ISSN 2306-3289

№ 5
2016

Нейро-нечіткі технології моделювання в економіці

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
Державний вищий навчальний заклад
«КИЇВСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ ЕКОНОМІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
імені ВАДИМА ГЕТЬМАНА»

Журнал є науковим фаховим виданням України, в якому можуть публікуватися результати дисертаційних робіт на здобуття наукових ступенів доктора і кандидата наук в галузі економіки (наказ МОН України від 26.05.2014 № 642 — оголошення в спецвипуску газети «Освіта України», червень 2014 р.).

НЕЙРО-НЕЧІТКІ ТЕХНОЛОГІЇ МОДЕЛЮВАННЯ В ЕКОНОМІЦІ

Науково-аналітичний журнал

Заснований у 2011 р.

Виходить двічі на рік

№ 5

Київ 2016

УДК 519.86

Редакційна колегія

Почесний Головний редактор **Лотфі А. Заде**, доктор наук, професор (США).
Головний редактор **А. В. Матвійчук**, доктор економічних наук, професор.
Відповідальний секретар **Г. І. Великоіваненко**, канд. фіз.-мат. наук, професор; **І. З. Батиршин**, доктор фіз.-мат. наук, професор (Мексика); **А. М. Борисов**, доктор техн. наук, професор (Латвія); **В. В. Вітлінський**, доктор екон. наук, професор; **В. К. Галіцин**, доктор екон. наук, професор; **К. Д. Іманов**, доктор екон. наук, професор (Азербайджан); **А. Б. Камінський**, доктор екон. наук, професор; **Т. С. Клебанова**, доктор екон. наук, професор; **К. Ф. Ковальчук**, доктор екон. наук, професор; **Ю. Г. Лисенко**, чл.-кор. НАН України, доктор екон. наук, професор; **І. Г. Лук'яненко**, доктор екон. наук, професор; **Т. В. Меркулова**, доктор екон. наук, професор; **Лешек Рутковський**, член Польської академії наук, доктор наук, професор (Польща); **В. М. Соловйов**, доктор фіз.-мат. наук, професор; **С. В. Устенко**, доктор екон. наук, професор; **О. І. Черняк**, доктор екон. наук, професор; **С. Д. Штовба**, доктор техн. наук, професор; **О. В. Язенін**, доктор фіз.-мат. наук, професор (Росія).

Адреса редакційної колегії: 03680, м. Київ, просп. Перемоги, 54/1, кімн. 220
ДВНЗ «Київський національний економічний університет імені Вадима Гетьмана»
Тел./факс: 044 371 61 09
E-mail: editor@nfmte.com
Веб-сайт журналу: http://nfmte.com/

Засновник та видавець
Державний вищий навчальний заклад
«Київський національний економічний університет імені Вадима Гетьмана»

Свідоцтво про державну реєстрацію КВ № 18370-7170Р,
видане Державною реєстраційною службою України 27.10.2011

Рекомендовано до друку Вченою радою КНЕУ
Протокол № 12 від 23.06.2016

Загальна та наукова редакція А. Матвійчука

Журнал індексується в міжнародних реферативних базах даних:
Index Copernicus, CiteFactor, Ulrichsweb, Global Serials Directory, EBSCO, OAJI, ResearchBible, Google Scholar.

ISSN 2306-3289

© КНЕУ, 2016

УДК 519.86

ДОСЛІДЖЕННЯ ЕФЕКТУ ПЕРЕНАВЧАННЯ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ НА ПРИКЛАДІ ЗАДАЧІ АПЛІКАЦІЙНОГО СКОРИНГУ

Г. І. Великоіваненко

Кандидат фізико-математичних наук, професор,
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

В. В. Корчинський

Бакалавр з економічної кібернетики

Державний вищий навчальний заклад «Київський національний економічний університет імені Вадима Гетьмана»
проспект Перемоги, 54/1, м. Київ, 03680, Україна
vladislav.korchynskyi@gmail.com

В. В. Чернишова

Бакалавр з економічної кібернетики

Державний вищий навчальний заклад «Київський національний економічний університет імені Вадима Гетьмана»
проспект Перемоги, 54/1, м. Київ, 03680, Україна
vikachernyshova@i.ua

У статті досліджено проблему перенавчання нейронних мереж. Розкрито теоретичне підґрунтя виникнення цього явища та висвітлені негативні наслідки його прояву. Проведено експериментальне дослідження ефекту перенавчання на прикладі задачі моделювання кредитних ризиків фізичних осіб. З цією метою побудовано низку логістичних регресій і нейромереж персептронного типу різних конфігурацій, перевірка адекватності яких здійснювалась як на навчальній, так і на тестовій вибірках. Результати порівняння показників точності класифікації позичальників за критерієм Джині для обох вибірок дозволили отримати деякі нові узагальнення щодо сутності ефекту перенавчання та рекомендації щодо його уникнення. Практичною цінністю проведеного дослідження є отримані нові знання щодо способів позбавлення скорингових моделей від ефекту перенавчання, що дозволить забезпечити їх стійкість і стабільність результатів моделювання кредитних ризиків у прикладній діяльності банківських установ, що сприятиме стабільності фінансової системи в цілому.

Ключові слова: *перенавчання, нейронна мережа, аплікаційний скоринг, адекватність моделі.*

© Г. І. Великоіваненко,
В. В. Корчинський,
В. В. Чернишова, 2016

ИССЛЕДОВАНИЕ ЭФФЕКТА ПЕРЕОБУЧЕНИЯ НЕЙРОННОЙ СЕТИ НА ПРИМЕРЕ ЗАДАЧИ АППЛИКАЦИОННОГО СКОРИНГА

Г. И. Великоиваненко

Кандидат физико-математических наук, профессор,
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

В. В. Корчинский

Бакалавр по экономической кибернетике

Государственное высшее учебное заведение «Киевский национальный экономический университет имени Вадима Гетьмана»
проспект Победы, 54/1, г. Киев, 03680, Украина
vladislav.korchynskyi@gmail.com

В. В. Чернышева

Бакалавр по экономической кибернетике

Государственное высшее учебное заведение «Киевский национальный экономический университет имени Вадима Гетьмана»
проспект Победы, 54/1, г. Киев, 03680, Украина
vikachernyshova@i.ua

В статье исследуется проблема переобучения нейронных сетей. Раскрыты теоретические основы возникновения этого эффекта и освещены негативные последствия его проявления. Проведено экспериментальное исследование эффекта переобучения на примере задачи моделирования кредитных рисков физических лиц. С этой целью построен ряд логистических регрессий и нейросетей персептронного типа различных конфигураций, проверка адекватности которых осуществлялась как на учебной, так и на тестовой выборках. Результаты сравнения показателей точности классификации заемщиков по критерию Джини для обеих выборок дали возможность получить некоторые новые обобщения относительно сущности эффекта переобучения и рекомендации по его предотвращению. Практической ценностью проведенного исследования являются полученные новые знания о способах избавления скоринговых моделей от эффекта переобучения, что позволит обеспечить их устойчивость и стабильность результатов моделирования кредитных рисков в прикладной деятельности банковских учреждений, что будет способствовать стабильности финансовой системы в целом.

Ключевые слова: *переобучение, нейронная сеть, аппликационный скоринг, адекватность модели.*

STUDY OF THE NEURAL NETWORKS OVERFITTING EFFECT ON THE EXAMPLE OF THE PROBLEM OF APPLICATION SCORING

Halyna Velykoivanenko

PhD (Physics and Mathematical Sciences), Professor,
Professor, Department of Economic and Mathematic Modeling

State Higher Educational Establishment «Kyiv National Economic University named after Vadym Hetman»
54/1 Peremogy Avenue, Kyiv, 03680, Ukraine
ivanenkog@list.ru

Vladislav Korchynskyi

Bachelor's Degree in Economic Cybernetics

State Higher Educational Establishment «Kyiv National Economic University named after Vadym Hetman»
54/1 Peremogy Avenue, Kyiv, 03680, Ukraine
vladislav.korchynskyi@gmail.com

Vika Chernyshova

Bachelor's Degree in Economic Cybernetics

State Higher Educational Establishment «Kyiv National Economic University named after Vadym Hetman»
54/1 Peremogy Avenue, Kyiv, 03680, Ukraine
vikachernyshova@i.ua

The problem of neural networks overfitting is studied in the article. There is revealed the theoretical foundations of this effect occurrence and highlighted the negative consequences of its arising. It's carried out an experimental research of the overfitting effect by the example of the problem of modelling of individuals credit risk. To this purpose was built a number of logistic regressions and neural networks of perceptron type of different configurations, which adequacy was analysed on the training and test samples. The results of comparing the accuracy of borrowers classification on the basis of Gini criterion for both samples made it possible to get some new generalizations about the nature of the overfitting effect and recommendations for its prevention. The practical value of the study is the obtained new knowledge on how to avoid of the overfitting effect in scoring models that will ensure stability of credit risk modelling results in the banking institutions activity and will contribute to the sustainability of the financial system at whole.

