

**О. А. Кожухівська, к.т.н., старший викладач**  
Черкаський державний технологічний університет  
б-р Шевченка, 460, м. Черкаси, 18006, Україна  
[olga-kozuhovska@mail.ru](mailto:olga-kozuhovska@mail.ru)

## РОЗРОБЛЕННЯ СИСТЕМИ ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ ДЛЯ ОЦІНЮВАННЯ ФІНАНСОВИХ РИЗИКІВ

*Розглядається інформаційна система підтримки прийняття рішень для моделювання фінансових процесів та оцінювання ринкових ризиків на основі принципів системного аналізу.*

**Ключові слова:** модель, мережа Байєса, методика Value-at-Risk, фінансові ризики.

**Вступ.** Задачі ризик-менеджменту зустрічаються в усіх галузях практичної діяльності людини. Особливо актуальними задачі математичного моделювання, оцінювання і прогнозування ризиків (які характеризуються рівнем можливих втрат та їх ймовірністю) є для банківської сфери, страхування, інвестиційних компаній, виробничих підприємств, які працюють в умовах жорсткої конкуренції та мінливої кон'юнктури, і для інших видів діяльності. Для математичного опису можливих втрат сьогодні існує множина ідеологічно різних підходів, які ґрунтуються на класичних статистичних методах та методах інтелектуального аналізу даних. Так, для оцінювання ринкових і деяких інших видів ризиків застосовують різні варіанти методики Value-at-Risk (VaR), яка дає можливість отримати прийнятні за якістю результати для практичного використання [1, 2]. В оцінюванні кредитних ризиків знайшли застосування нелінійні моделі класифікаційного типу на основі логістичної регресії, лінійна регресія, метод опорних векторів (МОВ), дискримінантний аналіз, нечітка логіка, нейро-нечіткі моделі, методи байєсівського аналізу даних і дерева рішень, а також комбінації зазначених методів [3–5]. Для оцінювання фінансових ризиків у страхуванні використовують зазначені вище підходи, а також теорію розподілів, узагальнені лінійні моделі, регресійний аналіз, байєсівські мережі та інші моделі і методи [6, 7].

Вибір того чи іншого методу опису та оцінювання ризиків визначається наявністю необхідних статистичних даних, кваліфікацією виконавців, які працюють над розв'язуванням задач фінансового аналізу, доступністю програмних засобів, необхідних для виконання обчислювальних експериментів, та обсягом матеріального забезпечення відповідного дослідження. Досвід розв'язування задач оцінювання фінансових ризиків свідчить про те, що

для досягнення високоякісних результатів необхідно застосовувати ідеологічно різні методи, порівнювати і, по можливості, комбінувати отримані результати. Такий підхід до розв'язування задач оцінювання можливих втрат можна успішно реалізувати завдяки створенню сучасних інформаційних систем підтримки прийняття рішень (ІСППР). Надалі буде йтися саме про ІСППР, а не про системи прийняття рішень, оскільки основною метою цієї розробки є аналіз можливостей підтримки прийняття рішень за допомогою сучасних комп'ютерних засобів. Проектування сучасних ІСППР ґрунтується на досягненнях системного аналізу, теорії інформаційних систем, теорії оцінювання, математичного і статистично-ймовірнісного моделювання і прогнозування, теорії прийняття рішень та багатьох інших результатах розвитку теорії і практики обробки даних та експертних оцінок [8, 9].

У роботі розглядається задача побудови інформаційної СППР для розв'язання задач оцінювання і прогнозування фінансових ризиків з можливістю використання альтернативних методів аналізу даних, моделювання і оцінювання параметрів та станів досліджуванних процесів.

**Постановка задачі.** Метою роботи є: 1) створити методику (послідовність) побудови моделі у формі мереж Байєса; 2) навести ілюстрацію функціонування ІСППР на прикладі аналізу фінансових ризиків з використанням статистичних даних.

