

НЕЙРО-НЕЧІТКА МОДЕЛЬ ОЦІНЮВАННЯ ПРОСТРОЧЕНИХ ПОЗИК КОМЕРЦІЙНОГО БАНКУ

Г. І. Великоіваненко

Канд. фіз.-мат. наук, доцент,
професор кафедри економіко-математичного моделювання
Державний вищий навчальний заклад «Київський національний
економічний університет імені Вадима Гетьмана»
проспект Перемоги, 54/1, м. Київ, 03680, Україна
ivanenkog@list.ru

Л. О. Трокоз

Аспірантка кафедри економіко-математичного моделювання
Державний вищий навчальний заклад «Київський національний
економічний університет імені Вадима Гетьмана»
проспект Перемоги, 54/1, м. Київ, 03680, Україна
rud_luba@ukr.net

У статті досліджено проблеми простроченої кредитної заборгованості та створення ефективних методів управління проблемними боргами у фінансових закладах. Розглянуто сутність і методологічні особливості процесу скорингового оцінювання позичальників комерційних банків, зокрема, колекторського скорингу.

Авторами розроблено економіко-математичну модель колекторського скорингу, що ґрунтується на поєднанні інструментарію теорії нечіткої логіки та штучних нейронних мереж. Розроблена модель має ієрархічну структуру, ураховує кількісні та якісні змінні, що характеризують позичальників.

Особливістю побудованої моделі є залучення карт самоорганізації Кохонена для встановлення параметрів функцій належності у процесі фазифікації кількісних змінних, а також для автоматичної побудови бази знань у процесі оброблення якісних змінних. Для агрегації лінгвістичних змінних на кожному з рівнів ієрархії авторами використано композиційне правило згортки, яке дозволяє сформувати базу нечітких знань без залучення експертної думки в умовах багатокритеріальності та відсутності бази порівняння для інтегральних змінних вищого рівня ієрархії.

Практична цінність побудованої моделі колекторського скорингу щодо стягнення простроченої заборгованості полягає у можливості розроблення рекомендацій щодо роботи з кожним сегментом портфеля прострочених кредитів відповідно до розрахованого рівня кредитного ризику.

Впровадження у роботу фінансових установ моделей оцінювання кредитних ризиків на підґрунті нейро-нечітких технологій матиме позитивний вплив на фінансові результати від кредитної

діяльності комерційних банків і сприятиме стабільності фінансової системи в цілому.

Ключові слова. *Прострочена кредитна заборгованість; колекторський скоринг; модель скорингового оцінювання; теорія нечіткої логіки; карти самоорганізації Кохонена, управління портфелем проблемних кредитів.*

НЕЙРО-НЕЧЕТКАЯ МОДЕЛЬ ОЦЕНКИ ПРОСРОЧЕННЫХ ЗАДОЛЖЕННОСТЕЙ КОММЕРЧЕСКОГО БАНКА

Г. И. Великоиваненко

Канд. физ.-мат. наук, доцент,
профессор кафедры экономико-математического моделирования
Государственное высшее учебное заведение «Киевский национальный
экономический университет имени Вадима Гетьмана»
проспект Победы, 54/1, г. Киев, 03680, Украина
ivanenkog@list.ru

Л. А. Трокоз

Аспирантка кафедры экономико-математического моделирования
Государственное высшее учебное заведение «Киевский национальный
экономический университет имени Вадима Гетьмана»
проспект Победы, 54/1, г. Киев, 03680, Украина
rud_luba@ukr.net

В статье исследуются проблемы просроченной кредитной задолженности и создание эффективных методов управления проблемными долгами в финансовых учреждениях. Рассмотрены сущность и методологические особенности процесса скорингового оценивания заемщиков коммерческих банков, в частности, коллекторского скоринга.

Авторами разработана экономико-математическая модель коллекторского скоринга, основанного на сочетании инструментария теории нечеткой логики и искусственных нейронных сетей. Разработанная модель имеет иерархическую структуру, учитывает количественные и качественные переменные, характеризующие заемщиков.

Особенностью построенной модели является привлечение карт самоорганизации Кохонена для установки параметров функций принадлежности в процессе фаззификации количественных переменных, а также для автоматического построения базы знаний в процессе обработки качественных переменных. Для агрегации лингвистических переменных на каждом из уровней иерархии

авторами используется композиционное правило свертки, которое позволяет сформировать базу нечетких знаний без привлечения экспертного мнения в условиях многокритериальности и отсутствия базы сравнения для интегральных переменных высшего уровня иерархии.

Практическая ценность построенной модели коллекторского скоринга по взысканию просроченной задолженности заключается в возможности разработки рекомендаций по работе с каждым сегментом портфеля просроченных кредитов в соответствии с рассчитанным уровнем кредитного риска.

Внедрение в работу финансовых учреждений моделей оценки кредитных рисков на основе нейро-нечетких технологий окажет положительное влияние на финансовые результаты от кредитной деятельности коммерческих банков и будет способствовать стабильности финансовой системы в целом.

Ключевые слова. *Просроченная кредитная задолженность; коллекторский скоринг; модель скорингового оценивания; теория нечеткой логики; карты самоорганизации Кохонена, управления портфелем проблемных кредитов.*

NEURO-FUZZY EVALUATION MODEL OF OVERDUE LOANS OF COMMERCIAL BANKS

Halyna Velykoivanenko

PhD (Physics and Mathematical Sciences),
Professor, Department of Economic and Mathematical Modeling
State Higher Educational Establishment
«Kyiv National Economic University named after Vadym Hetman»
54/1 Peremogy Avenue, Kyiv, 03680, Ukraine
ivanenkog@list.ru

Liubov Trokoz

Graduate student,
Department of Economic and Mathematical Modeling
State Higher Educational Establishment
«Kyiv National Economic University named after Vadym Hetman»
54/1 Peremogy Avenue, Kyiv, 03680, Ukraine
rud_luba@ukr.net

The article deals with the problem of overdue credit debt and establishing effective management of problem debts in the financial institutions. The essence and methodological features of the scoring assess-

ment of borrowers of commercial banks, including collection scoring, are considered.

The authors developed a mathematical model of collection scoring, based on a combination of tools of theories of fuzzy logic and artificial neural networks. The model has a hierarchical structure that takes into account the qualitative and quantitative variables which characterize the borrowers.

The feature of the model is attracting of Kohonen self-organizing maps for setting the parameters of membership functions in the process of quantitative variables fuzzyfication, as well as for the automatic construction of a knowledge base at processing of qualitative variables. For aggregation of linguistic variables at each level of the hierarchy the authors used compositional integration rule, which allows generating fuzzy knowledge base without getting expert opinions in terms of multi criterion and absence of comparison base for integral variables of top-level hierarchy.

The practical value of the constructed model of collection scoring is the ability to develop recommendations for working with each segment of the portfolio of overdue loans in accordance with the calculated level of credit risk.

Introduction to the work of financial institutions the credit risk assessment models on the basis of neuro-fuzzy techniques will have a positive impact on income from lending activities of commercial banks and contribute to the stability of the financial system as a whole.

Keywords. *Overdue credit debt; collection scoring; scoring evaluation model; theory of fuzzy logic; Kohonen self-organizing maps, managing of portfolio of problem loans.*

JEL Classification: C45, G21.

Постановка проблеми

На сьогоднішній день для вітчизняних комерційних банків гострим питанням залишається управління портфелем з простроченою кредитною заборгованістю. Численні спостереження щодо роботи комерційних банків зі стягнення прострочених боргів вказують на ефективність особистого контакту з такими позичальниками. Проте, при такій роботі комерційний банк несе значні витрати: заробітна плата персоналу банку; витрати на суди; комісії колекторам. Зрештою, до роботи залучаються працівники банку, що мають здійснювати продаж кредитних продуктів, через що банк отримує менший прибуток від кредитної діяльності.

З плином часу комерційні банки здійснюють нарощення кредитних портфельів, відповідно і збільшується кількість прострочених позик. Одні кредити погашаються, інші пролонгуються, а деякі перетворюються на проблемну заборгованість. При активації негативного економічного «циклону» (наприклад, криза 2008 року) кількість проблемних боргів у портфелях комерційних банків збільшується у геометричній прогресії. За таких умов проведення індивідуальної роботи за кожним позичальником, що допустив прострочення платежу за наданою позикою, стає не просто складною, а неможливою. Вирішення цієї, на сьогодні гострої проблеми, можливе шляхом автоматизації процесу роботи зі стягнення прострочених боргів. Так, розвиток скорингових систем надає можливість автоматизувати таку роботу за рахунок впровадження систем колекторського скорингу у практику комерційних банків. Різноманітність підходів реалізації скорингових технологій, зокрема на різних етапах здійснення кредитної діяльності, спонукає на творчі «експерименти» банківських практиків у процесі реалізації таких завдань, як аплікаційний (application), поведінковий (behavioral), шахрайський (fraud) і колекторський (collection) скоринги.

Аналіз останніх джерел і публікацій

Під різним кутом зору питання інструментарію скорингових систем досліджували у своїх роботах такі вітчизняні та іноземні науковці: А. Ю. Александров, Е. Альтман (Edward I. Altman), Р. Андерсон (R. Anderson), І. А. Воробйова, Є. М. Гордина, М. П. Денисенко, Д. Дюранд (David Durand), А. Б. Камінський, О. А. Кириченко, А. В. Матвійчук, Е. Мейз (Elizabeth Mays), Ю. В. Мірошниченко, О. О. Недосекін, Н. Сіддікі (Naeem Siddiqi), Дж. Сінкі-мл. (Joseph F. Sinkey), Є. Д. Соложенцев, К. Р. Тагірбеков, В. М. Усоскін та інші.

Так, дослідження А. Б. Камінського [1—3] присвячені питанню розробки скорингових технологій як інструментарію управління кредитними ризиками комерційних банків.

А. В. Матвійчук у своїй монографії [4, гл. 3] висвітлив низку практичних досліджень, спрямованих на оцінювання фінансового стану та діагностику банкрутства підприємств із залученням інструментарію теорії нечіткої логіки, дискримінантного та регресійного аналізу, нейронних мереж.

Як у вітчизняній, так і міжнародній банківській діяльності не втрачає актуальності питання управління проблемною заборгованістю. Зокрема, внаслідок кризових явищ 2008 року та посткризового періоду, загострився інтерес до можливих методів управління прострочених банківських позик. Щодо висвітлення цього питання у науковій літературі, то серед вітчизняних і закордонних науковців, які досліджували можливі напрями вдосконалення роботи з проблемними активами у комерційних банках, варто зазначити В. Я. Вовка, Н. Є. Єгорову, О. Кириченка, Л. М. Кіндрацьку, Т. Коха (Timothy W. Koch), Д. МакНотона (Diana McNaughton), Е. Мейза (Elizabeth Mays), В. І. Міщенко, А. М. Мороза, Едгара М. Морсмана (Edgar M. Morsman, Jr.), І. В. Пещанську, О. М. Притоманову, Дж. Сінкі (Joseph F. Sinkey, Jr.), О. М. Смулова, К. Р. Тагірбекова, В. М. Усоскіна, Є. М. Четиркіна та інших.

Незважаючи на чималий обсяг наукових досліджень щодо питання управління банківськими активами як закордонних, так і вітчизняних авторів, проблема управління простроченими кредитами залишається на сьогодні вкрай актуальною.

Мета і завдання дослідження

Метою роботи є дослідження проблеми простроченої кредитної заборгованості та створення ефективних методів управління проблемними боргами у фінансових закладах. Основними завданнями статті є: побудова моделей скорингового оцінювання прострочених кредитів на підґрунті поєднання інструментарію теорії нечіткої логіки та технологій штучних нейронних мереж; розроблення рекомендацій щодо управління портфелем проблемних кредитів з метою мінімізації збитків, спричинених дефолтами за кредитними угодами.

Виклад основного матеріалу

На процеси кредитування у комерційних банках впливають як зовнішні, так і внутрішні чинники. Якою б не була кредитна політика комерційного банку, втрат за кредитними операціями повністю уникнути неможливо. Динамічне зростання питомої ваги проблемної заборгованості у структурі активів чинить негативний вплив на репутацію та положення банківської установи на ринку кредитних послуг.

Визначимо сутність сумнівної, простроченої, проблемної та безнадійної (кредитним дефолтом) заборгованості з точки зору комерційного банку.

Сумнівною заборгованістю вважається заборгованість, щодо погашення якої комерційний банк не має впевненості. Простроченою заборгованістю є заборгованість, погашення якої не відбулося у визначені кредитною угодою терміни. Щодо проблемних кредитів, то це кредити, за якими не відбулося одного або більше платежів, зменшився коефіцієнт ліквідності заставного майна, виникли сумніви щодо погашення банківської заборгованості. Кредитним дефолтом називається відмова позичальника повністю або частково виконувати свої зобов'язання щодо укладеної з комерційним банком кредитної угоди [5, с. 294; 6, с. 276, 278; 7, с. 329; 8, с. 59].