Keywords: *overfitting, neural network, application scoring, adequacy of the model.*

JEL Classification: C45, D81, E51

Постановка проблеми

Основною метою діяльності комерційних банків, як і будь-якої прибуткової організації, є підвищення вартості власних активів та отримання прибутку в результаті реалізації певних товарів та/чи послуг. Особливістю діяльності кредитних установ на ринку банківських послуг є дуже тісний взаємозв'язок ризиків, що приймаються ними, та величиною отримуваних доходів. Наприклад, чим більша кількість клієнтів, що обслуговує банк, тим вища прибутковість від кредитно-інвестиційних операцій, але й інтегральний кредитний ризик також зростає.

Оскільки головними завданнями комерційних банків є збільшення прибутку та нарощення кредитних портфелів, то з плином часу відповідно збільшується і 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, сягаючи 9 % за кредитами юридичних осіб і 20 % за позиками фізичних осіб.

Кредитний ризик є найбільш значущим з усіх банківських ризиків, що визначається Національним банком України в нормативному документі [1] як «наявний або потенційний ризик для надходжень і капіталу, який виникає через неспроможність сторони, що взяла на себе зобов'язання, виконати умови будь-якої фінансової угоди із банком або в інший спосіб виконати взяті на себе зобов'язання». Його значущість зумовлена тим, що кредитні операції є основним напрямком діяльності банків. Це підтверджується статистичними даними [2]: якщо на 2013 рік частка доходів від кредитування в сумі загальних доходів по банківській системі складала 76,9 %, то на I квартал 2016 року цей показник складає 92,5 %. І хоча частка з року в рік може коливатися, за останні роки вона стабільно перевищує 2/3 загального доходу по банківській системі. Інші дані НБУ [3] показують, що загальна сума кредитів, наданих юридичним і фізичним особам в цілому, зросла з 815 327 млн грн у 2013 році до 948 599 млн грн станом на 01.05.2016. Таким чином, кредитний ризик, у результаті його реалізації, може нести за собою найбільші збитки і найбільш негативні наслідки порівняно з іншими ризиками банківської діяльності (операційними, валютними, ринковими тощо).

Погіршує ситуацію у сфері кредитування й нестабільна ситуація, що склалася в банківському секторі. Загалом, на поточний момент стан банківської системи можна охарактеризувати як критичний. Про це свідчать деякі негативні тенденції, зокрема зростання частки простроченої заборгованості у загальній сумі кредитів з 7,7 % у 2014 році до 23,5 % у I кварталі 2016 року [3]. Така тенденція, в поєднанні зі зростаючою кількістю наданих кредитів і часткою доходів від них, є вкрай негативною і свідчить про зростаючу неплатоспроможність позичальників.

З метою недопущення зростання проблемної кредиторської заборгованості та подальшого виникнення проблем у самої кредитної установи виникає потреба в проведенні процедур оцінки надійності позичальника на різних етапах кредитного циклу, і в першу чергу на етапі аналізу кредитної заявки (аплікаційний скоринг). Суттєвого підвищення ефективності процесу оцінки кредитних ризиків, збільшення швидкості та якості обслуговування клієнтів, а також зменшення вартості операційних послуг можна досягти за рахунок впровадження систем підтримки прийняття рішень для управління кредитною діяльністю комерційного банку.

Проведення аплікаційного скорингу позичальника є першим етапом реалізації кредитних відносин, адже слугує основою для прийняття рішення про надання кредиту. Адекватна діагностика фінансової спроможності позичальника та прогноз можливих напрямків її змін у подальшому дозволяють звести до мінімуму ризик неповернення коштів через виникнення складного фінансового становища позичальника або з інших обставин. Провівши інтерпретацію результатів оцінки кредитоспроможності із застосуванням сучасних економіко-математичних методів і моделей, відповідальна особа здатна прийняти раціональне та обґрунтоване рішення стосовно надання або ненадання кредиту потенційному позичальнику.

Визначення ризику невиконання кредитних зобов’язань здійснюється по аналогії з раніше наданими позиками, на основі яких відшукується функціональна залежність між показником надійності позичальника (класом надійних чи ненадійних боржників) та низкою кількісних і якісних характеристик цього позичальника та кредитного забезпечення.

Проблеми кредитного скорингу широко висвітлені у науковій літературі, і на сьогодні представлені дослідниками з багатьох країн світу, серед яких варто згадати праці вчених Р. Андерсона [4], В. Вітлінського [5], А. Камінського [6—7], Н. Сіддікі [8], О. Сорокіна [9]. У зазначених працях пропонується вирішення таких завдань, як розробка скорингових систем, впровадження їх до бізнес-процесів кредитних установ, вибір методів оцінювання кредитного ризику, включення часового параметру до моделей кредитного скорингу тощо.

Однак ефективність представлених у науковій літературі скорингових систем є досить невисокого рівня, що обумовлює доцільність розробки нових моделей аналізу кредитного ризику, в тому числі на підґрунті інструментарію штучних нейронних мереж, що здатен до виявлення більш складних нелінійних закономірностей у великих об'ємах інформації, порівняно з класичними методами побудови скорингових моделей. Однак у процесі пошуку найефективнішої конструкції нейронних мереж за рахунок складних внутрішніх взаємозв'язків вони виявляють схильність до прояву ефекту перенавчання, надто близько підлаштовуючись до навчальних прикладів, зменшуючи при цьому здатність до узагальнення.

Тож **метою** даної статті є проведення дослідження з побудови моделі аплікаційного скорингу, здатної до найефективнішого виявлення закономірностей у кредитних історіях позичальників та їх узагальнення для адекватного аналізу нових кредитних заяв.

Для вирішення поставленої мети необхідно вирішити **завдання**: здійснити пошук найадекватнішої структури нейронної мережі персептронного типу для розв'язання задачі оцінювання кредитних ризиків позичальника, забезпечити виявлення та усунення ефекту перенавчання нейронної мережі, провести дослідження різних варіантів попередньої обробки вхідних даних з метою підвищення адекватності моделі, дослідити вплив обсягу навчальної вибірки на здатність моделей до узагальнення закономірностей на тестових даних, провести порівняльне дослідження ефективності нейронних мереж різних конфігурацій з класичним інструментарієм побудови скорингових моделей.

Аналіз сутності ефекту перенавчання, принципи його виявлення та запобігання

Одним із найбільших ускладнень у застосуванні нейронних мереж є можливість виникнення явища перенавчання, або надто близького підлаштування моделі до реальних даних. Негативні наслідки цього ефекту продемонструємо на прикладі апроксимації багаточленом $y = a_n x^n + \ldots + a_2 x^2 + a_1 x + a_0$ множини дискретних значень деякої змінної y. Так, якщо задано якийсь набір даних, то можна поставити за мету підібрати для нього апроксимуючу функцію і в такий спосіб одержати математичну модель, придатну для відтворення цих навчальних прикладів. Чим вищий ступінь багаточлена, що реалізує апроксимуючу функцію, тим складнішою є його форма і тим точніше він здатен описувати множину точок, що встановлюють залежність y від x.

Якщо кількість параметрів моделі a_0, a_1, …, a_n є меншою за обсяг навчальної вибірки, то модель намагається найточніше відтворити заданий набір даних, але у загальному випадку будуть деякі розбіжності та, відповідно, похибка моделювання буде відмінною від нуля. У граничному випадку, коли кількість параметрів моделі дорівнюватиме кількості елементів навчальної вибірки, модель буде здатною точно відтворити усі навчальні приклади (це справедливо для будь-якого виду апроксимуючої функції). Зі збільшенням кількості параметрів моделі відносно обсягу навчальної вибірки похибка моделювання залишатиметься рівною нулеві, проте поза значеннями навчальних прикладів модель починає вести себе непередбачувано — як наслідок недовизначеності модель володітиме нескінченною кількістю можливих комбінацій власних параметрів, за яких похибка моделювання дорівнюватиме нулю.

Продемонструємо це на прикладі апроксимації багаточленом двох точок на площині (x, y): $\{(1, 3); (2, 2)\}$. Так, коли у даної функції лише один параметр (наприклад, $y = a_1 x$), вона матиме вид прямої, що проходить між заданими двома точками, виходячи з початку координат (як можна бачити з рис. 1 для рівняння $y = 1{,}4 \cdot x$). При цьому помилка апроксимації у загальному випадку буде суттєвою. Якщо від багаточлена залишимо параметр a_0, то апроксимуюча функція прийме вигляд горизонтальної прямої $y = 2{,}5$, що пройде посередині між двома заданими точками.

Якщо ж скористатись уже двома параметрами, утворивши, наприклад, лінійну функцію $y = a_1 x + a_0$, то вона зможе точно

пройти через будь-які дві довільно обрані точки (при цьому рішення, за якого апроксимація буде точною, є єдиним). Для заданих двох точок буде отримано розв'язок $y = -x + 4$, що можна бачити з рис. 1.

