УДК 519.766.4

МЕТОДИ ОЦІНЮВАННЯ ОПЕРАЦІЙНИХ РИЗИКІВ СТРАХОВОГО ШАХРАЙСТВА

Кожухівська О. А., *к.т.н., старший викладач кафедри інформатики та інформаційної безпеки*
olga-kozhuhovska@mail.ru

Анотація. *Розглянуто сучасні підходи до створення класифікаційних математичних моделей ризику страхового шахрайства в умовах неповноти (або відсутності) історичних даних, використання яких надасть можливість приймати коректні обґрунтовані рішення стосовно видачі кредитів клієнтам фінансової установи Проаналізовано причинно-наслідкові зв'язки між факторами ризиків, що порушують налагоджену діяльність компанії.*

Ключові слова: *страхова компанія, управління ризиками, страхове шахрайство.*

THE METHODS OF ESTIMATION OF OPERATIONAL RISKS OF INSURANCE FRAUD

Kozhukhovskaya O. A., *Ph.D., senior teacher of informatics and information security department,*
olga-kozhuhovska@mail.ru

Abstract. *Modern approaches to the formation of classification mathematic models of insurance fraud risk in the conditions of incomplete (or absent) historic data, the use of which will give the possibility to make correct substantiated decisions concerning crediting of financial institutions clients, are considered. Cause-and-effect relations between factors of risks which break smooth activity of a company are analyzed.*

Keywords: *insurance company, risks management, insurance fraud.*

Вступ. На розвиток підприємництва в сучасних умовах впливають економічні, політичні, соціальні, техногенні чинники і природні катаклізми. В таких умовах постає завдання мінімізації ризиків фінансових втрат і потреба в ефективному захисті, який надають страхові організації. Очевидно, що самі страхові компанії відносяться одночасно до суб'єктів і об'єктів управління ризиками. В умовах наявності невизначеностей різної природи і типу страхові компанії (СК) стикаються з фінансовими ризиками, які необхідно своєчасно розпізнавати і створювати механізми управління ними. Основними типами ризиків, які впливають на діяльність СК, є андеррайтингові, що приймаються ними від клієнтів, і ризики, які можуть виникати в ході здійснення страхової діяльності: ринкові, кредитні, операційні, ризики втрати ліквідності. Для андеррайтингових ризиків і ризиків втрати ліквідності СК розроблено відповідні методи управління. Ринкові і кредитні ризики страхових компаній не мають галузевої специфіки і для управління ними використовують універсальні методи. Сьогодні існують ефективні математичні моделі для оцінювання операційних ризиків (ОР). Відомі стандарти Basel II та Solvency II стимулюють розвиток моделей управління і оцінювання ризиків у фінансовій сфері. Разом з тим, оцінювання ризику шахрайства вивчене меншою мірою. Методам його оцінювання та виявлення присвячені праці [1, 2]; такі ж задачі стосовно автострахування розглянуті в [3], а модель у формі нечіткої логіки наведена в [4]. Суттєвим недоліком при моделюванні ризиків страхового шахрайства (СШ) є відсутність класифікатора цього виду ризиків, який враховує всі аспекти взаємодії зловмисника і СК. Існуючі класифікації ризиків шахрайства відображають лише окремі сторони цього явища і не розглядають його з точки зору теорії управління ризиками (УР). Використання в українській практиці більшості загальних методів оцінювання ОР ускладнюється відсутністю або обмеженістю статистичних даних, необхідних для навчання та калібрування моделі. Більшість українських СК не мають у своєму розпорядженні достатнього обсягу інформації про причини і наслідки ОР. Це обумовлено тим, що в період бурхливого зростання

страхового ринку, яке спостерігалося в останні роки, українські СК зосередили свою увагу на збільшенні страхового портфеля.

Постановка задачі. Таким чином, існує необхідність проведення аналізу методів для управління ОР (зокрема ризику страхового шахрайства) в умовах неповноти (або відсутності) історичних даних. Необхідно проаналізувати причинно-наслідкові зв'язки між факторами ризиків, що порушують налагоджену діяльність компанії. Причини повинні визначатись на різних рівнях з метою врахування у моделях найдрібніших деталей.