Усі ці різновиди заборгованостей потребують зусиль з боку кредитора для їхнього стягнення. Так, у світовій банківській практиці визначено ряд підходів щодо управління портфелем прострочених позик. Схема на рис. 1 відображає класифікацію систем управління проблемними активами кредитних закладів. Наведена схема побудована авторами на підґрунті викладеного матеріалу у статті Ю. В. Мірошниченка [9].

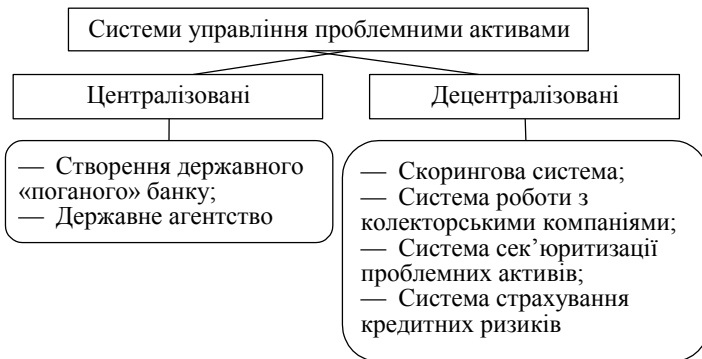


Рис. 1. Класифікація систем управління проблемними активами кредитних організацій

З плином часу та, особливо, в умовах економічних спадів змінюються пріоритети щодо залучення систем управління проблем-

ними кредитами. Так, вагомим у системі кредитного скорингу стає колекторський скоринг. З метою оптимізації витрат зі стягнення прострочених боргів активно залучаються колекторські агентства. Послаблюється роль системи страхування кредитних ризиків, оскільки за кризових умов ймовірність дефолтів набуває свого апогею і таке страхування стає непропорційно дорогим.

Отже, розроблення і впровадження ефективних систем кредитного скорингу у бізнес процеси комерційного банку є одним з важливих завдань ризик-менеджменту.

Одним з першочергових завдань сьогодення, що стоять перед комерційними банками, є грамотне управління проблемною заборгованістю з метою забезпечення їхньої фінансової стійкості та конкурентоспроможності, відповідності стандартам зовнішніх регуляторів.

У процесі роботи з повернення простроченої заборгованості перед банком часто постають такі проблеми, як перевищення витрат на повернення боргу над сумою повернених коштів, визначення черговості та пріоритетності при роботі з позичальниками, ефективний вибір інструментарію впливу на позичальників, оцінювання реальної вартості продажу портфеля проблемних кредитів колекторській компанії тощо. Залучення математичних моделей в аналітичні системи комерційного банку і адаптація цих систем під поставлені бізнес-завдання надасть можливість значно підвищити якість процесу управління портфелем кредитних позик, у тому числі і заходами щодо повернення (стягнення) простроченої заборгованості.

Колекторський скоринг поділяє позичальників на окремі групи, що є зручним для роботи колекторів і дозволяє сегментувати позичальників незалежно від типу кредитного продукту (виду кредиту). Важливо зазначити, що сегментування позичальників є важливим окремим етапом роботи при організації процесу повернення прострочених кредитних коштів. Після сегментування до кожної окремої групи позичальників застосовуються різні стратегії роботи, що дозволяє зробити роботу зі стягнення (повернення) простроченої заборгованості найефективнішою [10].

Отже, сегментація позичальників здійснюється залежно від таких факторів [9]: параметрів кредитної справи (кількість днів у простроченні, сума кредиту; характеристики позичальника тощо); числової характеристики ймовірності контакту з клієнтом-

боржником — locator score (пріоритетними є боржники, які характеризуються високим значенням даного показника, що свідчить про мінімальні обсяги витрат, спрямованих на встановлення контакту з клієнтом); числової характеристики ймовірності повернення заборгованості за кредитом — collectability score (низьке значення цього показника свідчить про необхідність більш тісного контакту з боржником і, відповідно, необхідності залучення більшої кількості ресурсів); результатів попереднього впливу тощо.

Таким чином, колекторський скоринг допомагає вирішити такі задачі при роботі зі стягнення прострочених позик: здійснює сегментування клієнтів, визначає їхню черговість і пріоритетність дій працівників банку щодо позичальника, а також відповідний інструментарій впливу. Крім цього, такий скоринг дає можливість отримати оцінку портфеля прострочених кредитів для продажу іншій структурі (наприклад, колекторській компанії).

Колекторський скоринг враховує характеристики клієнтів-позичальників, які зазвичай залучаються у якості змінних до моделей аплікаційного та поведінкового скорингів. Тобто, змінними моделі колекторського скорингу можуть виступати такі характеристики позичальників: особисті дані про позичальника (вік, стать, сімейний стан, кількість дітей, освіта, місце проживання, місце реєстрації, наявність нерухомості та спосіб її придбання, займана посада, галузь діяльності, досвід роботи на останньому місці, загальний трудовий стаж); інформація щодо кредитної історії (кількість і види кредитів, якими користувався позичальник за останні 5 років); інформація щодо наданої позики (сума та валюта кредитування, відсоткова ставка за кредитом, вид кредиту, термін кредитування, наявність застави, показник співвідношення обсягу кредитування до вартості заставного майна — LTV¹, статус кредиту — новий або повторний, територіальне місце видачі кредиту, сума заборгованості за позикою, інформація щодо останнього платежу, співвідношення обсягу кредитування до обсягів заборгованості за кредитом); інформація щодо прострочення за наданою позикою (кількість днів у простроченні, інформація про штрафи та пені); фінансові показники позичальника

¹ Показник LTV (Loan-to-Value ratio) – демонструє суму позичкових коштів до вартості майна, що береться у заставу.

(загальний чистий дохід, співвідношення доходу та платежу за кредитом — DTI¹) тощо. На основі зазначених характеристик розробляється скорингова карта, яка класифікує проблемні позики у відповідні групи залежно від ступеня ризику неповернення кредиту.

За результатами кредитного скорингу до кожного окремого сегмента позичальників може бути застосована низка типових дій (листування, смс-повідомлення, дзвінок секретаря, дзвінок колектора, неформалізована дія колектора тощо). Такі дії мають бути завчасно розроблені ризик-менеджментом фінансової установи.

Важливо зазначити, що системи кредитного скорингу у комерційних банках мають відповідати принципам Базеля II. Це стосується як оцінювання позичальника, так і організації самого робочого процесу. Так, результатом роботи системи має бути не лише класифікація позичальників на «хороших» і «поганих», а також оцінка ймовірності дефолту за позиками, оцінка рівня ризику та пропонований моделлю механізм стягнення боргу (для колекторського скорингу).

Комерційні банки мають впроваджувати такі технології кредитного скорингу, які б дозволяли централізовано зберігати всю інформацію щодо клієнтів-позичальників. З плином часу накопичення даних надавало б можливості автоматично оновлювати скорингові моделі та здійснювати їх оптимізацію відповідно до ретроспективних даних. Такі технології мають допускати внесення людиною змін у моделі. Можливість здійснення контролю і оцінювання кредитних справ забезпечить позитивні результати від провадження таких скорингових технологій. За таких умов спрощується і управління портфелем прострочених кредитів. Відбувається оптимізація витрат на стягнення боргів, скорочуються терміни прийняття рішень, реалізується оперативне управління простроченою заборгованістю та здійснюється управління кредитним ризиком. Успішна інтеграція технологій кредитного скорингу залежить від наявності ретроспективних даних щодо позичальників банку, що включають і результати роботи з проблемними кредитами як у період кредитних бумів, так і в умовах економіч-

¹ **Показник DTI** (Debt-to-Income ratio) — питома вага боргових платежів у доході — є одним з ключових показників при здійсненні кредитування фізичних осіб. Значення показника демонструє питому вагу щомісячного доходу фізичної особи, що спрямовується на погашення кредитної позики.

ного спаду. Крім цього, з метою побудови адекватних моделей колекторського скорингу досить важливим є обмін між комерційними банками такою інформацією як чорні списки (Black List), а також залучення інформації з бюро кредитних історій тощо [11, с. 15—16].

Ураховуючи все вищесказане, авторами було вирішено здійснити розробку інструментарію оцінювання проблемної заборгованості в рамках побудови моделі колекторського скорингу.

Задачею моделі колекторського скорингу є класифікація (групування) позичальників з простроченими кредитними платежами для подальшої роботи зі стягнення боргів. Групування позичальників здійснюватиметься за «скоринговим балом», що є результатом інтегрованого оцінювання низки якісних і кількісних характеристик позичальників на підґрунті ієрархічної моделі, представленої на рис. 2.

З метою оцінювання проблемної заборгованості в рамках побудови моделі колекторського скорингу автори обрали інструментарій теорії нечіткої логіки та нейронних мереж. Такий вибір пояснюється неоднорідністю вхідної інформації, багатокритеріальністю, відсутністю бази для порівняння результуючих інтегральних змінних моделі тощо.

Процес моделювання колекторського скорингу із залученням зазначеного інструментарію здійснюється за такими етапами:

1. Формування навчальної вибірки щодо вхідних критеріїв оцінювання позичальників.

2. Лінгвістичний опис вхідних критеріїв оцінювання IV рівня ієрархії, встановлення параметрів їх функцій належності на підґрунті використання карт Кохонена з подальшою фазифікацією цих критеріїв.

3. Згортка вхідних критеріїв оцінювання IV рівня ієрархії у відповідні проміжні інтегральні показники оцінювання III рівня ієрархії.

3.1 Розрахунок інтегрованих показників (Y_i^s) на базі кількісних змінних IV рівня ієрархії у розрізі проміжних інтегральних показників (r_i^s) III рівня ієрархії.

3.2 Розрахунок лінгвістичних змінних (K_i^g) щодо вхідних якісних змінних.

3.3 Згортка кількісних (Y_i^g) та якісних (K_i^g) показників у проміжні інтегральні показники (r_i^g).

4. Лінгвістичний опис проміжних інтегральних показників оцінювання III рівня ієрархії, встановлення параметрів їх функцій належності на підґрунті використання карт Кохонена з подальшою фаззифікацією цих показників.

5. Згортка проміжних інтегральних показників оцінювання III рівня ієрархії у відповідні інтегральні показники оцінювання II рівня ієрархії.

6. Лінгвістичний опис інтегральних показників оцінювання II рівня ієрархії, встановлення параметрів їх функцій належності на підґрунті використання карт Кохонена з подальшою фаззифікацією цих показників.

7. Згортка інтегральних показників оцінювання II рівня ієрархії у результуючий скоринговий бал (інтегральний показник I рівня ієрархії).

8. Аналіз результатів оцінювання.

Навчальною вибіркою для побудови моделі слугував імітований кредитний портфель комерційного банку щодо кредитних угод фізичних осіб. Обсяг підготовленої вибірки становив 1000 кредитних угод з активними простроченими платежами. Таким чином було сформовано *Debtor's Pool*, тобто портфель кредитів з простроченими термінами погашення заборгованості.

У якості вхідних змінних моделі (критеріїв оцінювання IV рівня ієрархії) будемо використовувати інформацію про позичальника, зокрема дані щодо якісних і кількісних характеристик. Універсальною множиною (діапазонами) змінної моделі назвемо значення, яких вона може набувати. Наприклад, змінна «стать» визначена на універсальній множині {«чоловіча»; «жіноча»}.

Відбір вхідних змінних моделі здійснювався таким чином, щоб скоринговий бал (результуючий інтегральний показник) враховував такі характеристики позичальника, як: соціально-демографічні дані; зайнятість; фінансовий стан; інформація щодо наданої позики; інформація щодо прострочення.