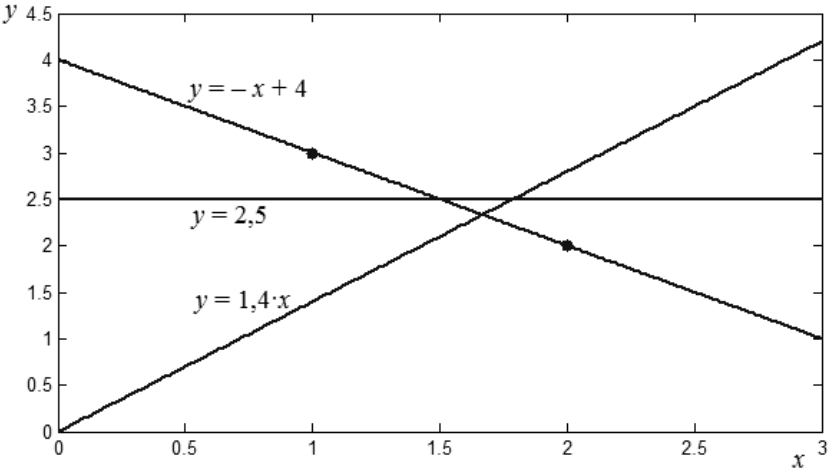


Рис. 1. Апроксимація вихідної змінної у лінійними функціями з одним та двома параметрами

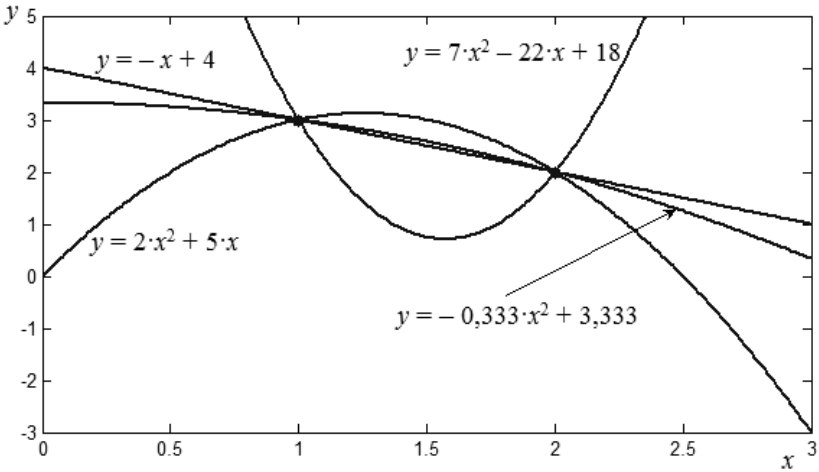


Рис. 2. Апроксимація вихідної змінної *y* багаточленом з двома та трьома параметрами

Якщо до лінійної функції додати третій параметр, утворивши, наприклад, параболу $y = a_2x^2 + a_1x + a_0$, то можливих рішень уже буде безліч, як можна бачити з рис. 2. Одне з таких рішень — нульове значення третього параметра (a_2) при розрахованих раніше значеннях двох перших параметрів (a_1, a_0): $y = -x + 4$. Можна провести функцію точно через дві встановлені точки за умови рівності нулю параметра a_1: $y = -0{,}333 \cdot x^2 + 3{,}333$ або параметра a_0: $y = 2 \cdot x^2 + 5 \cdot x$. Якщо ж скористатись трьома параметрами, то можна отримати безліч розв'язків, наприклад, зображену на рис. 2 параболу $y = 7 \cdot x^2 - 22 \cdot x + 18$. При цьому в цій функції можна збільшити третій параметр, відповідно зменшивши значення першого параметра, і рішення також буде точним. Тобто, стає можливим здійснювати узгоджену зміну цієї або іншої пари параметрів будь-яким чином, зберігаючи при цьому точність апроксимації двох заданих точок.

У результаті побудови таких функцій ми точно описуємо два встановлені приклади, але навряд чи отримані рівняння мають хоч якесь відношення до реальної залежності між вхідною x та вихідною y змінними — адже значення таких функцій уже при $x = 3$ коливаються в широкому діапазоні значень y від дуже низьких від'ємних до надвеликих позитивних.

Подібна ситуація буде повторюватись і з будь-яким іншим обсягом навчальної вибірки та кількістю параметрів апроксимуючої функції. Якщо продовжити ряд аналогій з багаточленом, то продемонструємо моделювання трьох навчальних прикладів (x, y): {(1, 3); (2, 2); (3, 2,5)} параболою третього ступеня, що має чотири параметри $y = a_3x^3 + a_2x^2 + a_1x + a_0$.

На рис. 3 зображено єдину параболу другого ступеня $y = 0{,}75 \cdot x^2 - 3{,}25 \cdot x + 5{,}5$, що точно проходить через три задані точки, а також два приклади парабол третього ступеня $y = 0{,}75 \cdot x^3 - 3{,}75 \cdot x^2 + 5 \cdot x + 1$ та $y = -1{,}25 \cdot x^3 + 8{,}25 \cdot x^2 - 17 \cdot x + 13$ із безлічі можливих варіантів. Як видно з рис. 3, подальший розвиток усіх цих кривих мало що має спільного з динамікою вихідного часового ряду, який коливається в межах від 2 до 3. При цьому ми можемо отримати безліч рішень для рівнянь поліномів від третього ступеня і вище, які точно відтворять три начальні приклади, але вже на наступному кроці прогноз буде коливатись від мінус нескінченності до плюс нескінченності.

Отже, апроксимуючим функціям із багатьма параметрами властива здатність набувати надто заплутаної форми, яка може не мати жодного відношення до форми вихідної функціональної залежності. У результаті такі моделі навряд чи зможуть надати адекватний прогноз щодо нових даних, які не містились у навчальній вибірці, хоча заздалегідь задані приклади відтворювалися без помилок. Отже, замість того щоб узагальнити відомі приклади, модель запам'ятовує їх. Ця ситуація і демонструє те, що називається явищем перенавчання.

Оскільки реальні дані, як правило, містять шумову компоненту, то не можна однозначно стверджувати, що найбільш адекватніша модель визначається кривою, яка проходить точно через задані позиції. Як можна бачити з рис. 3, найбільш відповідною реальним даним з усіх побудованих функцій є рівняння звичайної прямої $y = -0{,}25 \cdot x + 3$, хоч вона і не точно відтворює навчальні приклади.

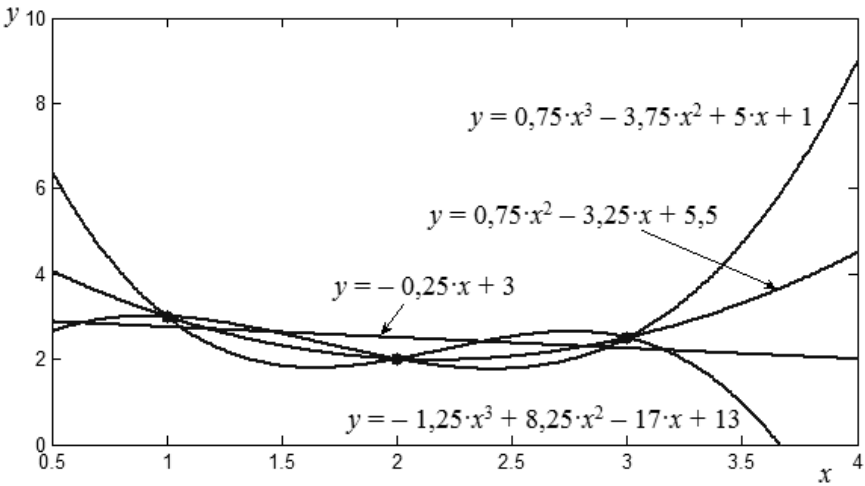


Рис. 3. Апроксимація вихідної змінної
у поліномами другого та третього ступеня

Зазначимо, що подібна ситуація з перенавчанням буде проявлятись у математичних моделях будь-якого типу, налаштування яких реалізується із застосуванням процедури навчання з учителем, у тому числі й у нейронних мережах типу персептрон. Ко-

ректним способом уникнення явища перенавчання є формування множини навчальних прикладів, обсяг якої перевищує кількість параметрів моделі, або ж зменшення кількості параметрів персептрона (кількості вагових коефіцієнтів зв'язків між усіма нейронами усіх сусідніх шарів, параметрів функцій активації та параметрів зміщення суматора усіх нейронів). При цьому необхідно стежити за точністю моделювання, оскільки мережа з незначною кількістю зв'язків може виявитись недостатньо гнучкою, аби змоделювати відтворювану залежність.

Зауважимо, що в процесі оптимізації параметрів моделі важливо забезпечити не стільки мінімізацію похибки навчання, скільки мінімізацію помилки узагальнення для можливих у майбутньому випадків. Саме така математична модель буде характеризуватись максимальною передбачувальною здатністю. Тому важливо після налаштування моделі на навчальній вибірці перевіряти її адекватність на тестовій. У результаті застосування такої процедури можна забезпечити вибір найстійкішої моделі, здатної до узагальнення вихідних функціональних залежностей.