Розрізняють такі методи аналізу: 1) аналіз ризиків страхових компаній і методів їх математичного моделювання; 2) виявлення особливостей та методів оцінювання операційних ризиків страхового шахрайства.

Метою роботи є аналіз сучасних підходів до створення класифікаційних математичних моделей ризику страхового шахрайства, сукупне використання яких надасть можливість приймати коректні обґрунтовані рішення стосовно видачі кредитів клієнтам фінансової установи.

Завдання оцінювання ризиків. Для оцінювання ризиків застосовують такі методи: карти ризиків; індикатори ризиків – проста статистика, яка може вказати на проблемні напрями діяльності СК; відстежування факторів і виникаючих проблем; формування бази даних втрат; створення сценаріїв подій, пов’язаних з ризиками; математичне моделювання ризиків. Математичне моделювання забезпечує формалізацію процедури оцінювання ризиків і стандартизацію результатів аналізу. Завдання *визначення середніх втрат*, пов'язаних з кожним видом ризиків, може ставитися у тому випадку, якщо організація приймає рішення стосовно вибору способу управління операційним ризиком на основі оцінки його економічної ефективності. З математичної точки зору, це завдання можна віднести до класу задач точкового оцінювання математичного очікування випадкової величини *x*, що характеризує обсяг втрат. Завдання визначення *максимально можливих втрат*, пов'язаних з кожним видом ризиків (на заданому рівні значущості), може ставитися у тому випадку, якщо однією з цілей управління ризиками є забезпечення платоспроможності організації. Зокрема, таке завдання може ставитися, якщо одним із інструментів УР є покриття можливих втрат власними засобами. Розрахунок *вартості під ризиком* (Value at Risk, або VaR) є одним із типових прикладів подібних моделей. VaR – це виражена у грошових одиницях (базовій валюті) оцінка величини, яку не перевищать очікувані впродовж заданого періоду часу втрати із заданою ймовірністю [5]. Інакше кажучи, VaR – це число, яке для заданого рівня значущості $(1-\alpha)$ і випадкової величини *x* (що характеризує величину втрат), забезпечує виконання рівності: $P\{VaR \geq x\} = (1-\alpha)$. Методика VaR розроблялася спочатку для оцінювання ринкових ризиків, проте вона може застосовуватися і для оцінювання ОР [6]. З математичної точки зору, завдання зводиться до оцінювання величини відповідного квантиля розподілу випадкової величини, що характеризує втрати: $\hat{Q}_a \approx Q_a$, де $P\{Q_a \geq x\} = (1-\alpha)$. Це завдання може вирішуватися як у явному вигляді, так і за допомогою методу Монте-Карло.

Математичні моделі оцінювання операційних ризиків. Існують два підходи до класифікації ризиків – з точки зору чинників ризику і з точки зору наслідків дії ризикових подій. Так само моделі можна розділити на два основні класи: моделі, що ґрунтуються на аналізі наслідків (часто використовується назва «Високорівневі моделі», або Top Down) і моделі, що ґрунтуються на аналізі чинників ризику («низькорівневі моделі», або Bottom Up). Як ознаку класифікації моделей можна використовувати множину завдань, для розв’язання яких ця модель може застосовуватися. Так, моделі, що дозволяють отримати в явному вигляді функцію розподілу втрат, можна використовувати для оцінювання середніх втрат і максимальних втрат із заданим рівнем значущості.

Моделі, що ґрунтуються на аналізі наслідків. Такі моделі у своїй більшості ґрунтуються на апараті математичної статистики. Ця група методів припускає збір і дослідження даних про втрати, зумовлені ОР впродовж попередніх періодів, з подальшою екстраполяцією втрат на наступні періоди. Найбільш поширеними є такі моделі [6, 7]:

- BIA (Basic Indicator Approach – метод базових показників);
- LDA (Loss Distribution Approach – метод розподілу збитків);
- IMA (Internal Measurements Approach – метод внутрішніх вимірів).

