УДК 519.766.4:004.942

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

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

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

ВСТУП

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

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

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

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

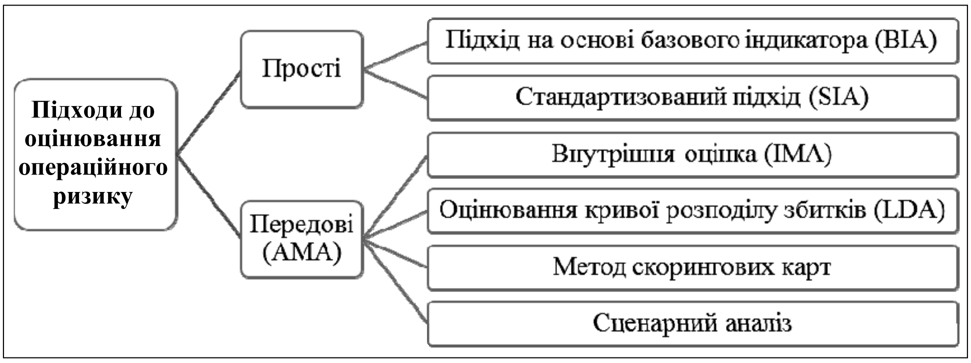

Рис. 1. Класифікація методів оцінювання операційних ризиків

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

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

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

ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ

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

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

ТЕОРЕТИЧНІ ОСНОВИ ПОБУДОВИ БМ

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

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

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

Формально, байєсівська мережа — це трійка $\mathbf{N} = <\mathbf{V}, \mathbf{G}, \mathbf{J}>$, 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 $\mathbf{V} = \{X_1, X_2, ..., X_n\}$. При цьому стосовно множини змінних виконується марковська умова, тобто кожна змінна мережі не залежить від усіх інших змінних, за винятком батьківських попередників цієї змінної.

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

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

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

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

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

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

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

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

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

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

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

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

Застосуємо до останньої рівності теорему Байєса:

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

або

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

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

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

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

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

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

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

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

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

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

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

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

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

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

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

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

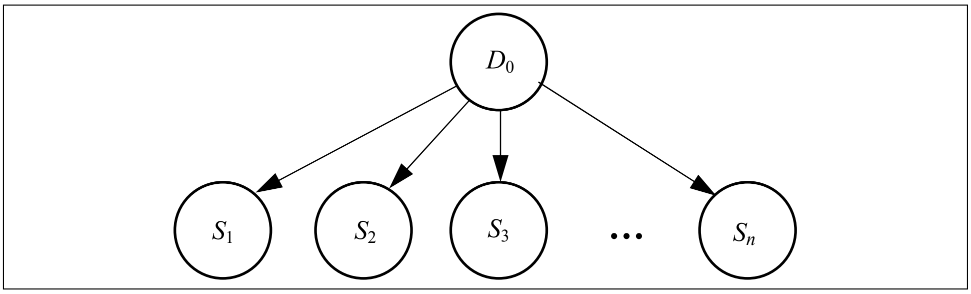

Рис. 2. Проста («наївна») мережа Байєса

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

Методика побудови БМ. Побудову БМ можна виконати простим перебором множини усіх можливих нециклічних графічних моделей та вибрати з них ту, що з максимальною адекватністю відповідає експериментальним (навчальним) даним. Ця задача є *NP*-складною, оскільки за умови повного перебору кількість всіх моделей дорівнює $3^{\frac{n\cdot(n-1)}{2}} - k_{\text{cycle}}$, де n — число вершин; k_{cycle} — кількість моделей з циклами. Кількість усіх можливих нециклічних моделей можна порахувати за рекурсивною формулою Робінсона, запропонованою в 1976 році:

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

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

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

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

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

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

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

Принцип формування опису МБ мінімальної довжини (ОМД). Згідно з теорією кодування Шеннона, при відомому розподілі $P(X)$ випадкової змінної X довжина оптимального коду для передачі конкретного значення x через канал зв'язку прямує до значення $L(x) = -\log P(x)$. Ентропія джерела $S(P) = -\sum_x P(x)\log P(x)$ є мінімальною очікуваною довжиною закодованого повідомлення. Будь-який інший код, який ґрунтується на 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 $D=\{d_1,...,d_N\}$ — набір даних; h — гіпотеза щодо ймовірнісного походження даних; $L(D|h)=-\log P(D|h)$ — емпіричний ризик, який є адитивним щодо числа спостережень і пропорціональним емпіричній похибці. Відмінність між $P(D|h_0)$ і модельним розподілом $P(D|h)$ за мірою Кульбака-Лейблера визначається так:

$$\left|P(D|h)-P(D|h_0)\right|=\sum_D P(D|h_0)\log\frac{P(D|h_0)}{P(D|h)}=$$

$$=\sum_D P(D|h_0)\cdot\left|L(D|h)-L(D|h_0)\right|\geq 0,$$

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

У загальному вигляді задача формування ОМД формулюється так: спочатку задається множина навчальних даних $D=\{d_1,...,d_n\}$, $d_i=\{x_i^{(1)}x_i^{(2)}...x_i^{(N)}\}$ (нижній індекс — номер спостереження, а верхній — номер змінної), n — кількість спостережень; кожне спостереження складається з N $(N\geq 2)$ змінних $X^{(1)}, X^{(2)}, ..., X^{(N)}$. Кожна j-а змінна $(j=1,...,N)$ має $A^{(j)}=\{0,1,...,\alpha^{(j)}-1\}$ $(\alpha^{(j)}\geq 2)$ станів, а кожна структура $g\in G$ МБ представляється N множинами предків $(\Pi^{(1)},...,\Pi^{(N)})$, тобто для кожної вершини $j=1,...,N$, $\Pi^{(j)}$ — множина батьківських вершин, така, що $\Pi^{(j)}\subseteq\{X^{(1)},...,X^{(N)}\}\setminus\{X^{(j)}\}$ (вершина не може бути предком самої себе, тобто петлі у графі відсутні). Таким чином, ОМД структури $g\in G$ за наявності заданій послідовності з n спостережень $x^n=d_1d_2...d_n$ обчислюється за виразом

