

УДК 519.766.4

DOI: 10.15587/2313-8416.2016.74962

ЗАСТОСУВАННЯ МЕРЕЖ БАЙЄСА ДО ПОБУДОВИ МОДЕЛЕЙ ОЦІНЮВАННЯ РИЗИКУ АКТУАРНИХ ПРОЦЕСІВ

© С. В. Трухан, П. І. Бідюк

Досліджено методику побудови байєсівських мереж (БМ) для оцінювання ризику і ймовірності виплати грошової премії при виникненні страхового випадку. Запропоновано модель у формі БМ, яка відображає причинно-наслідкові зв'язки між факторами операційного ризику і втратами страхових компаній (СК). Ефективність моделі експериментально доведено з використанням фактичних даних СК України у період 2003–2014 рр.

Ключові слова: байєсівські мережі, операційний ризик, умовні ймовірності, ациклічний граф, актуарні процеси.

The article deals with methodology of development of a Bayesian network (BN) for risk estimation and probability of damages if insurance case was happened. The model in terms of BN was proposed. It shows cause-and-effect relationships between factors of operational risks and damages of insurance companies (IC). The effectiveness of suggested model was experimentally proved used to actual data of Ukrainian IC in 2003–2014 years.

Keywords: Bayesian network, operational risk, conditional probabilities, acyclic graph, actuarial processes.

1. Вступ

На етапі функціонування підприємств різних видів діяльності міра впливу операційних ризиків на результати їх діяльності і рівень фінансової стабільності істотно зростає. В основі страхової діяльності лежить страховий ризик. Головним фундаментом страхової справи є розподіл ризику. Але, не кожний ризик може лягти в основу страхових відносин. Основними типами ризиків, які впливають на діяльність страхових компаній (СК) є андерайтингові, що приймаються СК від клієнтів, та ризики, які виникають в процесі діяльності СК: ринкові, кредитні, операційні, ризики втрати ліквідності. Застрахованим вважається той ризик, стосовно якого можна оцінити ймовірність настання страхового випадку, визначити розмір можливого збитку та нарахувати еквівалентну страхову премію. Тому, під «страховим ризиком» розуміють прогнозний збиток об'єкту страхування в результаті настання страхової події [1].

Значну частину укладених страхових договорів між страховиками та страхувальниками складають договори страхування життя. Під страхуванням життя прийнято розуміти надання страховиком в обмін на сплату страхових премій гарантії виплати певної суми грошей (страхову суму) страхувальнику або вказаним ним третім особам у разі летального випадку для застрахованого або його дожиття до визначеного віку (терміну). Страхування життя спрямоване на вирішення комплексу соціально-економічних про-

блем, які умовно можна об'єднати у дві групи: соціальні та фінансові. Ризик, що аналізується і враховується при страхуванні життя, безпосередньо пов'язаний з тривалістю людського життя. При цьому ризиком є не сам детальний випадок, а власне момент його настання [2].

Саме тому, задача оцінки фінансових ризиків у сфері страхування є одним з найважливіших етапів фінансового аналізу. Виникає необхідність у залученні сучасних інтегрованих методів розв'язання прикладних задач ризик-менеджменту. Наприклад, задачі прогнозування величини страхових виплат у випадку настання страхового випадку, обчислення оцінок можливих втрат, мінімізації ризиків діяльності СК. Один із таких сучасних методів моделювання і оцінювання можливих втрат представляють байєсівські мережі довіри [3].

2. Аналіз літературних даних та постановка проблеми

На сьогодні байєсівські мережі (БМ) широко застосовуються в інформаційних системах аналізу та обробки статистичних даних, представлених у вигляді часових рядів, експертних оцінок, інтервальними значеннями і т. ін. БМ активно застосовуються до розв'язання задач медичної діагностики, де вони допомагають ставити та уточнювати діагнози різних хвороб в умовах неточної та неповної інформації [3, 4]; системах космічної діагностики – розроблена

система моніторингу космічного корабля багаторазового використання, діагностика двигунів різних типів та призначення, аналіз стану технологічних процесів і технічних систем [5, 6]. Широке застосування знаходять БМ в системах класифікації даних різної природи, системах автоматичного розпізнавання мовних сигналів, маркетингу і бізнесі, а також у багатьох інших сферах діяльності [2, 3, 5, 6]. Крім цього, БМ застосовуються в системах підтримки прийняття рішень при прогнозуванні та класифікації даних різної природи [7], системах розпізнавання мовних сигналів [8], маркетингу та бізнесі [9, 10], а також у багатьох інших сферах діяльності [11, 12].

Загалом БМ – потужний інструмент математичного моделювання та прогнозування, який дає можливість встановити причинно-наслідкові зв'язки між подіями та визначити ймовірності настання тієї чи іншої ситуації при отриманні нової інформації стосовно зміни стану будь-якого вузла (змінної) мережі. Ступінь успішності застосування даного методу моделювання та формування статистичного висновку залежить від вміння коректно сформулювати постановку задачі, вибрати змінні процесу, які в достатній мірі характеризують його динаміку або статистику, зібрати статистичні дані та використати їх для навчання мережі, а також коректно сформувати результат – висновок за допомогою побудованої мережі.

Побудова БМ пов'язана з необхідністю послідовного розв'язання декількох задач, зокрема це задачі обчислювального характеру, що зустрічаються при навчанні мережі. В загальному випадку навчання мережі відноситься до NP-повних задач, тобто об'єм обчислень зростає поліноміально із збільшенням кількості вузлів (змінних) мережі [13, 14].

Робота присвячується дослідженню методики побудови БМ та розробці ефективної структури БМ для розв'язання задачі оцінювання операційного ризику та ймовірності виплати грошової премії СК у разі виникнення страхового випадку.

3. Мета та задачі дослідження

Проведені дослідження ставили за мету визначити особливості застосування БМ для розв'язання задачі оцінювання операційного ризику та ймовірності виплати грошової премії СК у разі виникнення страхового випадку.

