таблиці 2.

Таблиця 2 Результати моделювання і оцінювання прогнозу для даних стосовно ціноутворення на біржі

Тип моделі	Якість моделі			Якість прогнозу		
	R^2	SSE	DW	СКП	САПП	U
УАРУГ(5,2)_м	0,99	$3,28 * 10^{-5}$	0,51	0,007	29,177	0,057
УАРУГ(5,2)_д	0,96	$1,29 * 10^{-10}$	2,07	$1,58 * 10^{-6}$	7,253	0,038
ЕУАРУГ(1,6,5)	0,929	0,704	1,92	0,067	0,430	0,003

Примітка: моделі, що позначаються буквою «м» (УАРУГ(5,2)_м), побудовані на основі умовного математичного сподівання; моделі, що позначаються буквою «д» (УАРУГ(5,2)_д), побудовані на основі умовної дисперсії процесу.

Аналізуючи результати можна сказати, що найкращою є модель ЕУАРУГ(1,6,5). Вона дає показує найприйнятніші результати не тільки за якістю моделі, але й за якістю прогнозу. Наведемо цю модель:

$$\log[h(k)] = -2,66 + 5,73 * 10^{-5} \frac{|\varepsilon(k-1)|}{\sqrt{h(k-1)}} + 0,0004 \frac{\varepsilon(k-1)}{\sqrt{h(k-1)}} - 0,003 \frac{\varepsilon(k-2)}{\sqrt{h(k-2)}} + 0,0007 \frac{\varepsilon(k-6)}{\sqrt{h(k-6)}} + 0,49 \log[h(k-1)] - 0,04 \log[h(k-2)] + 0,29 \log[h(k-5)].$$

Висновки

У статті розглянуто деякі популярні моделі гетероскедастичних процесів, а саме показана основна структура моделей АР, АРУГ, УАРУГ та ЕУАРУГ. Також зроблено огляд інших відомих моделей ГСП. Наводиться методика побудови моделей ГСП. Проведені експерименти та аналіз вибраних моделей ГСП за основними показниками, виконано порівняння якості прогнозу. У першому випадку, де проводилось моделювання даних стосовно авіап перевезень, модель УАРУГ(8,10), побудована з урахуванням умовної дисперсії процесу, показала найкращий результат. А в другому випадку дані описують ціноутворення на біржі, найкращий прогноз дає модель ЕУАРУГ(1,6,5). Таким чином, можна сказати, що кожний окремий випадок потребує детального вивчення та індивідуального підбору моделі залежно від походження даних.

У подальших дослідженнях доцільно розглянути задачу спільного оцінювання моделей волатильності, обчислення оцінок її прогнозів з використанням функцій прогнозування та оцінювання ризику можливих втрат за методикою Value-at-Risk.

Література

1. *Xekalaki E., Degiannakis S.* ARCH models for financial applications. – New York: John Wiley & Sons Ltd., 2010. – 550 p.
2. *Tsay R.S.* Analysis of financial time series. New York: John Wiley & Sons, Inc., 2010, 715 p.
3. *Бідюк П.І., Романенко В.Д., Тимошук О.Л.* Аналіз часових рядів. – К.: Політехніка, 2012. – 520 с.
4. *Engle F.R.* “Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with Estimates of the Variance of United Kingdom Inflation”, *Econometrica*, vol. 50, no. 4, pp. 987–1007, 1982.
5. *Bollerslev T.*, “Generalized autoregressive conditional heteroscedasticity”, [J. of Econometrics Volume, vol. 31, no. 3](#), pp. 307–327, 1986.
6. *Nelson D.B.* “Conditional Heteroscedasticity in Asset Returns: A New Approach”, *Econometrica*, vol. 59, no. 2, pp. 347–370, 1991.
7. *Taylor S.J.* “Modeling stochastic volatility: A review and comparative study”, *Mathematical Finance*, vol. 4, no. 2, pp. 183–204, 1994.
8. *Poon S.H.* Practical guide to forecasting financial market volatility. New York: John Wiley & Sons, Inc., 2005, 238 p.

РОЗРОБКА КОМПЛЯТОРА ДЛЯ ІНТЕРФЕЙСІВ ГРІД СИСТЕМ

О.С. Вергун

Вступ

На даний час використання грід технологій у вигляді хмарних обчислень стають більш популярними. Вони використовуються для вирішення різних задач, у яких необхідна велика кількість обчислень, і їх використання стає все простішим та простішим. Розподілені обчислення стали невід'ємною частиною наукових і комерційних високопродуктивних обчислень.

Разом з розвитком кластерних систем, розроблялися нові інтерфейси взаємодії між користувачами та розподіленими кластерними системами. Це загострювало проблему високої складності використання і управління подібними системами, враховуючи факт, що для кожного інтерфейсу проміжного програмного забезпечення існують окремі, часто унікальні щодо всіх інтерфейсів, команди. Тому виникла ще одна проблема універсальності команд кластерних систем. І це стало особливо помітним, коли іншим сферам наукової діяльності таким як, хімія, фізика, біологія і т.д. стало важко користуватись цими технологіями через відсутність глибоких технічних знань в обчислювальних системах.

Постановка задачі

Підвищення ефективності використання грід технологій за допомогою створення користувацького інтерфейсу для взаємодії проміжним забезпеченням грід системи. Програмно реалізувати кілька видів інтерфейсів.

Теоретичні відомості про засоби взаємодії з грід технологіями

Серед програмних забезпечень, що забезпечують спілкування з кластерними системами, є такі види: моніторингові, middleware або проміжне забезпечення, і програмні додатки.

Моніторингові – ПЗ, яке забезпечує постійне оновлення інформації, стану кожного вузла, стан виконання задачі, завантаженість вузлів та системи в цілому та ін. Такі види програмного забезпечення не можуть вносити ніяких змін до обробки задач, додавання, видалення та взагалі керування задачами. Прикладом такого типу програм є Ganglia. Переваги такого підходу у надаванні користувачу тільки необхідну інформації без його втручання у процес керування задачами. Недоліки виходять із переваг, неможливо виконати які-небудь зміни у керуванні командами.

Middleware – це проміжне забезпечення, яке дозволяє додавати нові задачі, видаляти старі, керувати процесом поступання задач, переглядати стан поточного вузла, стан задачі, завантаженість системи, вузла, тобто виконувати задачі моніторингу та ін. Прикладом такого типу програм є Univa Grid Engine, Moab Cluster Suite. Переваги цього підходу у можливості керування задачами і моніторингом одночасно. Недоліки ж, програмне забезпечення, що використовується для проміжного забезпечення командний рядок операційної системи.

Програмні додатки – це ПЗ, в яких присутній графічний інтерфейс через котрий, в залежності від реалізації, можна пересилати команди middleware, який буде їх виконувати і повертати результат виконання, та виконувати задачі моніторингу. Переваги: інтерфейс не потребує глибоких технічних знань, як це необхідно з middleware; інтерфейс вміщує в собі властивості і middleware, і моніторингу. Недоліки: можливості використання напряму залежать від реалізації програми.

Серед найбільш розповсюджених програмних додатків, які забезпечують зв'язок між кластерними системами та користувачем, є проміжне програмне забезпечення. Тому проаналізувавши описані 3 типи, тип, який необхідний для виконання задачі – програмний додаток. Чому саме цей тип, тому що користувацький інтерфейс більш очевидний та зрозумілий, і не потребує глибоких технічних знань, чим проміжне забезпечення, і більш функціональний чим моніторинг.

Шляхи підвищення ефективності використання GRID технологій користувачами

- 1) Універсальність.
- 2) Розробка очевидного та інтуїтивного користувацького інтерфейсу на базі графів або системи питання-відповідь.

Програмна реалізація користувацького інтерфейсу

Оскільки раніше було наголошено, що більшість програмних додатків, які забезпечують зв'язок з грід системою, це проміжне програмне забезпечення(middleware) і для користування ним необхідні глибокі технічні знання: інтерфейсу команд, в деяких випадках мову програмування, у більшості випадків цей програмний додаток може використовуватися тільки на UNIX-подібних системах, а це ще необхідні володіння технічними знаннями.

Архітектура системи веб-додатку

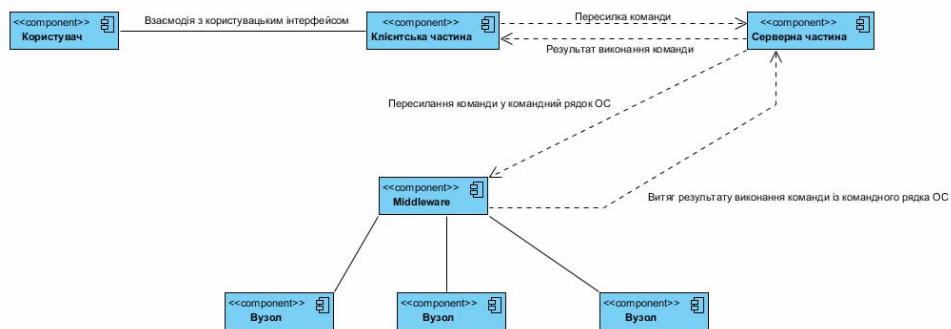


Рис. 1 Архітектура взаємодій веб-додатку

Веб-додаток

Для реалізації користувацької частини було взято фреймворк AngularJS. Для вирішення проблеми універсальності веб-сторінки має вигляд двох списків та формат вибраної команди. Перший список представляє собою лістинг middleware, другий – список команд відповідного middleware [3].

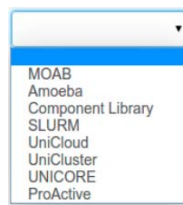


Рис.2 Перший тип список



Рис.3 Список команд

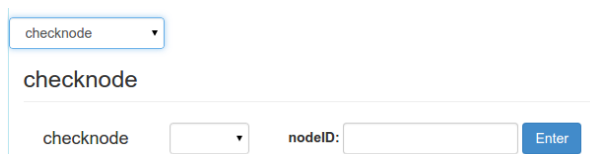


Рис.4 Приклад формату команди

Після відсилання запиту, результат виконання команди приходить на веб-сторінку.

Список `middleware` та їх команд легко розширюваний, оскільки містяться у JSON форматі. Для того, щоб додати новий `middleware`, потрібно додати всього лиш новий рядок до основного JSON `system.json` файлу з назвою проміжного забезпечення. Для додавання нових команд потрібно перейти у папку `commands` та знайти JSON файл з назвою відповідного `middleware` та додати описання команди у цей JSON файл.

Для реалізації серверної частини було взято фреймворк `Ruby on Rails`. Є два способи реалізації взаємодію з `middleware`: через відсилання запиту на інший сервер, на якому міститься відповідний `middleware`, де потім наступний сервер буде обробляти запит і відсилати команду `middleware` через командний рядок ОС; якщо `middleware` присутній на даному сервері, тоді необхідно відіслати команду `middleware` через командний рядок ОС.

Приклад відсилання запиту на інший сервер:

```
RestClient.get 'http://moab-middleware.com/resource'
```

Приклад передачі команди та отримання результату від `middleware` через командний рядок ОС:

```
Ю.popen("free -m") { |f| f.each { |e| @result << e } }
```

Аналіз отриманих результатів

На даному етапі, інтерфейс представляє собою список middleware, список команд та формат команди. Тобто для користування необхідно мати уявлення про функції команд, а це означає необхідні технічні знання для користування представленою веб-сторінкою. Щоб зменшити необхідність у вивченні команд, можна створити систему питання-відповідь, яке приведе користувача до потрібної команди з відповідними параметрами та відповіддю. Це рішення також дозволить збільшити універсальність серед різних проміжних забезпечень.

Щоб зменшити необхідність у вивченні технічного матеріалу розробимо декілька кроків для вирішення даної проблеми:

1. Оскільки кожному проміжному забезпеченню властиві свою недоліки та переваги, необхідно показувати важливу інформацію щодо застосування вибраним middleware. Опишемо, яку саме інформацію варто показувати користувачеві на рахунок унікальності проміжного програмного забезпечення: функції застосування, яких немає у інших middleware; ресурси, якими можна користуватися(безплатні та платні); інформація про кількість виділених ресурсів(безплатні і платні); базова інформація про вибране забезпечення(розробник, версія, загальний принцип роботи); більш технічним сферам, які будуть використовувати вибране проміжне програмне забезпечення, можна надати інформацію про технічні деталі використання, тобто протоколи взаємодії у грід системі[1].

2. Інформація описана вище дозволить максимально точно вибрати необхідне проміжне забезпечення, тому далі варто зупинитись на представленні необхідних команд у зручному для

користувача форматі. Цей формат може нести різне візуальне представлення: графи, система питань-відповідей та ін.

Система графів – це послідовне логічне з'єднання задач грид системи у вигляді графу, яке при запуску програмного додатку компілюється у список команд вибраного проміжного забезпечення[2].

Приклад графу на основі UML діаграми класів (рис.5).