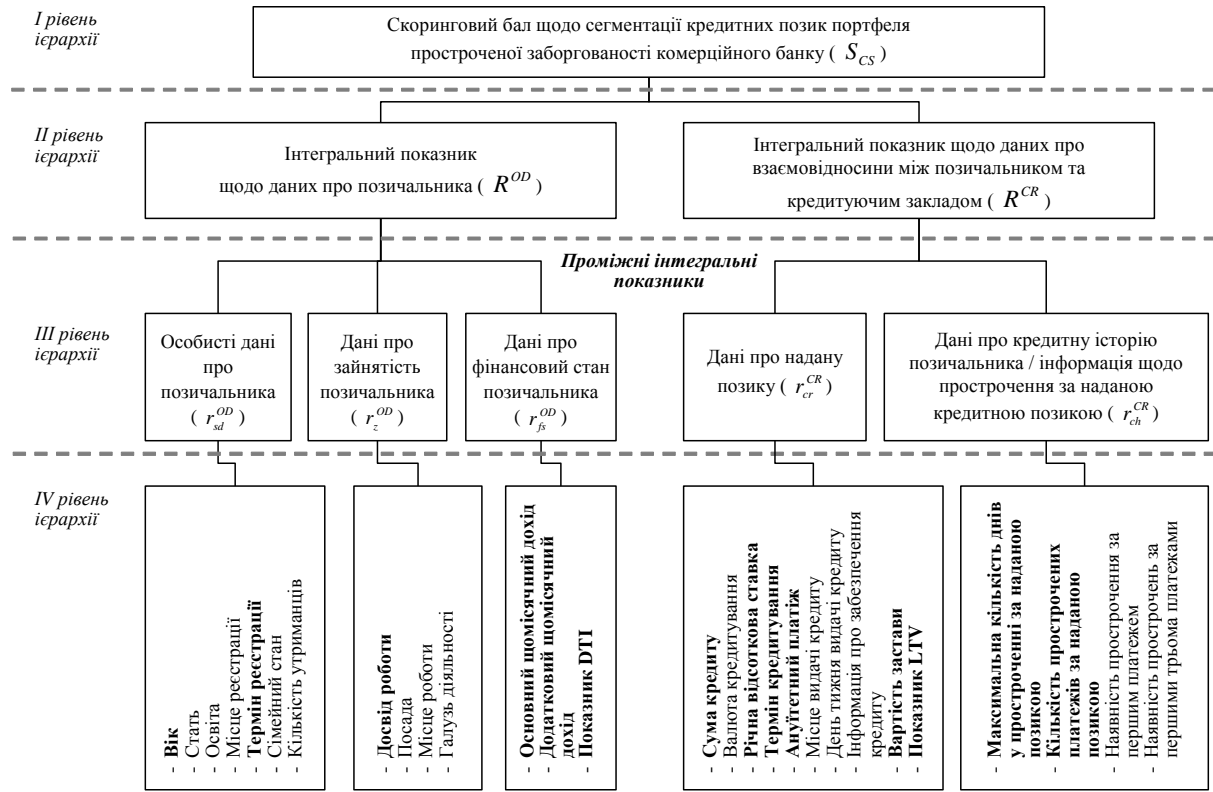


Рис. 2. Дерево ієрархії економіко-математичної моделі оцінювання ризику кредитних позик портфеля простроченої заборгованості комерційного банку за сегментом кредитування фізичних осіб

Авторами було проаналізовано всі доступні змінні вибірки, що характеризують позичальників комерційного банку, і до моделі включено такі: вік (x_{sd1}^{OD}); стать (x_{sd2}^{OD}); рівень освіти (x_{sd3}^{OD}); місце реєстрації (x_{sd4}^{OD}); термін реєстрації за паспортом (x_{sd5}^{OD}); сімейний стан (x_{sd6}^{OD}); кількість утриманців (x_{sd7}^{OD}); досвід роботи (x_{z1}^{OD}); посада (x_{z2}^{OD}); місце роботи (x_{z3}^{OD}); галузь діяльності (x_{z4}^{OD}); основний щомісячний дохід (x_{fs1}^{OD}); додатковий щомісячний дохід (x_{fs2}^{OD}); показник питомої ваги боргових платежів у доході — ДПІ (x_{fs3}^{OD}); сума кредиту (x_{cr1}^{CR}); валюта кредитування (x_{cr2}^{CR}); річна відсоткова ставка (x_{cr3}^{CR}); термін кредитування (x_{cr4}^{CR}); ануїтетний платіж (x_{cr5}^{CR}); регіон видачі кредиту (x_{cr6}^{CR}); день тижня видачі кредиту (x_{cr7}^{CR}); інформація про забезпечення кредиту (вид забезпечення) (x_{cr8}^{CR}); вартість застави (x_{cr9}^{CR}); показник співвідношення суми кредиту до вартості застави — LTV (x_{cr10}^{CR}); максимальна кількість днів у простроченні за наданою позикою (x_{ch1}^{CR}); кількість прострочених платежів за наданою позикою (x_{ch2}^{CR}); показник наявності прострочення за першим платежем за наданою позикою (x_{ch3}^{CR}); показник наявності прострочень за трьома першими платежами щодо наданої позики (x_{ch4}^{CR}).

У якості вихідної (результуючої) змінної використовується скоринговий бал/оцінка (*Score*) щодо розподілу кредитних угод за такими сегментами непогашених прострочених боргів — «некритичний», «середній», «поганий», «дуже поганий» і «списання» (класи S_1 , S_2 , S_3 , S_4 , S_5 , відповідно).

Зазначимо, що назва лінгвістичної змінної та її універсальна множина зазвичай відповідають назві та множині значень певного кількісного критерію оцінювання.

Для кожної вхідної неперервної змінної (вік (x_{sd1}^{OD}), термін реєстрації за паспортом (x_{sd5}^{OD}), досвід роботи (x_{z1}^{OD}), основний щомісячний дохід (x_{fs1}^{OD}), додатковий щомісячний дохід (x_{fs2}^{OD}), показ-

ник DTI (x_{fs3}^{OD}), сума кредиту (x_{cr1}^{CR}), річна відсоткова ставка (x_{cr3}^{CR}), термін кредитування (x_{cr4}^{CR}), ануїтетний платіж (x_{cr5}^{CR}), вартість застави (x_{cr9}^{CR}), показник оцінювання LTV (x_{cr10}^{CR}), максимальна кількість днів у простроченні за наданою позикою (x_{ch1}^{CR}), кількість прострочених платежів за наданою позикою (x_{ch2}^{CR}) визначається лінгвістична змінна x_{ij}^g (де g — індекс, що вказує на інтегральний показник II рівня ієрархії; i — індекс, що вказує на проміжний інтегральний показник III рівня ієрархії; j — індекс, що вказує на відповідну вхідну змінну), назва якої співпадає із назвою відповідної змінної, та формується терм-множина значень $T_{ij}^g = \{t_{ij1}^g, t_{ij2}^g, t_{ij3}^g\}$. Тут t_{ij1}^g — терм лінгвістичної змінної, що має назву «Низький» (Н); t_{ij2}^g — «Середній» (С); t_{ij3}^g — «Високий» (В).

Порядок термів встановлено від менших значень до більших значень універсальної множини, тобто від найгіршого до найкращого для змінних: термін реєстрації за паспортом (x_{sd5}^{OD}), досвід роботи (x_{z1}^{OD}), основний щомісячний дохід (x_{fs1}^{OD}), додатковий щомісячний дохід (x_{fs2}^{OD}), вартість застави (x_{cr9}^{CR}). Та навпаки — від кращого до гіршого для змінних: показник DTI (x_{fs3}^{OD}), сума кредиту (x_{cr1}^{CR}), річна відсоткова ставка (x_{cr3}^{CR}), термін кредитування (x_{cr4}^{CR}), ануїтетний платіж (x_{cr5}^{CR}), показник оцінювання LTV (x_{cr10}^{CR}), максимальна кількість днів у простроченні за наданою позикою (x_{ch1}^{CR}), кількість прострочених платежів за наданою позикою (x_{ch2}^{CR}).

Для змінної «Вік» (x_{sd1}^{OD}) терм-множина значень має таку структуру на універсальній множині $T_{sd1}^{OD} = \{t_{sd11}^{OD}, t_{sd12}^{OD}, t_{sd13}^{OD}, t_{sd12}^{OD}, t_{sd11}^{OD}\}$. Тут t_{sd11}^{OD} — терм лінгвістичної змінної, що має назву «Низький» (Н); t_{sd12}^{OD} — «Середній» (С); t_{sd13}^{OD} — «Високий» (В). Така структура терм-множини значень змінної адекватно розподілить позичальників на векторі значень змінної «Вік». Так, згідно статис-

тичних досліджень комерційних банків найбільший рівень довіри мають позичальники середнього віку. Молодші та старші позичальники зарекомендували себе як такі, хто дозволяє собі не виконувати зобов'язання перед комерційним банком.

Належність значень вхідних змінних до термів відповідних терм-множин визначається функціями належності. У представленому дослідженні за основу для конструювання функцій належності обрано квазідзвоноподібні функції, як зображено на рис. 3.

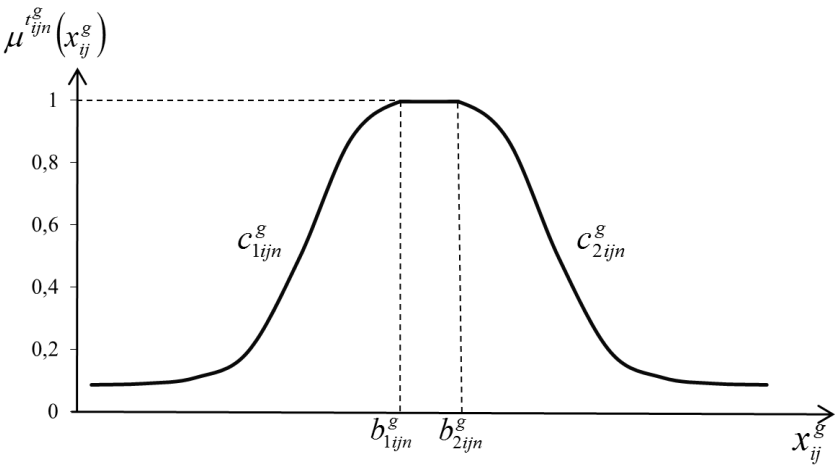


Рис. 3. Функції належності квазідзвоноподібного типу

Так, система квазідзвоноподібних функцій належності для терм-множини лінгвістичної змінної x_{ij}^g матиме такий аналітичний вигляд:

$$\mu^{t_{ij1}^g}(x_{ij}^g) = \begin{cases} 1, & x_{ij}^g \leq b_{2ij1}^g, \\ \frac{1}{1 + \left(\frac{x_{ij}^g - b_{2ij1}^g}{c_{2ij1}^g}\right)^2}, & b_{2ij1}^g < x_{ij}^g; \end{cases} \quad (4)$$

$$\mu_{ij2}^{t_{ij}^g}(x_{ij}^g) = \begin{cases} \frac{1}{1 + \left(\frac{x_{ij}^g - b_{1ij2}^g}{c_{1ij2}^g}\right)^2}, & x_{ij}^g < b_{1ij2}^g, \\ 1, & b_{1ij2}^g \leq x_{ij}^g \leq b_{2ij2}^g, \\ \frac{1}{1 + \left(\frac{x_{ij}^g - b_{2ij2}^g}{c_{2ij2}^g}\right)^2}, & b_{2ij2}^g < x_{ij}^g; \end{cases} \quad (5)$$

$$\mu_{ij3}^{t_{ij}^g}(x_{ij}^g) = \begin{cases} \frac{1}{1 + \left(\frac{x_{ij}^g - b_{1ij3}^g}{c_{1ij3}^g}\right)^2}, & x_{ij}^g < b_{1ij3}^g, \\ 1, & b_{1ij3}^g \leq x_{ij}^g; \end{cases} \quad (6)$$

де x_{ij}^g — j -та змінна i -го проміжного інтегрального показника g -го інтегрального показника, $j = \overline{1, J_i}$;

J_i — кількість вхідних змінних, що відносяться до i -го проміжного інтегрального показника, $i = \overline{1, I_g}$;

I_g — кількість проміжних інтегральних показників для g -го інтегрального показника, $g = \overline{1, G}$;

G — кількість інтегральних показників оцінювання II рівня ієрархії ($G = 2$);

$\mu_{ijn}^{t_{ij}^g}(x_{ij}^g)$ — функція належності змінної x_{ij}^g n -му терму термножини значень $T_{ij}^g = \{t_{ij1}^g, t_{ij2}^g, t_{ij3}^g\}$, $n = \overline{1, N}$;

N — кількість термів термножини T_{ij}^g ($N = 3$);

b_{1ijn}^g — ліва координата максимуму функції $\left(\mu_{ijn}^{t_{ijn}^g}(b_{1ijn}^g) = 1\right)$;

c_{1ijn}^g — коефіцієнт стиснення/розтягування лівої дуги функції належності;

b_{2ijn}^g — права координата максимуму функції $\left(\mu_{ijn}^{t_{ijn}^g}(b_{2ijn}^g) = 1\right)$;

c_{2ijn}^g — коефіцієнт стиснення/розтягування правої дуги функції належності.