**Вимоги до інформаційних систем підтримки прийняття рішень (ІСППР).** Сучасні інформаційні системи підтримки прийняття рішень – це досить складні обчислювальні системи з точки зору функціонального наповнення та організації обчислювальних процесів в цілому, що мають архітектуру ієрархічного типу. Вони повинні задовольняти таким узагальненим вимогам: (1) – містити високороз-

винені бази даних, моделей, критеріїв і правил, а також необхідних обчислювальних процедур; (2) – інтерфейс користувача повинен відповідати вимогам стосовно простоти і зручності використання, дружності взаємодії, адаптованості до користувачів різного рівня підготовки та управлінської ієрархії; (3) – ієрархічність організації обчислювальних процесів у ІСППР повинна узгоджуватись з ієрархічністю мислення особи, що приймає рішення (ОПР), при аналізі задач прийняття рішень; (4) – система повинна навчатись у процесі аналізу поставлених задач, тобто накопичувати знання стосовно розв’язування задач певного типу; (5) – організація та способи виконання обчислень повинні забезпечувати належну швидкодію системи в цілому, яка узгоджується з потребами ОПР стосовно швидкості генерування альтернатив та отримання остаточного результату; (6) – точність обчислень, що виконуються у системі, повинна задовольняти попередньо встановленим вимогам; (7) – ІСППР повинна забезпечувати всі необхідні для ОПР способи і форми представлення проміжних та остаточних результатів з урахуванням можливості використання системи користувачами різного рівня підготовки та управлінської ієрархії; (8) – ІСППР повинна містити засоби обміну даними та знаннями з іншими подібними системами через локальну та глобальну комп’ютерні мережі. Задоволення зазначених вимог сприяє суттєвому підвищенню ефективності використання ІСППР та підсиленню біхевіористичної значущості розробки в цілому, тобто її загальної

корисності для конкретної організації, компанії чи підприємства.

**Використані критерії якості моделей.**

Для створення ІСППР необхідно вибрати критерії для порівняння і аналізу якостей побудованих моделей. Для аналізу якості моделей і встановлення найкращої моделі для розв’язання певної задачі використано кілька критеріїв для оцінювання адекватності моделей: загальна точність моделі; помилки I та II роду; ROC-крива та індекс GINI.

Загальна точність моделі (CA – common accuracy) визначається так:

$$CA = \frac{CorrectForecast}{N}$$

де *CorrectForecast* – кількість правильно спрогнозованих випадків, а *N* – загальна кількість розглянутих випадків. Загальна точність моделі є дещо суб’єктивною оцінкою, оскільки вона залежить від частки дефолтів у моделі, а також від порогу відсікання. Для різних значень порогу точність моделі також буде набувати різних значень. *ROC-крива* (Receiver Operation Characteristic – робоча характеристика приймача) показує залежність кількості правильно класифікованих позитивних прикладів від кількості неправильно класифікованих негативних прикладів. Перші називають істинно позитивними, а другі – негативними множинами. При цьому припускається, що у класифікатора існує певний параметр, варіюючи який, можна отримати певне розбиття на класи. Цей параметр часто називають порогом або точкою відсікання (cut-off), залежно від якого будуть отримані різні величини *помилки I та II роду* (табл. 1).

Таблиця 1

**Помилки I та II роду**

	<b>Прогноз за моделлю: повернення кредиту (0)</b>	<b>Прогноз за моделлю: дефолт (1)</b>
Фактичний результат: повернення кредиту (0)	правильно класифіковані (TP)	помилки II роду (FN)
Фактичний результат: дефолт (1)	помилки I роду (FP)	правильно класифіковані (TN)

Для аналізу якостей моделі часто використовують такі відносні показники у процентах:

☐ частка істинно позитивних прикладів (True Positives Rate):  $TRP = \frac{TP}{TP + FN}$ ;

☐ частка хибно позитивних прикладів (False Positives Rate):  $FPR = \frac{FP}{TN + FP}$ .

Зазвичай при аналізі якості моделей використовують ще дві характеристики: чутливість та специфічність.

Чутливість моделі – це частка істинно позитивних випадків, тобто

$$Se = TRP = \frac{TP}{TP + FN}$$

Специфічність моделі – це частка істинно негативних випадків, які були правиль-

но класифіковані моделлю:  $Sp = \frac{TN}{TN + FP}$ . Очевидно, що

$$Sp = \frac{TN + FP - FP}{TN + FP} = 1 - \frac{FP}{TN + FP} = 1 - FPR.$$

Модель з високою чутливістю дає істинний результат за наявності позитивних випадків (виявляє позитивні приклади). Навпаки, модель із високою специфічністю частіше дає істинний результат за наявності негативних випадків (виявляє негативні приклади). Для побудови графіка ROC-кривої по осі  $Y$  відкладають значення чутливості  $Se$ , а по осі  $X$  – частку хибно позитивних випадків  $FPR$  або  $1 - Sp$ .