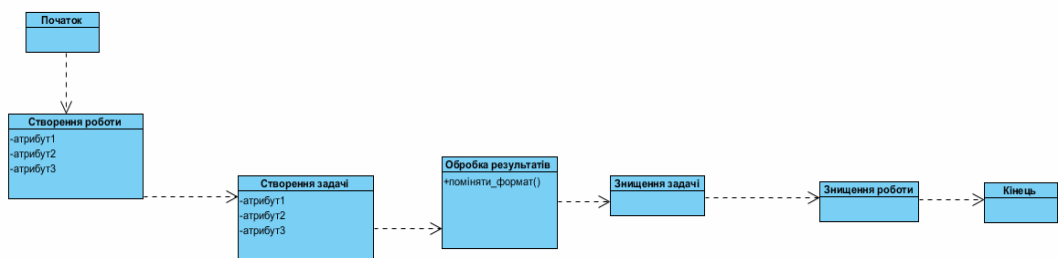


Рис. 5 UML діаграма графового програмного додатку

Система питань-відповідей – це система, при якій користувач відповідає на запитання, які не потребують глибоких технічних знань та знань команд, і це забезпечує створення процесу(певної кількості зв'язаних між собою команд) в залежності від відповідей прийнятих користувачем[4].

3. Документації. Описання робочого процесу програмного додатку, команд, атрибутів, операцій і т.д.

4. Підказки при виконанні дій стосовно створенню задач, створенню робіт, виділення ресурсів і т.д.

Висновки

Грид системи пропонують широкий спектр виконання задач. Але для користування даною технологією необхідні глибокі технічні

знання(знання команд інтерфейсу, параметрів і т. ін.), тому що більшість грід інтерфейсів представлені у вигляді проміжного програмного забезпечення, а звертання до них виконується через командний рядок операційної системи. Тому було запропоновано кілька варіантів вирішення цього питання: користувацький інтерфейс у вигляді побудування графів, які у результаті будуть компілюватися у необхідні команди та передаватися на обробку проміжному програмному забезпеченню; користувацький інтерфейс у вигляді питання-відповідь, де користувачу система буде задавати питання на рахунок задачі, яку він хоче виконати, що також приведе до деякої послідовності команд, які буде обробляти middleware грід системи.

Література

1. Security for Grid Services [Електроннийресурс]. – 2003. – <http://arxiv.org/ftp/cs/papers/0306/0306129.pdf>. – Назвазекрану.
2. A Taxonomy of Workflow Management Systems for Grid Computing[Електронний ресурс]. – 2002– <http://arxiv.org/ftp/cs/papers/0503/0503025.pdf>. – Назва з екрану.
3. MoabHPCSuite– BasicEdition 8.1.0 [Електронний ресурс]– 2015. –<http://docs.adaptivecomputing.com/>. – Назва з екрану.
4. The Anatomy of the Grid [Електроннийресурс] – 2001. – <http://arxiv.org/ftp/cs/papers/0103/0103025.pdf>. – Назва з екрану.

АНАЛІЗ СТАНУ ПІДПРИЄМСТВА

Д.М. Новікова

Вступ. За умов переходу економіки України до ринкових відносин, суттєвого розширення прав підприємств у галузі фінансово–економічної діяльності значно зростає роль своєчасного та якісного аналізу фінансового стану підприємств, оцінки їхньої ліквідності, платоспроможності і фінансової стійкості та пошуку шляхів підвищення і зміцнення фінансової стабільності.

Особливого значення набуває своєчасна та об'єктивна оцінка фінансового стану підприємств за виникнення різноманітних форм власності, оскільки жодний власник не повинен нехтувати потенційними можливостями збільшення прибутку (доходу) фірми, які можна виявити тільки на підставі своєчасного й об'єктивного аналізу фінансового стану підприємств.

Систематичний аналіз фінансового стану підприємства, його платоспроможності, ліквідності та фінансової стійкості необхідний ще й тому, що дохідність будь–якого підприємства, розмір його прибутку багато в чому залежать від його платоспроможності. Ураховують фінансовий стан підприємства і банки, розглядаючи режим його кредитування та диференціацію відсоткових ставок[1].

Аналіз фахової літератури вітчизняних та закордонних авторів, котрі присвячені поняттю «платоспроможність», свідчить про наявність різних тлумачень сутності платоспроможності підприємства. А протиріччя в методичних підходах до розрахунку показників, що формують рівень та загальну оцінку платоспроможності підприємства, свідчить про ототожнення даного

поняття з ліквідністю підприємства одними авторами та з фінансовою стійкістю – іншими науковцями [2].

Дослідженням сутності, розробкою методик і критеріїв прогнозування банкрутства займалися такі провідні зарубіжні вчені як Е. Альтман, У. Бівер, Р. Ліс, Г. Спрінгейт, Дж. Таффлер, Г. Тішоу, Д. Дюран, Р. Сайфуллін, Г. Кадиков, В. Ковальов та ін. Вагомий внесок у вирішення проблемних питань з банкрутства та антикризового управління зробили вітчизняні вчені такі як: І. Жук, О. Терещенко, А. В. Матвійчук, Т. Тесленко та ін.[3].

Одні із найпоширеніших в аналізі є дискримінантні моделі прогнозування. Головне завдання багатofакторного дискримінантного аналізу в контексті оцінки фінансового стану підприємств зводиться до побудови оптимальної моделі, завдяки якій можна з достатньо високим ступенем ймовірності здійснювати класифікацію аналізованих підприємств за рівнем їх фінансового стану. Але, на жаль, в Україні ще не розроблені власні дієві методики прогнозування банкрутства[4]. Проаналізувавши дієвість вже існуючих дискримінантних моделей у нашій країні, можна виділити достатньо як переваг так і недоліків.

Переваги:

- моделі включають невелику кількість показників, що забезпечує низькутрудомісткість їх використання при достатньо високій точності результатів;
- моделі передбачають інтегральну оцінку і дають можливість порівняння стану різнихоб'єктів;
- інформація для розрахунку всіх показників доступна і міститься в основних формах звітності;
- існує можливість не тільки прогнозування банкрутства, але і оцінка зони ризику, в якій знаходиться підприємство;

- моделі мають, високу ймовірність оцінювання і досить дієві на практиці;

- деякі дискримінантні моделі можна використовувати для підтвердження результатів як окремо, так і в сукупності;

Недоліки:

- моделі використовувались та визначались на основі західно–європейських підприємств, а будь–яка країна має свою специфіку;

- моделі не адаптовані до нашої вітчизняної економіки, а також не враховують значної більшості показників (розвитку галузі, стану постачальників та конкурентів, доходів та витрат споживачів);

- в розрахункових коефіцієнтах немає найважливіших показників підприємства;

- моделі враховують тільки балансові показники та показники звіту про фінансові результати;

- моделі наводяться з різними за вагомістю показниками, що обумовлено розходженнями в обліку окремих показників, впливом інфляції на їх формування, невідповідністю балансової та ринкової вартості окремих активів та інших об’єктивних причин;

- деякі з методичних підходів суперечать один одному, так як при одночасному їх застосуванні аналітик може отримати протилежні висновки;

- неможливо точно визначити ймовірність банкрутства та й показники для оцінки вибрані невдало, так як підприємства з найгіршими показниками покриття та автономії все одно можуть вдало працювати і отримувати прибуток;

- моделі не враховують специфіки діяльності підприємства залежно від галузі;

- існують розбіжності у врахуванні вагомості окремих показників у моделях;

– відсутність статистики українських підприємств–банкрутів, яка могла б підтвердити чи спростувати надійність моделі[5].

За частую аналіз платоспроможності (фінансової стійкості) підприємства здійснюється за даними балансу підприємства, шляхом розрахунку таких показників як:

- коефіцієнт платоспроможності (автономії);
- коефіцієнт забезпеченості власними оборотними засобами;
- коефіцієнт маневреності власного капіталу;
- коефіцієнт поточної ліквідності та інші.

Постановка задачі. Представлення удосконаленої моделі для прогнозування стану підприємства, що враховує переваги та недоліки існуючих підходів. А саме: регресійної моделі на основі показників фінансової звітності різних за фінансовим станом підприємств одного напрямку, а також аналіз застосування нелінійних моделей бінарного вибору для прогнозування стану підприємства, на прикладі логістичної моделі.

Для побудови моделей взята річна фінансова звітність одинадцяти промислових підприємств, п'ять з яких визнанні збанкрутілими. Об'єм вибірки для моделювання становить сто п'ять значень.

Теоретичні засади моделювання. При вивченні проблематики було вирішено побудувати та проаналізувати декілька типів регресійних моделей, для визначення кращої за показниками якості моделі та якості прогнозу. Для аналізу були взяті наступні регресійні моделі:

- множинна регресія;
- авторегресія;
- змішана регресія;
- моделі з нелінійним детермінованим трендом.

У якості ендогенної змінної було взято коефіцієнт платоспроможності, який на думку більшості вчених є найбільш вагомим при оцінюванні фінансового стану підприємства, а також повністю узгоджується з рентабельністю, оборотністю і вартістю капіталу. Він показує, в якій мірі використовуються організацією активи сформовані за рахунок власного капіталу. Характеризує незалежність підприємства від позикових джерел. Його ріст у динаміці свідчить про збільшення фінансової незалежності, зниженні ризику фінансових труднощів, що з позиції кредиторів підвищує гарантії погашення підприємством своїх зобов'язань. Нормальне значення коефіцієнта автономії оцінюється на рівні 0.5. Воно означає, що всі зобов'язання підприємства можуть бути покриті його власними коштами [6].

У якості екзогенних змінних були взяті коефіцієнти, що найбільш використовуються для аналізу платоспроможності підприємства:

- x_1 = коефіцієнт маневреності;
- x_2 = коефіцієнт абсолютної ліквідності;
- x_3 = коефіцієнт поточної ліквідності;
- x_4 = коефіцієнт швидкої ліквідності;
- x_5 = коефіцієнт забезпечення власними оборотними засобами.

Множинна регресія відображає вплив декількох незалежних змінних на залежну.

$$y(k) = a_0 + a_1x_1(k) + a_2x_2(k) + \dots + a_px_p(k) + \varepsilon(k),$$

де $x_1(k) \dots x_p(k)$ регресори рівняння; a_i – коефіцієнти моделі, які оцінюються на основі значень часового ряду; $\varepsilon(k)$ – випадкова величина, поява якої зумовлена такими причинами:

- вплив випадкових збурень на процес, що моделюється;

- похибки рівняння, зумовлені неточно вибраною структурою;
- методичні та обчислювальні похибки, які з'являються при обчисленні оцінок коефіцієнтів рівняння.

Рівняння авторегресії описує пам'ять процесу, тобто вплив значень попередніх станів на його поточний стан.

$$y(k) = a_0 + a_1 y(k-1) + a_2 y(k-2) + \dots + a_p y(k-p) + \varepsilon(k),$$

де p – порядок авторегресії, який визначається числом затриманих в часі значень ряду, що використовуються в правій частині рівняння для описання динаміки змінної в момент k .

Змішана регресія поєднує в собі множинну регресію та авторегресію.

$$y(k) = b_0 + \sum_{i=1}^l b_i y(k-i) + a_1 x_1(k) + a_2 x_2(k) + \dots + a_p x_p(k) + \varepsilon(k)$$

Моделі з нелінійним детермінованим трендом, які включають тренд m -го порядку, що має вигляд:

$$y(k) = a_0 + c_1 k + c_2 k^2 + \dots + c_m k^m$$

Регресійні моделі з лагами – запізнення реакції на виході відносно вхідного сигналу:

$$y(k) = b_0 + \sum_{i=1}^l b_i y(k-i) + a_1 x_1(k) + a_2 x_2(k) + \dots + a_p x_p(k) + a_i x_i(k-d) + \varepsilon(k),$$

де d – ціле число, що дорівнює числу періодів дискретизації вимірювань, на яке запізнюється вихідний сигнал щодо вхідного.

Для аналізу якості регресійної моделі виконується перевірка оцінених кандидатів на адекватність процесу. Діагностика складається з наступних кроків:

- Коефіцієнт множинної детермінації (R^2) прямує до 1.

Найкращим значенням є $R^2 = 1$ тобто, коли дисперсії вимірів змінної, та цієї ж змінної, оціненої за рівнянням, збігаються. Таким чином, показує рівень інформативності моделі по відношенню до інформативності вибірки даних, за допомогою якої вона була оцінена.

– Сума квадратів похибок ($\sum e^2$) для вибраної моделі повинна бути мінімальною, у порівнянні з усіма іншими моделями.

– Похибки моделі не повинні бути корельовані між собою.

Корельованість похибок визначають за допомогою статистики Дарбіна–Уотсона (DW). При повній відсутності кореляції між похибками $DW=2$ – це ідеальне значення. Граничними значеннями є 0 та +4.

Важливим моментом процесу прогнозування є об'єктивне визначення якості отриманого прогнозу. Оскільки прогнозовані значення – випадкові величини, то для оцінювання їх якості необхідно використовувати декілька статистичних критеріїв:

– Середній квадрат похибки і сума квадратів похибок (СКП). Це корисний інтегральний показник якості, який використовують для порівняльного аналізу різних методів прогнозування при виборі кращої моделі для обчислення оцінок прогнозів.

– Середня абсолютна похибка в процентах (САПП) – це середнє абсолютних значень похибок оцінок прогнозу в процентах відносно фактичного значення показника.

– Коефіцієнт нерівності Тейла (Theil) – це важливий індикатор якості моделі і прогнозу. Приймає значення від 0 до 1. Якщо дорівнює 1, то модель має практично нульові (неприйнятні) прогнозуючі властивості. При 0, прогнозовані значення співпадають з фактичними значеннями ряду – модель ідеальна. Тобто, коефіцієнт Тейла дає

можливість встановити придатність моделі (методу) в принципі для оцінювання прогнозу [7].