Модель BIA описує вимоги стосовно забезпечення достатності капіталу для пок-

риття ризиків. Ця модель запропонована для вирішення завдання оцінювання максимально можливих втрат від ОР на заданому рівні значущості (99 %). Вона ґрунтується на припущенні про те, що операційні втрати є залишковими від загальних втрат, пов'язаних з ризиками. Квантиль розподілу випадкової величини *x*, що характеризує величину втрат, задається формулою $\hat{Q}_{99\%} = \overline{G_I}\, a$, де $\hat{Q}_{99\%}$ – оцінка 99 %-го квантиля випадкової величини, що характеризує втрати; $\overline{G_I}$ – середній валовий дохід за три попередні роки, протягом яких валовий річний доход був позитивним; $\alpha = 15\%$ – коефіцієнт, визначений Базельським комітетом на основі дослідження галузевої практики (для банків). Значення коефіцієнта α необхідно уточнювати з використанням результатів оцінювання втрат, пов'язаних з ризиком шахрайства в українських СК. Недоліком цієї моделі є те, що отримана оцінка обсягу шахрайства залежатиме тільки від обсягу бізнесу, але не залежатиме від якості контрольних процедур, впроваджених для виявлення випадків шахрайства, а також не залежатиме від особливостей страхового портфеля.

В основі моделей класу LDA лежить припущення про те, що випадкову величину x, що характеризує розмір втрат, які сталися протягом часу t, можна визначити так: $x = \sum_{i=1}^{n(t)} L_i$, де $n(t)$ – випадкова величина, яка характеризує кількість втрат цього типу, що сталися протягом періоду t; L_i – множина випадкових величин, що характеризують величини окремих втрат. При цьому робиться припущення, що величини L_i незалежні і однаково розподілені для конкретного типу збитків. Для побудови моделей проводиться аналіз втрат за вибраний період по кожній парі «лінія бізнесу»/«тип втрати». Для кожної такої пари на основі даних про частоту втрат і величину збитків, що спостерігалися в минулих періодах, розраховується вибіркове середнє значення частоти виникнення ризикових подій $E(n(t))$ і вибіркове середнє значення величини втрат при виникненні ризикової події $E(L)$. Далі робиться припущення про тип розподілу випадкових величин $n(t)$ і L. Після визначення функцій розподілу випадкових величин $n(t)$ і L будується функція розподілу випадкової величини *x* (як правило, за методом Монте-Карло). Функція розподілу випадкової величини *x*, що характеризує загальний обсяг втрат за вибраним видом ризиків, дає можливість знайти точкову оцінку математичного очікування втрат і розрахувати квантиль заданого рівня, тобто значення OpVaR (Operational Value at Risk).

Метод IMA дає можливість обчислити оцінку максимально можливих втрат для цього виду ризиків без побудови розподілу випадкової величини *x*, що характеризує розмір втрат. В основі цього підходу лежить таке припущення: якщо розділити усі збитки на очікувані (тобто в сумі близькі до математичного очікування суми збитків за період) і непередбачені (такі, що перевищують середнє і відносяться до «хвоста» статистичного розподілу), то існує функціональна залежність між величинами очікуваних і непередбачених збитків. Простим випадком є лінійна залежність, тобто $\hat{Q}_{99\%} = E_I\, P_E\, L_{GE} = g\ E_L$, де $\hat{Q}_{99\%}$ – оцінка 99 %-го квантиля розподілу можливих втрат (величини капіталу, необхідного для покриття ризику) за цим типом події; P_E – ймовірність настання негативної події цього типу в даний період; L_{GE} – середня величина збитку цього типу за умови настання негативної події; E_I – коефіцієнт масштабу; γ – коефіцієнт для оцінювання вимог до капіталу через оцінку очікуваних збитків E_L. Сукупна оцінка максимально можливих втрат визначається шляхом складання усіх оцінок, розрахованих для різних типів ризикових подій і ліній бізнесу.