Графік ідеального класифікатора кривої ROC проходить через верхній лівий кут, де частка істинно позитивних випадків становить 1 (ідеальна чутливість), а частка хибно позитивних прикладів дорівнює нулю. Тому чим ближче крива наближається до верхнього лівого кута, тим краща прогноуюча здатність моделі. Діагональна лінія відповідає класифікатору, який не розпізнає ці два класи. Оскільки візуальне порівняння ROC-кривих не завжди дозволяє визначити ефективнішу модель, застосовують оцінку площі під кривими. Чисельний показник площі під кривою AUC (Area Under Curve) обчислюється, наприклад, за методом трапецій.

Для оцінювання якості моделі часто використовують індекс GINI, який пов'язаний з площею під ROC-кривою. Індекс  $GINI$  – це площа області між діагоналлю і кривою Лоренца, поділена на площу усієї області під діагоналлю. Його використовують для аналізу роздільної здатності системи оцінювання клієнтів при управлінні кредитними ризиками, тобто оцінювання здатності моделі розділяти клієнтів на схильних та несхильних до дефолту. Якщо модель здатна оцінити клієнтів за ймовірністю дефолту, то більшість клієнтів, схильних до дефолту, мають отримати більшу ймовірність дефолту. Відповідно, найменша ймовірність дефолту має бути для клієнтів, не схильних до дефолту.

Індекс GINI проілюстровано графом, де сукупний процент дефолту для клієнтів пов'язано із сукупним процентом клієнтів, коли вони упорядковані за ймовірністю дефолту (менша ймовірність дефолту – зліва від середини, а більша – справа). Цей графік відомий як крива Лоренца (рис. 1).

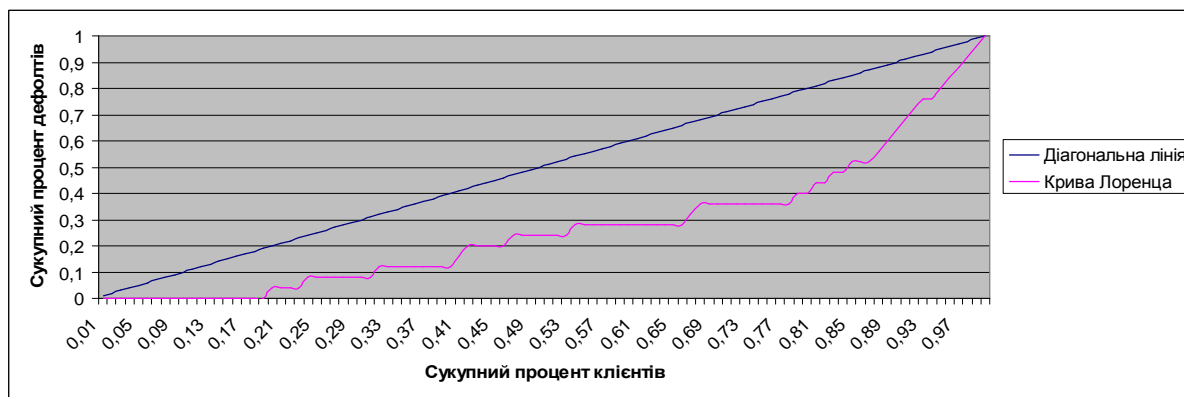


Рис. 1. Крива Лоренца для задачі кредитування

Діагональна лінія – це лінія «випадкової моделі». На осі  $X$  клієнти впорядковані за заданою ймовірністю дефолту. Очевидно, що 80 % дефолтів зустрічаються саме серед останніх 20 % клієнтів (20 % клієнтів з найбільшою ймовірністю дефолту). Отже, це означає, що модель виконує прийнятне розділення. Таким чином, чим більша область між діагоналлю та кривою, тим вища якість моделі. Дефолти серед клієнтів із рівною ймовірністю дефолту

вважаються розподіленими випадково серед цих клієнтів. Індекс GINI можна визначити через площу фігури, що знаходиться під ROC-кривою, таким чином:  $GINI = 2 \cdot AUC - 1$ .