Але орієнтація тільки на помилку моделювання (навіть із врахуванням прикладів із тестової вибірки) може призвести до описаних вище проявів ефекту перенавчання та підлаштування моделі як під навчальну, так вже і під тестову вибірки. Тому у спеціалізованій літературі з нейромережевого моделювання набув поширення дещо відмінний погляд на розв'язання проблеми запобігання ефекту перенавчання нейронної мережі [10, 11]. Згідно з цим підходом формується нейронна мережа довільної структури (кількість її параметрів може навіть перевищувати обсяг навчальної вибірки) та здійснюється її оптимізація із застосуванням одного з алгоритмів навчання з учителем (наприклад, описаного вище алгоритму зворотного поширення помилки). З метою виявлення ефекту перенавчання використовується механізм контрольної перевірки, згідно з яким частина відомих спостережень резервуються як контрольні приклади і не використовуються як у процесі оптимізації параметрів нейронної мережі, так і при послідуючому її тестуванні.

Спочатку помилка мережі на навчальній і контрольній множинах буде однаковою. Якщо вони істотно відрізняються, то, ймовірно, розбиття спостережень на ці дві множини не забезпечило їх однорідність. У процесі налаштування мережі похибка відтворення навчальної вибірки убуває та, відповідно, зменшу-

ється помилка моделювання на контрольній множині. Якщо ж контрольна похибка перестала убувати або почала зростати за подальшого зменшення похибки навчання, це вказує на те, що нейронна мережа почала занадто близько слідувати вихідним даним з навчальної вибірки через її перенавчання. Тому оптимізаційний процес варто зупинити.

Але жодних гарантій немає, що мережа, підігнана під навчальну та контрольну вибірку, не буде вести себе на нових прикладах аналогічно до парабол на рис. 3. Адже проведення численних експериментів з перевіркою адекватності моделі на контрольній вибірці веде до того, що вона починає відігравати ключову роль у виборі структури нейронної мережі, тобто стає частиною процесу навчання. Тим самим її роль як незалежного критерію адекватності моделі знижується, оскільки за великої кількості експериментів виникає ризик перенавчання нейронної мережі також і на контрольній множині. Тому додатково застосовується тестова вибірка, але лише раз, щоб пересвідчитись у стійкості результатів моделювання та відсутності ефекту перенавчання ще й на контрольній множині.

Однак ще раз зауважимо, що помилка моделювання у недовизначеній системі в глобальному мінімумі дорівнюватиме нулю, причому цей мінімум може бути отриманий за нескінченної кількості різних комбінацій параметрів моделі. В описаному вище підході [10, 11] відшукується такий стан мережі, який точно відтворює вихідну статистику, але при цьому велика кількість параметрів нейронної мережі залишається незадіяною — мережа будується громіздка, але недонавчається. Тобто, відбувається щось на зразок побудови парабол на рис. 3, коли деякі параметри моделі прирівнюються до нуля (з рисунку можна бачити, наскільки подальший розвиток таких функцій далекий від діапазону змін модельованого показника).

Отже, більш коректним способом боротьби з ефектом перенавчання є побудова моделі з кількістю параметрів, суттєво меншою за обсяг навчальної вибірки, та її оптимізація з послідуючою перевіркою адекватності на тестовій вибірці. Але ефект перенавчання (занадто близького слідування навчальним даним і нездатності до ефективного узагальнення залежностей для нових прикладів) може проявлятись і за умови незначної кількості параметрів моделі. Тож вважаємо доцільним при виборі найадекватнішої структури моделі досліджувати її ефективність на тестовій

вибірці, кожен раз здійснюючи максимально глибоку оптимізацію. Такий підхід дозволить крім уникнення ефекту перенавчання ще й обрати найпростішу структуру моделі, що задовольнятиме одному з базових принципів економіко-математичного моделювання, коли за приблизно однакових показників адекватності (точності відтворення прикладів з навчальної вибірки та прогнозування на тестовій, а також стійкості результатів моделювання на різних вибірках) для подальшого використання необхідно брати ту модель, яка має простішу структуру.

Формування множини вхідних даних скорингової моделі

Дослідження з побудови моделей аплікаційного скорингу позичальників-фізичних осіб ґрунтувалось на інформації щодо соціо-демографічних і фінансових характеристик позичальників на момент отримання кредиту (без можливості ідентифікації самої особи). Всього в дослідженні було проаналізовано більше 80 характеристик позичальника як узятих із його кредитної заявки та офіційних документів, так і розрахованих на основі даних із баз бюро кредитних історій, що містять інформацію щодо виконання позичальником попередніх і діючих кредитних угод, звернень до кредитно-фінансових установ тощо. За кожним позичальником враховувалась уся відома щодо нього кредитна історія за максимально тривалий проміжок часу (у наявності була інформація більш ніж за двадцятирічний період щодо десятків мільйонів кредитів).

Зауважимо, що кожен позичальник характеризується як кількісними показниками (кількість діючих угод, відсоток відмов банків щодо запитів у наданні кредиту, заробітна плата позичальника, кількість утриманців і т. д.), так і якісними (стать, освіта, посада, регіон проживання тощо). Для отримання можливості врахування у скорингу позичальника якісних показників, виникає потреба їх переведення у кількісну форму. Одним з варіантів вирішення цієї проблеми є застосування підходу на основі фіктивних змінних, суть якого полягає у виділенні в якісній змінній певних однорідних груп, яким надаються номерні позначення: 0, 1, 2… Наприклад, такий показник, як освіта, може приймати наступні значення: «незакінчена середня» — 1; «середня» — 2; «середньо-технічна» — 3 і т. д.

Однак за такого кодування може виникати некоректне впорядкування значень, адже автоматично встановлюється, що значення «середньо-технічна» є гіршим за «вища», оскільки кількісна оцінка однозначно фіксує перевищення однієї величини над іншою. Якщо подібним чином здійснити нумерацію регіонів країни, то такий підхід взагалі стає беззмістовним (кількісне значення одного регіону в кінці алфавіту може у десятки разів перевищувати номер регіону на початку списку, що взагалі нічого не означає з огляду на оцінку ризиковості його мешканців). Тож подібний підхід до переведення якісних змінних у числа можна вважати некоректним. Тому для кількісної оцінки якісних характеристик було вирішено скористатись показником *WOE* (*Weight Of Evidence*).

Для соціально-демографічних показників розрахунок *WOE* дає змогу заміни значень, що є кодами підгруп певного якісного показника, на такі кількісні величини, що містять інформацію стосовно кредитної поведінки позичальників у кожній підгрупі. Така інформація ґрунтується на обчисленні відсотків надійних і ненадійних угод за кожною підгрупою показника та дає можливість адекватно врахувати в моделі якісні характеристики позичальників.

Так, за кожною категорією (підгрупою) обчислюється частка надійних і ненадійних угод у цій підгрупі відносно загальної кількості надійних і ненадійних угод, відповідно, та розраховується значення *WOE* за формулою:

$$WOE_i = \ln\left(\frac{d_i^1}{d_i^2}\right), \qquad i = \overline{1,k}, \tag{1}$$

де d_i^1 та d_i^2 – відносні частоти відповідно ненадійних і надійних угод за *i*-ою підгрупою категоризованої змінної; *k* – кількість підгруп змінної.

Причому, *WOE* у спеціалізованій літературі [9] рекомендується розраховувати не тільки для якісних показників, але й для кількісних, попередньо здійснивши розбиття усієї множини значень відповідного показника на інтервали. І вже для кожного такого інтервалу проводиться розрахунок відповідного *WOE*.

У принципі, такий підхід має логічне обґрунтування. Адже не можна однозначно стверджувати, що, скажімо, заробітна платня

у 20 тис. грн вказує на значно менший кредитний ризик позичальника порівняно з тим, хто зазначив у кредитній заявці зарплатню у 2 тис. грн. По-перше, для отримання кредиту позичальник в умовах української дійсності може отримати практично будь-яку довідку по заробітній платі, тож високі її показники не гарантують, що вона є дійсно такою. По-друге, якщо людина працює в комерційній організації та прагне збільшити рівень своїх доходів, часто офіційна зарплатня занижується, щоб зменшити податкові відрахування. Таким чином, категорія позичальників із зарплатою у 2 тис. грн може виявитись значно надійнішою, ніж позичальники з надвисокими доходами. І специфіку поведінки кожної з таких груп дозволить виявити розрахунок показників *WOE*.

Крім того, близько двох третин кредитних історій, що використовувались у дослідженні, взагалі не містили інформації щодо рівня заробітної плати. Тож, якщо цей показник використовувати у моделі, що будується на вихідних даних, то більша частина статистичних спостережень не зможе бути залучена до навчальної вибірки. Крім того, якщо для нового позичальника рівень заробітної плати не вказаний, то така модель теж не зможе бути застосована в оцінюванні його кредитного ризику.

Проте, показник *WOE* розраховується як для різних значень якісного показника чи інтервалів кількісного показника, так і для окремої категорії, що характеризується відсутністю даних. Таким чином, *WOE* дозволяє зробити модель універсальною, тобто такою, яку можна використовувати за будь-якого наповнення даних щодо характеристик позичальника.