Для досягнення поставленої мети вирішувалися наступні задачі:

- дослідити методики формування структури БМ у вигляді спрямованого ациклічного графа;
- побудувати БМ для розв'язання задачі оцінювання операційного ризику та ймовірності виплати грошової премії страхової компанії у разі виникнення страхового випадку;
- проаналізувати причинно-наслідкові зв'язки між факторами ризику, які спричиняють банкрутство компанії;
- розрахувати умовні ймовірності побудованої БМ;
- оцінити величину ризику банкрутства страхової компанії на основі дослідженої архітектури.

4. Матеріали та методи дослідження задачі побудови мережі Байєса

4. 1. Ідентифікація мереж Байєса

Байєсівські мережі (БМ) – зручний імовірнісний інструмент для опису динаміки і статистики процесів різної природи з метою подальшого аналізу особливостей їх функціонування, виявлення причинно-наслідкових зв'язків між змінними, прогнозування поведінки їх подальшого розвитку, розпізнавання ситуацій та образів і т. ін. [4, 15, 16].

На практиці часто БМ розглядають, як модель представлення ймовірнісних залежностей між її вершинами. Дане твердження слідує із означення терміну причинного зв'язку, а саме: зв'язок $A \rightarrow B$ називають причинним, якщо подія A є причиною виникнення події B , тобто існує механізм впливу значень змінної A на значення, які приймає змінна B . БМ називають казуальною або причинною тоді, коли всі її зв'язки є причинними [2].

Формально БМ – це трійка $N = \langle V, G, J \rangle$, де V – множина змінних; G – спрямований ациклічний граф, вузли якого випадкові змінні моделюючого процесу; J – розподіл ймовірностей змінних $V = \{X_1, X_2, \dots, X_n\}$. Для множини змінних повинна виконуватись марковська умова – кожна змінна не залежить від усіх інших змінних, за винятком батьківських попередників цієї змінної [2].

4. 2. Теорема Байєса і формування висновку на її основі

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

$$p(D, S) = p(D) \cdot p(S). \quad (1)$$

Якщо D і S залежні, то поява однієї із них дає деяку інформацію. Про можливість появи події:

$$p(D, S) = p(D) \cdot p(S | D), \quad (2)$$

де $p(S | D)$ – ймовірність появи події S при умові, що подія D вже мала місце [2].

Згідно комутативності виразу (1) та (2) має місце рівність (3):

$$p(D, S) = p(S) \cdot p(D | S) = p(D) p(S | D), \quad (3)$$

а звідси впливає проста форма теореми Байєса (ТБ):

$$p(D, S) = \frac{p(D) p(S | D)}{p(S)}. \quad (4)$$

Теорему Байєса часто розглядають як механізм формування висновку або прийняття рішення.

Розглянемо задачу визначення ймовірності виплати страхових виплат за страховим договором. У даному прикладі маємо: $p(D|S)$ ймовірність виплати страхової премії при наявності страхового випадку S , тобто це подія, відносно якої потрібно сформувати висновок; $p(D)$ ймовірність виплати страхової премії за певним страховим договором в межах конкретної страхової компанії. Величину ймовірності $p(D)$ мо-

жна оцінити за допомогою динаміки розвитку страхової компанії, виходячи із попередніх виплат за договорами. Ймовірність появи страхового випадку, якщо страхова компанія здійснювали страхові виплати за цим договором в минулому – $p(S|D)$. Цю величину оцінюють, виходячи із середньої динаміки розвитку самих страхових випадків. Ймовірність появи страхового випадку позначимо як $p(S)$ та обчислюється згідно статистичних даних, але в цьому, як правило, немає необхідності. Нехай, змінна D – damages – страхові виплати має два стани: D_{true} – істинне значення змінної, яке означає, виплата була здійснена; D_{false} – протилежне значення, виплата не мала місце. Незалежно від значення змінної S сума двох значень ймовірності дає одиницю:

$$p(D_{true}|S) + p(D_{false}|S) = 1. \quad (5)$$

Застосовуючи до виразу (5) теорему Байєса, отримаємо (6):

$$\frac{p(D_{true})p(S|D_{true})}{p(S)} + \frac{p(D_{false})p(S|D_{false})}{p(S)} = 1. \quad (6)$$

або

$$p(S) = p(D_{true})p(S|D_{true}) + p(D_{false})p(S|D_{false}) = 1. \quad (7)$$

Із виразу (7) слідує, що знаючи оцінку величини ймовірності $p(S)$, її можна виключити з подальшого розгляду. Звичайно, що виключати $p(S)$ доречно незалежно від кількості станів величини D . Крім цього, теорему Байєса розглядають як механізм, який об'єднує «апріорну» та «правдоподібну» інформацію. У наведеному вище прикладі $p(D)$ – апріорна інформація так, як вона була завідомо відома до отримання будь-яких вимірів; $p(S|D)$ – правдоподібна інформація, отримана у результаті аналізу динаміки виплат страхових премій страховою компанією. У деяких випадках апріорні ймовірності можливо обчислити на основі статистичних даних, але недоліком даного підходу із-за суб'єктивних труднощів отримання статистичних даних [2].

До базових понять БМ включають [10, 17–19]:

– *Ланцюгове правило* є засобом обчислення повної ймовірності у байєсових мережах. Якщо БМ на множині вершин $U = \{A_1, A_2, \dots, A_n\}$, то спільний розподіл ймовірностей є добутком усіх умовних ймовірностей, визначених у БМ:

$$P(U) = \prod_i P(A_i | par(A_i)),$$

де $par(A_i)$ – множина (станів) батьківських вершин для A_i .

– *Умовна незалежність* вершин БМ означає блокування впливу між цими вершинами. Змінні (множини змінних) A і C є незалежними при відомому стані змінної B , якщо $P(A|B) = P(A|B, C)$. Якщо стан вершини B відомий, то ніяка інформація про C не змінює ймовірностей A .