Моделі бінарного вибору використовуються, коли суб'єкт робить вибір між двома можливими альтернативами [8]. У нашому випадку це можна інтерпретувати наступним чином:

- якщо залежна змінна $y(k) = 1$ – підприємству не загрожує банкрутство;
- якщо $y(k) = 0$ – підприємство під загрозою банкрутства. Для побудови логістичної моделі перетворимо значення показника платоспроможності наступним чином:
 - якщо коефіцієнт платоспроможності більший або рівний 0,5 тоді $y(k) = 1$;
 - якщо коефіцієнт платоспроможності менший ніж 0,5 тоді $y(k) = 0$.

Логістична модель має вигляд:

$$y(k) = \frac{e^{U(x)}}{(1 + e^{U(x)})}$$

де $U(x)$ – права частина регресійної моделі з незалежними змінними.

Для аналізу якості логістичної моделі використовуються наступні показники:

- Статистика відношення правдоподібності (LR) – дозволяє протестувати статистичну значущість моделі в цілому. Якщо її значення достатньо велике (більше критичного значення розподілу $\chi^2(k)$, де k кількість факторів (без константи) моделі), то модель можна визнати статистично значущою.

- Коефіцієнт детермінації Макфаддена R_{MF}^2 (індекс відношення правдоподібності) – аналог класичного коефіцієнта детермінації [9].

- Інформаційний критерій Акаїке (AIC) – використовується для

оцінки адекватності моделі. Чим менше значення критерію, тим краще модель.

Приклад застосування методики. Спочатку було проведено аналіз регресійних моделей та були обрані кращі за показниками якості моделі та прогнозу, що наведені у таблиці 1.

Таблиця 1 – Порівняння кращих регресійних моделей.

Вид моделі	Якість моделі			Якість прогнозу		
	R^2	$\sum e^2$	DW	СКП	САПП	Theil
$y(k) = a_0 + a_1x_1(k) + a_2x_2(k)$	0,782	0,925	1,735	0,150	23,728	0,109
$y(k) = a_0 + a_1x_1(k) + a_2x_2(k)$	0,852	0,624	1,862	0,151	23,473	0,111
$y(k) = a_0 + a_1x_1(k) + a_2x_2(k)$	0,875	0,527	2,126	0,145	22,840	0,108
$y(k) = a_0 + a_1x_1(k) + a_2x_2(k)$	0,881	0,502	2,282	0,136	21,009	0,100

Також були побудовані логістичні моделі $y(k) = \frac{e^{U(x)}}{(1 + e^{U(x)})}$ з різними степенями $U(x)$. Найкращі моделі цього типу представлені у таблиці 2.

Таблиця 2 – Порівняння кращих логістичних моделей.

Вид моделі	Якість моделі			LR	Якість прогнозу		
	R^2_{MF}	$\sum e^2$	AIC		СКП	САПП	Theil
$U(x) = a_0 + a_1x_1(k)$	0,641	5,974	0,514	70,470	0,240	5,852	0,138
$U(x) = a_0 + a_1x_1(k)$	0,800	3,280	0,389	87,164	0,179	3,223	0,103

$U(x) = a_0 + a_1x_1(k)$	0,818	3,055	0,410	89,043	0,173	2,983	0,099
$U(x) = a_0 + a_1x_1(k)$	0,842	2,284	0,384	91,668	0,166	2,725	0,095

Отже, як видно з попередніх таблиць найкращими моделями (виділені червоним), в незалежності лінійна модель чи ні, є моделі що включають всі екзогенні змінні, лаги першого порядку, та авторегресійну частину.

Представимо обрані моделі разом із отриманими коефіцієнтами.

Змішана регресійна модель з лагами:

$$y(k) = 0,0631 + 0,0463x_1(k) + 0,0858x_2(k) + 0,0375x_3(k) - 0,0234x_4(k) + \dots$$

Логістична модель:

$$y(k) = \frac{e^{U(x)}}{(1 + e^{U(x)})}$$

де

$$U(x) = -46,798 + 33,517x_1(k) + 21,583x_2(k) + 16,806x_3(k) - 13,985x_4(k) - \dots$$

Аналіз отриманих результатів. Для аналізу результатів прогнозу були взяті фінансові показники дванадцяти промислових підприємств, які не використовувалися для побудови моделей. Також було проведено порівняння з найбільш поширеними моделями, що використовуються для діагностики кризового стану підприємства: дво- та п'яти- факторні моделі Альтмана, модель Спрінгейта.

За моделлю двох чинників Е. Альтмана вірогідність банкрутства

визначається коефіцієнтом покриття () і коефіцієнтом автономії

K_{AB}

() за формулою:

Для цієї моделі застосовуються наступні обмеження, що дозволяють оцінити ступінь вірогідності банкрутства:

– якщо $Z = 0$ – вірогідність банкрутства дорівнює 50 %;

– якщо $Z > 0$ – вірогідність банкрутства велика, перевищує 50 % і зростає із збільшенням Z ;

– якщо $Z < 0$ – вірогідність банкрутства менше 50 % і далі знижується в міру зменшення Z .

Модель п'ятичинників Альтмана має наступний вигляд:

$$Z = 1,2x_1 + 1,4x_2 + 3,3x_3 + 0,6x_4 + 1,0x_5.$$

де Z – інтегральний показник;

x_1 – власні оборотні кошти (робочий капітал) /сума активів;

x_2 – реінвестований прибуток/сума активів;

x_3 – прибуток до виплати відсотків і податків/сума активів;

x_4 – ринкова вартість власного капіталу/позичений капітал;

x_5 – виручка від реалізації продукції, товарів послуг/сума активів.

Достовірність банкрутства в моделі оцінюється залежно від значення Z –розрахунку, обчисленого за реальними даними підприємства:

- до 1,8 – дуже висока;
- від 1,81 до 2,7 – висока;
- від 2,71 до 2,99 – можлива;
- понад 3,0 – дуже низька.

Інтервали $1,81 < Z < 2,7$ і $2,71 < Z < 2,99$ – це «темна зона» (велика достовірність помилки).

Для оцінки вірогідності банкрутства використовується модель Спрінгейта:

$$Z = 1,03x_1 + 3,07x_2 + 0,66x_3 + 0,4x_4.$$

де x_1 – робочий капітал/сума активів;

x_2 – прибуток до сплати податків і відсотків/сума активів;

x_3 – прибуток до сплати податків/короткострокова заборгованість;

x_4 – виручка від реалізації продукції, товарів, послуг/сума активів.

Якщо $Z < 0,862$, то підприємство є потенційним банкрутом[10].

У таблиці 3 наведені результати прогнозу у процентах, що були отриманні для дванадцяти різних за фінансовим статусом підприємств:

Таблиця 3 – Результати прогнозу

Назва моделі	Процент вірного прогнозу
Побудована змішана регресія з лагами	91,7%
Побудована логістична модель	83,3%
Модель п'яти чинників Альтмана	75%
Модель Спрінгейта	66,7%
Модель двох чинників Альтмана	50%

Висновки. Як видно з результатів, найкращою моделлю для прогнозу виявилася змішана регресія з лагами, трохи їй уступає нелінійна логіт–модель. Це й не дивно, тому що ці моделі були

побудовані на фінансових даних українських підприємств з окремо вибраної галузі, тому вони повністю описують стан промислових підприємств України.

Перевагами побудованих моделей є:

- інформація для розрахунку всіх показників доступна і міститься в фінансовій звітності;
- моделі дієві на практиці і мають достатньо високу точності;
- моделі були побудовані на основі українських підприємств, тому враховують всі особливості української економіки;
- в моделях задіяні найважливіші показники підприємства;
- моделі також враховують специфіку діяльності підприємства залежно відгалузі;
- існують розбіжності у врахуванні вагомості окремих показників у моделях;
- є можливість прогнозувати на декілька кроків вперед.

До недоліків можна віднести наступне:

- моделі доволі трудомісткі;
- моделі враховують тільки балансові показники та показники звіту про фінансові результати;
- неможливо точно визначити ймовірність банкрутства;
- є ризик, що не всі дані, на яких будувалися моделі були достовірними і відповідали дійсності відповідних підприємств.

Отже, побудовані моделі придатні для прогнозування банкрутства українських промислових підприємств і мають достатньо високі прогнозуючі властивості.

Література:

1. *Фінанси підприємств*: підручник / [А. М. Поддєрьогін, Л. Д. Буряк, Г. Г. Нам та ін.] ; під ред. А. М. Поддєрьогін. – [3-є вид.]. – К. : КНЕУ, 2000. – 460 с.
2. *Решетняк М. В.* Управління платоспроможністю підприємства, [Електроний ресурс] – Режим доступу : http://www.rusnauka.com/27_SSN_2012/Economics/3_116864.doc.htm
3. *Медвідь Н.* Дослідження ймовірності банкрутства підприємства за зарубіжними та вітчизняними методиками, [Електроний ресурс] – Режим доступу : <http://naub.ua.edu.ua/2014/doslidzhennya-jmovirnosti-bankrutstva-pidpryjemstva-za-zarubizhnymy-ta-vitchyznyanymy-metodykamy-3/>
4. *Трошина О.В.* Використання дискримінантних моделей для прогнозування банкрутства підприємств, [Електроний ресурс] – Режим доступу : http://www.rusnauka.com/15_APSN_2010/Economics/67937.doc.htm
5. *Рзаєва Т. Г., Стасюк І. В.* Зарубіжні методики визначення ймовірності банкрутства підприємства // *Вісник Хмельницького національного університету*. – 2010. – №4. – С. 89–93. – Режим доступу : http://journals.khnu.km.ua/vestnik/pdf/ekon/2010_4_2/089-093.pdf
6. *Олейникова О. О., Качегін В. А.* Роль фінансової стійкості підприємства, методика її визначення, оцінка та прогнозування, [Електроний ресурс] – Режим доступу : http://www.rusnauka.com/6_PNI_2011/Economics/10_80085.doc.htm
7. *Бідюк П. І.* *Аналіз часових рядів : навчальний посібник* / Бідюк П. І., Романенко В. Д., Тимощук О.Л. – Київ : Політехніка, 2010. – 317 с.
8. *Тимофеев В.С., Большакова А.В.* Модели бинарного выбора: оценка качества и интерпретация коэффициентов // *Сборник научных трудов НГТУ*. – 2005. – №40. – С. 15–23.
9. *Модель бинарного выбора*, [Електроний ресурс] – Режим доступу : https://ru.wikipedia.org/wiki/Модель_бинарного_выбора
10. *Скібіцький, О. М.* *Антикризовий менеджмент: навч. посіб. для студ. вищ. навч. закл.* / О. М. Скібіцький ; Нац. авіац. ун-т. – К. : Центр учбової літератури, 2009. – 568 с.

Оцінювання параметрів математичних моделей із застосуванням методу Монте-Карло для марковських ланцюгів

Борисевич А.С., Бідюк П.І., Ющенко В.Ю.

Вступ

Актуальною задачею оцінювання математичних і статистичних моделей є на сьогодні застосування байєсівської методології до процесів різної природи. Байєсівський підхід, як альтернативна класичному статистичному підходу, дозволяє точніше та повніше оцінювати моделі; він дає можливість отримувати хороші результати у тих випадках, коли використання класичних статистичних методів дуже обмежене (наприклад, випадки з короткою вибіркою статистичних даних). Байєсівський підхід відкриває нові, досить широкі можливості застосування методів математичного моделювання, а розроблені обчислювальні алгоритми оцінювання на основі генерування випадкових чисел дають змогу розв'язати поставлені задачі за допомогою сучасних обчислювальних процедур.

Класичний підхід приділяє головну увагу одержанню ефективних алгоритмів оцінювання та вивчення їх асимптотичних властивостей, які виступають підґрунтям для формування статистичного висновку на основі даних відносно великого об'єму. У випадку коротких вибірок використання результатів асимптотичної теорії представляється недостатньо обґрунтованим. Байєсівський підхід до формування статистичного висновку ґрунтується на інших теоретичних передумовах. Байєсівські методи вирізняються від класичних іншим підходом до інтерпретації дійсних параметрів моделі. Класичний виходить із того, що дійсні параметри – це не випадкові величини, а апроксимуючі їх оцінки – випадкові, оскільки вони є функціями спостережень, що містять випадкові

процеси [1]. Байєсівський підхід відноситься до числа тих, що надають більш широке трактування дійсним параметрам моделі. Він виходить із того, що параметри випадкові, тобто випадковість розглядається як іманентна властивість реального фізичного світу, вважаючи, що сам фізичний об'єкт зазнає неперервних випадкових змін. Тому шукають не випадкові оцінки, які досить близько апроксимують яку-небудь статистику випадкового параметра, наприклад, його середнє значення або моду. При практичному застосуванні вже оціненої моделі різниця практично несуттєва – дослідник працює з моделлю, яка має детерміновані коефіцієнти. Ймовірнісні властивості моделі використовуються для визначення похибки прогнозу та аналізу чутливості моделі, обчислення функції втрат і т. ін. Очевидно, що подібні обчислення можна виконувати в обох підходах.