Тож, на основі якісних і кількісних даних щодо клієнта та кредиту, застосовуючи процедуру категоризації з розрахунком показників *WOE* (1), отримуємо нормалізовані кількісні характеристики, які можна використовувати для проведення аплікаційного скорингу кредитної заявки позичальника.

Моделювання кредитного ризику позичальників-фізичних осіб

Для побудови моделей кредитного скорингу було сформовано навчальну і тестову вибірку за однаковими принципами обробки даних. Враховуючи, що в Україні у 2014 році відбулись кардинальні зміни як у політичному, так і в економічному житті, то

відповідно зазнала суттєвих змін і специфіка ринку кредитування. Так, у 2014 році суттєво збільшилась кількість дефолтів за зобов'язаннями, що пов'язано як з різким падінням курсу національної валюти, платоспроможності населення, так і з великою кількістю внутрішніх переселенців у зв'язку з військовими діями на сході країни. Але вже у 2015 році ситуація у політичному, економічному житті та на фінансовому ринку країни стабілізувалась, звісно, суттєво відрізняючись як від 2014 року, так і попередніх років.

Отже, навчання та тестування скорингових моделей проводилось на статистиці за нових економічних реалій – на кредитах, виданих протягом 2015 — початку 2016 років (кількох десятків тисяч, за якими вже була інформація щодо факту виконання або невиконання кредитних зобов'язань). Причому, щоб модель не підлаштувалась під конкретний клас позичальника, угоди, за якими зобов'язання були виконані, та які виявились дефолтними, були взяті до навчальної вибірки в однаковій кількості. Якщо ж формувати навчальну вибірку пропорційно класам кредитів у реальності, то модель може налаштуватись навіть так, щоб усі кредити визнавати надійними (оскільки дефолтних кредитів приблизно у сім разів менше, то при оптимізації моделі ними може бути знехтувано, оскільки при незначному зменшенні альфа-помилки суттєво більше починає зростати бета-помилка, знижуючи загальну точність класифікації). При цьому тестова вибірка була сформована з решти кредитів (які не увійшли до навчальної вибірки) без корегування пропорцій представництва позик різних класів.

Оскільки і навчальна, і тестова вибірки складались з дійсно великої кількості спостережень, то базовою гіпотезою при побудові скорингових моделей було те, що для врахування значного різноманіття характеристик кредиту й позичальника та виявлення складних нелінійних залежностей результуючого показника (класу кредиту, що приймає значення 0 для кредитів, за якими зобов'язання були виконані, та 1 — для дефолтних) від вхідних факторів необхідно конструювати досить масштабні економіко-математичні моделі з великою кількістю внутрішніх параметрів. Найвідповіднішим цим вимогам інструментарієм є нейронні мережі персептронного типу, де регулювати кількість

параметрів можна за рахунок зміни числа прихованих шарів та їх нейронів.

Однак, у результаті проведення численних модельних експериментів чітко проявився ефект перенавчання, коли зі збільшенням кількості параметрів у нейронній мережі (причому неважливо, за рахунок збільшення кількості нейронів у одному прихованому шарі або ж одночасного збільшення кількості шарів) похибка відтворення вихідних даних на навчальній вибірці суттєво зменшувалась, але при цьому помилка класифікації на тестовій вибірці зростала.

Результати тестування логістичних регресій і нейронних мереж різної конфігурації (персептронів з одним прихованим шаром із різною кількістю нейронів) за коефіцієнтом Джині подано у табл. 1.

Зауважимо, що логістична регресія (яка є найпоширенішим у банківській практиці способом реалізації скорингової моделі) за своєю сутністю є повним аналогом одного єдиного нейрона із сигмоїдною функцією активації. Але навіть така проста конструкція моделі виявляється дуже ефективною та у багатьох випадках демонструє вищу адекватність за нейронні мережі, що видно з табл. 1. Тобто, зі збільшенням параметрів моделі зростала здатність до відтворення залежностей у навчальному наборі даних, але таким чином відбувалось звичайне підлаштування моделі під цю статистику зі зменшенням здатності до узагальнення (що видно по падінню коефіцієнту Джині при перевірці на тестовій вибірці).

Обсяг навчальної вибірки не здійснював якогось помітного впливу на точність моделі при її тестуванні. Тобто, побудовані моделі ефективно виявляли закономірності в поведінці позичальників уже за досить невеликих обсягів навчальної вибірки. Цікавим виявився факт суттєвого зниження адекватності всіх побудованих моделей при застосуванні прийнятого в практиці конструювання скорингових карт біннінгу показників із переведенням їх значень у WOE. Причому для цього спеціально був розроблений алгоритм категоризації, але дослідження у цьому напрямку ще триватимуть.

Таблиця 1

РЕЗУЛЬТАТИ ОЦІНЮВАННЯ АДЕКВАТНОСТІ ЛОГІСТИЧНИХ РЕГРЕСІЙ ТА НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ РІЗНОЇ КОНФІГУРАЦІЇ ЗА КОЕФІЦІЄНТОМ ДЖИНІ

Вихідні дані	Початкові		Переведені у WOE	
Тип вибірки	Навчальна	Тестова	Навчальна	Тестова
Обсяг навчальної вибірки: 1000 значень				
Логістична регресія	0,793	0,820	0,659	0,562
2 нейрони	0,799	0,840	0,764	0,506
3 нейронів	0,798	0,828	0,798	0,500
5 нейронів	0,843	0,767	0,876	0,459
10 нейронів	0,908	0,648	0,986	0,345
Обсяг навчальної вибірки: 2000 значень				
Логістична регресія	0,740	0,830	0,620	0,594
2 нейрони	0,775	0,873	0,667	0,573
3 нейронів	0,773	0,855	0,725	0,521
5 нейронів	0,761	0,680	0,760	0,549
10 нейронів	0,843	0,593	0,908	0,397
Обсяг навчальної вибірки: 4000 значень				
Логістична регресія	0,798	0,813	0,612	0,604
2 нейрони	0,825	0,867	0,654	0,580
3 нейронів	0,844	0,828	0,698	0,553
5 нейронів	0,832	0,755	0,778	0,534
10 нейронів	0,858	0,562	0,846	0,419

Закінчення табл. 1

Вихідні дані	Початкові		Переведені у WOE	
Тип вибірки	Навчальна	Тестова	Навчальна	Тестова
Обсяг навчальної вибірки: 6000 значень				
Логістична регресія	0,789	0,830	0,613	0,606
2 нейрони	0,798	0,808	0,625	0,601
3 нейронів	0,794	0,606	0,678	0,579
5 нейронів	0,855	0,503	0,739	0,549
10 нейронів	0,873	0,476	0,818	0,472
Обсяг навчальної вибірки: 8000 значень				
Логістична регресія	0,819	0,835	0,617	0,579
2 нейрони	0,829	0,787	0,650	0,602
3 нейронів	0,865	0,602	0,674	0,581
5 нейронів	0,889	0,488	0,691	0,554
10 нейронів	0,893	0,424	0,742	0,533

Найкращий результат моделювання кредитних ризиків продемонстрували персептрони найпростішої конфігурації (з двоматрьома нейронами на єдиному прихованому шарі). Результати перевірки таких моделей на тестовій вибірці сягали коефіцієнту Джині 0,87, що є надзвичайно високим показником адекватності скорингової моделі. Причому ці результати відрізнялись стійкістю за різних умов налаштування та тестування моделей.

Література

1. Методичні вказівки з інспектування банків «Система оцінювання ризиків» [Електронний ресурс] / Затверджено Постановою Правління Національного банку України від 15.03.2004 № 104. — Режим доступу : http://zakon2.rada.gov.ua/laws/show/v0104500-04.

2. Доходи та витрати банків України [Електронний ресурс] // Національний банк України. — 2013-2016. — Режим доступу: https://bank.gov.ua/control/uk/publish/article?art_id=34661442&cat_id=34798593.

3. Основні показники діяльності банків України [Електронний ресурс] // Національний банк України. — 2016. — 4 березня. — Режим доступу : https://bank.gov.ua/control/uk/publish/article?art_id=34661442&cat_id=34798593.

4. *Anderson R. A.* The Credit Scoring Toolkit: Theory and Practice for Retail Credit Risk Management / R. A. Anderson. — Oxford: Pan Books, 2007. — 792 p.

5. *Вітлінський В. В.* Кредитний ризик комерційного банку [Текст]: навч. посіб. / В.В. Вітлінський, О. В. Пернарівський. Я. С. Наконечний, Г. І. Великоіваненко. — К. : Знання, 2000. — 251 с.

6. *Камінський А. Б.* Скорингові технології в кредитному ризик-менеджменті / А. Б. Камінський, К. К. Писанець // Бізнес-інформ. — 2012. — № 4. — С. 197—201.

7. *Камінський А. Б.* Структура та інструментарій ризик-менеджменту у споживчому кредитуванні / А. Б. Камінський, К. К. Писанець // Теоретичні та прикладні питання економіки: Збірник наукових праць (за заг. ред. проф. Єханурова Ю. І., Шегди А. В.). — К.: ВПЦ «Київський університет», 2012. — Вип. 27. — Т. 2. — С. 169—175.