– *Маржиналізація* означає знаходження суми ймовірностей на реалізаціях усіх змінних, окрім вибраних. Вона використовується для обчислення ймовірностей змінних, які нас цікавлять, на основі повної ймовірності:

$$P(A) = \sum_B P(A, B).$$

– *Ймовірність Байєса* для деякої події x є мірою упевненості деякого експерта, що дана подія відбудеться. Якщо класична ймовірність – це фізична властивість реального світу, то ймовірність Байєса – це атрибут експерта, який її визначає.

– *Логічний висновок* у БМ означає обчислення умовних ймовірностей деяких змінних на основі наданої інформації про інші змінні.

– *Розповсюдження* в БМ означає процес обчислення апостеріорних ймовірностей для тих вузлів мережі, які не спостерігаються, на основі значень спостережуваних вузлів (тобто свідочств).

4. 3. Логічний висновок у мережі Байєса

Ключовим поняттям обчислення ймовірностей у БМ є процес оновлення ймовірностей, або зміна міри довіри. Алгоритм цього процесу визначає спосіб отримання апостеріорних ймовірностей вершин мережі на основі отриманої інформації. Оновлення міри довіри вершин може розглядатися як синонім логічного висновку в БМ, а довіра по відношенню до них – це розподіл ймовірностей, обумовлений усіма свідочтвами, що поступили у мережу.

Нехай БМ є мережею на множині змінних U , і нехай e – множина тверджень вигляду змінна A знаходиться у стані a . Таким чином, e представляє собою твердження спільна конфігурація вершин A, \dots, B задана як a, \dots, b . При розв'язанні задач потрібно знайти апостеріорний розподіл ймовірностей $P(X|e)$ для усіх змінних $X \in U$.

Математично ця задача може бути розв'язана наступним чином:

– використати ланцюгове правило для обчислення $P(U)$;

– відокремити $P(U, e)$ – частину $P(U)$, яка відповідає конфігурації (a, \dots, b) ;

– отримати $P(X|e)$ шляхом маржиналізації $P(U, e)$ для кожного $X \in U$ (тобто для кожного стану $x \in X$ підсумувати усі елементи $P(U, e)$, для яких X знаходиться у стані x);

– обчислити $P(X|e)$ як результат нормалізації $P(X|e)$, тобто розділити $P(X|e)$ на суму всіх його членів.

Однак зазвичай $P(U)$ настільки об'ємна, що її неможливо зберігати, або необхідні обчислення можуть виявитися неприйнятно об'ємними. Відмовитися від використання повної ймовірності $P(U)$ вдається при послідовному застосуванні теореми Байєса.

Дійсно, задача знаходження ймовірностей $P(X|e)$ на основі множини свідочств e відносно

БМ може бути представлена як задача оновлення ймовірностей на (під) мережі, до складу якої входить лише певна підмножина вузлів графу. Зменшення мережі до цієї підмножини відбувається шляхом послідовного виключення вузлів (маржина-

лізації) і механізму інверсії ребер графу на основі теореми Байєса. На рис. 1 показано отримання розподілу $P(C)$ шляхом послідовної редукції графа виключенням вершин (кроки 1, 2, 4, 5) та інверсії ребер (крок 3).

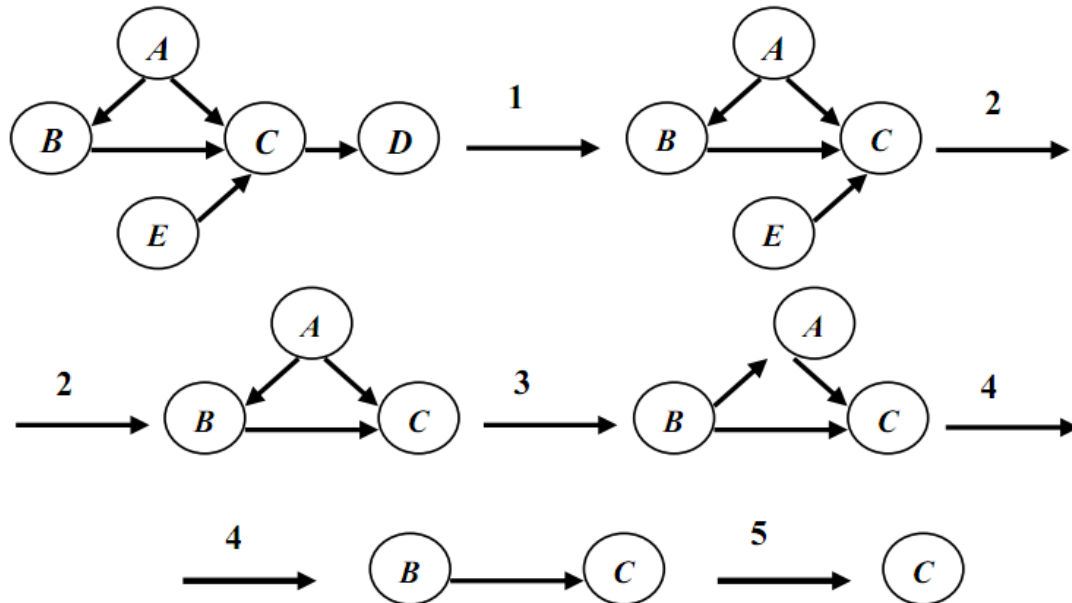


Рис. 1. Приклад ймовірнісного висновку у мережі Байєса

Необхідно зазначити: наслідком теореми Байєса є підтримка нею оцінювання ймовірностей на графі в обох напрямках. Процес формування висновку в мережі супроводжується розповсюдженням по мережі свідчень, що надійшли. При цьому процес розповсюдження ймовірностей у БМ ґрунтується на механізмі їх перерахунку [1]. Для спрощення обчислювального процесу використовується метод зашумленого вентиля або (noisy or gate) [2, 20]. Його суть полягає у тому, що в деяких прикладах вершина y може бути умовно незалежною від цілого ряду вершин x_r , де $r = 1, 2, \dots, n$. Цей метод використовують для обчислення 2^n ймовірностей, які необхідні при використанні таблиць умовних ймовірностей. Згідно із цим методом ймовірність y в залежності від n вершин x_r оцінюється як

$$p(y | x_1, x_2, \dots, x_n) = 1 - \prod_{i=1}^n (1 - p(y | x_i)).$$

Остання рівність дозволяє оцінити тільки ймовірності $p(y | x_1), p(y | x_2), p(y | x_3), \dots, p(y | x_n)$, а на їх основі визначити $p(y | x_1, x_2, \dots, x_n)$.