Байєсівська методологія досліджувалась в багатьох роботах та застосовалась в різних галузях науки і техніки. Зокрема, Зельнер А. досліджував використання таких методів в економетрії [1]; Савчук В.П. аналізував надійність технічних об'єктів [2]; відомо також багато інших напрямів застосування цих методів. Використання байєсівської методології у таких випадках зводилось до великих аналітичних досліджень, які іноді вимагали ґрунтовних знань математики та статистики [3]. Швидкий розвиток комп'ютерної техніки дав можливість розпочати дослідження альтернативних обчислювальних алгоритмів, які ґрунтуються на відомих принципах генерування випадкових чисел [4 – 14] та їх використання для формування оцінок параметрів математичних і статистичних моделей випадкових процесів.

Постановка задачі

Мета цієї статті: проаналізувати та розкрити існуючі основні тенденції та сучасні дослідження у напрямі байєсівського оцінювання

математичних і статистичних моделей процесів довільної природи із використанням чисельних процедур Монте-Карло. Ми припускаємо, що випадкові процеси містять детерміновану складову, яка може бути описана деякою вибраною детермінованою функцією, наприклад, авторегресією, регресією, поліномом і т. ін. Наявність випадкової складової у досліджуваному процесі вимагає введення в модель випадкових змінних з відповідними розподілами та застосування методів аналізу та опису випадкових процесів.

Суть байєсівського підходу

Байєсівські методи розроблено в результаті систематичних спроб сформулювати та розв'язати проблеми статистичного аналізу поведінки процесів та систем різної природи на основі теореми Байєса. Передумовою до використання цієї теореми є деякі співвідношення між ймовірностями подій різного характеру та специфікації кожної з них на необхідному рівні [3].

Багато статистичних задач, незалежно від методів їх розв'язання, мають деякі загальні властивості. До отримання конкретної вибірки даних потенційно прийнятними для деякої досліджуваної ситуації розглядаються декілька ймовірнісних моделей. Після отримання даних виникає виражене у деякому числовому вигляді знання щодо відносної прийнятності цих моделей.

Відмінність байєсівської парадигми від інших статистичних підходів полягає в тому, що ще до отримання даних дослідник розглядає ступінь своєї довіри до можливих моделей та представляє її у вигляді ймовірностей. Як тільки дані отримано, теорема Байєса дозволяє досліднику розрахувати ще одну множину ймовірностей, які представляють собою переглянуті ступені довіри до можливих моделей-кандидатів із врахуванням нової інформації, що надійшла з даними.

Однією із ключових переваг байєсівського підходу є використання будь-якої початкової (апріорної) інформації щодо параметрів моделі. Така інформація виражається у вигляді апріорної ймовірності або функції щільності, тобто вона приймається перед початком подальшого аналізу задачі. Надалі початкові ймовірності „переглядають”, використовуючи вибіркові дані, що знаходять своє відображення у вигляді апостеріорного розподілу оцінок параметрів чи змінних моделі.

Розглянемо випадкову змінну X , яка має розподіл ймовірностей, визначений в термінах невідомого параметра θ , що належить визначеній множині можливих значень параметра Θ . Для заданого значення $X = x$ функція правдоподібності кожного окремого значення θ задається як $P(x/\theta)$. У неперервному випадку апріорні ймовірності для множини можливих моделей відповідають, в загальному розумінні, розподілу ймовірностей на множині Θ можливих значень параметра. Таким чином, апріорні характеристики (судження) визначають у вигляді апріорної щільності ймовірності:

$$P(\theta), \quad \theta \in \Theta \text{ такої, що } \int_{\Theta} P(\theta) d\theta = 1. \quad (1)$$

Апріорний розподіл переглядається на основі вибірових даних $X = x$ з метою отримання апостеріорної щільності ймовірності $P(\theta/x)$, $\theta \in \Theta$. Відповідно, за теоремою Байєса, яку називають ще принципом зворотної ймовірності, встановлюється взаємозв'язок між $P(x|\theta)$, $P(\theta|x)$ та $P(\theta)$:

$$P(\theta|x) = \frac{P(x|\theta)P(\theta)}{P(x)}, \quad \theta \in \Theta, \quad (2)$$

де

$$P(x) = \int_{\Theta} P(x|\theta)P(\theta)d\theta. \quad (3)$$

Враховуючи, що знаменник у формулі (2) не залежить від θ , досить часто залежність (2) представляють у вигляді:

$$P(\theta | x) \propto P(x | \theta) P(\theta), \quad (4)$$

де \propto – означає пропорційність.

Вибір та аналіз апіорного розподілу

Метод визначення апіорного розподілу залежить від конкретної поставленої задачі. Вирізняють випадки, коли розподіл апіорної інформації відомий, та коли розподіл параметра є «неінформативним». У першому випадку, якщо відомо вигляд функції апіорного розподілу, то, використовуючи байєсівський підхід (рівності (2) або (4)), можна знайти вигляд апостеріорного розподілу.

Існують випадки, коли апіорний та апостеріорний розподіли відносяться до одного і того ж класу розподілів. Такі розподіли називають *спряженими*. Використання таких розподілів для чисельних розрахункових методів у байєсівському підході означає що існує замкнена форма розв'язку для умовних апостеріорних розподілів [14]. Як приклад, можна розглянути випадок, коли X_1, \dots, X_n розглядається як випадкова вибірка із нормального розподілу із невідомим середнім значенням μ та відомою дисперсією σ^2 . Припускається, що апіорний розподіл μ є також нормальним розподілом із середнім значенням μ_0 та дисперсією σ_0^2 . Тоді апостеріорний розподіл μ при заданих вибіркових значеннях X_1, \dots, X_n та заданному апіорному розподілі також буде нормально розподілений із середнім значенням μ_* та дисперсією σ_*^2 , які визначають таким чином:

$$\mu_* = \frac{\sigma^2 \mu_0 + n \sigma_0^2 \bar{X}}{\sigma^2 + n \sigma_0^2} \text{ та } \sigma_*^2 = \frac{\sigma^2 \sigma_0^2}{\sigma^2 + n \sigma_0^2}, \quad (5)$$

де $\bar{X} = \sum_{i=1}^n X_i / n$ – вибіркове середнє.

У байєсівському аналізі досить часто зручно використовувати параметр точності $\eta = 1/\sigma^2$ (тобто обернений до дисперсії σ^2). Якщо для апіорного розподілу $\eta_0 = 1/\sigma_0^2$, то для апостеріорного розподілу $\eta_* = 1/\sigma_*^2$; тепер рівність (5) можна представити так:

$$\eta_* = \eta_0 + n\eta \text{ та } \mu_* = \frac{\eta_0}{\eta_*} \mu_0 + \frac{n\eta}{\eta_*} \bar{X}. \quad (6)$$

Таким чином, для отриманої нормальної випадкової вибірки, інформація про μ міститься у вибірковому середньому \bar{X} , котре є достатньою статистикою для μ . Точність описання розподілу визначається відношенням X : $\eta/\sigma^2 = n\eta$. Тобто точність описання апостеріорного розподілу визначається сумою двох компонент: точністю представлення апіорного розподілу і вибіркових даних, а апостеріорне середнє є зваженим середнім апіорного середнього та вибіркового середнього з ваговим коефіцієнтом, пропорційним точності. Наведений результат свідчить про те, що внесок апіорного розподілу зменшується із зростанням розміру вибірки n . Докладний опис отримання цього результату можна знайти в [1].

Досить часто розглядають так звану байєсівську асимптотику, тобто у випадку, коли $n \rightarrow \infty$ для апостеріорного розподілу має значення тільки правдоподібність. Це дуже легко оцінити з рівності (4), якщо її представити так [2]:

$$P(\theta | x) \propto P(x | \theta)P(\theta) = P(\theta)e^{\ln P(x|\theta)}. \quad (7)$$

Якщо припустити, що апіорний розподіл $P(\theta)$ та функція правдоподібності $P(x|\theta)$ є невідродженими та мають неперервні похідні і $P(x|\theta)$ має єдиний максимум θ_{mn} , який є оцінкою максимальної правдоподібності, то $\ln[P(x|\theta)]$ має порядок n , а $P(\theta)$ не залежить від об'єму вибірки. Таким чином, інтуїтивно зрозуміло, що множник правдоподібності при великих значеннях об'єму вибірки буде домінувати в апіорному розподілі.

У багатьох випадках початкова інформація про значення оцінюваних параметрів зовсім невідома, тобто невідомий вигляд апіорного розподілу $P(\theta)$. Іншими словами, параметр θ є «неінформативним». Для такого випадку запропоновано два правила вибору апіорного розподілу, які охоплюють найбільш поширені випадки [12]. Він вважає, що у випадку існування параметра на скінченному інтервалі або на інтервалі від $-\infty$ до $+\infty$, його апіорна ймовірність повинна вважатись рівномірно розподіленою. Якщо ж можна обґрунтувати, що параметр приймає значення на інтервалі від 0 до ∞ , то ймовірність його логарифму слід вважати рівномірно розподіленою. Перше правило Джеффріса для представлення невизначеності значення формулюється наступним чином

$$P(\theta)d\theta \sim d\theta, \quad -\infty < \theta < +\infty, \quad (8)$$

тобто $P(\theta) \sim const$. Цей прямокутний розподіл (або ж функція щільності імовірності) є невластим, оскільки $\int_{-\infty}^{\infty} P(\theta) d\theta = \infty$. Відомо, що у випадку, коли $-\infty < \theta < +\infty$ є достовірним твердженням, то для представлення ймовірності достовірної події замість 1 використовується ∞ .

Друге правило Джеффріса відноситься до параметрів, природа яких дозволяє зробити припущення, що вони приймають значення від 0 до ∞ . Він пропонує прийняти, по аналогії, рівномірний розподіл логарифма параметра. Тобто якщо $\theta = \log \sigma$, то апіорна функція щільності імовірності для θ буде обрана відповідно у вигляді (8). Оскільки $d\theta = d\sigma/\sigma$, то (8) припускає використання рівності:

$$P(\sigma)d\sigma \sim \frac{d\sigma}{\sigma}, \quad 0 < \sigma < +\infty \quad (9)$$

в якості невластивої функції щільності ймовірності, яка буде представляти невизначеність значення параметра σ . Таким чином, для неінформативного параметра, наприклад для дисперсії, апіорний розподіл досить часто задають у вигляді $P(\sigma) \propto 1/\sigma$.

Відзначимо таку важливу властивість, як чутливість апіорного розподілу. При виборі різних апіорних розподілів отримують різні апостеріорні розподіли. У такому випадку корисно оцінити ступінь впливу отриманих відмінностей. На практиці досить часто отриманий апостеріорний розподіл використовують надалі в якості апіорного, при цьому беручи його в деякий степінь α , де $0 < \alpha < 1$. Для реальних практичних задач використовують навіть експертну думку щодо типу апіорного розподілу або деякі прийняті в літературі погодження та попередні публікації.

Обчислювальні методи байєсівського аналізу

Байєсівський підхід досить широко використовує інформацію про ймовірнісний розподіл параметрів. До кінця 80-х років минулого сторіччя в якості розрахункових методів для виведення байєсовських оцінок параметрів та їх апостеріорних розподілів використовували аналітичні методи: спряжені апіорні розподіли та апроксимацію [14]. З початку 90-х років завдяки стрімкому розвитку комп'ютерних технологій почали

поширюватися зовсім нові методи обчислень, які ґрунтуються на безпосередньому генеруванні (моделюванні вибірки) необхідних вимірів за апостеріорним розподілом.

Генерування випадкових величин із заданим розподілом – сучасний підхід, який дає змогу працювати в умовах, коли існують асимптотичні аналітичні результати для властивостей оцінок та їх статистичних розподілів, але невідомо, які властивості будуть мати оцінки при малих вибірках даних. Виділяють два загальних підходи до моделювання: історичне моделювання та моделювання за принципом Монте-Карло [14]. Термін «метод Монте-Карло» (запропонований Джоном фон Нейманом та Станіславом Уламом у 1940-х рр.) відноситься до моделювання процесів із використанням генератора випадкових чисел. Сьогодні методи Монте Карло утворюють захоплюючий розділ сучасної математики та статистичних чисельних експериментів. Назва методу з'явилась від назви міста, широко відомого своїми казино. Метод моделювання Монте Карло виник від того факту, що поняття «кількість шансів» було використано з метою знаходження інтегралів від складних рівнянь, що використовувались при розробці перших ядерних бомб (інтеграли квантової механіки). Інтеграли складних розподілів, які формувались із великих вибірок випадковими числами із декількох розподілів, апроксимувались згенерованими даними.

Методи моделювання Монте Карло поділяються на ітеративні та неітеративні. До неітеративного моделювання відносять метод генерування вибірки за важливістю (importance sampling) та метод відбраковки або прийняття вибірки (rejection or acceptance sampling) [5].

Неітеративні методи Монте Карло. Розглянемо деякий ймовірнісний розподіл або ймовірнісну щільність розподілу $p(x)$ для дискретного або неперервного процесу. Розподіл $p(x)$ називають ще цільовим розподілом або цільовою щільністю розподілу. Необхідно

згенерувати вибіркові значення $\{X_i\}_{i=1}^N$ за розподілом $p(x)$ та знайти їх статистичну оцінку, тобто оцінити математичне сподівання функції $\phi(x)$ за розподілом, наприклад:

$$E_p[\phi] = \int \phi(x)p(x)dx. \quad (10)$$

Припустимо, що x – вектор із \mathbb{R}^n з компонентами X_i , а $\phi(x)$ – деяка функція. Для вибірових значень $\{X_i\}_{i=1}^N$ можна розрахувати:

$$\Phi = \frac{1}{N} \sum_i \phi(X_i). \quad (11)$$

Оскільки вектор $\{X_i\}_{i=1}^N$ згенеровано за $p(x)$, то математичне сподівання Φ дорівнює $E_p[\phi]$; при збільшенні кількості вибірових значень N дисперсія Φ пропорційно зменшується.