8. *Siddiqi N.* Credit risk scorecards: developing and implementing intelligent credit scoring / N. Siddiqi. — New Jersey: John Wiley & Sons, 2006. — 196 p.

9. *Сорокин А. С.* Построение скоринговых карт с использованием модели логистической регрессии. [Электронный ресурс] / А. С. Сорокин // Интернет-журнал «Науковедение». — 2014. — Вып. 2. — С. 1—29. — Режим доступу : http://naukovedenie.ru/PDF/180EVN214.pdf.

10. *Круглов В. В.* Искусственные нейронные сети. Теория и практика / В. В. Круглов, В. В. Борисов. — М. : Горячая линия — Телеком, 2001. — 382 с.

11. *Медведев В. С.* Нейронные сети. MATLAB 6 / В. С. Медведев, В. Г. Потёмкин. — М. : ДИАЛОГ-МИФИ, 2002. — 496 с.

References

1. National Bank of Ukraine. (2004, March 15). Metodychni vkazivky z inspektuvannya bankiv «Systema otsinyuvannya ryzykiv». Retrieved from http://zakon2.rada.gov.ua/laws/show/v0104500-04 [in Ukrainian].

2. National Bank of Ukraine. (2013-2016). Dohody ta vytraty bankiv Ukrayiny. Retrieved from https://bank.gov.ua/control/uk/publish/article?art_id=34661442&cat_id=34798593 [in Ukrainian].

3. National Bank of Ukraine. (2016, March 3). Osnovni pokaznyky diyal'nosti bankiv Ukrayiny. Retrieved from https://bank.gov.ua/control/uk/publish/article?art_id=34661442&cat_id=34798593 [in Ukrainian].

4. Anderson, R. (2007). *The Credit Scoring Toolkit: Theory and Practice for Retail Credit Risk Management*. Oxford, UK: Pan Books.

5. Vitlins'kyj, V. V., Pernarivs'kyj, O. V., Nakonechnyj, Ya. S., & Velykoivanenko, H. I. (2000). *Kredytnyj ryzyk komertsijnoho banku*. Kyiv, Ukraine: Znannia [in Ukrainian].

6. Kamins'kyi, A. B., & Pysanets', K. K. (2012). Skoryngovi tekhnolohii v kredytnomu ryzyk-menedzhmenti. *Biznes Inform (Inform business), 4*, 197—201 [in Ukrainian].

7. Kamins'kyi, A. B., & Pysanets', K. K. (2012). Struktura ta instrumentariy ryzyk-menedgmentu v spozhyvchomu kredytuvanni. *Teoretychni ta prykladni pytannia economiky (Theoretical and Applied Economic Issues), 27*(2), 169—175 [in Ukrainian].

8. Siddiqi, N. (2006). *Credit Risk Scorecards: Developing and Implementing Intelligent Credit Scoring*. New Jersey, USA: John Wiley and Sons.

9. Sorokin, A. S. (2014). Postroenie skorinhovih kart s ispol'zovaniem modeli logisticheskoy regressii. *Internet-zhurnal «Naukovedenie» (Internet Journal "Science of Science"), 2*. Retrieved from http://naukovedenie.ru/PDF/180EVN214.pdf [in Russian].

10. Kruglov, V. V., & Borisov, V. V. (2001). *Iskusstvennyie neyronnyie seti. Teoriya i praktika.* Moscow, Russia: Goryachaya liniya — Telekom [in Russian].

11. Medvedev, V. S., & Potyomkin, V. G. (2002). *Neyronnyie seti. MATLAB 6.* Moscow, Russia: DIALOG-MIFI [in Russian].

Стаття надійшла до редакції 27.05.2016

УДК 658.14/0.15:[330.322.54+336.647.2]

МОДЕЛЮВАННЯ ОПТИМАЛЬНОГО ІНВЕСТИЦІЙНОГО ПОРТФЕЛЯ ДИВЕРСИФІКОВАНОЇ БІЗНЕС-ГРУПИ В УМОВАХ НЕВИЗНАЧЕНОСТІ

Т. В. Касянчук

Магістр стратегічного менеджменту,
аспірант кафедри стратегії підприємств

Державний вищий навчальний заклад «Київський національний економічний університет імені Вадима Гетьмана»
проспект Перемоги, 54/1, м. Київ, 03680, Україна
i-tatjyana@yandex.ua

Розкриті у статті методологічні проблеми класичних моделей оптимізації портфеля зумовили пошук нових шляхів вирішення основної задачі портфельної теорії, що передбачає знаходження оптимальної інвестиційної структури, яка може забезпечити зниження ризику за відповідного фіксованого доходу, або гарантувати більший дохід при фіксованому рівні ризику. Методологічні розробки в області штучного інтелекту і, зокрема, поява теорії нечітких множин і нечіткої логіки дозволили вирішити проблему формування оптимального інвестиційного портфеля на новій науковій основі. Метою даного дослідження є побудова моделі оптимізації інвестиційного портфеля диверсифікованої групи компаній з використанням методів оцінки ризику, які базуються на нечітко-множинній методології. У цій статті побудовано нечітко-множинну економіко-математичну модель, яка дозволяє отримати ефективну межу інвестиційного портфеля і визначити відповідну оптимальну структуру капіталовкладень на основі базового методу оцінки ризику із урахуванням ризику опортуністичної поведінки, обумовленої бажанням присвоїти додатковий дохід (квазіренту). Використання такої моделі може дозволити керівнику диверсифікованої бізнес-групи підвищити ефективність процесу прийняття рішень щодо оптимальної структури інвестицій у розвиток основних напрямів діяльності групи, враховуючи ризики, пов'язані з невизначеністю зовнішнього середовища.

Ключові слова: *корпоративні інвестиції, нечітко-множинний аналіз, математичні методи, ризик, оптимізація, неповні контракти, диверсифікована бізнес-група.*

© Т. В. Касянчук, 2016

МОДЕЛИРОВАНИЕ ОПТИМАЛЬНОГО ИНВЕСТИЦИОННОГО ПОРТФЕЛЯ ДИВЕРСИФИЦИРОВАННОЙ БИЗНЕС-ГРУППЫ В УСЛОВИЯХ НЕОПРЕДЕЛЕННОСТИ

Т. В. Касянчук

Магистр стратегического менеджмента,
аспирант кафедры стратегии предприятий

Государственное высшее учебное заведение «Киевский национальный экономический университет им. Вадима Гетьмана»
проспект Победы, 54/1, г. Киев, 03680, Украина
i-tatjyana@yandex.ua

Раскрытые в статье методологические проблемы классических моделей оптимизации портфеля привели к поиску новых путей решения основной задачи портфельной теории, предполагающей определение оптимальной инвестиционной структуры, которая может обеспечить снижение риска при соответствующем фиксированном доходе или гарантирует больший доход при фиксированном уровне риска. Методологические разработки в области искусственного интеллекта и, в частности, появление теории нечетких множеств и нечеткой логики позволили решить проблему формирования оптимального инвестиционного портфеля на новой научной основе. Целью данного исследования является построение модели оптимизации инвестиционного портфеля диверсифицированной группы компаний с использованием методов оценки риска, базирующихся на нечетко-множественной методологии. В этой статье построена нечетко-множественная экономико-математическая модель, позволяющая получить эффективную границу инвестиционного портфеля и определить оптимальную структуру капиталовложений при использовании базового метода оценки риска с учетом риска оппортунистического поведения, обусловленного желанием присвоения дополнительного дохода (квази-ренты). Использование представленной модели может предоставить возможность руководителю диверсифицированной бизнес-группы повысить эффективность процесса принятия решений по оптимизации структуры инвестиций в развитие основных направлений деятельности группы, принимая во внимание риски, связанные с неопределенностью внешней среды.

Ключевые слова: *корпоративные инвестиции, нечетко-множественный анализ, математические методы, риск, оптимизация, неполные контракты, диверсифицированная бизнес-группа.*

MODELLING OF OPTIMAL INVESTMENT PORTFOLIO OF DIVERSIFIED BUSINESS-GROUP UNDER UNCERTAINTY

Tetyana Kasyanchuk

Master's Degree in Strategic Management,
PhD student, Department of strategy of enterprises

State Higher Educational Establishment «Kyiv National Economic University named after Vadym Hetman»
54/1 Peremogy Avenue, Kyiv, 03680, Ukraine
i-tatjyana@yandex.ua

Methodological problems of classical portfolio optimization models have led to the search for new ways to solving the main problem of portfolio theory, which assumes the existence of optimal investment structure that can provide risk reduction under a fixed income, or assures more income under fixed level of risk. The methodology development of artificial intelligence and in particular, the emergence of fuzzy set theory and fuzzy logic are allowed to solve the problem of forming optimal investment portfolio on a new scientific basis. The aim of this study is the construction of a model of optimization the investment portfolio of the diversified group of companies with the use of risk assessment techniques, which are based on fuzzy-sets methodology. The fuzzy-set economic and mathematical model is built in this article which allows to obtain the efficient frontier of the investment portfolio and to determine the optimal structure of investments by using of the basic method of risk assessment the method that takes into account the risk of opportunistic behavior, due to the desire to assign additional income (quasi-rent) is determined in this paper. The use of the presented model may allow to the head of diversified business group to increase the effectiveness of decisionmaking about the optimal investment structure in the development of the main activities of the group, taking into account the risks caused by the uncertainty of the business environment.