Для визначення наступного вузла, який виключається, необхідно розглянути усю мережу повністю. Вплив свідцтва простежується лише на окремий вузол, а для виключених вузлів він невідомий. І, нарешті, наведений алгоритм концептуально послідовний, хоча для побудови життєздатних моделей людських міркувань паралелізм видається більш адекватним.

Альтернативним до вище розглянутого методу формування логічного висновку є алгоритм форму-

вання логічного висновку у БМ, який полягає у використанні поняття повідомлення, згідно яким оновлення ймовірностей вершин мережі здійснюється шляхом розсилання кожною вершиною двох типів повідомлень про свій стан: π – повідомлення для батьківських вершин (тобто вершин, які не мають потомків) та λ – повідомлень для дочірніх вершин. Міра довіри для події $X = x$ розраховується як нормований добуток числового еквіваленту повідомлень $\lambda(x)$ і $\pi(x)$ [11].

4. 4. Навчання структури в мережі Байєса

Як відомо для опису БМ необхідно визначити дві характеристики: структуру у вигляді графа і параметри кожного умовного розподілу ймовірностей (УРЙ). Однак навчання структури набагато складніше, ніж навчання параметрів. У роботах [3, 11] розглянуті основні чотири випадки, які мають місце при навчанні мережі.

1. Відома структура, повна спостережуваність. Використовується метод максимальної оцінки правдоподібності за таблицею умовних ймовірностей.

2. Відома структура, часткова спостережуваність. Використовується EM-алгоритм (максимізації математичних сподівань) для знаходження (локально) оптимальної максимальної оцінки ймовірності параметрів.

3. Невідома структура, повна спостережуваність. У роботі [11] для даного випадку визначається функція оцінювання, що використовується для вибору моделі, потім обговорюються алгоритми, які скеровані на оптимізацію цієї функції у просторі моделей, і, нарешті, досліджуються їх обчислювальна і типова складність.

4. Невідома структура, часткова спостережуваність. Розглянемо докладніше цей найскладніший випадок: структура невідома і є приховані змінні і/або втрачені дані. Для того щоб обчислити ваговий коефіцієнт Байеса, потрібно розглянути другорядні приховані вузли і параметри. Оскільки це дуже складно, то зазвичай використовують асимптотичне наближення до наступного критерію, названого байєсівським інформаційним критерієм (БІК), який визначається таким чином:

$$\log(P(G | D)) \approx \log(P(D | G, \hat{\theta}_G)) - \frac{\log(N)}{2} \dim(G),$$

де N – кількість зразків; $\hat{\theta}_G$ – ML-оцінка параметрів; $\dim(G)$ – розмірність моделі. Ліва частина нерівності – це лише ймовірність, а права – штраф складності моделі [17].

4. Результати досліджень

Експериментальне дослідження ефективності функціонування та застосування БМ до задачі оцінювання операційного ризику і ймовірності виплати грошової премії СК у разі виникнення страхового випадку виконано на основі фактичних статистичних даних, а саме – рейтингів СК України по договорам страхування житла у період 2003–2014 рр.

Для побудови графічної моделі БМ використано змінні: прихована змінна роки (Years), яка не є спостережуваною та доступної для навчання; кількість страхових договорів (Ins_arrangements), кількість страхових випадків (Ins_cases), страхові платежі (Ins_charges), страхові виплати (Ins_damages), ризик банкрутства (Ins_loss). Деталізований опис змінних БМ наведено в табл. 1.

У якості інструменту моделювання і дослідження БМ обрано програмне середовище GeNIe 2.1.

Таблиця 1

Опис змінних мережі Байєса

Змінна	Інтерпретація	Тип	Значення
Y – year	Прихована змінна	Дискретна часова змінна	Проміжок часу 2003–2014 роки
A – arrangements	Страховий договір	Дискретна змінна, що відображає кількість страхових випадків, які були заключено у конкретній СК та у відповідний статистичний рік	Числове
C – insurance cases	Страховий випадок	Дискретна змінна – 2 стани	Присутній, відсутній
Ch – insurance charges	Страхові платежі	Дискретна змінна – 2 стани	Сплачено, не сплачено
D – insurance damages	Страхові виплати	Дискретна змінна – 2 стани	Відшкодовано, не відшкодовано
L – loss of insurance company	Ризик банкрутства СК або операційний ризик	Дискретна змінна – 2 стани	Присутній, відсутній

Для формування структури БМ у вигляді спрямованого ациклічного графа визначено наступні причинно-наслідкові зв'язки між зазначеними вище змінними:

1) $A \rightarrow \{C, Ch\}$: заключення страхового договору (A) у статистичному році (Y) є причиною виникнення двох незалежних подій – внесення страхових платежів (Ch) клієнтом та настання страхового випадку (C), згідно відповідного договору страхування (A).

2) $\{C, Ch\} \rightarrow D$: СК, як гарант виконання умов договору (A) у разі настання страхового випадку (C) та при умові 100% внесення платежів (Ch) повинна здійснювати страхові виплати (D).

3) $D \rightarrow L$: відшкодування страхових виплат приносять збитки СК – виникає операційний ризик (L).

Тобто, змінна A – є причиною дії змінних C та Ch, наслідком дії яких є змінна D та L. Отже, множина змінних {A, Ch, C} є причинними, а {D, L} – наслідкові.

Структуру БМ довіри для оцінювання операційного ризику та ймовірності виплати грошової премії СК у разі виникнення страхового випадку відображено на рис. 2.