Моделі на основі факторів ризику передбачають поглиблений аналіз процесів в організації і надають можливість використовувати інформацію про внутрішні причинно-наслідкові зв'язки. В межах моделей цього класу використовують різні математичні методи, зокрема такі: Sb-AMA (Scenario-based Advanced Measurement Approach – сценарний аналіз); метод функціональних кореляцій; регресійні моделі; байєсівські мережі; методи нечіткої логіки та деякі інші.

Метод функціональних кореляцій [8] ґрунтується на створенні структурної моделі організації. В цьому випадку перехід до математичної моделі здійснюється шляхом побудови орієнтованого графа, вершини якого відповідають співробітникам і підрозділам, а ребра – потокам інформації. Кожній вершині

ставиться у відповідність випадковий процес, що відображає її функціональність. Особливістю методу є встановлення стохастичних залежностей між функціональністю пов'язаних вершин. При цьому аналіз ризиків виконується не з точки зору наслідків або окремих чинників ризику, а стосовно співробітників, систем, бізнес-процесів, яким поставлено у відповідність вершини графа.

Аналогічно методу LDA вводиться розподіл величин втрат (для вершини i – цей розподіл реалізовується випадковою величиною L_i), пов'язаних з окремими випадками реалізації ризиків. Випадки реалізації ризиків описуються для вершини i випадковим процесом $n_i(t)$, який має два стани: $n_i(t) = 0$ – відповідає нормальному функціонуванню, а $n_i(t) = 1$ – означає збій. Сукупні втрати $X_i(t+\Delta t)$, понесені на момент $(t+\Delta t)$ у зв'язку зі збоями на i-й вершині графа, можна задати так: $X_i(t+\Delta t) = X_i(t) + n_i(t+\Delta t)\, L_{i,t+\Delta t}$, де $L_{i,t+\Delta t}$ – реалізація випадкової величини L_i. Для задавання зв'язку між різними функціональними елементами вводиться поняття «підтримки», що отримує кожний функціональний елемент від пов'язаних з ним елементів. У випадку, якщо обсяг «підтримки» стає меншим заданої величини, відповідний функціональний елемент переходить у стан відмови (тобто, для поставленої йому у відповідність i-ї вершини графа покладається $n_i(t) = 0$). Для відображення цієї структури в модель вводяться випадкові процеси $h_i(t)$: $h_i(t) = \vartheta_i - \sum_j w_{ij}\, n_j(t) + \varepsilon_i(t)$, де ϑ_i – середній обсяг «підтримки», яку i-й процес отримує у повністю функціональній системі (тобто, коли усі $n_i(t) = 1$); w_{ij} – обсяг підтримки, яку i-й процес отримує від j-го процесу (і відповідно втрачає, коли j-й процес знаходиться у стані відмови); $\varepsilon_i(t)$ – гаусівський білий шум. Цей метод орієнтовано на аналіз функціональності процесів і виявлення збоїв. Ризик шахрайства має іншу природу і пов'язаний з дискретними випадковими подіями – завданням збитків з елементами шахрайства. Таким чином, можна зробити висновок, що цю модель застосувати для оцінювання СШ недоцільно.

Регресійні моделі ґрунтуються на виявленні причинно-наслідкових зв'язків між спостережуваними індикаторами і рівнем ризику. Розрізняють дві основні групи показників, які можна використовувати як спостережувані індикатори (пояснюючі змінні): 1) змінні оточення – кількісні показники, що характеризують бізнес-процеси підприємства; 2) фактори ризику, тобто кількісні показники, що характеризують спостережувані випадки реалізації ризиків. Така математична модель має вигляд: $x = \mathbf{A}\,\mathbf{f} + b + \varepsilon$, де x – величина втрат, пов'язаних з ОР; $\mathbf{f}$ – вектор значень спостережуваних змінних; ε – випадкова величина, що характеризує рівень похибки моделі; $\mathbf{A}$ і b – оцінювані параметри, що характеризують залежність між змінною x і пояснюючими змінними $\mathbf{F}$. Для використання цього методу необхідно мати достатній обсяг даних для отримання оцінок з прийнятною точністю.