Keywords: *corporate investment, fuzzy sets analysis, mathematical methods, risk, optimization, incomplete contracts, diversified business group.*

JEL Classification: G3, C61, D81, D82, D86

Постановка проблеми

Вирішення проблеми ефективного розподілу наявного інвестованого капіталу, який би зводив ризик до мінімуму, і формування оптимального портфеля інвестицій вперше було запропо-

новано Марковіцем Г. [39—41]. Спроби розвитку і удосконалення цієї моделі обумовили появу великої кількості наукових результатів у сфері дослідження ризику і дохідності в процесі диверсифікації та були втілені в моделях Тобіна Дж. [43], Шарпа У. [42], квазі-Шарпа [28], моделі Фама і Френча [36; 37] та ін. Головною проблемою цих моделей виявилася «…методологічна неспроможність використовувати ступінь волатильності (в будь-якій формі) як міри ризику» [29, с. 9].

Аналіз останніх досліджень і публікацій дав змогу виявити, що за останні десятиліття в теорії інвестиційного управління стали активно використовуватися елементи штучного інтелекту, зокрема теорія нечітких множин і нечіткої логіки, які надають можливість приймати ефективніші інвестиційні рішення, враховуючи невизначеність бізнес-середовища. В даному контексті досліджень уваги заслуговують роботи Нєдосєкіна О. О. [16—25], Ділігенського Н. В., Сєвастьянова П. В., Димової Л. Г. [29, 7], Алтуніна А. Є., Семухіна В. М. [2], Аньшина В. М., Дьомкіна І. В., Царькова І. Н., Ніконова І. М. [3], а також роботи вітчизняних дослідників — Зайченка Ю., Есфандіярфард М. [11], Добряк В.С., Мазорчук М. С., Бакуменко Н. С. [8], Смирнова А. В. [30] та ін. Наявність такої кількості ґрунтовних досліджень у рамках портфельної теорії свідчить про розвиток нового наукового напряму та про практичне значення отриманих результатів.

Головна мета цього дослідження полягає в побудові економіко-математичної моделі оптимізації інвестиційного портфеля з використанням нечітко-множинної методології оцінки ризику.

Основні результати дослідження

У зв’язку з новітніми тенденціями розвитку портфельної теорії останнім часом серйозної критики зазнали класичні моделі оптимізації інвестиційного портфеля, яка розгорнуто представлена в роботах [3, с. 9; 11, с. 279; 20, с. 12; 21, с. 42; 29, с. 9] та ін. Критика ймовірнісних моделей представниками нового наукового напряму стосується, передусім, вихідного положення про те, що ефективність портфеля та параметри розподілу дохідностей портфеля описується нормальним законом розподілу випадкової величини. Звідси випливає необґрунтованість використання середньоквадратичного відхилення випадкової величини дохідності від її математичного очікування, що обумовлено «… відсутністю

стаціонарних цінових процесів» [16, с. 151]. Крім того, доводиться недоречність використання показника парної кореляції для розрахунків ступеня ризику інвестиційного портфеля в силу того, що вона відображає лише ступінь лінійної залежності між часовими рядами дохідностей складових портфеля [29, с. 9; 16, с. 151].

Разом з тим, згідно класичного підходу ризик портфеля знижуватиметься, коли загальна його волатильність прямуватиме до нуля. Застосування кореляції передбачає таку можливість, якщо ми відбираємо до портфеля активи з протилежною динамікою (тобто для зниження загального ризику одночасно із зростаючим активом ми маємо відібрати актив, дохідність якого від'ємна). Зрозуміло, що для формування інвестиційного портфеля такий підхід неприйнятний.

Крім того, моделювання інвестиційного портфеля завжди носить цільовий характер, а головними параметрами при управлінні його структурою є очікувана ефективність і ризик. Відтак, перед портфельним менеджером постає задача досягти однієї із поставлених інвестором цілей: отримати максимальну ефективність інвестиційного портфеля при фіксованому рівні ризику, або звести ризик інвестиційного портфеля до мінімуму при заданих значеннях дохідності. Це завдання залежить від поставлених інвестором цілей.

В авторській статті [12] ми запропонували включити до області оцінювання ступеня ризику ще один ризиковий аспект інвестиційної діяльності, пов'язаний з настанням такої події, як «позитивний» ризик, тобто ситуації, коли ефективність інвестиційного портфеля (PR) перевищуватиме граничну умову ефективності (G), яка, в свою чергу, задається на основі експертних оцінок або на основі інтуїції, досвіду та наявної інформації у інвестора щодо бажаного рівня ефективності інвестиційного портфеля.

Відмінність ідеї вимірювати «позитивний» ризик від існуючих нині полягає в тому, що переважна більшість дослідників розуміє під ризиком неефективність інвестицій, або іншими словами, розмір збитків на одиницю невизначеності. Саме така ризикова концепція є превалюючою і зустрічається в роботах Нєдосєкіна О. О. [24, с. 2; 25, с. 2; 23, с. 65] і Воронова К. І. [18], Тищук Т. А. [31, с. 11], Дерев'янко П. М. [6, с. 17], Коцюби О. С. [13—15], Сєвастьянова П. В. і Димової Л. Г. [29, с.9], Забардаста А. [9,

с. 18; 10, с. 17]. При цьому «позитивна» компонента ризику відсутня у вищевказаних моделях.

Ще одна відмінність запропонованого методу полягає в тому, що в роботах попередніх дослідників розглядаються вироджені випадки задач оцінки ризику, за виключенням роботи Нєдосєкіна О. О. [16, с. 77; 23, с. 65], в якій розглядається загальний випадок, коли і ефект, і гранична умова проекту є нечіткими числами довільного виду.

Пояснимо наш метод оцінювання ризику інвестиційного портфеля на прикладі деякої диверсифікованої групи компаній, яка планує здійснювати інвестиції в розвиток своїх стратегічних напрямів діяльності (СНД), кількість яких рівна числу k. Кожному СНД відповідає деяка змінна x_m, що являє собою частку вкладених інвестиційних коштів у розвиток $m-$го напряму діяльності. При цьому з кожним СНД пов'язаний показник рентабельності інвестованого капіталу $m-$го стратегічного напряму діяльності ROI_m, який відображає ефективність інвестиційних вкладень у розвиток відповідного напряму діяльності диверсифікованої групи компаній, і розраховується як відношення фінансового результату від операційної діяльності до операційного інвестованого капіталу:

$$ROI_m = \frac{EBIT_m}{OIC_m} \cdot 100\%, \qquad (1)$$

де $EBIT_m$ — фінансовий результат від операційної діяльності (балансовий прибуток) $m-$го напряму діяльності; OIC_m — операційний інвестований капітал $m-$го напряму діяльності, розрахований згідно з [27].

В умовах відсутності чіткої інформації щодо ефективності стратегічних напрямів діяльності групи компаній, рентабельність інвестованого капіталу можна представити як нечітке трапезоїдне число довільного виду з параметрами $ROI_m = \left(ROI_{m_{\min}}, \underline{ROI}_m, \overline{ROI}_m, ROI_{m_{\max}}\right)$, де ліва та права границі нижньої основи трапеції $ROI_{m_{\min}}$ та $ROI_{m_{\max}}$ визначаються як мінімальне та максимальне значення ROI за $m-$м видом діяльності у попередніх періодах. Границі верхньої основи трапеції $\underline{ROI}_m$ та $\overline{ROI}_m$ визначаються на основі довірчого інтервалу.

Параметри дохідності інвестиційного портфеля групи компаній можна визначити як добуток часткового розподілу інвестиційних коштів (x_m) і відповідних параметрів ефективності окремих інвестиційних активів (ROI_m) $m-$го напряму діяльності групи компаній:

$$PR_{\min} = \sum_{m=1}^{k}\left(ROI_{m_{\min}} \cdot x_m\right), \quad \underline{PR} = \sum_{m=1}^{k}\left(\underline{ROI}_m \cdot x_m\right),$$
$$\overline{PR} = \sum_{m=1}^{k}\left(\overline{ROI}_m \cdot x_m\right), \quad PR_{\max} = \sum_{m=1}^{k}\left(ROI_{m_{\max}} \cdot x_m\right), \tag{2}$$

де $PR_{\min}$ — нижня мінімальна межа дохідності інвестиційного портфеля; $\underline{PR}$ — верхня мінімальна межа дохідності інвестиційного портфеля; $\overline{PR}$ — нижня максимальна межа дохідності інвестиційного портфеля; $PR_{\max}$ — верхня максимальна межа дохідності інвестиційного портфеля.