Для встановлення параметрів функцій належності автори цієї статті використовують нейронні мережі, що самоорганізуються (карти Кохонена) [12]. Переваги цього підходу полягають у тому, що процес побудови карт Кохонена не потребує наявності апріорної інформації про параметри кластерів — на відміну від статистичних методів кластеризації «еталони кластерів» формуються в процесі навчання нейронної мережі виключно на основі вхідної інформації; відомих значень «виходу» моделі; залучення експертної думки.

У результаті нейронної обробки статистичної вибірки значень вхідних показників та аналізу профілів побудованих карт Кохонена¹ було отримано такі параметри функцій належності b_{1ijn}^g , b_{2ijn}^g , c_{1ijn}^g , c_{2ijn}^g (табл. 1).

Таблиця 1

ПАРАМЕТРИ КЛАСТЕРІВ ТА ПАРАМЕТРИ ФУНКЦІЙ НАЛЕЖНОСТІ ВХІДНИХ ЗМІННИХ ЩОДО КІЛЬКІСНИХ ХАРАКТЕРИСТИК ПОЗИЧАЛЬНИКІВ ЗА РЕЗУЛЬТАТАМИ НЕЙРОННОЇ ОБРОБКИ ВИБІРКИ

Назва змінної	Назва кластеру	Центроїд кластеру	Значення параметрів функцій належностей			
			b_{1ijn}^g	b_{2ijn}^g	c_{1ijn}^g	c_{2ijn}^g
Вік	Н	25	—	26,25	—	0,75
	С	31	29,45	32,55	1,45	0,45
	В	37	35,15	38,85	1,15	0,15
	С	43	40,85	45,15	0,85	0,85
	Н	50	47,5	—	0,5	—
Термін реєстрації	Н	56	—	59	—	59
	С	182	173	191	54	62
	В	325	309	—	55	—

¹ Розрахунки проводились у середовищі демоверсії програмного модуля Deductor Studio Academic 5.3. Сайт розробників — <http://www.basegroup.ru/>.

Продовження табл. 1

Назва змінної	Назва кластеру	Центроїд кластеру	Значення параметрів функцій належностей			
			b_{1ijn}^g	b_{2ijn}^g	c_{1ijn}^g	c_{2ijn}^g
Досвід роботи	Н	83	—	87	—	53
	С	198	188	208	47	50
	В	320	304	—	45	—
Основний щомісячний дохід	Н	5 841	—	6 133	—	1 229
	С	8 914	8 468	9 360	1 085	1 221
	В	12 322	11 706	—	1 091	—
Додатковий щомісячний дохід	Н	2 621	—	2 752	—	1 210
	С	5 311	5 045	5 577	1 075	1 055
	В	8 000	7 600	—	939	—
DTI	Н	2,49	—	2,61	—	1,00
	С	4,74	4,50	4,97	0,88	0,81
	В	6,83	6,49	—	0,70	—
Сума кредиту	Н	33 360	—	35 028	—	14 492
	С	65 920	62 624	69 216	12 704	11 984
	В	97 200	92 340	—	10 340	—
Річна відсоткова ставка	Н	10	—	10,5	—	2,5
	С	16	15,2	16,8	1,2	1,2
	В	22	20,9	—	1,9	—
Термін кредитування	Н	830	—	872	—	155
	С	1 229	1 168	1 290	138	122
	В	1 600	1 520	—	105	—
Ануїтет	Н	1 533	—	1 609	—	795
	С	3 288	3 124	3 453	710	974
	В	5 547	5 270	—	812	—
Вартість застави	Н	99 000	—	103 950	—	36 050
	С	182 000	172 900	191 100	31 900	51 900
	В	306 000	290 700	—	46 700	—

Закінчення табл. 1

Назва змінної	Назва кластеру	Центроїд кластеру	Значення параметрів функцій належностей			
			b_{1ijn}^g	b_{2ijn}^g	c_{1ijn}^g	c_{2ijn}^g
LTV	H	0,38	—	0,40	—	0,21
	C	0,84	0,80	0,88	0,19	0,47
	B	1,91	1,81	—	0,44	—
Максимальна кількість прострочених днів	H	253	—	266	—	153
	C	587	558	616	137	161
	B	973	924	—	144	—
Кількість прострочених платежів	H	10	—	10,5	—	5,5
	C	23	21,85	24,15	4,85	4,85
	B	37	35,15	—	5,15	—

У процесі побудови карт самоорганізації експериментальним шляхом визначено, що найточніший результат для змінних вік (x_{sd1}^{OD}), термін реєстрації за паспортом (x_{sd5}^{OD}), досвід роботи (x_{z1}^{OD}) надають карти розмірності $[25 \times 25]$. Для змінних: основний щомісячний дохід (x_{fs1}^{OD}), додатковий щомісячний дохід (x_{fs2}^{OD}), показник DTI (x_{fs3}^{OD}), сума кредиту (x_{cr1}^{CR}), річна відсоткова ставка (x_{cr3}^{CR}), термін кредитування (x_{cr4}^{CR}), ануїтетний платіж (x_{cr5}^{CR}), вартість застави (x_{cr9}^{CR}), показник оцінювання LTV (x_{cr10}^{CR}), максимальна кількість днів у простроченні за наданою позикою (x_{ch1}^{CR}), кількість прострочених платежів за наданою позикою (x_{ch2}^{CR}) будувались топологічні карти розмірності $[30 \times 30]$. Саме за таких розмірностей карт самоорганізації максимальні значення похибок матриці квантування мають допустимий рівень 0,036. Також, задані топологічні розмірності пояснюються великим обсягом вибірки (1 000 кредитних угод). Топологічне відображення кластеризації наведено на рис. 4. Такі топологічні карти самоорганізації

нізації будуються у програмному модулі Deductor Studio Academic 5.3.

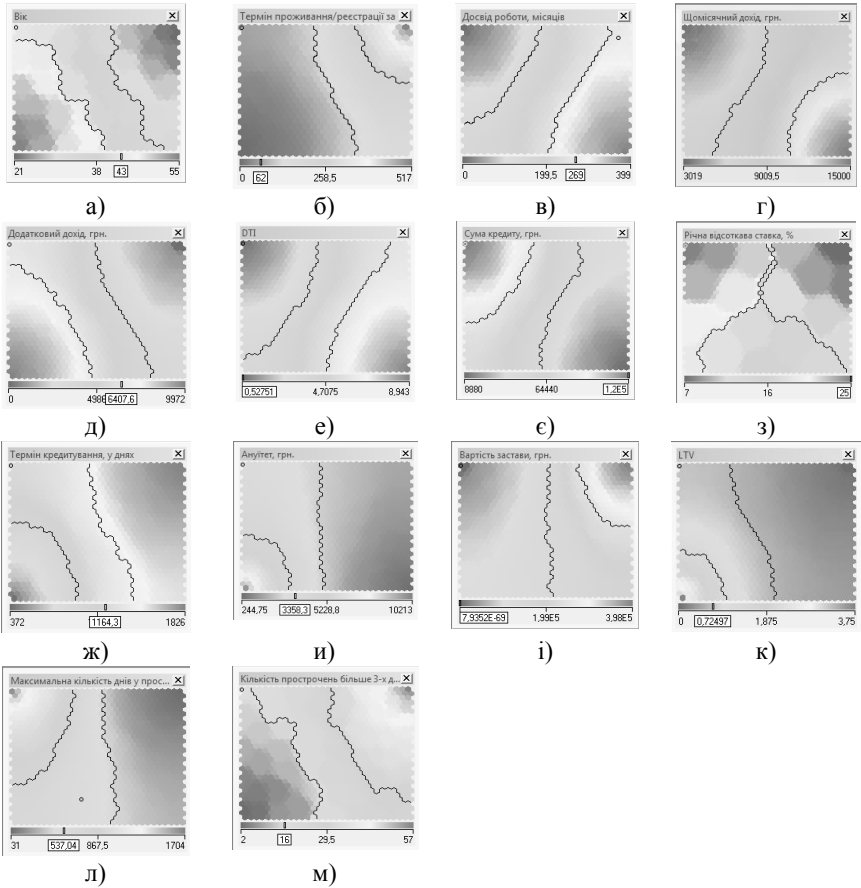


Рис. 4. Топологічні карти Кохонена змінних:

(а) «Вік» [25 × 25], (б) «Термін реєстрації» [25 × 25], (в) «Досвід роботи» [25 × 25], (г) «Щомісячний дохід» [30 × 30], (д) «Додатковий щомісячний дохід» [30 × 30], (е) «Показник ДТІ» [30 × 30], (є) «Сума кредиту» [30 × 30], (ж) «Річна відсоткова ставка» [30 × 30], (з) «Термін кредитування» [30 × 30], (и) «Ануїтетний платіж» [30 × 30], (і) «Вартість застави» [30 × 30], (к) «Показник оцінювання LTV» [30 × 30], (л) «Максимальна кількість днів у простроченні за наданою позицією» [30 × 30], (м) «Кількість прострочених платежів за наданою позицією» [30 × 30]

Наступним етапом моделювання колекторського скорингу є згортка вхідних критеріїв оцінювання IV рівня ієрархії у відповідні проміжні інтегральні показники оцінювання III рівня ієрархії.

Серед різноманіття правил нечіткого логічного висновку найуживанішими є правила Мамдані, Сугено, ієрархічні, композиційне правило Заде та інші.

Використання згортки типу Мамдані у нашому випадку не є доречним у зв'язку з великою кількістю можливих комбінацій лінгвістичних термів вхідних змінних. Так, лише за кількісними змінними налічувалось близько півтисячі варіантів. Залучення експерта-аналітика до формування такої бази правил надасть хибний результат у сегментації проблемних клієнтів з метою управління проблемною заборгованістю.

Залучення до процесу моделювання ієрархічних систем нечіткого логічного висновку є одним з найприйнятніших у випадку моделювання на вибірках, що налічують тисячі спостережень і з широким переліком змінних. Використання такої системи нечіткого логічного висновку дозволяє подолати проблеми високої розмірності при моделюванні багатомірних залежностей. Так, за значної кількості входів експерту-аналітика важко викласти причинно-наслідкові зв'язки нечіткими правилами. Перевагою використання ієрархічної системи нечіткого логічного висновку також є і її компактність. Але недоліком використання такого типу висновку у нашому випадку є вплив людського фактору на результат групування позичальників, що пов'язано з експертним встановленням правил прийняття рішень. Якщо стоїть задача сегментування сукупності боржників з метою встановлення відповідної стратегії відносин кредитуючого закладу та позичальника щодо повернення прострочених боргів, то варто здійснювати згортку показників, що характеризують позичальників (такі як вік, наявність освіти, сім'ї, дітей, стажу роботи, місця реєстрації та інше), таким чином, щоб виявити залежність «вхідні змінні моделі → ризик неповернення».

Так, на думку авторів, з метою отримання більш адекватних результатів оцінювання кредитного ризику доречно у такому випадку застосувати ієрархічний підхід, залучивши на етапах згортки адитивне композиційне правило з подальшою нейронною обробкою отриманої множини значень результуючого інтегрованого показника за допомогою карт Кохонена [13, с. 86]. Приклад

реалізації адитивного композиційного правила для згортки кількісних змінних з метою подальшого визначення проміжних інтегральних показників оцінювання III рівня ієрархії представлений функцією:

$$Y_i^g = \sum_{j=1}^{J_i} \left\{ \beta \left(\arg \left(\max_{n=1,2,3} \left(\mu_{ij}^{t_{jn}^g} \left(x_{ij}^g \right) \right) \right) \times \max_{n=1,2,3} \left(\mu_{ij}^{t_{jn}^g} \left(x_{ij}^g \right) \right) \right), i = \overline{1, I_g}, g = \overline{1, 2}. \quad (7)$$