Моделювання вибірки за важливістю (importance sampling) – це не метод генерування вибірових значень $\{X_i\}_{i=1}^N$ за розподілом $p(x)$, а тільки метод оцінювання сподівання $\phi(x)$, представленого виразом (10). Основна ідея методу полягає у тому, що моделювання виконується за іншим, простішим для виконання розрахунків апроксимуючим розподілом, наприклад $q(x)$, який досить близький до цільового розподілу $p(x)$. Алгоритм моделювання складається із таких основних кроків:

- вибирають вибіркові значення X_i , згенеровані за $q(x)$;
- з того, що моделювання відбувалось за «помилковим» розподілом формують ваговий коефіцієнт:

$$\omega_i = \frac{p(X_i)}{q(X_i)}; \quad (12)$$

- оцінку шуканої величини $E_p[\phi]$ знаходять за виразами:

$$\Phi = \frac{1}{N} \sum_i \omega_i \phi(X_i) \quad \text{або} \quad \Phi = \frac{\sum_i \omega_i \phi(X_i)}{\sum_i \omega_i}. \quad (13)$$

Основним недоліком такого методу є те, що відносне зростання дисперсії зумовлене непостійними ваговими коефіцієнтами, наявна велика залежність від вибору апроксимуючого розподілу $q(x)$, а також те, що всі вибіркові значення будуть нівелюватись невеликою кількістю значень із великими ваговими коефіцієнтами.

Метод відбраковки або прийняття вибірки (rejection or acceptance sampling) полягає знову ж таки в моделюванні за іншим апроксимуючим розподілом, але перерахунок вагового коефіцієнта виконується в процесі генерування, утримуючи тільки частину змодельованих точок вимірів. Основний алгоритм генерування вибірки можна визначити такими кроками:

1. Відшукування масштабуючої константи M , такої що

$$\forall x, \quad p(x) \leq M q(x). \quad (14)$$

2. Незалежно вибирають вибіркові значення X_i , згенеровані по $q(x)$ та U_i рівномірно розподілені на інтервалі $[0,1]$.
3. Якщо $M U_i q(X_i) < p(X_i)$, то приймають X_i , в іншому випадку значення X_i відкидається (відбраковується, звідси і назва методу) та повертаються до кроку 2.
4. Кроки 2-3 повторюють до тих пір, поки не буде знайдено N значень X_i .

Недоліком цього алгоритму, як і в попередньому випадку, є проблеми при великих розмірах вибірки; алгоритм виробляє «прийнятні» випадкові числа тільки за $1/M$ часу, якщо розподіли не співпадають. Якщо M занадто велике, то багато змодельованих значень будуть відкидатись.

Таким чином, описані вище методи працюють задовільно тільки у тих випадках, коли обраний для генерування розподіл $q(x)$ подібний до цільового розподілу $p(x)$. Однак, у більшості складних задач дуже важко створити окремий розподіл, який би задовольняв би усім властивостям.

Ітераційні методи Монте Карло для марковських ланцюгів

Ітераційні методи моделювання Монте-Карло ґрунтуються на ідеї побудови Марковського ланцюга та на відміну від попередніх методів використовують варіанти (кандидати) розподілу $q(x)$ (щільності розподілу), які залежать тільки від поточного стану X_t [5, 13]. До цих методів можна віднести генерування вибірки за Гіббсом, алгоритм Метрополіса, Метрополіса-Хастінгса на інші їх модифікації.

Розглянемо стохастичний процес $\{X_t\}$, де $X_t \in \Theta$. Він марковський, якщо має ту властивість, що при заданому значенні X_t , значення X_h при $h > t$ не залежать від значень X_s при $s < t$. Інакше кажучи, $\{X_t\}$ – марковський процес, якщо його умовна функція розподілу задовольняє такій умові:

$$P(X_h/X_s, s \leq t) = P(X_h/X_t), \quad h > t. \quad (15)$$

Якщо $\{X_t\}$ – дискретний стохастичний процес, то його основна характеристика має вигляд:

$$P(X_h/X_t, X_{t-1}, \dots) = P(X_h/X_t), \quad h > t. \quad (16)$$

Якщо A є підмножиною Θ , то функція

$$P_t(\theta, h, A) = P(X_h \in A / X_t = \theta), \quad h > t \quad (17)$$

є функцією перехідної ймовірності марковського процесу. Якщо перехідна ймовірність залежить від $h-t$, а не від t , то процес має стаціонарну перехідну ймовірність.

Основою моделювання за допомогою марковського ланцюга є побудова марковського процесу, для якого стаціонарний розподіл переходів визначається функцією $P(\theta/X)$. Процес моделювання досить тривалий, він продовжується до тих пір, поки розподіл поточних значень процесу не наблизиться до стаціонарного розподілу переходів. Виходить, що для заданого $P(\theta/X)$ може бути сконструйована велика кількість марковських ланцюгів із заданими параметрами. Методи, які використовують моделювання випадкових величин марковським ланцюгом з метою одержання розподілу $P(\theta/X)$, відносять до методів Монте Карло для марковських ланцюгів (МКМЛ).

Метод генерування вибірки Гіббса представляє собою витончений спосіб формування вибірки із спільних розподілів багатовимірних змінних шляхом застосування багаторазових вибірок із визначених одновимірних умов. Наприклад, для двовимірної спільної щільності розподілу $f(x, y)$ при розрахунку використовують умовні щільності розподілів $f(x/y)$ та $f(y/x)$. Основний алгоритм генерування можна описати таким чином:

1. Вибір початкових значень X_0 та Y_0 у відповідності з прийнятим розподілом.
2. Генерування Y_{t+1} за умовним розподілом $f(y/X_t)$.
3. Генерування X_{t+1} за умовним розподілом $f(x/Y_{t+1})$.
4. Багатократне повторення кроків 2-3 для того, аби ланцюг досяг збіжності до свого стаціонарного розподілу.

Таким чином, одержуємо набір значень (X_t, Y_t) , який при $t = 1, \dots, N, N \rightarrow \infty$ буде збігатись до спільного розподілу $f(x, y)$. На практиці використовують достатньо велику кількість вимірів N , при цьому відкидають перші M ($M < N$) випадкових значень ітерацій Гіббса, які вважають зразками для випробувань на відмову (зазвичай M вибирають як 10-20% від N). Випробування на відмову використовується для

забезпечення близькості вибірових значень до спільного розподілу $f(x, y)$.

В загальному випадку збіжність методу Гіббса можна записати так:

$$\frac{1}{N - M} \sum_{t=M+1}^N g(X_t, Y_t) \rightarrow \int g(x, y) f(x, y) dx dy, \quad N \rightarrow \infty. \quad (18)$$

Зауважимо також, що розглянутий метод представляє собою проходження по довгому ланцюзі із збереженням всіх випадкових вимірів після випробувань на відмову для одержання вибірових значень Гіббса. Крім того, можна запускати декілька відносно коротких ланцюгів, використовуючи різні початкові значення та відносно малі N . Випадкове значення останньої ітерації Гіббса в кожному ланцюзі використовується для формування поточного значення вибірки Гіббса.

З попередніх викладок можна зробити висновок, що вибірка Гіббса має перевагу в декомпозиції багатовимірної задачі оцінювання у декілька задач меншої розмірності шляхом застосування повних умовних розподілів параметрів. Ця особливість робить вибірку Гіббса простою і широко застосовною. Однак, досить часто недостатньо зводити всі значення вибірки Гіббса до одновимірної задачі. Коли параметри сильно корельовані, доводиться вимірювати їх спільно. Для того, аби переконатись у збіжності методу Гіббса досить часто процедуру повторюють декілька разів із різними початковими значеннями, щоб переконатись у збіжності алгоритму.

Інший метод – алгоритм Метрополіса застосовується, наприклад, у тих випадках, коли ймовірнісний розподіл відомий за винятком нормуючої константи. Припустимо, що необхідно одержати випадкову вибірку з розподілу із цільовою щільністю $f(x)$, що містить складну нормуючу константу; при цьому пряме одержання вибірки або трудомістке або нездійсненне. Згідно з процедурою вибирають апроксимуючий розподіл, для якого легко генерувати випадкові значення, тобто визначають кандидата на функцію щільності, $q(v, x)$. Алгоритм

Метрополіса генерує послідовність випадкових вимірів з апроксимуючого розподілу $q(v, x)$, розподіл якої збігається до $f(x)$. Алгоритм можна представити такими кроками:

1. Вибрати щільність апроксимуючого розподілу $q(v, x)$.
2. Задати поточний стан ланцюга: вибираючи вибіркоче значення X_t , згенерувати значення V за розподілом $q(v, X_t)$ (який називають ще «стрибкоподібним»). Такий розподіл повинен бути симетричним, тобто $q(v, x) = q(x, v)$ для всіх v та x .
3. Розрахувати показник пропускнуої спроможності (або значення стрибка):

$$r = \frac{f(V)}{f(X_t)}. \quad (19)$$

4. Якщо $r \geq 1$, то встановлюють $X_{t+1} = V$; інакше, якщо $r < 1$, то

$$X_{t+1} = \begin{cases} V & \text{з ймовірністю } r \\ X_t & \text{з ймовірністю } 1-r \end{cases}. \quad (20)$$

Повторення алгоритму багато разів при деяких регулярних нежорстких умовах забезпечує збіжність послідовності $\{X_t\}$ до розподілу $f(x)$.

Правило прийняття та відхилення згенерованого значення для цього алгоритму може ґрунтуватися на таких умовах: (і) якщо стрибок з X_t до V збільшує щільність розподілу, то приймається V як X_{t+1} ; (іі) якщо стрибок зменшує щільність розподілу, то покладають $X_{t+1} = V$ з ймовірністю, рівною показнику r , і встановлюють $X_{t+1} = X_t$ в іншому випадку з ймовірністю $(1 - r)$. Прикладами симетричної щільності $q(v, x)$ можуть слугувати нормальний розподіл та розподіл t -Стюдента для середніх значень параметрів моделі.

У 1970 році Хастінгс узагальнив алгоритм Метрополіса двома шляхами. По-перше, стрибкоподібний розподіл, тобто апроксимуючу

щільність розподілу, не обов'язково обирати симетричною. По-друге, правило стрибка змінюється таким чином:

$$r = \frac{f(V)/q(V, X_t)}{f(X_t)/q(X_t, V)} = \frac{f(V)q(X_t, V)}{f(X_t)q(V, X_t)}. \quad (21)$$

Таку модифікацію називають алгоритмом Метрополіса-Хастінгса. Аналогічним чином за допомогою алгоритму Метрополіса-Хастінгса можна генерувати випадкові виміри за будь-якою функцією щільності, при цьому симетричність розподілу не вимагається.

Як і у випадку вибірки Гіббса необхідно використовувати достатню кількість значень N та виключати з розгляду перші M значень. Алгоритм Метрополіса-Хастінгса можна представити так:

$$\frac{1}{N-M} \sum_{t=M+1}^N g(X_t) \rightarrow \int g(x)f(x)dx, \quad N \rightarrow \infty. \quad (22)$$

Для алгоритму Метрополіса-Хастінгса вибір апроксимуючої щільності розподілу є дуже важливим. Вона не повинна мати занадто велику або малу дисперсію, повинна бути достатньо близькою до цільового розподілу. Якщо показник пропускної спроможності занадто великий, то ланцюг буде виробляти занадто багато малих кроків в околі локальних викидів, збільшуючи кореляцію та час збіжності. Таким чином, незалежні вибіркові значення отримують лише із великими інтервалами. Якщо ж цей показник занадто низький, то ланцюг буде «застрягати» в окремих місцях. Оптимальним значенням для показника пропускної спроможності вважається 20-50%.

Зауважимо, що індексами $i=1\dots N$ ми позначали вище незалежні вибіркові значення, що генеруються за відповідним розподілом. Позначення $t=1\dots N$ відповідають послідовностям станів Марковського ланцюга. Алгоритм Метрополіса-Хастінгса, як узагальнений варіант алгоритму Метрополіса та вибірки Гіббса, на відміну від методу відбраковки вибірки, при моделюванні N ітерацій не виробляє N

незалежних вибірових значень за цільовим розподілом, а самі вибірові значення корелюють. Це пояснюється тим, що методи МКМЛ методи включають у себе марковський процес, у якому згенеровано послідовність станів $\{X_t\}$, кожен елемент якого X_t має ймовірність розподілу, що залежить від попереднього значення X_{t-1} . За значний проміжок часу марковський ланцюг повинен суттєво переміститись для того щоб ефективно згенерувати незалежні вибірові значення цільового розподілу.