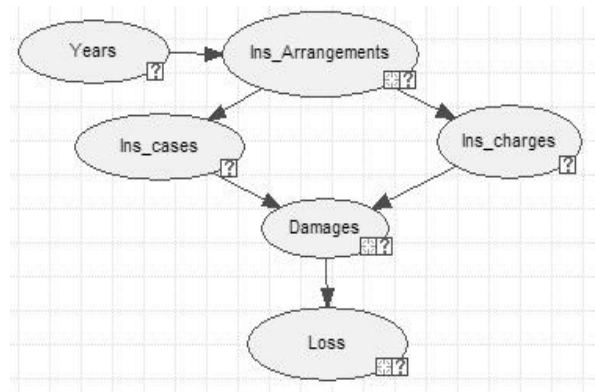


Рис. 2. Графічне представлення БМ довіри для ймовірнісного оцінювання актуарних процесів

Результати оцінювання параметрів БМ відображено на рис. 3.

У результаті оцінювання БМ отримано: ризик банкрутства СК у випадку 25 % ймовірності настання страхового випадку та 100 % виплати страхової премії складає 87 % при тому, що 78,2 % страхувальників вчасно здійснюють платежі за договорами про

страхування (рис. 3). Значна величина ризику банкрутства СК свідчить про відсутність ефективного механізму управління коштами, як власного капіталу, так і отриманих від страхових договорів.

Ranked Targets	Probability
Loss:PresentRisk	0.865
Ins_charges:PaidCharge	0.756
Ins_cases:AbsentCase	0.750
Damages.y2005	0.601
Ins_cases:PresentCase	0.250
Ins_charges:NotPaidCharge	0.244
Loss:AbsentRisk	0.135
Damages.y2006	0.058
Damages.y2004	0.056
Damages.y2009	0.047
Damages.y2003	0.045
Damages.y2011	0.039
Damages.y2010	0.034
Damages.y2007	0.029
Damages.y2008	0.029
Damages.y2014	0.027
Damages.y2012	0.023
Damages.y2013	0.013

Рис. 3. Результати оцінювання БМ

Динаміку здійснення страхових виплат у випадку настання страхового випадку при 100 % сплаті страхових платежів представлено на рис. 4.

З графічного представлення динаміки страхових виплат (рис. 4) помітно, що прогнозні значення та апріорні ймовірності відрізняються не суттєво завдяки адекватному відтворенню причинно-наслідкових зв'язків у структурі мережі Байеса та високій точності обчислень у мережі.

Для навчання структури БМ згенеровано 248 експериментів із випадковими допустимими значеннями щодо кожної з вершин та використано

ЕМ-алгоритм (максимізації математичних сподівань) для знаходження (локально) оптимальної максимальної оцінки ймовірності параметрів (рис. 5). Скорочення структури БМ, як представлено на рис. 5, отримано за допомогою послідовного виключення вузлів та інверсії ребер початкового графу (рис. 2).

Для оцінювання параметрів отриманої структури БМ обчислюється величина операційного ризику СК при 33,9 % або 44,2 % виплаті страхової премії у разі настання (або відсутності) страхових випадків за договорами за якими поступали/не поступали регулярні платежі. Порівняльна таблиця результатів наведена в табл. 2.

Таблиця 2
Результати оцінювання спрощеної БМ

CASES →	Present insurance case and Paid Charges	Absent insurance case and NotPaid Charges
Pr(Loss)	0,881	0,5
1-Pr(Loss)	0,119	0,5
Pr(Damages)	0,339	0,442

Із табл. 2 видно, що ризик є високим і у випадку 34 % виплати страхових премій СК через настання страхових випадків та 100 % вчасною сплатою платежів. Рівнозначні значення ризику отримано для протилежного випадку – не було страхового випадку і не сплачено платежі вчасно сплачені, тобто договір було розірвано. У такому випадку БМ відображає «відсутність ризику» на заданій множині станів, адже величина виплати премій досить низька.