Отже, система рівнянь адитивної композиційної згортки кількісних вхідних показників для розрахунку проміжних інтегральних показників оцінювання III рівня ієрархії матиме таких вигляд:

$$\left\{ \begin{aligned} & Y_{sd}^{OD} = \beta \left(\arg \left(\max_{n=1,2,3} \left(\mu_{sd1n}^{t_{sd1n}^{OD}} \left(x_{sd1}^{OD} \right) \right) \right) \times \max_{n=1,2,3} \left(\mu_{sd1n}^{t_{sd1n}^{OD}} \left(x_{sd1}^{OD} \right) \right) + \beta \left(\arg \left(\max_{n=1,2,3} \left(\mu_{sd5n}^{t_{sd5n}^{OD}} \left(x_{sd5}^{OD} \right) \right) \right) \right) \times \right. \\ & \left. \times \max_{n=1,2,3} \left(\mu_{sd5n}^{t_{sd5n}^{OD}} \left(x_{sd5}^{OD} \right) \right) \right\}; \\ & Y_z^{OD} = \beta \left(\arg \left(\max_{n=1,2,3} \left(\mu_{z1n}^{t_{z1n}^{OD}} \left(x_{z1}^{OD} \right) \right) \right) \right) \times \max_{n=1,2,3} \left(\mu_{z1n}^{t_{z1n}^{OD}} \left(x_{z1}^{OD} \right) \right); \\ & Y_{fs}^{OD} = \beta \left(\arg \left(\max_{n=1,2,3} \left(\mu_{fs1n}^{t_{fs1n}^{OD}} \left(x_{fs1}^{OD} \right) \right) \right) \right) \times \max_{n=1,2,3} \left(\mu_{fs1n}^{t_{fs1n}^{OD}} \left(x_{fs1}^{OD} \right) \right) + \beta \left(\arg \left(\max_{n=1,2,3} \left(\mu_{fs2n}^{t_{fs2n}^{OD}} \left(x_{fs2}^{OD} \right) \right) \right) \right) \times \right. \\ & \left. \times \max_{n=1,2,3} \left(\mu_{fs2n}^{t_{fs2n}^{OD}} \left(x_{fs2}^{OD} \right) \right) + \beta \left(\arg \left(\max_{n=1,2,3} \left(\mu_{fs3n}^{t_{fs3n}^{OD}} \left(x_{fs3}^{OD} \right) \right) \right) \right) \times \max_{n=1,2,3} \left(\mu_{fs3n}^{t_{fs3n}^{OD}} \left(x_{fs3}^{OD} \right) \right) \right); \\ & Y_{cr}^{CR} = \beta \left(\arg \left(\max_{n=1,2,3} \left(\mu_{cr1n}^{t_{cr1n}^{CR}} \left(x_{cr1}^{CR} \right) \right) \right) \right) \times \max_{n=1,2,3} \left(\mu_{cr1n}^{t_{cr1n}^{CR}} \left(x_{cr1}^{CR} \right) \right) + \beta \left(\arg \left(\max_{n=1,2,3} \left(\mu_{cr3n}^{t_{cr3n}^{CR}} \left(x_{cr3}^{CR} \right) \right) \right) \right) \times \right. \\ & \left. \times \max_{n=1,2,3} \left(\mu_{cr3n}^{t_{cr3n}^{CR}} \left(x_{cr3}^{CR} \right) \right) + \beta \left(\arg \left(\max_{n=1,2,3} \left(\mu_{cr4n}^{t_{cr4n}^{CR}} \left(x_{cr4}^{CR} \right) \right) \right) \right) \times \max_{n=1,2,3} \left(\mu_{cr4n}^{t_{cr4n}^{CR}} \left(x_{cr4}^{CR} \right) \right) + \right. \\ & \left. + \beta \left(\arg \left(\max_{n=1,2,3} \left(\mu_{cr5n}^{t_{cr5n}^{CR}} \left(x_{cr5}^{CR} \right) \right) \right) \right) \times \max_{n=1,2,3} \left(\mu_{cr5n}^{t_{cr5n}^{CR}} \left(x_{cr5}^{CR} \right) \right) + \beta \left(\arg \left(\max_{n=1,2,3} \left(\mu_{cr9n}^{t_{cr9n}^{CR}} \left(x_{cr9}^{CR} \right) \right) \right) \right) \times \right. \end{aligned} \right. \quad (8)$$

$$Y_{ch}^{CR} = \left\{ \begin{array}{l} \times \max_{n=1,2,3} \left(\mu_{cr9n}^{CR} \left(x_{cr9}^{CR} \right) \right) + \beta_{\arg \left(\max_{n=1,2,3} \left(\mu_{cr10n}^{CR} \left(x_{cr10}^{CR} \right) \right) \right)} \times \max_{n=1,2,3} \left(\mu_{cr10n}^{CR} \left(x_{cr10}^{CR} \right) \right) \\ \times \max_{n=1,2,3} \left(\mu_{ch1n}^{CR} \left(x_{ch1}^{CR} \right) \right) \times \max_{n=1,2,3} \left(\mu_{ch1n}^{CR} \left(x_{ch1}^{CR} \right) \right) + \beta_{\arg \left(\max_{n=1,2,3} \left(\mu_{ch2n}^{CR} \left(x_{ch2}^{CR} \right) \right) \right)} \times \\ \times \max_{n=1,2,3} \left(\mu_{ch2n}^{CR} \left(x_{ch2}^{CR} \right) \right) \end{array} \right.$$

Для визначення векторів коригуючих коефіцієнтів β авторами були проведені численні експерименти окремо для кожної змінної.

Оскільки вхідні змінні мають позитивний або негативний інгредієнт, то вектори коригуючих коефіцієнтів мають враховувати цю властивість. Так, до змінних з позитивним інгредієнтом відносяться термін реєстрації за паспортом (x_{sd5}^{OD}), досвід роботи (x_{z1}^{OD}), основний щомісячний дохід (x_{fs1}^{OD}), додатковий щомісячний дохід (x_{fs2}^{OD}) і вартість застави (x_{cr9}^{CR}). Тобто, чим більше значення таких змінних, тим краще (менш ризикованіше). Очікується, що у таких позичальників більше ймовірність розрахуватися з кредитором. Для таких змінних елементи вектора коригуючих коефіцієнтів приймають додатні значення і розташовані у порядку зростання.

Щодо таких кількісних змінних, як показник ДПІ (x_{fs3}^{OD}), сума кредиту (x_{cr1}^{CR}), річна відсоткова ставка (x_{cr3}^{CR}), термін кредитування (x_{cr4}^{CR}), анuitетний платіж (x_{cr5}^{CR}), показник оцінювання LTV (x_{cr10}^{CR}), максимальна кількість днів у простроченні за наданою позикою (x_{ch1}^{CR}), кількість прострочених платежів за наданою позикою (x_{ch2}^{CR}), то зі збільшенням їхніх значень зменшуються і шанси на повернення боргу кредитором. Ці змінні мають негативний інгредієнт. Для таких змінних елементи векторів коригуючих коефіцієнтів можуть приймати як додатні, так і від'ємні значення, але розташовані у спадному порядку.

Результати експериментальних досліджень щодо встановлення векторів коригуючих коефіцієнтів наведено у табл. 2.

Таблиця 2

ВЕКТОРИ КОРИГУЮЧИХ КОЕФІЦІЄНТІВ ДЛЯ НЕПЕРЕРВНИХ ЧИСЛОВИХ ЗМІННИХ МОДЕЛІ КОЛЕКТОРСЬКОГО СКОРИНГУ

Назва змінної	Аналітичний запис змінної	Вектор коригуючих коефіцієнтів
Вік	x_{sd1}^{OD}	{1, 1,5, 2, 1,5, 1}
Термін реєстрації за паспортом	x_{sd5}^{OD}	{1, 1,5, 2}
Досвід роботи	x_{z1}^{OD}	{1, 2, 3}
Основний щомісячний дохід	x_{fs1}^{OD}	{1, 2, 3}
Додатковий щомісячний дохід	x_{fs2}^{OD}	{1, 2, 3}
Показник ДПІ	x_{fs3}^{OD}	{3, 2, 1}
Сума кредиту	x_{cr1}^{CR}	{2, 1,5, 1}
Річна відсоткова ставка	x_{cr3}^{CR}	{2, 1,5, 1}
Термін кредитування	x_{cr4}^{CR}	{3, 2, 1}
Ануїтетний платіж	x_{cr5}^{CR}	{2, 1,5, 1}
Вартість застави	x_{cr9}^{CR}	{1, 2, 3}
Показник оцінювання LTV	x_{cr10}^{CR}	{3, 2, 1}
Максимальна кількість днів у простроченні за наданою позикою	x_{ch1}^{CR}	{-1, -5, -10}
Кількість прострочених платежів за наданою позикою	x_{ch2}^{CR}	{-1, -2, -3}

Так, наприклад, вектор коригуючих коефіцієнтів для змінної «Термін реєстрації за паспортом» має такий аналітичний вигляд:

$$\beta_{\arg \left(\max_{n=1,2,3} \left(\mu_{sd5n}^{OD} (x_{sd5}^{OD}) \right) \right)} = \begin{cases} 1, & \text{якщо } \max_{n=1,2,3} \left(\mu_{sd5n}^{OD} (x_{sd5}^{OD}) \right) = \mu_{sd51}^{OD} (x_{sd5}^{OD}); \\ 1,5, & \text{якщо } \max_{n=1,2,3} \left(\mu_{sd5n}^{OD} (x_{sd5}^{OD}) \right) = \mu_{sd52}^{OD} (x_{sd5}^{OD}); \\ 2, & \text{якщо } \max_{n=1,2,3} \left(\mu_{sd5n}^{OD} (x_{sd5}^{OD}) \right) = \mu_{sd53}^{OD} (x_{sd5}^{OD}). \end{cases} \quad (9)$$

Якісні вхідні змінні, що формують проміжні інтегральні показники III рівня ієрархії, залучаються до нейронної обробки одним масивом. Кожному значенню якісної змінної надаємо числове значення з метою обробки картами самоорганізації Кохонена. Так, група змінних {«Стать», «Рівень освіти», «Місце реєстрації», «Сімейний стан», «Кількість утриманців»} одночасно залучаються з метою кластеризації спостережень для розрахунку проміжного інтегрального показника «Особисті дані про позичальника». Результатом розрахунку буде лінгвістична змінна K_{sd}^{OD} , що містить інтегральну оцінку відповідних вхідних якісних змінних, з терм-множиною значень «Низький», «Середній», «Високий». Вхідну змінну «Кількість утриманців» умовно вважатимемо якісним показником, так як чітко не прослідковується поведінка позичальника залежно від кількості утриманців. У зв'язку з цим змінна залучається до одночасної обробки з якісними змінними.

Також одночасно обробляються групи змінних {«Посада», «Місце роботи», «Галузь діяльності»} (результатом буде лінгвістична змінна K_z^{OD} з терм-множиною значень «Низький», «Середній», «Високий»), {«Валюта кредитування», «Регіон видачі кредиту», «День тижня видачі кредиту», «Інформація про забезпечення кредиту»} (результатом буде лінгвістична змінна K_{cr}^{CR} з терм-множиною значень «Низький», «Середній», «Високий»), {«Наявність прострочення за першим платежем», «Наявність прострочень за першими трьома платежами»} (результатом буде лінгвістична змінна K_{ch}^{CR} з терм-множиною значень «Низький», «Середній», «Високий»). Результатом такої обробки масивів вхідних якісних змінних є формування чотирьох баз правил, фрагменти яких наведено в табл. 3—6.

Загальна кількість правил для якісних змінних проміжного інтегрального показника щодо особистих даних позичальника (K_{sd}^{OD}) за результатами нейронної обробки склала 322 правила. База правил для якісних змінних проміжного інтегрального показника щодо даних про зайнятість позичальника (K_z^{OD}) за результатами нейронної обробки містить 159 правил. База правил для якісних змінних проміжного інтегрального показника щодо даних про надану позику (K_{cr}^{CR}) за результатами нейронної обробки налічує 215 правил. База правил для якісних змінних проміжного інтегрального показника щодо даних про прострочення позичальника (K_{ch}^{CR}) за результатами нейронної обробки має 3 правила.

Таблиця 3

**ФРАГМЕНТ БАЗИ ПРАВИЛ ДЛЯ ЯКІСНИХ ЗМІННИХ ПРОМІЖНОГО
ІНТЕГРАЛЬНОГО ПОКАЗНИКА ЩОДО ОСОБИСТИХ ДАНИХ
ПОЗИЧАЛЬНИКА (K_{sd}^{OD}) ЗА РЕЗУЛЬТАТАМИ НЕЙРОННОЇ ОБРОБКИ**

Терм результуючої лінгвістичної змінної	Вхідні змінні				
	Стать	Рівень освіти	Місце реєстрації	Сімейний стан	Кількість утриман- ців
Н
	чоловік	середня	Київ місто	неодру- жений/а	1
	чоловік	середня	Київ місто	одружений/а	1
	чоловік	середня спеціальна	Північний	одружений/а	0
	чоловік	середня спеціальна	Південний	громадян- ський шлюб	1

С
	чоловік	неповна вища	Південний	одружений/а	2
	чоловік	вища	Київ місто	одружений/а	2
	чоловік	вища	Північний	неодружений/а	0
	чоловік	вища	Північний	одружений/а	0

В
	жінка	вища	Центральний	одружений/а	0
	жінка	неповна вища	Північний	одружений/а	4
	жінка	середня спеціальна	Південний	розлуче- ний/а	1
	жінка	неповна вища	Західний	вдовець/а	1
...	