Діапазон значень індексу GINI становить  $0 \leq G \leq 1$ . При цьому моделі з найвищою роздільною здатністю, тобто моделі, які роблять високоякісну класифікацію схильних до дефолту клієнтів і клієнтів, не схильних до дефолту, отримують найвищі значення індек-

су. На практиці оцінка якості моделі суттєво залежить від даних, за якими вона будується. При оцінюванні фінансового стану нових клієнтів значення індексу GINI 55 % вважається дуже високим, у той час як при оцінюванні

фінансового стану існуючих клієнтів індекс GINI зазвичай набуває значення, вище 70 %. В літературі [10] наведено шкалу значень індексу GINI (табл. 2).

Таблиця 2

Оцінка якості моделі за площею AUC та індексом GINI

Інтервал AUC	Індекс GINI	Якість моделі
0,9–1,0	0,8–1,0	відмінна
0,8–0,9	0,6–0,8	дуже висока
0,7–0,8	0,4–0,6	прийнятна
0,6–0,7	0,2–0,4	середня
0,5–0,6	0–0,2	незадовільна

Значення точок ROC-кривої можуть бути використані для знаходження оптимального порогу відсікання – компромісу між чутливістю та специфічністю моделі. Критеріями вибору порогу відсікання можуть бути: (1) вимога мінімальної величини чутливості (специфічності) моделі; (2) – вимога максимальної сумарної чутливості та специфічності моделі, тобто  $cutoff = \max_k (Se_k + Sp_k)$ ; (3) – вимога балансу між чутливістю і специфічністю, тобто, коли  $Sp \approx Se$ :  $cutoff = \min_k |Se - Sp_k|$ .

**Приклад використання ІСПП.** У цьому прикладі для побудови байєсівської мережі за допомогою розробленої системи використано навчальну вибірку потужністю 4700 записів. Розмір перевірної вибірки становив 400 значень. Для неї обчислено ймовірності дефолтів, які порівнювались з фактичними результатами. Також обчислено помилки I та II роду для різних значень порогів відсікання.

Встановлено, що найбільша загальна точність моделі досягається на рівні 0,764 при значенні порогу відсікання 0,3. Байєсівська мережа має схильність до «перестраховки», тобто вона частіше відхиляє тих клієнтів, які б повернули кредит. Точність моделі та значення помилок I і II роду залежать від встановленого порогу відсікання. Поріг відсікання визначає не тільки процент відхилених клієнтів, а й нижню границю ймовірності повернення

кредиту, тобто поріг, нижче якого клієнт вважається таким, що не поверне кредит (або нижню границю ймовірності дефолту, нижче якої вважається, що клієнту слід видати кредит). При цьому значення ймовірності дефолту 0,1 або 0,2 є незначними, а тому поріг відсікання доцільно встановлювати на рівні 0,25–0,3. ROC-крива, побудована для байєсівської мережі, представлена на рис. 2.

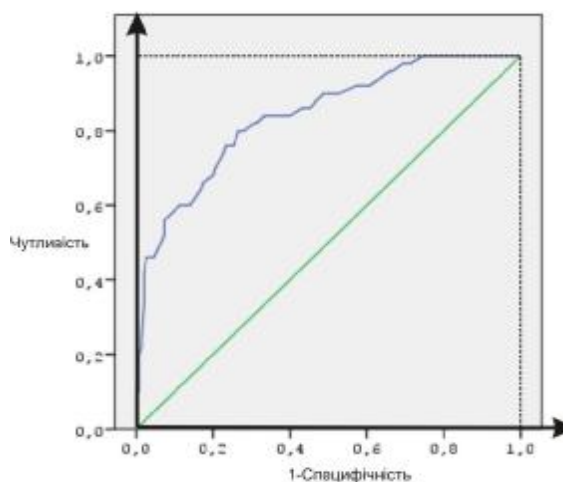


Рис. 2. ROC-крива для мережі Байєса

Статистичні характеристики якості використаних моделей представлено у табл. 3.