Методи нечіткої логіки дають можливість найкращим чином використовувати експертне оцінювання для аналізу ризиків у тих випадках, коли точні дані відсутні або неповні. Нечітка логіка наближує модель до міркувань людини в процесі прийняття і обґрунтування рішень [9]. Методи нечіткої логіки можна застосовувати для оцінювання обсягу втрат і виявлення випадків шахрайства; на зарубіжних ринках є автоматизовані системи для виявлення СШ, що ґрунтуються на методах нечіткої логіки, наприклад, RiskShield [4].

Теорія нечіткої логіки дає можливість отримати більшу кількість значень змінної, ніж експертний підхід, при цьому кожна змінна має визначену множину лінгвістичних значень. В загальному вигляді механізм формування логічного висновку складається з чотирьох етапів: введення нечіткості (фазифікація), формування нечіткого висновку, композиція і приведення до чіткості, або дефазифікація (рис. 1).

У випадку розв’язання задачі аналізу кредитоспроможності отримане за такою процедурою число характеризує кредитний рейтинг потенційного клієнта. Популярними алгоритмами формування нечіткого висновку є такі: Мамдані, Цукамото, Сугено та Ларсена, які відрізняються між собою виглядом правил, логічними операціями і методами дефазифікації.

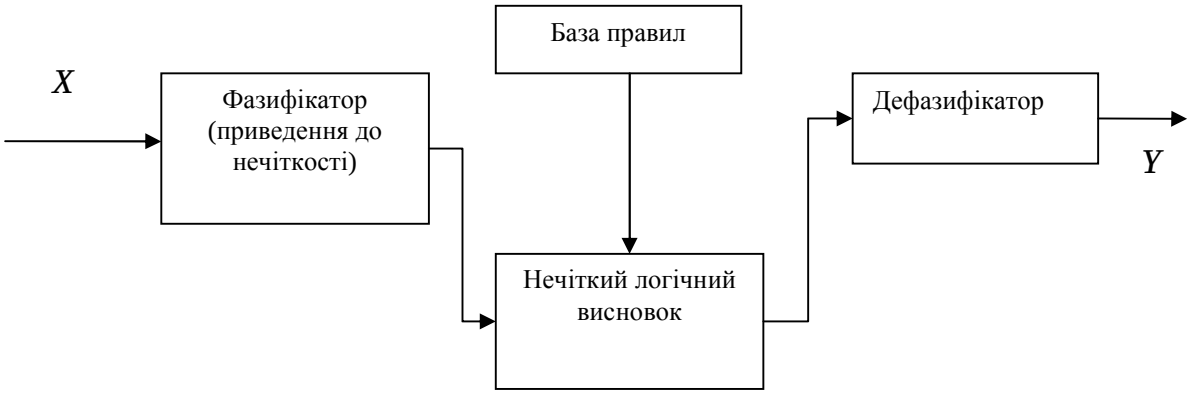

Рис. 1. Процедура формування нечіткого логічного висновку

Задачу оцінювання кредитоспроможності позичальника можна сформулювати таким чином. Кожна кредитна заявка задається вектором $\{x_1, x_2, ..., x_i, ..., x_n\}$, де x_i – певним чином формалізовані дані з анкети позичальника та параметри кредиту. Далі за заданим вектором вхідних даних потрібно прийняти рішення стосовно надання кредиту потенційному клієнту, тобто оцінити вірогідність повернення кредиту. В загальному вигляді нечіткий логічний висновок складається з таких етапів: 1) визначення множин вхідних $\{x_1, ..., x_i, ..., x_n\}$ і вихідних $\{d_1, ..., d_i, ..., d_n\}$ змінних; 2) формування базової терм-множини з відповідними функціями належності кожного терму: $A = \{a_1, ..., a_i, ..., a_n\}$; 3) формулювання скінченної множини нечітких правил, узгоджених щодо змінних, які у них використовуються; 4) знаходження чіткого значення для кожної вихідної лінгвістичної змінної. У цьому випадку за вихідну беремо лінгвістичну змінну «*ймовірність повернення кредиту*», яка має таку терм-множину: 1) дуже низька ймовірність повернення кредиту; 2) низька ймовірність повернення; 3) середня ймовірність повернення; 4) висока ймовірність повернення; 5) дуже висока ймовірність повернення кредиту.