Таблиця 4

ФРАГМЕНТ БАЗИ ПРАВИЛ ДЛЯ ЯКІСНИХ ЗМІННИХ ПРОМІЖНОГО ІНТЕГРАЛЬНОГО ПОКАЗНИКА ЩОДО ДАНИХ ПРО ЗАЙНЯТІСТЬ ПОЗИЧАЛЬНИКА (K_z^{OD}) ЗА РЕЗУЛЬТАТАМИ НЕЙРОННОЇ ОБРОБКИ

Терм результуючої лінгвістичної змінної	Вхідні змінні		
	Посада	Місце роботи	Галузь діяльності
Н
	інше	співтовариство	роздрібна торгівля
	працівник	співтовариство	фінансовий заклад
	інше	співтовариство	обслуговування населення
	службовець	співтовариство	перевезення

С
	інше	приватне підприємство	розваги
	службовець	приватне підприємство	розваги
	інше	приватне підприємство	с/г
	службовець	приватне підприємство	с/г

В
	директор	приватний підприємець	обслуговування населення
	службовець	приватне підприємство	обслуговування населення
	службовець	комунальна установа	інше
	директор	приватний підприємець	оптова торгівля

Таблиця 5

**ФРАГМЕНТ БАЗИ ПРАВИЛ ДЛЯ ЯКІСНИХ ЗМІННИХ ПРОМІЖНОГО
ІНТЕГРАЛЬНОГО ПОКАЗНИКА ЩОДО ДАНИХ ПРО НАДАНУ ПОЗИКУ (K_{cr}^{CR})
ЗА РЕЗУЛЬТАТАМИ НЕЙРОННОЇ ОБРОБКИ**

Терм результую- чої лінгвіс- тичної змінної	Вхідні змінні			
	Валюта кредиту- вання	Регіон видачі кредиту	День тижня видачі кредиту	Інформація про забезпечення кредиту
Н
	USD	Південний	п`ятниця	порука
	USD	Північний	понеділок	порука
	USD	Західний	понеділок	рухоме майно
	USD	Київ місто	п`ятниця	порука

С
	EUR	Північний	вівторок	рухоме майно
	UAH	Західний	середа	рухоме майно
	EUR	Київ місто	вівторок	рухоме майно
	UAH	Східний	четвер	рухоме майно

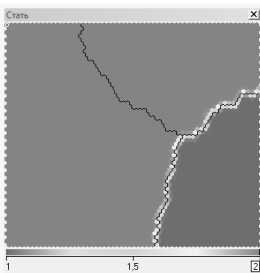
В
	UAH	Центральний	четвер	порука
	USD	Центральний	середа	нерухоме майно
	USD	Східний	понеділок	нерухоме майно
	EUR	Київ місто	понеділок	нерухоме майно

Таблиця 6

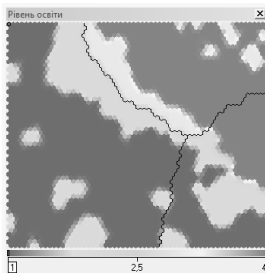
БАЗА ПРАВИЛ ДЛЯ ЯКІСНИХ ЗМІННИХ ПРОМІЖНОГО ІНТЕГРАЛЬНОГО ПОКАЗНИКА ЩОДО ДАНИХ ПРО ПРОСТРОЧЕННЯ ПОЗИЧАЛЬНИКА (K_{ch}^{CR}) ЗА РЕЗУЛЬТАТАМИ НЕЙРОННОЇ ОБРОБКИ

Терм результуючої лінгвістичної змінної	Вхідні змінні	
	Наявність прострочень за першим платежем	Наявність прострочень одночасно за першими трьома платежами
Н	є прострочення	є прострочення
С	є прострочення	немає прострочень
В	немає прострочень	немає прострочень

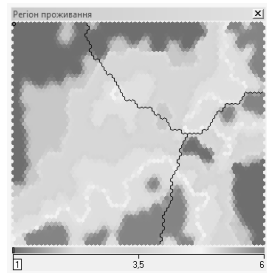
За результатами численних експериментів для топологічних карт Кохонена якісних змінних щодо особистих даних позичальника («Стать», «Рівень освіти», «Регіон проживання», «Сімейний стан» та «Кількість утриманців») найбільш адекватною встановлена розмірність $[60 \times 60]$, для топологічних карт Кохонена якісних змінних щодо зайнятості позичальника («Посада», «Місце роботи», «Галузь діяльності») — $[30 \times 30]$, для топологічних карт Кохонена якісних змінних щодо наданої позики («Валюта кредитування», «Регіон видачі кредиту», «День тижня видачі кредиту», «Забезпечення кредиту») — $[50 \times 50]$, для топологічних карт Кохонена якісних змінних щодо прострочення за наданою позикою («Наявність прострочення за першим кредитним платежем», «Наявність прострочення за першими трьома кредитними платежами») — $[20 \times 20]$ (рис. 5—8).



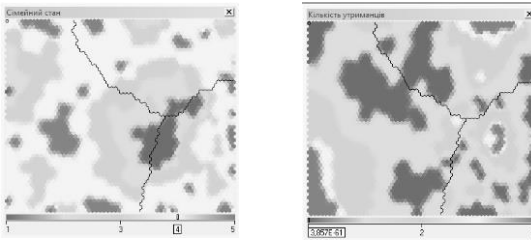
а)



б)



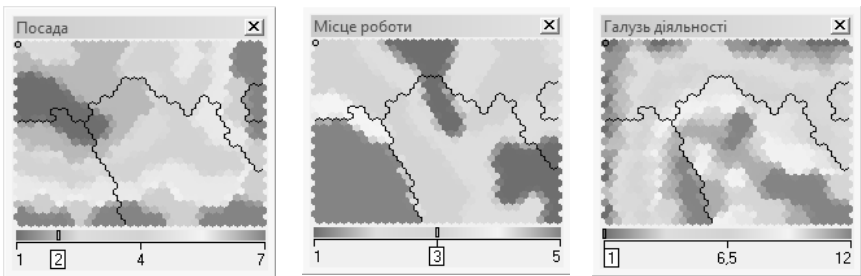
в)



г) д)

Рис. 5. Топологічні карти Кохонена якісних змінних щодо особистих даних позичальника:

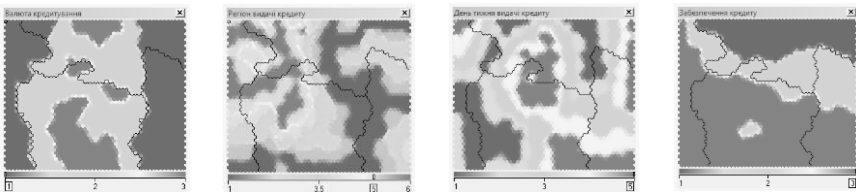
«Стать» (а), «Рівень освіти» (б), «Регіон проживання» (в), «Сімейний стан» (г), «Кількість утриманців» (д) [60 × 60]



а) б) в)

Рис. 6. Топологічні карти Кохонена якісних змінних щодо зайнятості позичальника:

«Посада» (а), «Місце роботи» (б), «Галузь діяльності» (в) [30 × 30]



а) б) в) г)

Рис. 7. Топологічні карти Кохонена якісних змінних щодо наданої позики:

«Валюта кредитування» (а), «Регіон видачі кредиту» (б), «День тижня видачі кредиту» (в), «Забезпечення кредиту» (г) [50 × 50]

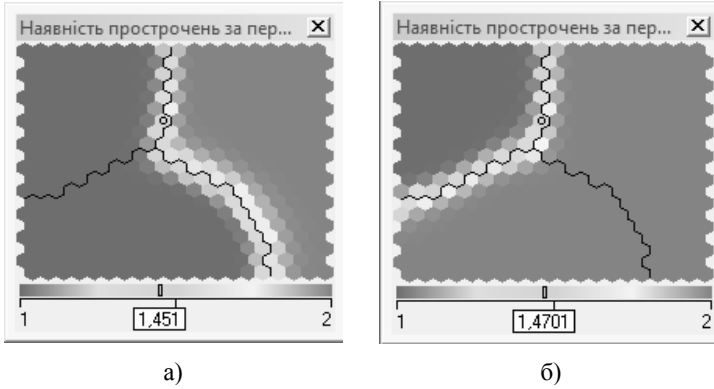


Рис. 8. Топологічні карти Кохонена якісних змінних щодо прострочення за наданою позикуо:

«Наявність прострочення за першим кредитним платежем» (а), «Наявність прострочення за першими трьома кредитними платежами» [20 × 20]

Отже, здійснивши окремо згортку кількісних змінних IV рівня ієрархії за формулами (8) та якісних змінних IV рівня ієрархії за допомогою описаних баз правил (табл. 3—6), формуємо проміжні інтегральні показники оцінювання III рівня ієрархії:

$$\begin{cases} r_{sd}^{OD} = Y_{sd}^{OD} + \hat{K}_{sd}^{OD}, \\ r_z^{OD} = Y_z^{OD} + \hat{K}_z^{OD}, \\ r_{cr}^{CR} = Y_{cr}^{CR} + \hat{K}_{cr}^{CR}, \\ r_{fs}^{OD} = Y_{fs}^{OD}, \\ r_{ch}^{CR} = Y_{ch}^{CR} + \hat{K}_{ch}^{CR}, \end{cases} \quad (10)$$

де r_{sd}^{OD} — проміжний інтегральний показник соціально-демографічних ознак позичальника інтегрального показника щодо даних про позичальника (R^{OD});

r_z^{OD} — проміжний інтегральний показник щодо даних про зайнятість позичальника інтегрального показника щодо даних про позичальника (R^{OD});

r_{fs}^{OD} — проміжний інтегральний показник фінансового стану позичальника інтегрального показника щодо даних про позичальника (R^{OD});

r_{cr}^{CR} — проміжний інтегральний показник щодо даних про надану позику інтегрального показника щодо даних про взаємовідносини між позичальником і кредитуючим закладом (R^{CR});

r_{ch}^{CR} — проміжний інтегральний показник щодо даних про кредитну історію позичальника інтегрального показника щодо даних про взаємовідносини між позичальником і кредитуючим закладом (R^{CR});

\hat{K}_{sd}^{OD} , \hat{K}_z^{OD} , \hat{K}_{cr}^{CR} , \hat{K}_{ch}^{CR} — кількісні аналоги лінгвістичних змінних K_{sd}^{OD} , K_z^{OD} , K_{cr}^{CR} , K_{ch}^{CR} , які приймають значення 1, якщо відповідні лінгвістичні змінні описуються термом «Низький», значення 2, якщо відповідні лінгвістичні змінні K_{sd}^{OD} , K_z^{OD} , K_{cr}^{CR} , K_{ch}^{CR} описуються термом «Середній», і значення 3, якщо термом «Високий».

Наступним кроком є побудова функцій належності для лінгвістичних змінних, що описують проміжні інтегральні показники оцінювання III рівня ієрархії — r_{sd}^{OD} , r_z^{OD} , r_{fs}^{OD} , r_{fs}^{OD} , r_{ch}^{CR} . З метою визначення параметрів для функцій належностей $\mu(r_{sd}^{OD})$, $\mu(r_z^{OD})$, $\mu(r_{fs}^{OD})$, $\mu(r_{ch}^{CR})$ і $\mu(r_{ch}^{CR})$, вектори даних зазначених показників піддаються подальшій нейронній обробці за допомогою карт Кохонена, які можна бачити на рис. 9.

У результаті нейронної обробки векторів даних проміжних інтегральних показників матимемо належність кожного спостереження до певного кластеру (одного з трьох, що характеризують відповідне лінгвістичне значення «Низький», «Середній», «Високий»), відстань нейрона до визначеного центра кластеру на відповідній топологічній карті. Використовуючи результати, отримані після нейронної обробки, розраховуємо параметри функцій належностей для всіх проміжних інтегральних показників оцінювання III рівня ієрархії — b_{1in}^g , b_{2in}^g , c_{1in}^g , c_{2in}^g (табл. 7).