Ймовірності виплат страхових премій

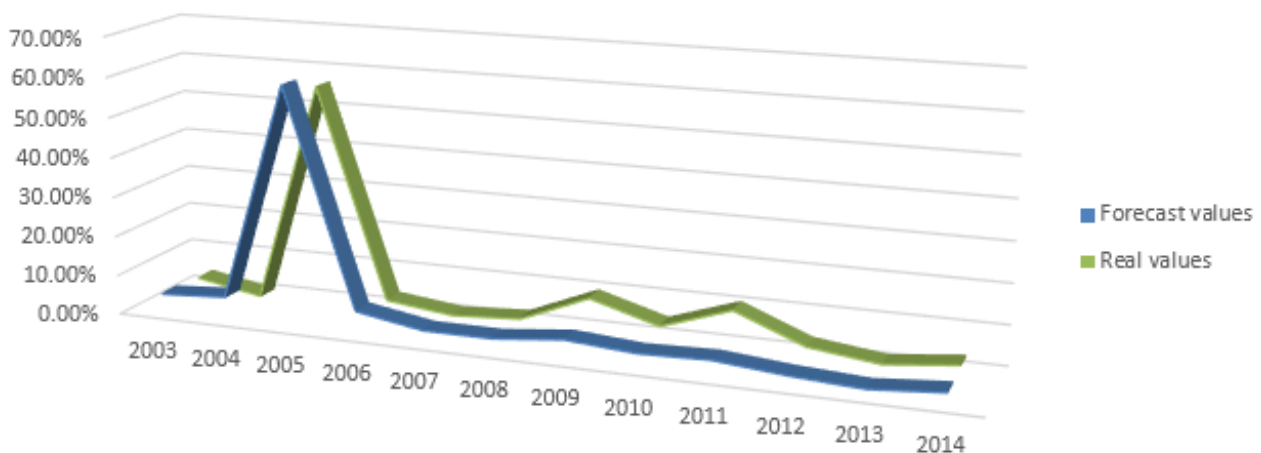


Рис. 4. Динаміка оцінювання страхових виплат

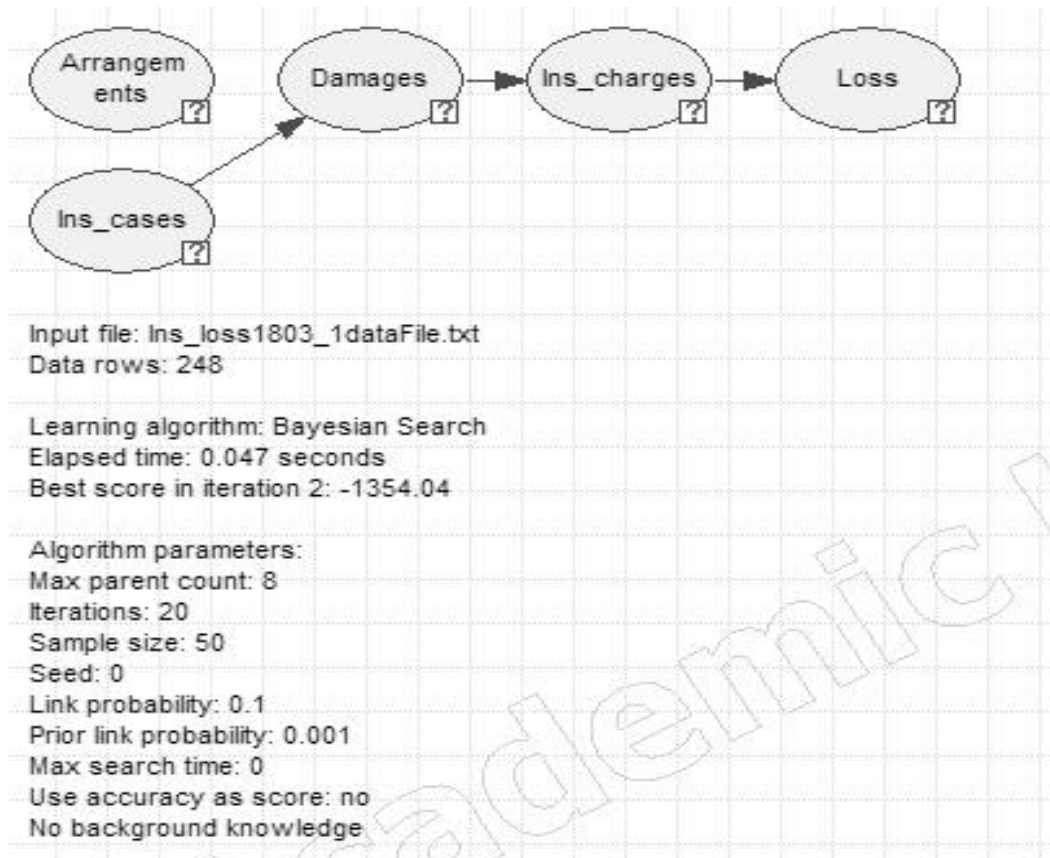


Рис. 5. Результат навчання структури БМ

6. Обговорення результатів

У результаті застосування запропонованої методики побудови БМ успішно розв'язано задачу оцінювання операційних ризиків СК та ймовірності виплати грошової премії у разі виникнення страхового випадку. Ефективність структури БМ визначено за допомогою аналізу причинно-наслідкових зв'язків у побудованій мережі. Для навчання БМ використано EM-алгоритм (максимізації математичних сподівань). Скорочення структури БМ отримано за допомогою послідовного виключення вузлів та інверсії ребер початкового графу. Прогнозні значення та апіорні ймовірності при оцінюванні динаміки страхових виплат відрізняються не суттєво завдяки оптимальному відтворенню причинно-наслідкових зв'язків у структурі БМ та високій точності обчислень у мережі.

Таким чином, моделювання актуарних процесів за допомогою БМ – сучасний та перспективний напрям в галузі інтелектуального аналізу даних та прийняття рішень в умовах невизначеності.

7. Висновки

Розглянуто основні етапи побудови та отримання ймовірнісного висновку БМ. Запропоновано модель у формі БМ для оцінювання операційного ризику на основі ймовірності виплати грошової премії страхової компанії у разі виникнення страхового випадку. Отримана структура БМ відображає причинно-наслідкові зв'язки між факторами операційно-

го ризику та втратами СК. Побудована модель має широкий спектр застосування, а саме: для фінансового аналізу з метою вчасного запобігання настання банкрутства СК; аналізу ефективності виконання умов договорів та виплати страхових платежів і страхових виплат; прийняття управлінських рішень та аналізу наслідків їх реалізації; ймовірнісного прогнозування величини страхових виплат за кількістю страхових випадків та договорів.

Функціонування створеної мережі апробовано на прикладах з використанням фактичних статистичних даних СК України за період 2003–2014 рр. У результаті оцінювання БМ отримано: ризик банкрутства СК у випадку 25 % ймовірності настання страхового випадку та 100 % виплати страхової премії складає 87 % при тому, що 78,2 % страхувальників вчасно здійснюють платежі за договорами про страхування. Значна величина ризику банкрутства СК свідчить про відсутність ефективного механізму управління коштами, як власного капіталу, так і отриманих від страхових договорів.

Отже, БМ – це потужний і ефективний математичний інструмент дослідження та відтворення реальної картини процесів у СК, який доцільно застосовувати для розв'язання задач ймовірнісного прогнозування та оцінювання ризиків. Удосконалення структури БМ та розробка методики побудови висновку в БМ з урахуванням особливостей аналізу та управління операційними ризиками є підґрунтям для майбутнього дослідження.