Вибір функції пропозиції щільності дозволяє уникати вищеописаної кореляційної залежності між вибіровими значеннями завдяки деяким ідеям та прийомам. Зокрема, якщо обрати в якості пропозиції щільності $q(v, x) = q(v)$, то отримаємо незалежну вибірку. Якщо покласти $q(v, x) = f(x - v)$, то отримуємо алгоритм Метрополіса-Хастінгса із випадковим блуканням. Досить корисним буває застосування композицій та комбінацій, тобто використання декількох видів пропозицій розподілу, які вибирають випадковим чином. Наприклад, формують незалежну вибірку за апіорним розподілом з метою подальшого аналізу апостеріорного розподілу на великих кроках.

Для визначення нижньої границі кількості ітерацій, необхідних для того, щоб вибірові значення були незалежними, для методу Метрополіса-Хастінгса досить часто застосовують емпіричне правило. Якщо найбільша довжина у просторі ймовірних станів дорівнює L , то для отримання незалежних вибірових значень за алгоритмом Метрополіса-Хастінгса, де апроксимуючий розподіл моделюється випадковим блуканням із розміром кроку ε , він повинен виконуватись щонайменше $T \cong (L/\varepsilon)^2$ ітерацій.

До переваг описаних вище методів методів МКМЛ відносять:

- задача, яка реалізується за методами МКМЛ, є легкою у розв'язанні у тому смислі, що для отримання результату необхідно прогнати цей метод визначене число разів;

- використовуючи алгоритм Метрополіса-Хастінгса, можна уникнути розрахунку граничних розподілів та нормуючих констант у щільностях розподілу;
- можна отримати функції параметрів $\phi(\theta)$, виходячи із імітованих (змодельованих) розподілів $\phi(\theta_i)$;
- можливе відтворення багатьох природних форм та інших нестандартних особливостей процесів та явищ, що моделюються.

До недоліків методів МКМЛ відносять:

- нередукованість, аперіодичність та властивості апостеріорних розподілів залишатися встановленими аналітично;
- діагностика збіжності методів все ще залишається малозрозумілою, можлива демонстрація того, що отриманий ланцюг не буде збігатись;
- вибіркові значення, отримані за методами МКМЛ, можуть бути досить сильно автокорельованими; тому необхідно мати великий розмір вибірки, порядку $(10^3 - 10^6)$ згенерованих значень.

Подолання описаних недоліків вважається у значній мірі творчим процесом. Діагностика збіжності може включати в себе дослідження графіків та тестування рівності розподілів між різними частинами ланцюга. Автокореляції можуть бути дещо скореговані новою параметризацією та групуванням вибіркових значень. Ланцюг можна «перезапустити», тобто повторити виконання алгоритму, використовуючи різні початкові значення та/або різні генератори початкових випадкових чисел. Для перевірки збіжності можна також скористатись показником зменшення масштабу, який розраховується за виразом:

$$R = \sqrt{\frac{\text{загальна дисперсія}}{\text{дисперсія всередині ланцюга}}} \quad (23)$$

Якщо значення R наближається до 1, то це забезпечує збіжність.

Однак, питання збіжності методів МКМЛ все ще залишаються відкритими. На сьогодні багато дослідників займаються теоретичними дослідженнями збіжності цих методів.

Перевірка гіпотез та вибір моделі

У багатьох випадках виникає задача порівняння альтернативних гіпотез та моделей. При наявності точних формулювань гіпотез або моделей, що порівнюються, практичний спосіб їх порівняння залежить від цілі аналізу, стану апріорної інформації та від наявності функції втрат. Розглянемо критерії вибору альтернативних моделей в загальному випадку.

Розглядається множина параметричних моделей M_1, M_2, \dots, M_m , які описують вибіркові дані X_1, \dots, X_n умовними розподілами $f(x | \theta, M_i)$, $i = 1..m$. Граничний розподіл даних припускає, що:

$$p(x | M_i) = \int_{\Theta} f(x | \theta, M_i) P(\theta | M_i) d\theta. \quad (24)$$

Головним механізмом формування статистичного висновку є байєсівський фактор (коефіцієнт), який представляє собою відношення апостеріорних ймовірностей до апріорних:

$$BF(i, j) = \frac{P(M_i | x) / P(M_j | x)}{P(M_i) / P(M_j)} = \frac{P(x | M_i)}{P(x | M_j)}, \quad i, j = 1..m. \quad (25)$$

Перевага однієї моделі над іншою визначається у відповідності із значенням байєсівського фактора. Якщо воно суттєво перевищує 1, то приймається відповідне рішення. Для вибору моделі використовують критерій найбільшої граничної щільності розподілу $p(x | M_i)$, що відповідає умові $BF(i, j) > 1$.

Досить часто у розрахунках використовують апроксимацію (наближення) баєсівського фактора, а саме інформаційний критерій

Байєса-Шварца (Schwarz Bayesian information criterion), який визначається так:

$$-2 \ln BF \approx \Delta BIC = -2 \ln \frac{\sup_{M_i} f(x|\theta, M_i)}{\sup_{M_j} f(x|\theta, M_j)} - (p_j - p_i) \ln n, \quad (26)$$

де n – величина вибірки; $\dim M_i = p_j$, $i, j = 1..m$ – розмірність моделі.

Байєсівські методи порівняння та вибору альтернативних моделей і гіпотез складають уніфіковану множину принципів, які вважають функціональними та застосовними до широкого класу задач. Такі методи дозволяють враховувати при порівнянні та перевірці гіпотез та моделей апріорну інформацію. Як показано у [1] байєсівський підхід до перевірки гіпотез та моделей є єдиним підходом, який передбачає вибір дії на основі максимізації очікуваної корисності.

Прогнозний розподіл

Найважливішим аспектом байєсівського підходу, як повноцінного підходу до формування статистичного висновку, є прогнозування. Байєсівська парадигма дає достатній об'єм інформації для прогнозування. Зокрема, головним інструментом виступає ймовірнісний розподіл, який використовується в якості прогнозного.

Якщо x^* – новий вимір, то можна записати сукупний розподіл x^* та параметрів θ за умови заданої вибірки даних $\{X_t\}$:

$$P(x^*, \theta | x) = P(x^* | \theta, x) P(\theta | x). \quad (27)$$

Для отримання прогнозного розподілу $P(x^* | x)$, як умовної функції, необхідно проінтегрувати рівність (27) по θ , яка і буде прогнозним розподілом. Спираючись на рівності (2) і (3) можна записати:

$$P(x^* | x) = \int_{\Theta} P(x^*, \theta | x) d\theta = \int_{\Theta} P(x^* | \theta) P(\theta | x) d\theta. \quad (28)$$

Можна побачити, що прогнозний розподіл $P(x^* | x)$ не залежить від θ . Рівність (28) вказує на те, що прогнозний розподіл (або прогноуюча функція розподілу ймовірності) розглядається як середнє умовних прогнозних розподілів $P(x^* | \theta)$, причому ваговою функцією слугує апостеріорний розподіл для θ , тобто $P(\theta | x)$.

Приклади застосування МСМС методів до моделей стохастичної волатильності

Модель стохастичної волатильності Тейлора С. відноситься до класу моделей, в яких враховується зміни дисперсії та коваріації. Для дискретного часу модель волатильності в достатньо простому варіанті має такий вигляд:

$$y_t = \exp\left(\frac{h_t}{2}\right)\varepsilon_t, \text{ де } \varepsilon_t \sim \text{Norm}(0,1), \quad (28)$$

$$h_{t+1} = \mu + \varphi(h_t - \mu) + \eta_t, \text{ де } \eta_t \sim \text{Norm}(0, \sigma_\eta^2),$$

де y_t – середня відкоригована доходність активу на час t , h_t – логарифм волатильності (мінливості) на момент часу t , $\text{Norm}(.,.)$ – нормальний розподіл. Параметр μ , як середнє значення h_t , відіграє роль масштабуючого коефіцієнта; φ відображає стійкість волатильності, σ_η – волатильність логарифмованої змінної. Передбачається, що ε_t та η_t не корелюють між собою, а процес h_t – стаціонарний, ($|\varphi| < 1$), та має початкову умову $h_0 \sim \text{Norm}[\mu, \sigma_\eta^2 / (1 - \varphi^2)]$ [12].

Перше рівняння моделі (28) у просторі стану визначає умовні розподіли спостережень із заданими невідомими станами h_t , тобто це рівняння вимірів:

$$y_t | h_t = \exp\left(\frac{h_t}{2}\right)\varepsilon_t, \quad \varepsilon_t \sim \text{Norm}(0,1). \quad (29)$$

Невідомі стани визначаються відповідно до марковських переходів за часом та задаються відповідним рівнянням стану:

$$h_t | h_{t-1}, \mu, \varphi, \sigma_\eta^2 = \mu + \varphi(h_{t-1} - \mu) + \eta_t, \quad \eta_t \sim Norm(0, \sigma_\eta^2), \quad (30)$$

із початковою умовою h_0 .

Байєсівська модель складається із спільного апіорного розподілу з усіх неспостережувальних змінних, трьох параметрів $\mu, \varphi, \sigma_\eta^2$, невідомих станів h_0, h_1, \dots, h_n та спільного розподілу спостережень, які представлені у вигляді даних щодо середньої доходності y_1, \dots, y_n . Байєсівський висновок ґрунтується на апостеріорному розподілі неспостережуваних параметрів при заданих даних, тобто на визначенні спільної ймовірності розподілу:

$$p(\mu, \varphi, \sigma_\eta^2, h_0, h_1, \dots, h_n) = p(\mu, \varphi, \sigma_\eta^2) p(h_0 | \mu, \varphi, \sigma_\eta^2) \prod_{t=1}^n p(h_t | h_{t-1}, \mu, \varphi, \sigma_\eta^2). \quad (31)$$

При цьому припускається незалежність апіорних розподілів параметрів μ, φ та σ_η^2 .

Для визначення апіорних розподілів обираємо неінформативний розподіл для μ : $\mu \sim Norm(0, 10)$; для φ покладемо $\varphi = 2\varphi^* - 1$, де $\varphi^* \sim Beta(\alpha, \beta)$, тобто це бета-розподіл із параметрами $\alpha = 20$ та $\beta = 1,5$, які дозволяють отримувати значення φ в межах $|\varphi| < 1$. Для σ_η^2 вибираємо спряжений зворотній гамма-розподіл із такими параметрами: $\sigma_\eta^2 \sim InvGamma(5; 0,01)$.

Для спільного розподілу (31) величину $p(h_t | h_{t-1}, \mu, \varphi, \sigma_\eta^2)$ можна визначити за рівнянням стану (30). Правдоподібність $p(y_1, \dots, y_n | \mu, \varphi, \sigma_\eta^2, h_0, h_1, \dots, h_n)$ визначається рівнянням вимірів (29) та припущеннями умов незалежності:

$$p(y_1, \dots, y_n | \mu, \varphi, \sigma_\eta^2, h_0, h_1, \dots, h_n) = \prod_{t=1}^n p(y_t | h_t). \quad (31)$$

Далі, за теоремою Байєса, сукупний апостеріорний розподіл неспостережувальних параметрів при заданих даних буде пропорційним до апіорного розподілу та правдоподібності, тобто:

$$p(\mu, \varphi, \sigma_{\eta}^2, h_0, \dots, h_n | y_1, \dots, y_n) \propto p(\mu)p(\varphi)p(\sigma_{\eta}^2)p(h_0 | \mu, \varphi, \sigma_{\eta}^2) \times \prod_{t=1}^n p(h_t | h_{t-1}, \mu, \varphi, \sigma_{\eta}^2) \prod_{t=1}^n p(y_t | h_t). \quad (32)$$

Розподіл для y_t можна розглядати як розподіл t -Стюдента із нульовим середнім, змінною дисперсією σ_t^2 та невизначеними ступенями свободи \mathcal{G} для похибок спостережень: $y_t \sim t - Student(0, \sigma_t^2, \mathcal{G})$. Апіорний розподіл для \mathcal{G} можна обрати із розподілу Хі-квадрат за допомогою перетворення $\mathcal{G} = \mathcal{G}^* + 2$, де $\mathcal{G}^* \sim \chi^2$ (8). Розподіл для y_t часто розглядають як нормальний розподіл із нульовим середнім та змінною дисперсією σ_t^2 , тобто: $y_t \sim Norm(0, \sigma_t^2)$.

За допомогою даної моделі дослідимо стійкість ресурсної бази банку на прикладі аналізу поточних рахунків клієнтів. Необхідно проаналізувати волатильність клієнтських рахунків на можливість відтоку грошових коштів та подальшого визначення їх стійкості. Початкові дані, які представляють собою щоденні залишки грошових коштів клієнтів $\{x_t\}$ за півтора роки (приблизно 370 значень), необхідно перетворити на часовий ряд, який буде вказувати середню відкориговану дохідність утримуємого активу, тобто середню мінливість залишків, за допомогою перетворення:

$$y_t = \log x_t - \log x_{t-1} - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\log x_i - \log x_{i-1}), t = 1, \dots, n. \quad (33)$$

На рис. 1 зображено динаміку часового ряду y_t .