<u>Байєсівські мережі</u> (БМ) [10]. Байєсівська мережа – це модель ймовірнісного типу у формі спрямованого ациклічного графа, вершини якого – це вибрані змінні процесу, що моделюється. Кожній вершині ставиться у відповідність таблиця (апріорних) умовних ймовірностей, яка необхідна для розрахунків майбутніх станів вершин. Метою побудови такої моделі є встановлення причинно-наслідкових зв'язків між змінними для отримання можливості формування ймовірнісного висновку, тобто умовної ймовірності настання подій, які нас цікавлять у конкретному випадку.

Результатом застосування БМ є обчислення ймовірності неповернення кредиту за тих умов, яким відповідають значення інших змінних моделі. У табл. 1 наведено результати застосування чотирьох методів до аналізу кредитоспроможності позичальників кредиту (банківські дані).

Таблиця 1

Порівняльна таблиця отриманих результатів моделей

Назва методу	Індекс GINI	Значення AUC	Точність моделі	Якість моделі
Бінарна логістична регресія	0,669	0,828	0,776	висока
Дерева рішень	0,612	0,766	0,754	прийнятна
Нечітка логіка	–	–	0,785	висока
Мережа Байєса	0,687	0,845	0,757	висока

Примітка: AUC (Area Under Curve) – обчислюється, наприклад, за методом трапецій: $AUC = \int f(x)dx = \sum_i \left[\frac{X_{i+1} + X_i}{2}\right] \cdot (Y_{i+1} - Y_i)$; загальна точність моделі визначається відношенням правильно спрогнозованих випадків до їх загальної кількості.

Отримані результати свідчать про те, що найкращими моделями оцінки кредитоспроможності позичальників є ті, що побудовані за методами нечіткої логіки, логістичної регресії та мереж Байєса. Високі значення точності моделі також надає логістична регресія. Ці результати ще раз підтверджують доцільність використання нечіткої логіки, логістичної регресії та дерев рішень при оцінюванні кредитоспроможності позичальника.

Висновки. В роботі виконано аналіз деяких сучасних підходів до створення класифікаційних математичних моделей ризику страхового шахрайства, сукупне використання яких надасть можливість приймати коректні обґрунтовані рішення стосовно видачі кредитів клієнтам фінансової установи. Кращі результати класифікації клієнтів за фактичними статистичними даними отримано за нечіткою логікою, бінарними нелінійними моделями і мережею Байєса. Тобто, моделі такого типу мають кращі показники за статистичними параметрами якості. Також перспективним є подальший розвиток методу на основі внутрішніх кредитних рейтингів, який забезпечує повнішу інформацію стосовно ситуації з кредитами. Наприклад, можна отримати оцінку можливих втрат.

У подальших дослідженнях необхідно удосконалювати вибрані типи класифікаційних моделей з метою підвищення якості класифікації клієнтів на дві групи. Також доцільно одночасно застосувати «ідеологічно» різні типи моделей – регресійні, ймовірнісні, нейро-мережеві та нейро-нечіткі.