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

де $k(g)$ — кількість незалежних умовних ймовірностей у 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

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

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

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

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

Емпірична ентропія j-ї вершини обчислюється за виразом:

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

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

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

Простий алгоритм навчання БМ з використанням ОМД

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

Рис. 3. Спрощений алгоритм навчання БМ

АРХІТЕКТУРА І ФУНКЦІЇ СИСТЕМИ

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

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

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

ОБЧИСЛЮВАЛЬНІ ЕКСПЕРИМЕНТИ

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

Таблиця 1. Вершини мережі

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

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

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

Таблиця 2. Таблиця спільних ймовірностей

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

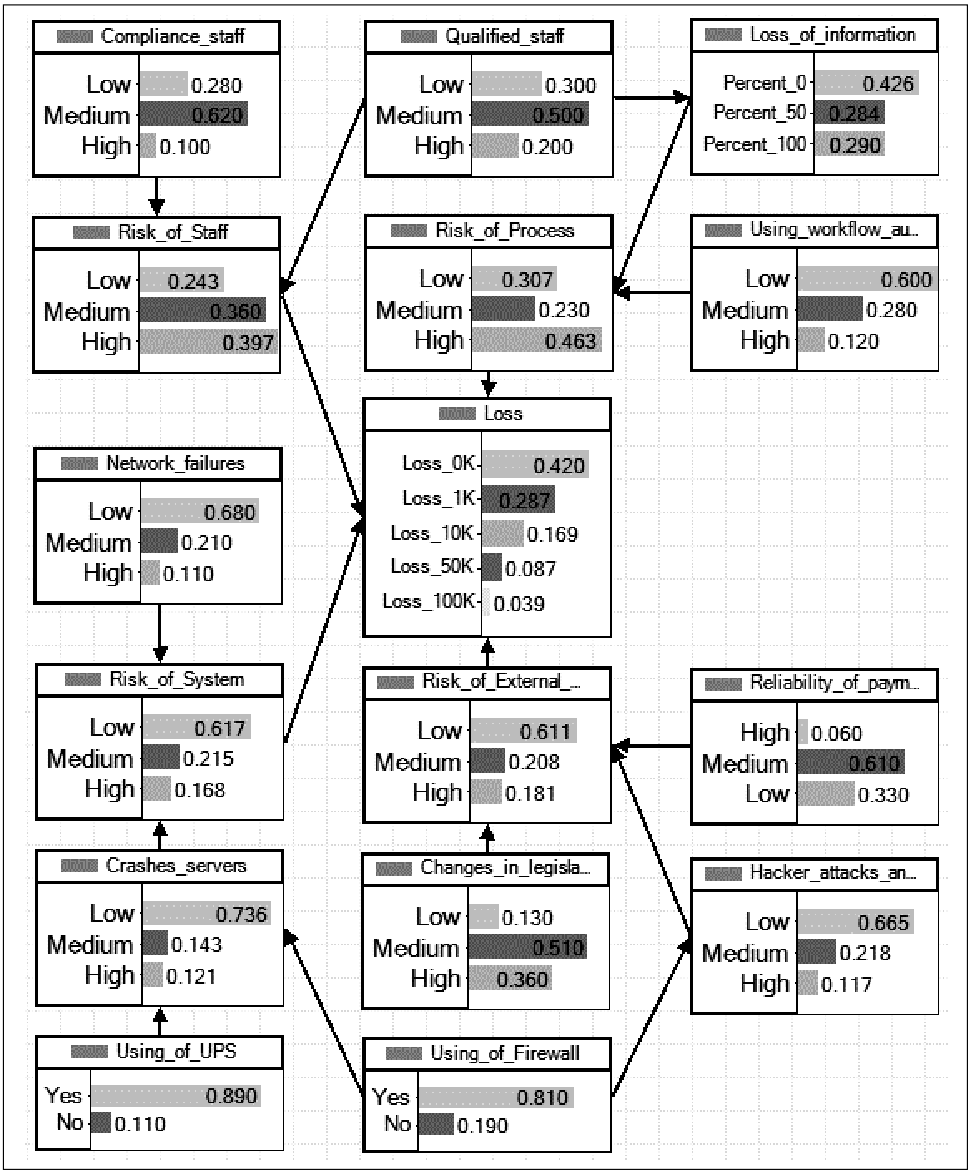

Рис. 4. БМ, що описує ймовірності виникнення операційних ризиків

АНАЛІЗ РЕЗУЛЬТАТІВ

На основі експертних даних побудовано БМ, яка дала можливість оцінити розподіл втрат під час виникнення операційних ризиків на комерційному підприємстві (табл. 3). За допомогою лінійної апроксимації можна розрахувати необхідний квантиль. Беручи за загальноприйняте значення для банківської сфери, отримуємо 95%-й квантиль. Таким чином, капітал для покриття ризику у цьому випадку має величину 44710$.

Таблиця 3. Розподіл втрат при настанні операційного ризику

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

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

ВИСНОВКИ

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

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

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

ЛІТЕРАТУРА

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

Поступила 19.05.2015