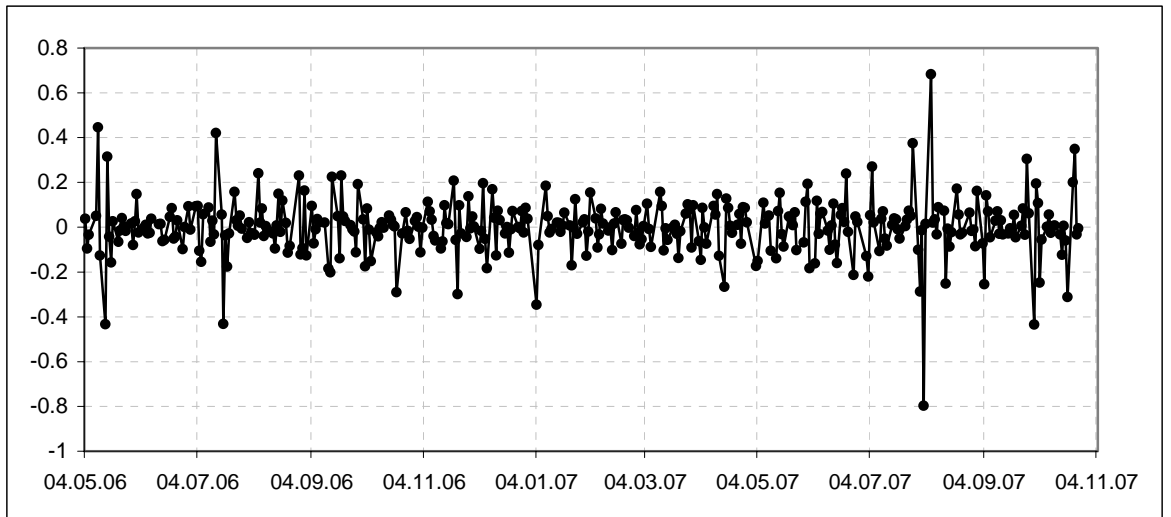


Рис. 1 Динаміка часового ряду y_t

Для реалізації моделі використана програмна реалізація алгоритму Гіббса в системі WinBUGS (версія 1.4.3), яка є вільно доступним програмним продуктом. Результати роботи програми та алгоритму Вибірки Гібса подано у таблиці 1.

Таблиця 1
Байєсівське оцінювання параметрів моделі, обчислених за допомогою WinBUGS

Параметр	Середнє значення	Стандартне відхилення	Похибка	2,5%	Медіана	97,5%	Початок уточн.	Об'єм даних
$1/\sigma_\eta^2$	622,1	230,2	21,24	232,6	595,6	1144,0	10001	10000
μ	-4,486	0,1896	0,00804	-4,739	-4,511	-4,116	10001	10000
ϑ^*	4,252	1,472	0,08974	2,146	3,97	7,966	10001	10000
φ^*	0,9881	0,006572	3,377E-4	0,973	0,989	0,9981	10001	10000

Значення, що відповідають 2,5% і 97,5% , утворюють довірчий інтервал для оцінок, а початок уточнення оцінок означає, що перші 10000 випадкових значень відхиляються; тобто фактичні оцінки формуються, починаючи з 10001-го згенерованого значення.

На рис. 2. представлені вибірки значень параметрів моделі та їх апостеріорні розподіли (вигляд функції щільності розподілу), отримані в результаті застосування методу МКМЛ.

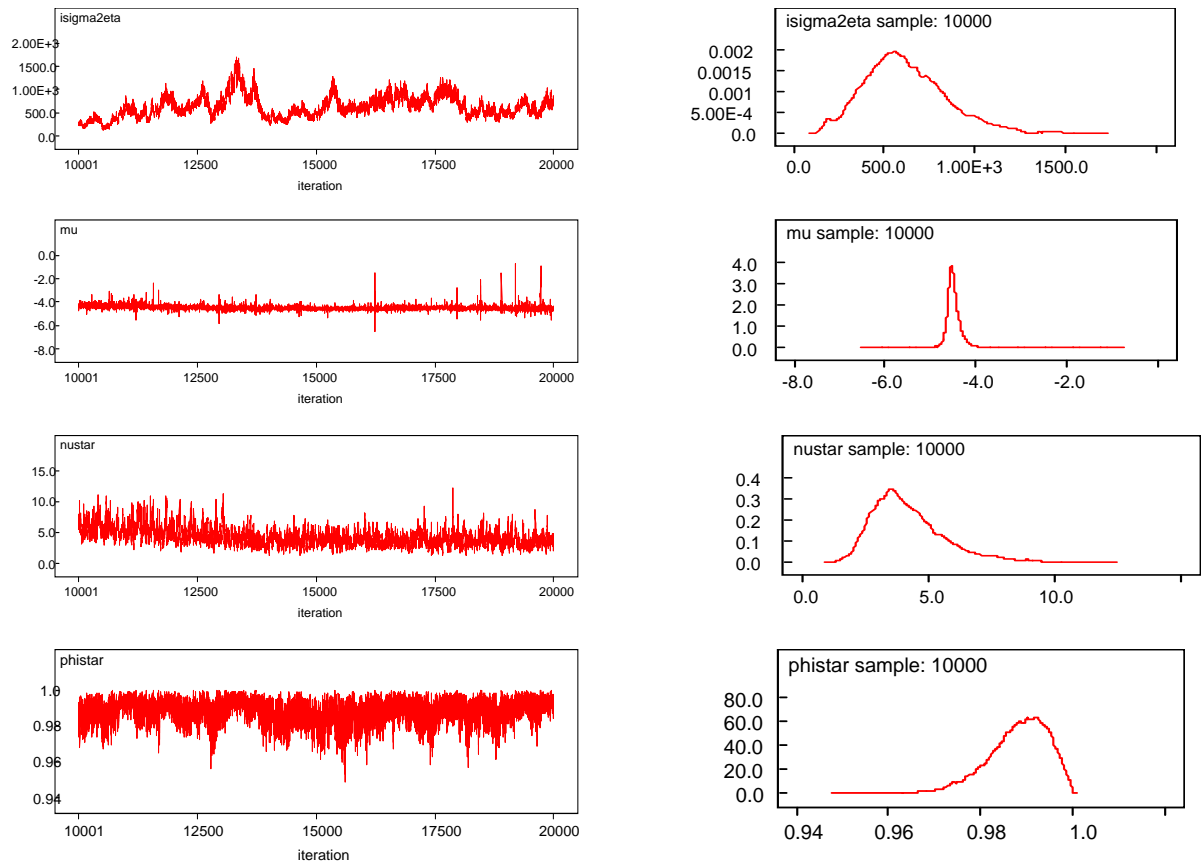


Рис. 2 Вибірки значень параметрів моделі та їх апостеріорні розподіли

Висновки

Застосування байєсівського підходу до формування статистичного висновку дозволяє зовсім по іншому сприймати та досліджувати оцінювані моделі. Він дає можливість оперувати не тільки з отриманими оцінками, а також із відповідними ймовірнісними розподілами, застосовувати наявні у різних формах апріорні знання дослідника щодо оцінок параметрів моделі. Це дає змогу отримувати більші об'єми вихідної інформації та чіткіше описувати структуру та інші характеристики досліджуваної моделі.

Методика застосування обчислювальних алгоритмів Монте-Карло, які ґрунтуються на генеруванні випадкових вимірів, тісно поєднана з байєсівською методологією. Цим розв'язується задача генерування вимірів за необхідним ймовірнісним розподілом. Описані методи значно

розширюють та поліпшують можливості байєсівського аналізу та сфери його застосування. Однією з переваг такого підходу є створення та аналіз моделей за даними різної, зокрема малої, розмірності. Розглянутий приклад показує, що для оцінювання таких складних нелінійних моделей, як модель стохастичної волатильності (подібні моделі іноді досить складно оцінювати за допомогою відомих класичних методів), дозволяє отримати прийнятні оцінки, оперуючи апріорними та апостеріорними розподілами параметрів та використовуючи алгоритми МКМЛ.

В цілому методи Монте Карло для марковських ланцюгів трансформуються у відносно нескладні для програмування алгоритми, спрямовані на реалізацію методів байєсівського аналізу. При цьому варто зазначити, що методи даного класу ще потребують поглибленого аналізу та осмислення у майбутньому. Зокрема, необхідно дослідити точність оцінювання складних нелінійних моделей, збіжність та їх прогнозні характеристики, виконати порівняння з іншими, більш відомими методами.

Література

1. Зельнер А. Байесовские методы в эконометрии. – М.: Статистика, 1980. – 434 с.
2. Савчук В.П. Байесовские методы статистического оценивания: Надежность технических объектов. – М.: Наука, 1989. – 328 с.
3. Справочник по прикладной статистике /Под ред. Ллойда Э., Ледермана У. – М.: Финансы и статистика, 1989. – 525 с.
4. Bergman N. Recursive Bayesian Estimation: Navigation and Tracking Applications / Linkoping University (Sweden), 1999, No.579. – 219 p.
5. Besag J. Markov Chain Monte Carlo for Statistical Inference // Working Paper, Center for Statistics and the Social Sciences, 2001, No.9. – 25 p.
6. Carlin B.P., Louis T.A. Bayes and Empirical Bayesian Methods for Data Analysis. – London: Chapman and Hall, 1996. – 418 p.
7. Chib S., Nardari F., Shepard N. MCMC Methods for generalized SVM / TR OX1 1NF, Oxford, UK, 1998. – 24 p.
8. Dueker M. Kalman Filtering with Truncated Normal State Variables for Bayesian Estimation of Macroeconomic Models / Working Paper, 2005, No. 057B. – 55p.

9. Geweke, J., Tanizaki, H. Bayesian estimation of state-space models using M-H algorithm and Gibbs sampling // *Computational Statistics and Data Analysis*, 2001, v.37, No.2, pp. 151-170.
10. Бард Й. Нелинейное оценивание параметров. – М.: Статистика, 1979. – 349 с.
11. Kim S., Shephard N., Chib S. Stochastic volatility: Likelihood inference and comparison with ARCH models // *Review of Economic Studies*, 1998, 65, pp. 361- 393.
12. MacKay D. J.C. *Information Theory, Inference, and Learning Algorithms* – Cambridge: Cambridge University Press, 2003. – 640 p.
13. Nigel Da Costa Lewis. *Market Risk Modeling. Applied Statistical Methods for Practitioners*. – London: Risk Waters Group Ltd. , 2003. – 238 p.
14. Tsay R. S. *Analysis of financial time series*. – New York : Wiley & Sons, Inc. – 2002. – 448 p.

РЕФЕРАТИ

УДК 519.766.4:004.942

Інформаційна система для моделювання та оцінювання операційних ризиків методами штучного інтелекту / Рубець М.Г., Бідюк П.І. // Системні науки та кібернетика. — 2015. — №1. — С. 5–29.

Наведено спрощену методичку 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 фінансових процесів в термінах операційних ризиків на основі існуючих представлень стосовно 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 при настанні операційного ризику.

Ключові слова: операційні ризики фінансових підприємств, ймовірнісні моделі, методи штучного інтелекту.

Information system for modeling and estimation of operational risks using artificial intelligence techniques / Rubets M.G. Bidyuk P.I. // System Sciences & Cybernetics. — 2015. — №1. — P. 5–29.

The paper considers a simplified methodology for constructing mathematical models in the form of Bayesian networks using mutual information for the network variables and the quality criterion based on minimum description length. Mathematical model is proposed for description of financial processes in the terms of operational risks on the basis of existing knowledge regarding operational risks at financial enterprises. A Bayesian network based model is proposed for estimation of operational risk using expert estimates. Using the model constructed the distribution loss is estimated in a case of operational risk realization.

Keywords: operational risk of financial enterprise, probabilistic models, artificial intelligence techniques.

Розробка системного підходу до менеджменту ризиків / Белевець М.С., Бідюк П.І., Кузнєцова Н.В. // Системні науки та кібернетика. — 2015. — №1. — С. 30 – 48.

Запропоновано системний підхід до аналізу фінансових ризиків, зокрема операційних ризиків, які широко розповсюджені у фінансовій системі.

Показано, що основними підходами до моделювання ризиків є моделювання розподілів втрат, регресійний аналіз (лінійні та нелінійні моделі), моделі байєсівського типу (регресія та байєсівські мережі) і нечітка логіка. Наведено приклад застосування теорії байєсівських мереж до оцінювання операційного ризику. Перевагою БМ, у порівнянні з іншими математичними моделями для аналізу ОР, є гнучкість до надходження нових даних. Також створена БМ дає можливість оцінити можливі причини втрат, після того як вони мали місце, і швидко реагувати на допущені недоліки функціонування компанії.

Development of systemic approach to risk management / Belevets M.S., Bidiuk P.I., Kuznietsova N.V. // System Sciences & Cybernetics. — 2015. — №1. — P. 30 – 48.

The paper studies possibilities for development of systemic approach to analysis of financial risks, especially to operational risks that are widely spread in financial system. It is shown that the basic approaches to risk modeling are description of loss distributions, regression analysis (linear and nonlinear models), Bayesian models (regression and Bayesian networks) and fuzzy logic. An example is given for application of Bayesian network theory to estimation of operational risk. Advantages of the network in comparison to other mathematical models are flexibility to incoming data and possibilities to hiring different types of data in one model. The BN model developed provides a possibility for identification of possible reasons for a loss after it has happened and quickly react to the company functioning drawbacks.

УДК 004.67

Комбінування оцінок прогнозів, обчислених за різними методами для обраних країн світу / Гуськова В. Г., Кузнєцова Н.В. // Системні науки та кібернетика. — 2015. — №1. — С. 49 – 57.