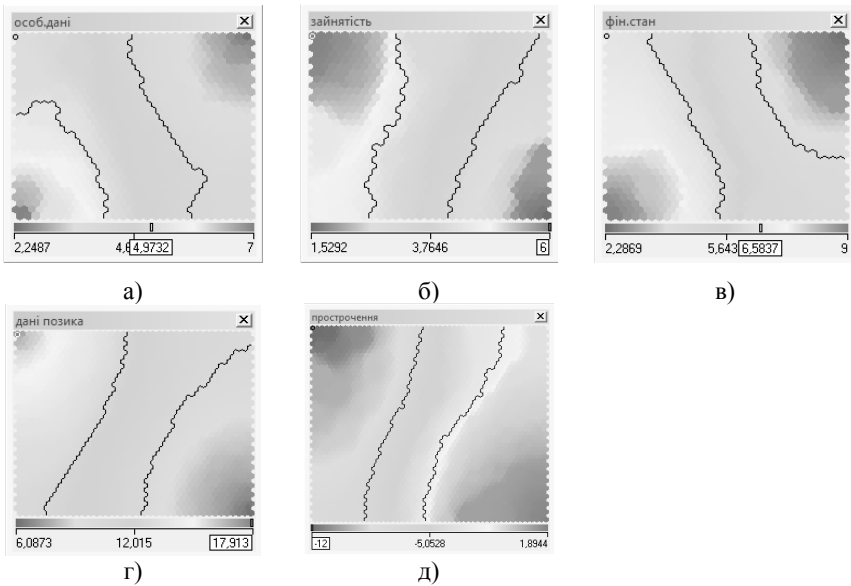


Рис. 9. Топологічні карти Кохонена проміжних інтегральних показників:

- (а) «Особисті дані» [30 × 30], (б) «Зайнятість позичальника» [30 × 30],
- (в) «Фінансовий стан» [30 × 30], (г) «Дані щодо позики» [40 × 40],
- (д) «Дані щодо прострочення» [50 × 50]

Таблиця 7

**ПАРАМЕТРИ КЛАСТЕРІВ ТА ПАРАМЕТРИ ФУНКЦІЙ НАЛЕЖНОСТЕЙ
ПРОМІЖНИХ ІНТЕГРАЛЬНИХ ПОКАЗНИКІВ $r_{sd}^{OD}, r_z^{OD}, r_{fs}^{OD}, r_{cr}^{CR}, r_{ch}^{CR}$
ЗА РЕЗУЛЬТАТАМИ ЇХНЬОЇ НЕЙРОННОЇ ОБРОБКИ**

Назва змінної	Назва кластеру	центроїд кластеру	Значення параметрів функцій належностей			
			b_{1in}^g	b_{2in}^g	c_{1in}^g	c_{2in}^g
Особисті дані	Н	3,60	—	3,78	—	0,36
	С	4,68	4,44	4,91	0,29	0,29
	В	5,75	5,46	—	0,23	—

Закінчення табл. 7

Назва змінної	Назва кластеру	центроїд кластеру	Значення параметрів функцій належностей			
			b_{1in}^g	b_{2in}^g	c_{1in}^g	c_{2in}^g
Дані про зайнятість	Н	2,63	—	2,76	—	0,37
	С	3,85	3,66	4,05	0,37	0,45
	В	5,09	4,83	—	0,30	—
Дані про фінансовий стан	Н	3,43	—	3,60	—	0,66
	С	5,10	4,84	5,35	0,55	0,77
	В	7,08	6,73	—	0,59	—
Дані щодо позики	Н	8,91	—	9,36	—	0,76
	С	11,34	10,77	11,91	0,64	0,57
	В	13,62	12,94	—	0,45	—
Дані про прострочення	Н	-8,94	—	-9,39	—	2,64
	С	-4,49	-4,27	-4,72	2,40	2,07
	В	-0,28	-0,27	—	2,11	—

Підставляємо у системи рівнянь (4)—(6) параметри з табл. 7 для отримання функцій належностей проміжних інтегральних показників r_{sd}^{OD} , r_z^{OD} , r_{fs}^{OD} , r_{cr}^{CR} , r_{ch}^{CR} .

Далі здійснюємо згортку проміжних інтегральних показників оцінювання III рівня ієрархії r_{sd}^{OD} , r_z^{OD} , r_{fs}^{OD} , r_{cr}^{CR} , r_{ch}^{CR} у інтегральні показники оцінювання II рівня ієрархії R^{OD} та R^{CR} :

$$\left\{ \begin{aligned}
 R^{OD} = & \beta \left(\max_{n=1,2,3} \left(\mu_{sd\ n}^{OD} (r_{sd}^{OD}) \right) \right) \times \max_{n=1,2,3} \left(\mu_{sd\ n}^{OD} (r_{sd}^{OD}) \right) + \beta \left(\max_{n=1,2,3} \left(\mu_{z\ n}^{OD} (r_z^{OD}) \right) \right) \times \\
 & \times \max_{n=1,2,3} \left(\mu_{z\ n}^{OD} (r_z^{OD}) \right) + \beta \left(\max_{n=1,2,3} \left(\mu_{fs\ n}^{OD} (r_{fs}^{OD}) \right) \right) \times \max_{n=1,2,3} \left(\mu_{fs\ n}^{OD} (r_{fs}^{OD}) \right)
 \end{aligned} \right.$$

$$\left\{ \begin{aligned} R^{CR} = & \beta \arg \left(\max_{n=1,2,3} \left(\mu^{t_{cr n}^{CR}}(r_{cr}^{CR}) \right) \right) \times \max_{n=1,2,3} \left(\mu^{t_{cr n}^{CR}}(r_{cr}^{CR}) \right) + \beta \arg \left(\max_{n=1,2,3} \left(\mu^{t_{ch n}^{CR}}(r_{ch}^{CR}) \right) \right) \times \\ & \times \max_{n=1,2,3} \left(\mu^{t_{ch n}^{CR}}(r_{ch}^{CR}) \right). \end{aligned} \right. \quad (11)$$

Експериментальним шляхом для проміжних інтегральних показників III рівня ієрархії визначені наступні вектори коригуючих коефіцієнтів: {1, 1,5, 2} для проміжного інтегрального показника щодо особистих даних позичальника (r_{sd}^{OD}), даних про зайнятість (r_z^{OD}) і даних щодо наданої позики (r_{cr}^{CR}); {1, 2, 3} для проміжного інтегрального показника щодо фінансового стану позичальника (r_{fs}^{OD}) та щодо прострочення платежів за кредитом (r_{ch}^{CR}).

Аналогічно попереднім етапам моделювання визначаємо лінгвістичні змінні для інтегральних показників II рівня ієрархії, терм-множини значень лінгвістичних змінних, будуємо функції належностей. З метою визначення параметрів функцій належностей, як і на попередніх етапах, залуцаємо до нейронної обробки вектори числових значень R^{OD} та R^{CR} , розрахованих на показниках навчальної вибірки. Результатом нейронної обробки є належність кожного позичальника за інтегральними показниками (R^{OD}) та (R^{CR}) одному з трьох кластерів. У результаті опрацювання даних розподілу позичальників за цими кластерами отримуємо параметри функцій належності всіх термів цих інтегральних показників, які зведемо до табл. 8.

Таблиця 8

ПАРАМЕТРИ КЛАСТЕРІВ І ПАРАМЕТРИ ФУНКЦІЙ НАЛЕЖНОСТЕЙ ІНТЕГРАЛЬНИХ ПОКАЗНИКІВ R^{OD} ТА R^{CR} ЗА РЕЗУЛЬТАТАМИ ЇХНЬОЇ НЕЙРОННОЇ ОБРОБКИ

Назва змінної	Назва кластеру	Центроїд кластеру	Значення параметрів функцій належностей			
			b_{1n}^g	b_{2n}^g	c_{1n}^g	c_{2n}^g
Інтегральний показник щодо даних про позичальника	Н	3,57	—	3,75	—	0,39
	С	4,74	4,50	4,98	0,33	0,32
	В	5,83	5,54	—	0,23	—
Інтегральний показник щодо даних про взаємовідносини позичальника та кредитора	Н	2,13	—	2,24	—	0,36
	С	3,09	2,93	3,24	0,29	0,40
	В	4,23	4,02	—	0,34	—

Топологічне зображення кластеризації позичальників за інтегральними показниками II рівня ієрархії наведено на рис. 10. Розмірність при побудові карт Кохонена встановлена [30 × 30].

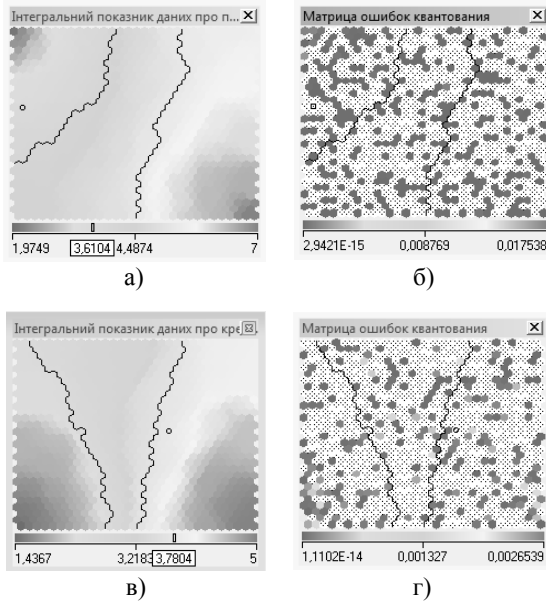


Рис. 10. Топологічні карти Кохонена інтегральних показників та їхні матриці похибок квантування:

«Соціально-демографічні дані позичальника» [30 × 30] (а) з матрицею похибок квантування (б), «Дані щодо взаємовідносин між позичальником та кредитуючим закладом позичальника» [30 × 30] (в) з матрицею похибок квантування (г)

Розрахувавши параметри функцій належності (див. табл. 8) та на їх основі значення функцій належностей, здійснюємо згортку інтегральних показників II рівня ієрархії у загальний скоринговий бал (S_{CS}) за таким правилом:

$$S_{CS} = \beta \arg \left(\max_{n=1,2,3} \left(\mu_n^{OD} (R^{OD}) \right) \right) \times \max_{n=1,2,3} \left(\mu_n^{OD} (R^{OD}) \right) + \beta \arg \left(\max_{n=1,2,3} \left(\mu_n^{CR} (R^{CR}) \right) \right) \times \max_{n=1,2,3} \left(\mu_n^{CR} (R^{CR}) \right) \quad (12)$$

У результаті проведення низки числових експериментів для інтегральних показників R^{OD} і R^{CR} визначено наступний вектор коригуючих коефіцієнтів: $\{1, 2, 3\}$.

Лінгвістична змінна, яка описує скоринговий бал S_{CS} , визначається терм-множиною значень з трьома термами: «Низький», «Середній», «Високий». Для визначення параметрів функцій належностей скорингового показника (S_{CS}) вектор його числових значень, розрахованих для позичальників навчальної вибірки, піддається нейронній обробці, у результаті якої отримуємо дані щодо параметрів кластерів (табл. 9).

Таблиця 9

**ПАРАМЕТРИ КЛАСТЕРІВ ТА ПАРАМЕТРИ ФУНКЦІЙ НАЛЕЖНОСТЕЙ
СКОРИНГОВОГО ПОКАЗНИКА S_{CS}
ЗА РЕЗУЛЬТАТАМИ НЕЙРОННОЇ ОБРОБКИ**

Назва змінної	Назва кластеру	центроїд кластеру	Значення параметрів функцій належностей			
			b_1	b_2	c_1	c_2
Скоринговий показник	Н	2,02	—	2,12	—	0,27
	С	2,79	2,65	2,93	0,24	0,20
	В	3,48	3,31	—	0,16	—

Топологічне зображення кластеризації скорингових балів позичальників і матриця похибок квантування наведені на рис. 11. При побудові карти Кохонена для скорингового показника встановлювалась розмірність топологічної карти $[30 \times 30]$.

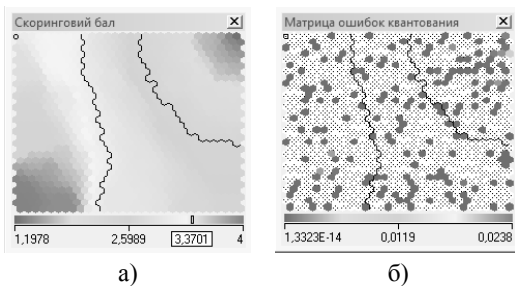


Рис. 11. Топологічна карта Кохонена скорингових балів позичальників $[30 \times 30]$ (а) і матриця похибок квантування (б)

Результатом нейро-нечіткої кластеризації буде сегментація позичальників з простроченими термінами погашення кредитної заборгованості, на основі якої можна визначати найбільш адекватну стратегію взаємодії з кожним окремим боржником. Сегмент простроченого кредитного портфеля комерційного банку визначається на основі розрахованих значень скорингового показника (S_{CS}), як показано в табл. 10.

Таблиця 10

**СПИВІДНОШЕННЯ ОТРИМАНИХ РЕЗУЛЬТАТІВ
ТА СЕГМЕНТІВ ПРОСТРОЧЕНОГО КРЕДИТНОГО ПОРТФЕЛЯ
КОМЕРЦІЙНОГО БАНКУ**

Умова	Назва терму	Назва сегменту простроченого кредитного портфеля
$S_{CS} \leq 2,38$	Н	S_5 — «Списання»
$2,38 < S_{CS} < 2,41$	Н-С	S_4 — «Дуже поганий»
$2,41 \leq S_{CS} \leq 3,12$	С	S_3 — «Поганий»
$3,12 < S_{CS} < 3,14$	С-В	S_2 — «Середній»
$3,14 \leq S_{CS}$	В	S_1 — «Некритичний»

Результат сегментації позичальників з простроченими термінами погашення кредитної заборгованості представлено у табл. 11 та діаграмою, наведеною на рис. 12.