Література

1. Внукова, Н. М. Страхування: теорія і практика [Текст] / Н. М. Внукова; за ред. Н. М. Внукової. – Харків: Бурун книга, 2004. – 376 с.
2. Бідюк, П. І. Проектування комп'ютерних інформаційних систем підтримки прийняття рішень [Текст]: навч. пос. / П. І. Бідюк, Л. О. Коршевніюк. – Київ: ННК «ІПСА» НТУУ «КПІ», 2010. – 340 с.
3. Бидюк, П. И. Построение и методы обучения Байесовских сетей [Текст] / П. И. Бидюк, А. Н. Терентьев, А. С. Гасанов // Кибнетика и системный анализ. – 2005. – № 4. – С. 133–147.
4. Джексон, П. Экспертные системы [Текст] / П. Джексон. – М.: Киев-Вильямс, 2001. – 624 с.
5. Lauritzen, S. L. Local computations with probabilities on graphical structures and their application to expert systems [Text] / S. L. Lauritzen, D. J. Spiegelhalter // Journal of the Royal Statistical Society, Series B. – 1988. – Vol. 50, Issue 2. – P. 157–224.
6. Pearl, J. Probabilistic Reasoning in Intelligent Systems: Networks of Plausible Inference [Text] / J. Pearl. – San Mateo, CA (USA): Morgan Kauffmann Publishers, Inc., 1988. – 552 p.
7. Cheng, J. Learning Bayesian belief network classifiers: algorithms and system [Text] / J. Cheng, R. Greiner // Lecture Notes in Computer Science. – 2001. – P. 141–151. doi: 10.1007/3-540-45153-6_14
8. Stephenson, T. A. Automatic speech recognition using dynamic Bayesian networks with both acoustic and articulatory variables [Text]: conference / T. A. Stephenson, H. Bourlard, S. Bengio, A. C. Morris // ICSLP. – 2000. – Vol. 2. – P. 951–954.
9. Rossi, P. E. Bayesian statistics and marketing [Text] / P. E. Rossi, G. M. Allenby // Marketing Science. – 2003. – Vol. 22, Issue 13. – P. 304–328.
10. Бідюк, П. І. Романенко, О. Л. Тимошук. – Київ: Політехніка, 2013. – 600 с.
11. Murphy, K. A Brief Introduction to Graphical Models and Bayesian Networks [Electronic resource] / K. Murphy // UBC. – 1998. – Available at: <http://www.ai.mit.edu/~murphyk/Bayes/bnintro.html>
12. Niedermayer, D. An Introduction to Bayesian networks and their contemporary applications [Electronic resource] / D. Niedermayer // INSA. – 2008. – Available at: http://liris.cnrs.fr/amille/enseignements/master_ia/Alain/expose_s_2005/bayesian_networks.pdf
13. Cooper, G. F. The computational complexity of probabilistic inference using Bayesian belief networks [Text] / G. F. Cooper // Artificial Intelligence. – 1990. – Vol. 42, Issue 2-3. – P. 393–405. doi: 10.1016/0004-3702(90)90060-d
14. Dagum, P. Approximating probabilistic inference in Bayesian belief networks is NP-hard [Text] / P. Dagum, M. Luby // Artificial Intelligence. – 1993. – Vol. 60, Issue 1. – P. 141–153. doi: 10.1016/0004-3702(93)90036-b
15. Терентьев, А. Н. Методы построения Байесовских сетей [Текст] / А. Н. Терентьев, П. И. Бидюк // Адаптивные системы автоматического управления (межведомственный научно-технический сборник). – 2005. – № 8. – С. 130–141.
16. Терентьев, А. Н. Эвристический метод построения Байесовских сетей [Текст] / А. Н. Терентьев, П. И. Бидюк // Математические машины и системы. – 2006. – № 3. – С. 12–23.
17. Дюк, В. А. DataMining: учебный курс [Текст] / В. А. Дюк, А. П. Самойленко. – СПб.: Питер, 2001. – 368 с.

18. Тулупьев, А. Л. Байесовские сети: Логико-вероятностный подход [Текст] / А. Л. Тулупьев, С. И. Ниженко, А. В. Сироткин. – СПб.: Наука, 2006. – 607 с.

19. Terentyev, A. N. Bayesian network as instrument of intelligent data analysis [Text] / A. N. Terentyev, P. I. Bidyuk, L. A. Korshevnyuk // Journal of Automation and Information Sciences. – 2007. – Vol. 39, Issue 8. – P. 28–38. doi: 10.1615/jautomatinfscien.v39.i8.40

20. Грищенко, Н. Б. Основы страховой деятельности [Текст] / Н. Б. Грищенко. – Барнаул: Изд-во Алтайского ун-та, 2001. – 274 с.