Таблиця 3

Порівняльна таблиця параметрів якості для різних моделей

Тип моделі	Індекс GINI	Значення AUC	Точність моделі	Якість моделі
Мережа Байєса	<b>0,689</b>	0,845	0,764	Дуже висока
Бінарна логістична регресія	0,678	0,847	<b>0,798</b>	Дуже висока
Дерева рішень	0,583	0,791	0,763	Прийнятна
Лінійна регресія	0,386	0,647	0,616	Неприйнятна

З наведеної таблиці видно, що кращими моделями для оцінювання кредитоспроможності позичальників кредитів виявились логістична регресія та байєсівська мережа. Найвищу точність забезпечує у даному випадку логістична регресія, але індекс GINI дещо кращий для байєсівської мережі.

Для дерев рішень отримано значення індексу GINI на рівні 0,583. Для країн, що розвиваються, прийнятними є значення на рівні 0,4–0,6. Отримані значення індексів GINI для мереж Байєса і бінарної логістичної регресії є досить високими і становлять 0,689 і 0,678. Для країни з економікою, що розвивається, це цілком прийнятні значення. Отримані результати свідчать, що у банківській системі доцільно використовувати скорингові моделі та мережі Байєса, оскільки прогножуючі властивості мереж дають можливість виявити недобросовісних позичальників і зменшити ризики банків, пов'язані з неповерненням кредитів. Ефективність використання ІСППР полягає в тому, що вона забезпечує можливість прискореного дослідження можливих варіантів обробки статистичних даних і вибору кращого з них для розв'язання конкретної задачі. Крім того, розроблена система забезпечує контроль усіх етапів обробки даних за допомогою множини статистичних критеріїв якості даних, моделей та прогнозів.

**Висновки.** Запропоновано методику побудови інформаційної системи підтримки прийняття рішень для математичного моделювання фінансових процесів та оцінювання кредитних ризиків на основі використання принципів системного аналізу, що забезпечують: ієрархічність архітектури ІСППР, врахування можливих ймовірно-статистичних невизначеностей, формування альтернатив стосовно прийняття рішень і контроль обчислювального процесу на всіх етапах обробки даних.

Створена ІСППР має модульну архітектуру, яка надає можливість без великих витрат часу розширювати її функціональні можливості шляхом додавання нових методів попередньої обробки даних, оцінювання параметрів математичних моделей і визначення рівня можливих втрат (фінансового ризику). Висока якість кінцевого результату досягається завдяки забезпеченню належного контролю обчислювального процесу обробки даних на всіх етапах: попередньої обробки даних, побудови моделей, обчислення оцінок прогнозів, а також завдяки наочності представлення проміжних результатів обчислень і остаточного аналізу даних. Наведені приклади моде-

лювання, прогнозування і оцінювання ризиків свідчать про хороші перспективи подальшого розширення функціональних можливостей системи та її практичного використання.

У подальших дослідженнях планується підвищення рівня автоматизації процесів обробки даних та розширення ІСППР новими моделями ризиків, зокрема, це моделі байєсівського типу, моделі, побудовані за методом опорних векторів та інші.

### Список літератури

1. Энциклопедия финансового риск-менеджмента / [под ред. Лобанова А. А., Чугунова А. В.]. – М. : Альпина Букс, 2006. – 878 с.
2. International convergence of capital measurement and capital standards (2006). A revised framework. Comprehensive version. Basel committee on banking supervision, Bank for international settlements. Basel, 158 p.
3. Мэйз Э. Руководство по кредитному скорингу / Э. Мэйз. – Минск : Гревцов Паблицер, 2008. – 460 с.
4. Бідюк П. І. Комп'ютерні системи підтримки прийняття рішень / Бідюк П. І., Гожий О. П., Коршевнік Л. О. – Миколаїв : Чорноморськ. держ. ун-т ім. Петра Могили, 2012. – 380 с.
5. Уотшем Т. Дж. Количественные методы в финансах / Т. Дж. Уотшем, К. Паррамоу. – М. : Финансы, 1999. – 527 с.
6. Шахов В. В. Теория и управление рисками в страховании / Шахов В. В., Медведев В. Г., Миллерман А. С. – М. : Финансы и статистика, 2002. – 224 с.
7. Neil, M., Fenton, N. E. and Taylor, M. (2005) Using Bayesian networks to model expected and unexpected operational losses. *Risk Analysis*, pp. 34-57.
8. Половцев О. В. Системний підхід до моделювання, прогнозування та управління фінансово-економічними процесами / Половцев О. В., Бідюк П. І., Коршевнік Л. О. – Донецьк : Східний видавничий дім, 2009. – 286 с.
9. Hollsapple, C. W. and Winston, A. B. (1996) Decision support systems. Saint Paul: West Publishing Company, 860 p.
10. Бідюк П. І. Моделі оцінки ризиків кредитування фізичних осіб / П. І. Бідюк, Є. О. Матрос // Кібернетика та обчислювальна техніка. – 2007. – № 153. – С. 87–95.