У статті розглядаються методи прогнозування індексу людського розвитку на основі авторегресійної моделі третього порядку та за допомогою мережі радіально-базисних функцій. Проаналізовані характерні особливості кожного методу прогнозування. Виявлена та обґрунтована необхідність спільного використання методів. Проведено комбінування оцінок прогнозів, обчислених різними методами.

Combining of forecasts evaluations defined by different methods for selected countries / Huskova V.H., Kuznietsova N.V.// System Sciences & Cybernetics. — 2015. — №1. — P. 49 – 57.

This article discusses some methods for short term predicting the human development index, based on the autoregressive model and through a network based on radial basis functions. Statistical characteristics of each forecasting method are analysed. Specific features of each forecasting method are identified and analysed. A combination of predictions ratings calculated by different methods is shown to provide better results than separate techniques.

УДК 519.226

Аналіз банкрутства підприємств з використанням чітких та нечітких моделей / Вертилецький В.Г., Бідюк П.І. // Системні науки та кібернетика. — 2015. — №1. — С. 58 – 76.

Робота присвячена аналізу ризику банкрутства підприємств (України) в умовах невизначеності за допомогою моделей Альтмана та Давидової-Белікова, а також нечіткої логіки на основі методів Мамдані, Цукамото, Ларсена. Метою даної роботи є розробка та реалізація програми, яка розраховує рівень ризику банкрутства підприємств, та аналіз отриманих за допомогою неї даних для ряду підприємств України, що збанкрутували, та підприємств небанкротів.

Ключові слова: ризик банкрутства підприємства, моделі Альтмана і Давидової-Белікова, методи формування висновку за Мамдані, Цукамото та Ларсена.

Analysis of enterprises bankruptcy using fuzzy and classic approaches /

Vertiletskij V.G., Bidyuk P.I. // System Sciences & Cybernetics. — 2015. — №1. — P. 58 – 76.

The paper considers some possibilities for analysis of enterprises bankruptcy in Ukraine in conditions of uncertainty using the models by Altman and Davidova-Belikov as well as application of fuzzy logic approach with inference by Mamdani, Tsukamoto, and Larsen. The basic purpose of the study is development and implementation of a software product that provides a possibility for estimation of enterprises bankruptcy risk for selected enterprises in Ukraine using appropriate statistical data. The dataset includes bankrupted enterprises and the enterprises that are characterized by successful development.

Keywords: enterprise bankruptcy risk, Altman and Davidova-Belikov model, fuzzy logic, Mamdani, Tsukamoto and Larsen inference.

УДК 004.415

Обробка і аналіз даних обрахунку тепловтрат приміщень у реальному часі / Кузнєцова Н.В., Кінда В.В. // Системні науки та кібернетика. — 2015. — №1. — С. 77 – 86.

Робота присвячена аналізу та обробці даних обрахунку тепловтрат різноманітних приміщень на основі розробленого програмного продукту, що фіксує виміри температури та дозволяє обрахувати тепловтрати у реальному часі. Розроблена програма дозволяє порівняти виміряні дані з очікуваними тепловитратами, виявити ті приміщення, зони приміщень та шари, через які найбільше втрачається тепла, і може використовуватись як експертна система з підбору матеріалів та зон для утеплення вже існуючих приміщень та перевірки опалювальної системи під час введення будинку в експлуатацію, а також під час проектування і будівництва нових приміщень.

Ключові слова: аналіз тепловтрат, розумний будинок, Arduino Mega 2560, DHT11.

Dealing and analysis of heat losses in apartments in real time / Kuznietsova

N.V., Kinda V.V// System Sciences & Cybernetics. — 2015. — №1. — P. 77 – 86.

The article is devoted to analysis and dealing of heat losses data for different apartments using developed program product which fixes temperature dimensions and allows user to calculate heat losses in real time. Developed program allows user to compare measured data with expected heat losses. Also it allows detecting such apartments, zones and sheets, where the most heat losses are. This program could be used as an expert system for materials and heating zone selection for already built apartments and checking of heating system before commissioning and also during designing and building of new apartments.

Keywords: heat loss, smart house, Arduino Mega 2560, DHT11.

УДК 004.89:510.22

Оцінювання стану підприємства методами інтелектуального аналізу даних

/ Даниляк О.С. // Системні науки та кібернетика. – 2015.— №1. — С. 87 – 108.

Розглянуто проблеми оцінювання фінансового стану виробничих підприємств. Представлено метод оцінювання фінансового стану підприємств на основі систем з нечіткою логікою (алгоритм нечіткого висновку Мамдані). Сформульовано правила формування нечіткого висновку для оцінювання фінансового стану. Наведено приклади застосування вибраного нечіткого методу. Виконано порівняльний аналіз побудованої моделі з найбільш поширеними моделями, що використовуються для діагностики кризового стану підприємства: модель Альтмана та модель Спрінгейта.

Evaluation of enterprise state using data mining methods / Danyliak O.S. //

System Sciences & Cybernetics. — 2015. — №1. — P. 87 – 108.

The problem of enterprise state evaluation is considered. The method for evaluating of enterprise state is based on systems with fuzzy logic (algorithm Mamdani fuzzy

inference). The rules are formulated for forming fuzzy inference for assessing financial condition. Examples of the application of the described fuzzy method are provided. A comparative analysis of the model constructed with the most common models used for the diagnosis of company crises: Also Altman and Springate models are analysed.

УДК 519.6:621.39

Адаптивне оцінювання моделей і прогнозування гетероскедастичних процесів / Ющенко В.Ю., Бідюк П.І. // Системні науки та кібернетика. — 2015. — №1. — С. 109 – 118.

В статті досліджуються гетероскедастичні процеси, зокрема їх виявлення, моделювання та прогнозування. Представлено адаптивний алгоритм побудови адекватної моделі, обчислено прогноз за обраною моделлю та статистики, що характеризують якість моделі і прогнозу. Проаналізована доцільність введення адаптації та виконано порівняння прогнозів, обчислених у створеній системі, що реалізує адаптивний алгоритм, та у економетричній системі Eviews. В якості даних взяті коливання валютної пари грн/руб впродовж 2014 – 2015 рр. Перспективами досліджень є покращення адаптивного алгоритму шляхом введення комбінованих критеріїв якості та модифікація моделей з метою підвищення якості прогнозу.

Adaptive model estimation and forecasting heteroscedastic processes / Yushchenko V.Yu., Bidiuk P.I. // System Sciences & Cybernetics. — 2015. — №1. — P. 109 – 118.

In the article heteroscedastic processes are studied, including their identification, modeling and forecasting. An adaptive algorithm for correct model constructing was presented as well as model-based forecast and statistics, which characterize model and forecast quality, were calculated. Expediency of adaptation was analyzed and forecasts were compared, that were calculated both in created system, based on adaptive algorithm, and in the econometric system Eviews. As statistical data the UAH/RUB exchange rate during 2014 – 2015 were taken.

Perspectives of further research are to improve the adaptive algorithm by including combined quality criteria and modification of models in order to improve the forecast quality.

УДК 004.942:519.766.4

Побудова моделей гетероскедастичних процесів / Біла А.І., Бідюк П.І. // Системні науки та кібернетика. — 2015. — №1. — С. 119 – 129.

У статті розглядаються деякі моделі гетероскедастичних процесів (ГСП), показана основна структура моделей АР, АРУГ, УАРУГ та ЕУАРУГ, також оглядаються інших відомих моделей ГСП. Наводиться методика побудови моделей ГСП. Проведені експерименти та аналіз вибраних моделей ГСП за основними показниками, виконано порівняння якості прогнозу.

Building of heteroscedastic processes models /Bila A.I., Bidiuk P.I. // System Sciences & Cybernetics. — 2015. — №1. — P. 119 – 129.

The article discusses some models heteroscedastic processes (HSP), it is shown the basic structure of the models AR, ARCH, and GARCH, EGARCH, provided an overview of other known models of HSP. Showing technique of constructing models of HSP. The experiments and analysis of selected models of HSP on the main indicators, and a comparison of quality forecast were done.

УДК 004.67

Розробка компілятора для інтерфейсів грід систем / Вергун О.С.// Системні науки та кібернетика. — 2015. — №1. — С. 130 – 137.

Оскільки більшість грід інтерфейсів представлені у вигляді проміжного програмного забезпечення, а звертання до них виконується через командний рядок операційної системи, то для користування грід-технологією необхідні глибокі знання команд інтерфейсу, параметрів і т. ін. Тому у роботі запропоновано такі варіанти вирішення цієї задачі: користувацький інтерфейс у вигляді побудови графів, які компілюються у необхідні команди та передаватися на обробку проміжному програмному забезпеченню;

користувацький інтерфейс у вигляді питання-відповідь, де користувачу система буде задавати питання на рахунок задачі, яку він хоче виконати.

Compiler development for the grid system interfaces / Vergun O.S. // System Sciences & Cybernetics. — 2015. — №1. — P. 130 – 137.

As far as most of existing grid interfaces are presented in the form of intermediate software and their usage is performed with command row of operational system, the use of the grid-technology requires from a user rather deep knowledge of interface commands, parameters etc. In this paper we proposed the following options for solving the problem: user interface in the form of graphs that are compiled into appropriate commands and then are transferred to the intermediate software; and interface in the form of question-answer, where the system puts questions for a user regarding the problem to be solved.

УДК 004.67

Аналіз стану підприємства / Новікова Д.М. // Системні науки та кібернетика. — 2015. — №1. — С. 138 – 151.

Своєчасна та об'єктивна оцінка фінансового стану дозволяє визначити та виправити недоліки і прорахунки у роботі підприємства, та не допустити банкрутства. Метою роботи є побудова моделей для прогнозування банкрутства підприємств України конкретної галузі. У роботі були використані та проаналізовані дво- та п'яти- факторна моделі Альтмана, модель Спрінгейта, а також побудовані моделі: логіт та змішаної регресії з лагами. Аналіз результатів прогнозування показав, що запропоновані логіт та регресійна моделі мають кращий процент вірного прогнозу. Побудовані моделі придатні для прогнозування банкрутства українських промислових підприємств і мають достатньо високі прогножуючі властивості.

Enterprise state analysis / Novikova D.M. // System Sciences & Cybernetics. — 2015. — №1. — P. 138 – 151.

Objective and oportune financial state evaluation provides a possibility to identify and overcome possible flaws and miscalculations in enterprise daily job and avoid bankruptcy. The thesis objective is to provide a methodology for Ukrainian enterprise bankruptcy forecasting. The forecasting models are built using two and five factor Altman models, Springate model, logit model and combined regression model with lag. Built models could be used for industrial enterprise and have high forecasting indicators.

УДК 519.6:621.39

Оцінювання параметрів математичних моделей із застосуванням методу Монте-Карло для марковських ланцюгів / Борисевич А.С., Бідюк П.І., Ющенко В.Ю. // Системні науки та кібернетика. — 2015. — №1. — С. 152 – 178.

Розкрито існуючі основні тенденції у напрямі байєсівського оцінювання математичних і статистичних моделей процесів довільної природи із використанням чисельних методів Монте-Карло. Наявність випадкової складової у досліджуваних процесах вимагає введення в модель випадкових змінних з відповідними розподілами та застосування методів аналізу і описання випадкових процесів. Наведено приклад застосування методу Монте-Карло для марковських ланцюгів.

Mathematical model parameter estimation using Monte Carlo Markov chain technique / Borysevych A.S., Bidyuk P.I., Yushchenko V.Yu. // System Sciences & Cybernetics. — 2015. — №1. — P. 152 – 178.

The current tendencies of Bayesian estimation are disclosed regarding parameter estimation of mathematical and statistical models by making use of Monte Carlo Markov chain technique. As far as most of the processes investigated contain random component, it is necessary to introduce stochastic processes into models with respective distributions. An example of application of the MCMC technique is given.

ВІДОМОСТІ ПРО АВТОРІВ

Бідюк Петро Іванович – д.т.н., професор Інституту прикладного системного аналізу НТУУ «КПІ»

Белевець Марина Сергіївна – магістр Інституту прикладного системного аналізу НТУУ «КПІ»

Біла Анастасія Ігорівна – бакалавр Інституту прикладного системного аналізу НТУУ «КПІ»

Борисевич Аліна Сергіївна – аспірантка Інституту прикладного системного аналізу НТУУ «КПІ»

Вертелецький Володимир Геннадійович – бакалавр Інституту прикладного системного аналізу НТУУ «КПІ»

Вергун Олександр Сергійович – бакалавр факультету інформаційної обчислювальної техніки НТУУ «КПІ».

Гуськова Віра Геннадіївна – магістр Інституту прикладного системного аналізу НТУУ «КПІ»

Даниляк Оксана Сергіївна – магістр Інституту прикладного системного аналізу НТУУ «КПІ»

Кінда Віталій Васильович – студент Інституту прикладного системного аналізу НТУУ «КПІ»

Кузнєцова Наталія Володимирівна – к.т.н., старший викладач Інституту прикладного системного аналізу НТУУ «КПІ»

Новікова Дар'я Миколаївна – магістр Інституту прикладного системного аналізу НТУУ «КПІ»

Рубець Микола Григорович – магістр Інституту прикладного системного аналізу НТУУ «КПІ»

Ющенко Владислав Юрійович – бакалавр Інституту прикладного системного аналізу НТУУ «КПІ»