Таблиця 11

**РЕЗУЛЬТАТИ НЕЙРО-НЕЧІТКОЇ СЕГМЕНТАЦІЇ ПОЗИЧАЛЬНИКІВ
КОМЕРЦІЙНОГО БАНКУ З АКТИВНИМИ ПРОСТРОЧЕНИМИ ПЛАТЕЖАМИ**

Сегмент портфеля боргів	Кількість кредитних угод	Питома вага сегменту у портфелі, %
S_1	536	54 %
S_2	36	4 %
S_3	65	7 %
S_4	260	26 %
S_5	103	10 %
Всього	1000	100 %

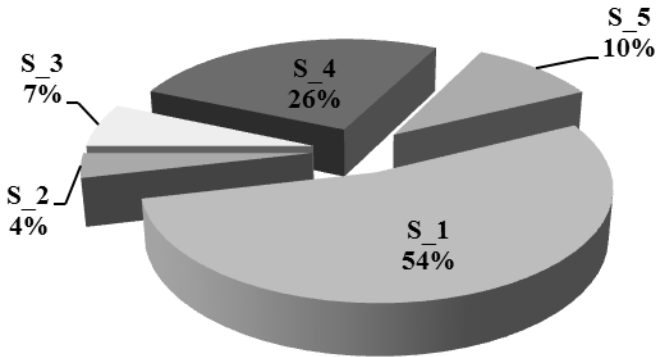


Рис. 12. Портфель прострочених кредитів за результатами нейронної обробки (у кількісному виразі), %

Результати табл. 11 характеризують лише окремий портфель прострочених кредитів. Нагадаємо, що скорингові системи окремо розробляються під кожну конкретну задачу. Так, скорингові моделі, розроблені на даних щодо клієнтів, котрі скористались споживчими кредитами на невеликі суми, не можуть адекватно працювати, наприклад, на кредитному портфелі позик щодо автокредитування.

Побудована модель колекторського скорингу щодо стягнення простроченої заборгованості дає можливість розробити рекомендації щодо роботи з кожним сегментом портфеля прострочених кредитів відповідно до рівня кредитного ризику, які зведемо до табл. 12.

Отже, оскільки за позичальниками, які згруповані у першому сегменті, очікується найбільша ймовірність щодо повернення позичкових коштів, то таких позичальників автори рекомендують «брати» в активну роботу.

Сукупність позичальників, що формує другий сегмент, надає менше шансів порівняно з першим сегментом щодо виплати боргу комерційному банку. Проте, такі кредитні справи залишаються пріоритетними для фінансової установи (звісно, після першої групи і за умов прострочення не більше трьох місяців). Це пов'язано з тим, що якщо несплата заборгованості сягає 90 днів, дефолт за позикою відбувається у близько 75 % подібних позичальників.

Таблиця 12

**РЕКОМЕНДАЦІЇ ЩОДО УПРАВЛІННЯ ПОРТФЕЛЕМ
ПРОБЛЕМНИХ КРЕДИТІВ**

Сегмент позичальників	Скоринговий бал позичальника	Опис дій щодо стягнення простроченої заборгованості з позичальників комерційного банку
S_1	B	Робота з такими позичальниками включає телефонний дзвінок банківського працівника, відправлення електронного листа з нагадуванням про непогашений борг і можливі наслідки ухилення від зобов'язань
S_2	C-B	Телефонні дзвінки та смс-повідомлення з вимогою погашення боргу. Телефонний дзвінок контактній особі позичальника комерційного банку з вимогою посприяти на боржника щодо погашення заборгованості
S_3	C	Особисті зустрічі з боржником, залучення контактної особи до процесу повернення простроченого боргу. В окремих випадках вимога дострокового погашення заборгованості
S_4	H-C	Телефонні дзвінки боржникам з вимогою дострокового погашення боргу. Залучення контактної особи боржника Судові справи. В окремих випадках передача кредитних справ у колекторське агентство
S_5	H	Передача/продаж (цесія) кредитних справ до колекторських агентств / інших кредитних закладів. В окремих випадках — списання як безнадійної заборгованості

Пріоритетність справ у третій групі варто визначати відповідно до рівня ризику. Більш «щільна» робота з такими боржниками може виявитись результативною.

Щодо четвертого сегменту, то тут варто визначитись, наскільки результативним може виявитись проведення робіт зі стягнення простроченої заборгованості. Тобто, чи не перевищать витрати на проведення роботи зі стягнення боргу повернених таким шляхом кредитних коштів. У випадку виявлення від'ємного фінансового результату рекомендується списати таку заборгованість як безнадійну. Співставлення витрат на стягнення з сумою боргу та

очікуваною сумою повернення є важливим етапом побудови стратегії з повернення прострочених платежів.

Від боргів, що сформували п'ятий сегмент, рекомендується позбутися (цесія, списання).

Висновки. У статті розроблено економіко-математичну модель колекторського скорингу з використанням нейро-нечітких технологій. Запропонована модель має ієрархічну структуру. Оцінювання ризику невиконання позичальниками кредитних зобов'язань здійснюється на основі як кількісних, так і якісних змінних щодо прострочених позик комерційного банку. З метою згортки кількісних змінних авторами використовувалось адитивне композиційне правило згортки [13], яке дозволяє сформувати базу нечітких знань без залучення експертної думки в умовах багатокритеріальності та відсутності бази порівняння для інтегральних змінних вищого рівня ієрархії.

Питання врахування якісних змінних було вирішено шляхом одночасного їхнього залучення до нейронної обробки у розрізі окремих проміжних інтегральних показників, у результаті чого було отримано автоматично побудовані бази знань. Такого типу згортка дозволяє врахувати всі необхідні змінні та побудувати базу нечітких знань без людського втручання. Для встановлення параметрів функцій належності використано підхід, що ґрунтується на використанні карт Кохонена для кластеризації змінних.

Одним із критеріїв оцінювання адекватності побудованої скорингової моделі є результати розрахунку матриць похибок квантування. Так, у процесі налаштування параметрів функцій належності така максимальна похибка не перевищувала значення 0,1, що є задовільним результатом.

Запропонований у статті підхід до побудови економіко-математичних моделей можна застосувати і для вирішення інших задач класифікації, причому не тільки у банківській діяльності. Разом з тим, впровадження у бізнес-процеси фінансових установ потужних моделей оцінювання кредитних ризиків на підґрунті нейро-нечітких технологій матиме позитивний вплив на фінансові результати від кредитної діяльності комерційних банків і сприятиме стабільності фінансової системи в цілому. При цьому варто взяти до уваги доцільність адаптації подібних моделей до оцінювання різних кредитних ризиків і проведення налаштування параметрів моделей на статистичних даних у кожному окремому банку.

Література

1. Камінський А. Б. Експертна модель кредитного скорингу позичальника банку [Текст] / А.Б. Камінський // Банківська справа. — 2006. — № 1. — С. 75—81.
2. Камінський А. Б. Скорингові технології в кредитному ризик-менеджменті [Текст] / А. Б. Камінський, К. К. Писанець // Бізнес Інформ. — 2012. — № 4. — С. 197—201.
3. Камінський А. Б. Нейромережеві технології в управлінні портфелем простроченої заборгованості [Текст] / А. Б. Камінський, В. О. Сікач // Міжвід. наук. зб. «Моделювання та інформаційні системи в економіці». — 2011. — Вип. 84. — С. 5—19.
4. Матвійчук А. В. Штучний інтелект в економіці: нейронні мережі, нечітка логіка : монографія [Текст] / А. В. Матвійчук. — К. : КНЕУ, 2011. — 439 с.
5. Міщенко В. І. Банківські операції: Підручник [Текст] / В. І. Міщенко, Н. Г. Слав'янська, О. Г. Коренева // 2-ге видання, перероблене та доповнене. — К.: Знання, 2007. — 796 с.
6. Мороз А. М. Кредитний менеджмент: Навч. посібник [Текст] / А. М. Мороз. — К.: КНЕУ, 2009. — 400 с.
7. Вовк В. Я. Кредитування і контроль: Навч. посібник [Текст] / В. Я. Вовк, О. В. Хмеленко. — К.: Знання, 2008. — 464 с.
8. Четыркин Е. М. Финансовые риски: научно-практическое пособие [Текст] / Е.М. Четыркин. — М.: Издательство «Дело» АНХ, 2008. — 176 с.
9. Мирошниченко Ю. В. Работа с просроченной задолженностью в условиях кризиса [Електронний ресурс] / Ю.В. Мирошниченко. — Банковский ритейл. — 2009. — №1. — Режим доступа: http://www.reglament.net/bank/retail/2009_1_article.htm
10. Ципривуз К. Эффективный коллекшен... [Електронний ресурс] / К. Ципривуз. — Режим доступа: <http://minfin.com.ua/blogs/tsiprivuz/11545/>.
11. Александров А. Ю. Управление портфелем проблемных кредитов коммерческого банка : Автореф. дис... канд. экон. наук: 08.00.10 «Финансы, денежное обращение и кредит» / СПбГУЭФ. — СПб., 2010. — 23 с.
12. Deboeck, G. Visual Explorations in Finance with Self-Organizing Maps. / G. Deboeck, T. Kohonen. — London: Springer-Verlag, 1998. — 316 p.
13. Великоіваненко Г. І. Комплекс економіко-математичних моделей оцінювання інвестиційної привабливості суб'єктів господарювання [Текст] / Г.І. Великоіваненко, К.М. Мамонова // Нейро-нечіткі технології моделювання в економіці. Науково-аналітичний журнал. — 2012. — № 1. — С. 65—96.

References

1. Kaminskyi, A. B. (2006). Ekspertna model kredytnoho skorynhu pozychalnyka banku. *Bankivska sprava (The banking)*, 1, 75—81 [in Ukrainian].
2. Kaminskyi, A. B., Pysanets, K. K. (2012). Skoryngovi tekhnolohii v kredytnomu ryzyk-menedzhmenti. *Biznes Inform (Inform business)*, 4, 197—201 [in Ukrainian].
3. Kaminskyi, A. B., Sikach, V. O. (2011). Neyromerezhevi tekhnolohii v upravlinni portfelem prostrochenoi zaborhovanosti. *Modeluvannia ta informatsiini tehnolohii v ekonomitsi (Modeling and information systems in the economy)*, 84, 5—19 [in Ukrainian].
4. Matviychuk, A. V. (2011). *Shtuchnyi intelekt v ekonomitsi: neironni merezhi, nechitka lohika*. Kyiv: KNEU [in Ukrainian].
5. Mishchenko, V. I., Slavianska, N. H., Korenieva, O. H. (2007). *Bankivski operatsii*. Kyiv: Znannia [in Ukrainian].
6. Moroz, A. M. (2009). *Kredytnyi menedzhment*. Kyiv: KNEU [in Ukrainian].
7. Vovk, V. Ya., Khmelenko, O. V. (2008). *Kredytuvannia I kontrol*. Kyiv: Znannia [in Ukrainian].
8. Chetyrkin, E. M. (2008). *Finansovyye riski*. Moskva: Izdatelstvo «De-lo» [in Russian].
9. Miroshnichenko, Yu. V. (2009). Rabota s prosrochenoi zadolzhennostu v usloviakh krizisa. *REGLAMENT.net*. Bankovskii riteil (Retail of bank), 1. Retrieved May 12, 2014, from http://www.reglament.net/bank/retail/2009_1_article.htm [in Russian].
10. Tsyprivuz, K. Efektivnyi kollekshen. *MINFIN.com.ua*. Retrieved April 23, 2014, from <http://minfin.com.ua/blogs/tsiprivuz/11545/> [in Russian].
11. Aleksandrov, A. Yu. (2010). *Upravlenie portfelem problemnykh kreditov kommercheskogo banka*. SPb. [in Russian].
12. Deboeck, G., Kohonen T. (Eds.). (1998). *Visual Explorations in Finance with Self-Organizing Maps*. London: Springer-Verlag.
13. Velykoivanenko, H. I. Mamonova, K. M. (2012). Kompleks ekonomiko-matematychnykh modelei otsinuvannia investytsiinoi pryvablyvosti subiektiv hospodaruvannia. *Neiro-nechitki tekhnologii modeluvannia v ekonomitsi (Neuro-Fuzzy Modeling Techniques in Economics)*, 1, 65—96 [in Ukrainian].

Стаття надійшла до редакції 17.01.2014