References

1. Vnukova, N. M.; Vnukova, N. M. (Ed.) (2004). Strahuvannja: teoriija i praktyka. Kharkiv: Burun knyga, 376.
2. Bidjuk, P. I., Korshevnyuk, L. O. (2010). Proektuvannja komp'juternyh informacijnyh system pidtrymky pryjnattja rishen'. Kyiv: NNN «ІПСА» НТУУ «КПІ», 340.
3. Bidjuk, P. I., Gasanov, A. S. (2005). Postroenie i metody obuchenija Bajesovskih setej. Kibernetika i sistemnyj analiz, 4, 133–147.
4. Dzhhekson, P. (2001). Jekspertnye sistemy. Moscow: Kiev-Vil'jams, 624.
5. Lauritzen, S. L., Spiegelhalter, D. J. (1988). Local computations with probabilities on graphical structures and their application to expert systems. Journal of the Royal Statistical Society, Series B, 50 (2), 157–224.
6. Pearl, J. (1988). Probabilistic Reasoning in Intelligent Systems: Networks of Plausible Inference. San Mateo, CA (USA): Morgan Kauffmann Publishers, Inc., 552.
7. Cheng, J., Greiner, R. (2001). Learning Bayesian Belief Network Classifiers: Algorithms and System. Lecture Notes in Computer Science, 141–151. doi: 10.1007/3-540-45153-6_14
8. Stephenson, T. A., Bourlard, H., Bengio, S., Morris, A. C. (2000). Automatic speech recognition using dynamic Bayesian networks with both acoustic and articulatory variables. ICSLP, 2, 951–954.
9. Rossi, P. E., Allenby, G. M. (2003). Bayesian statistics and marketing. Marketing Science, 22 (13), 304–328.
10. Bidjuk, P. I., Romanenko, V. D., Tymoshuk, O. L. (2013). Analiz chasovyh rjadiv. Kyiv: Politehnika, 600.
11. Murphy, K. (1998). A Brief Introduction to Graphical Models and Bayesian Networks. UBC. Available at: <http://www.ai.mit.edu/~murphyk/Bayes/bnintro.html>
12. Niedermayer, D. (2008). An Introduction to Bayesian networks and their contemporary applications. INSA. Available at: http://liris.cnrs.fr/amille/enseignements/master_ia/Alain/exposes_2005/bayesian_networks.pdf
13. Cooper, G. F. (1990). The computational complexity of probabilistic inference using bayesian belief networks. Artificial Intelligence, 42 (2-3), 393–405. doi: 10.1016/0004-3702(90)90060-d
14. Dagum, P., Luby, M. (1993). Approximating probabilistic inference in Bayesian belief networks is NP-hard. Artificial Intelligence, 60 (1), 141–153. doi: 10.1016/0004-3702(93)90036-b
15. Terent'ev, A. N., Bidjuk, P. I. (2005). Metody postroenija Bajesovskih setej. Adaptivnye sistemy avtomaticheskogo upravlenija (mezhhvedomstvennyj nauchno-tehnicheskij sbornik), 8, 130–141.
16. Terent'ev, A. N., Bidjuk, P. I. (2006). Jevristicheskij metod postroenija Bajesovskih setej. Matematicheskie mashiny i sistemy, 3, 12–23.
17. Djuk, V. A., Samojlenko, A. P. (2001). DataMining: uchebnyj kurs. Sankt-Peterburg: Piter, 368.

18. Tulup'ev, A. L., Nikolenko, S. I., Sirotkin, A. V. (2006). Bajesovskie seti: Logiko-verojatnostnyj podhod. Sankt-Peterburg: Nauka, 607.

19. Terentyev, A. N., P. I. Bidyuk, Korshevnyuk, L. A. (2007). Bayesian network as instrument of intelligent data

analysis. Journal of Automation and Information Sciences, 39 (8), 28–38. doi: 10.1615/jautomatinfscien.v39.i8.40

20. Grishhenko, N. B. (2001). Osnovy strahovoj dejatel'nosti. Barnaul: Izd-vo Altajskogo un-ta, 274.

Дата надходження рукопису 06.07.2016

Трухан Світлана Віталіївна, аспірант, Інститут прикладного та системного аналізу, Національний технічний університет України «Київський політехнічний інститут», пр. Перемоги, 37, м. Київ, Україна, 03056

E-mail: svetlana.trukhan@gmail.com

Бідюк Петро Іванович, доктор технічних наук, професор, Інститут прикладного та системного аналізу, Національний технічний університет України «Київський політехнічний інститут», пр. Перемоги, 37, м. Київ, Україна, 03056

E-mail: pbidyuke@gmail.com

УДК 69:002;72.025;721

DOI: 10.15587/2313-8416.2016.76318

РОЗРОБКА МОДЕЛЕЙ ТА МЕТОДІВ ВИЗНАЧЕННЯ ФІЗИЧНОГО ЗНОШЕННЯ ЕЛЕМЕНТІВ ДЛЯ ЗАДАЧІ ДІАГНОСТИКИ ТЕХНІЧНОГО СТАНУ БУДІВЕЛЬ І СПОРУД

© О. О. Терентьєв, О.Б. Полторак

Дана стаття висвітлює питання, що пов'язані з побудовою моделей визначення фізичного зношення елементів для задачі діагностики технічного стану будівель. З використанням апарату нечітких множин побудовані інтегровані математичні моделі і методи моніторингу певного технічного стану конструкцій будівель. Отримані рекомендації узагальнюють процеси розпізнавання дефектів конструкцій побудованих з різних матеріалів та дефектів різноманітної природи

Ключові слова: математичні моделі, фізичне зношення елементів, обстеження і оцінка, технічний стан, категорія

This article covers issues associated with the construction of models for determining the physical wear of elements for tasks of diagnostics of technical condition of buildings. Integrated mathematical models and methods for monitoring a technical condition of building structures were developed using fuzzy sets. Recommendations summarize the processes of recognition of defects in structures built of various materials and defects of different nature

Keywords: mathematical models, physical deterioration of items, survey and evaluation, technical condition, category

1. Вступ

Під фізичним зношенням конструкцій, елементів, системи інженерного обладнання і будівлі в цілому потрібно розуміти втрату ними першочергових техніко-експлуатаційних якостей (міцності, стійкості, надійності) в результаті дії природно-кліматичних факторів і життєдіяльності людини.

Фізичне зношення окремих конструкцій, елементів, систем або їх ділянок потрібно оцінювати шляхом порівняння ознак фізичного зношення, що були виявлені в результаті візуального та інструментального обстеження, з їх значеннями, приведеними в базі даних.

Якщо конструкція, елемент, система або ділянка має всі ознаки зношення, які відповідають певному інтервалу його значень, то фізичне зношення потрібно приймати рівним верхній границі інтервалу. Якщо в конструкції, елементі, системі або ділянці був виявлений тільки один із декількох ознак зношення,

то фізичне зношення потрібно приймати рівним нижній границі. Якщо в таблиці інтервалу значень фізичного зношення відповідає тільки одна ознака, то фізичне зношення конструкції потрібно приймати по інтерполяції в залежності від розмірів або характеру пошкоджень [1].

2. Аналіз літературних даних

Проведено вивчення наукових джерел за проблематикою дослідження теоретичних засад щодо побудови інформаційних технологій діагностики складних технічних систем та аналітичного забезпечення їх функціонування, отриманих відомими вітчизняними науковцями, серед яких Міхайленко В. М. [2], Терентьєв О. О. [3], Цюцюра М. І. [4], Єременко Б. М. [5].

Забезпечення довготривалої та надійної експлуатації будівель за рахунок своєчасного прогнозу-