Список літератури

1. Baesens, B., Egmont-Petersen, M., Castelo, R. & Vanthienen, J. (2002) Learning bayesian network classifiers for credit scoring using Markov chain Monte Carlo search: *Proceedings of the Sixteenth International Conference on Pattern Recognition.* August. Québec, Canada, pp. 49-52.
2. Ormerod, T. et al. Using ethnography to design a mass detection tool (MDT) for the early discovery of insurance fraud. *The Conference on Human Factors in Computing Systems CHI-03,* 2003. Ft. Lauderdale, Florida, pp. 650-651.
3. Belhadji, E.B. & Dionne, G. (1997) Development of an expert system for the automatic fraud detection of automobile insurance fraud. Montreal: Ecole des Hutes Etudes Commerciales, 376 p.
4. Pathak, J. A., Vidyarthi, N. & Summers, S. L. (2003) Fuzzy-based algorithm for auditors to detect elements of fraud in settled insurance claims. Odette School of Business Administration. *Working Paper,* No. 03-9, 17 p.
5. Holton, G. A. (2004) Perspectives: Defining Risk. *Financial Analysts Journal CFA Institute,* Vol. 60, No 6, pp. 19-25.
6. Quantifying operational risk in general insurance companies. Giro Working Party: M. H. Tripp, H. L. Bradley, R. Devitt, G. C. Orros, G. L. Overton, L. M. Pryor & R. A. Shaw [Presented to the Institute of Actuaries], 22 March 2004, 137 p.
7. Shah, S. (2003) Measuring Operational Risk Using Fuzzy Logic Modeling. Available from: http://www.irmi.com/Expert/Articles/2003/Shah09.aspx.
8. Kuhn, R. & Neu, P. (2003) Functional Correlation Approach to Operational Risk in Banking Organizations. *Physica A,* (322), pp. 650-660.
9. Штовба С. Д. Введение в теорию нечетких множеств и нечеткую логику [Электронный ресурс]. – 2002. – Режим доступа: http://matlab.exponenta.ru/fuzzylogic/bookl/index.php
10. Згуровский М. З. Методы построения байесовских сетей на основе оценочных функций / М. З. Згуровский, О. М. Терентьев, П. И. Бидюк // Кибернетика и системный анализ. – 2008. – № 2. – С. 81–88.

References

1. Baesens, B., Egmont-Petersen, M., Castelo, R. & Vanthienen, J. (2002) Learning bayesian network classifiers for credit scoring using Markov chain Monte Carlo search: *Proceedings of the Sixteenth International Conference on Pattern Recognition.* August. Québec, Canada, pp. 49-52.
2. Ormerod, T. et al. Using ethnography to design a mass detection tool (MDT) for the early discovery of insurance fraud. *The Conference on Human Factors in Computing Systems CHI-03,* 2003. Ft. Lauderdale, Florida, pp. 650-651.

3. Belhadji, E.B. & Dionne, G. (1997) Development of an expert system for the automatic fraud detection of automobile insurance fraud. Montreal: Ecole des Hutes Etudes Commerciales, 376 p.
4. Pathak, J. A., Vidyarthi, N. & Summers, S. L. (2003) Fuzzy-based algorithm for auditors to detect elements of fraud in settled insurance claims. Odette School of Business Administration. *Working Paper,* No. 03-9, 17 p.
5. Holton, G. A. (2004) Perspectives: Defining Risk. *Financial Analysts Journal CFA Institute,* Vol. 60, No 6, pp. 19-25.
6. Quantifying operational risk in general insurance companies. Giro Working Party: M. H. Tripp, H. L. Bradley, R. Devitt, G. C. Orros, G. L. Overton, L. M. Pryor & R. A. Shaw [Presented to the Institute of Actuaries], 22 March 2004, 137 p.
7. Shah, S. (2003) Measuring Operational Risk Using Fuzzy Logic Modeling. Available from: http://www.irmi.com/Expert/Articles/2003/Shah09.aspx.
8. Kuhn, R. & Neu, P. (2003) Functional Correlation Approach to Operational Risk in Banking Organizations. *Physica A,* (322), pp. 650-660.
9. Shtovba, S. D. (2002) The introduction in fuzzy-set theory and possibility theory. Available from: http://matlab.exponenta.ru/ fuzzy-logic/bookl/index.php [in Russian].
10. Zgurovskij, M. Z., Terent'ev, O. M. & Bidyuk, P. I. (2008) The methods of building of Bayes networks based on evaluation functions. Kibernetika I sistemnyj analiz, (2), pp. 81-88 [in Russian].