**References**

1. The encyclopaedia of financial risk-management (2006) In: Lobanova A. A., Chugunova A. V. (Eds). Moscow: Alpina Buks, 878 p. [in Russian].
2. International convergence of capital measurement and capital standards (2006). A revised framework. Comprehensive version. Basel committee on banking supervision, Bank for international settlements. Basel, 158 p.
3. Me'jz, E. (2008) The handbook on credit scoring. Minsk: Grevzov Pabliher, 460 p. [in Russian].
4. Bidiuk, P. I., Gozhyi, O. P. and Korshevyuk, L. O. (2012) Computer systems of decision-making support. Mykolayev: Chornomorskyi derzhavnyi universytet im. Petra Mohyly, 380 p. [in Ukrainian].
5. Uotshem, T. J. and Parramou, K. (1999) Quantity methods in finanses. Moscow: Finansy, 527 p. [in Russian].
6. Shahov, V. V., Medvedev, V. G. and Millerman, A. C. (2002) The theory and risk-management in insurance. Moscow: Finansy i statistika, 224 p. [in Russian].
7. Neil, M., Fenton, N. E. and Tailor, M. (2005) Using Bayesian networks to model expected and unexpected operational losses. *Risk Analysis*, pp. 34-57.
8. Polovcev, O. V., Bidiuk, P. I. and Korchevnyuk, L. O. (2009) System approach to modeling, prognostics and management by financial and economic processes. Donetsk: Shidnyi vydavnychiy dim, 286 p. [in Ukrainian].
9. Hollsapple, C. W. and Winston, A. B. (1996) Decision support systems. Saint Paul: West Publishing Company, 860 p.
10. Bidiuk, P. I. and Matros, Ye. O. (2007) Models of the evaluation of individuals crediting risks. *Kibernetika ta obchyslyvalna texnika*, (153), pp. 87-95 [in Ukrainian].

*Стаття надійшла до редакції 22.01.2014.*

**O. A. Kozhukhivska**, *Dr.Tech.Sc., senior teacher*  
Cherkasy State Technological University  
Shevchenko blvd, 460, Cherkasy, 18006, Ukraine  
[olga-kozhuhovska@mail.ru](mailto:olga-kozhuhovska@mail.ru)

**THE DEVELOPMENT OF THE SYSTEM OF DECISION-MAKING SUPPORT FOR EVALUATING OF FINANCIAL RISKS**

*Information system of decision-making support is worked out. It's used for modeling of financial processes and evaluating of market risks. The main tasks of this system are the following: the forecasting of financial processes and the evaluation of credit risks. The system is developed on the basis of system analysis principles, i.e. it has hierarchic architecture, the possibility exists for taking into consideration of some stochastic and information uncertainties, forming alternatives for models and forecasts, and tracking computing procedures during all stages of data processing. A modular architecture is implemented which provides a possibility for the further enhancement and modification of the system functional possibilities with new forecasting and parameter estimation techniques, and the risk models. A high quality of final result is achieved thanks to appropriate tracking of computing procedures at all stages of data processing: preliminary data processing, model constructing, and forecasts estimation. Examples are given for modeling of selected processes as well as credit risk estimation. The examples show that the developed system has good perspectives for practical use. It is supposed that the system will find its applications as an extra tool for decision-making when developing the strategies for crediting.*

**Key words:** *model, Bayesian network, Value-at-Risk methodology, financial risks.*