Таким чином, параметром ефективності інвестиційного портфеля диверсифікованої групи компаній в цій ситуації є відповідний рівень рентабельності операційного інвестованого капіталу $m-$го стратегічного напряму діяльності даної бізнес-групи, представлений у вигляді нечіткого трапезоїдного числа довільного виду з параметрами $PR = \left(PR_{\min}, \underline{PR}, \overline{PR}, PR_{\max}\right)$, що проілюстровано на рис. 1. При цьому в якості показника ефективності можна використати будь-який інший параметр, залежно від об’єкта оцінки.

За умов відсутності чіткої інформації, на основі якої можна визначити граничну умову ефективності інвестиційного портфеля даної групи компаній, цей параметр можна представити як нечітке трикутне число довільного виду з параметрами $\left(G_{\min}, \overline{G}, G_{\max}\right)$ на основі експертного методу, враховуючи досвід, поінформованість інвестора, його психологічні особливості та індивідуальну схильність до ризику.

Встановлені параметри границь нижньої та верхньої основи трапеції являють собою нечітке число ефективності інвестиційного портфеля (PR), де верхня основа трапеції відображає абсолютну впевненість експерта щодо множини можливих значень показника ефективності даного інвестиційного портфеля (абсолютна належність носія даному класу); всі значення за межами

нижньої основи трапеції відображають можливі значення показника ефективності, що не мають зв'язку з даним інвестиційним портфелем (абсолютна неналежність носія даному класу); бічні ребра трапеції — зниження (зростання) впевненості експерта в оцінці множини можливих значень ефективності даного інвестиційного портфеля групи компаній. Функція $\mu(PR)$, яка співставляє кожному значенню ефективності інвестованого капіталу (ROI) число з інтервалу $[0,1]$, що є ступенем належності кожного окремого значення ефективності інвестицій (PR) до інвестиційного портфеля даної групи компаній. Чим ближче величина $\mu(PR)$ до одиниці, тим вищим є ступінь належності значення ROI до нечіткої множини PR. І навпаки — чим менше величина $\mu(PR)$, тим нижче ступінь належності значення ROI до нечіткої множини PR.

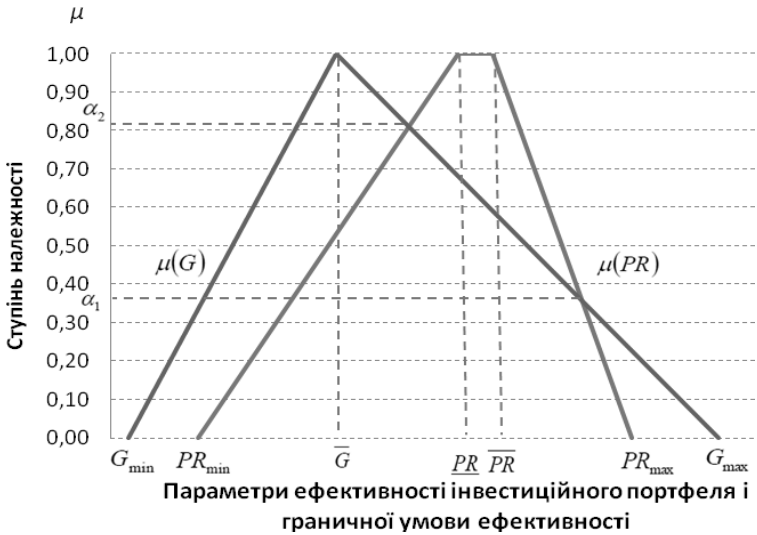


Рис. 1. Нечіткі параметри інвестиційного портфеля для оцінки ризику інвестиційного портфеля групи компаній

При цьому, $PR \in \left[PR_{\min}, \overline{PR}\right]$ при заданому рівні достовірності даних (α) відображає варіанти максимально можливої неефективності інвестиційного портфеля групи компаній, $PR \in [\underline{PR}, PR_{\max}]$

при заданому рівні достовірності даних (α) відображає максимально можливий розмір додаткової доходності даного інвестиційного портфеля, де α — це спільне значення двох функцій належності $\mu(PR)$ і $\mu(G)$ при їхньому перетині (див. рис. 1).

З метою пояснення даної концепції ризику інвестиційного портфеля диверсифікованої групи звернемося до прикладу, наведеного у [23, с. 62], де розглянуто спосіб оцінки можливості події $PR < G$, якій відповідає ризикова ситуація втрат або недоотримання інвестиційного доходу (на рис. 2 відповідає лівій заштрихованій трапеції).

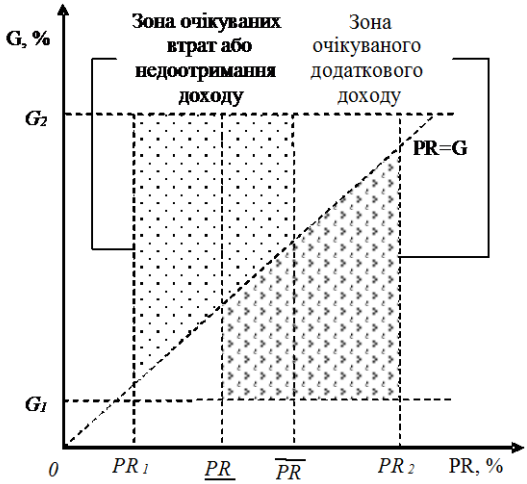


Рис. 2. Зона крайніх інвестиційних очікувань

Джерело: Нєдосєкін О.О. [23, с. 62] і доповнено автором

Наш підхід, крім події неефективності інвестицій, передбачає можливість врахування події $PR > G$, що відображає настання ситуації недоотримання інвестором прибутку від вкладень у разі успішної реалізації проекту, що на рис. 2 відповідає правій заштрихованій трапеції.

Настання останньої події (недоотримання інвестиційного доходу) свідчить про «позитивний» ризик, який, згідно з основними постулатами неоінституційної теорії (Вільямсон О. Е. [5, 26, 32], Коуз Р. [33], Клейн Б., Кроуфорд Р. Дж., Алчян А. А. [38], Дем-

сець Г. [26] та ін.), виникає внаслідок опортунізму поведінки учасників інвестиційного процесу (використання неповної або викривленої інформації, особливо коли мова йде про умисний обман, викривлення і замовчування істини чи інших методів заплутування партнерів [5, с. 98]). Подібна ситуація може обумовлюватись високим ступенем специфічності активів у поєднанні з такими факторами, як невизначеність бізнес-середовища, обмежений раціоналізм поведінки та висока частота трансакцій [5, с. 133], що особливо проявляється під час укладення короткострокових контрактів.

Не маючи чіткої інформації про ефективність та відповідну граничну умову, ступінь ризику інвестиційного портфеля можна визначити як імовірність потрапляння точки (PR, G) в зону неефективних інвестицій [23, с. 63] на рис. 2.

Для того, щоб вивести функцію ризику інвестиційного портфеля, необхідно виразити параметри PR і G через заданий рівень достовірності даних α (спільне значення двох функцій належності $\mu(PR)$ і $\mu(G)$).

Знайти конкретне значення α найпростіше із загального рівняння прямої $f(x) = a \cdot x + b$, за допомогою якої можна описати функції належності $\mu(PR)$ і $\mu(G)$, які є характеристичними функціями належності відповідних аргументів цих функцій — PR і G до відповідних підмножин, якими є нечіткі параметри ефективності $\left(PR_{\min}, \underline{PR}, \overline{PR}, PR_{\max}\right)$ та граничної умови ефективності $\left(G_{\min}, \overline{G}, G_{\max}\right)$ даного інвестиційного портфеля.

Знайшовши коефіцієнти $a = \dfrac{1}{\underline{PR} - PR_{\min}}$ і $b = \dfrac{PR_{\min}}{\underline{PR} - PR_{\min}}$ із загального рівняння прямої шляхом графічного аналізу лінійної функції, якою на рис. 1 є ліве ребро трапеції – нечіткого параметра ефективності інвестиційного портфеля, заданого у вигляді $\left(PR_{\min}, \underline{PR}, \overline{PR}, PR_{\max}\right)$, можемо виразити відповідну частину складеної функції належності $\mu(PR)$:

$$\alpha(PR_1) = \frac{1}{\underline{PR} - PR_{\min}} \cdot PR_1 - \frac{PR_{\min}}{\underline{PR} - PR_{\min}}, \qquad (3)$$

або

$$PR_1 = \alpha(\underline{PR} - PR_{\min}) + PR_{\min}. \quad (4)$$

Аналогічним чином визначаємо PR_2, G_1, G_2:

$$PR_2 = PR_{\max} - \alpha\left(PR_{\max} - \overline{PR}\right), \quad (5)$$

$$G_1 = \alpha\left(\overline{G} - G_{\min}\right) + G_{\min}, \quad (6)$$

$$G_2 = G_{\max} - \alpha\left(G_{\max} - \overline{G}\right). \quad (7)$$

Виведення функцій «негативного» $\left(PR^-\right)$ і «позитивного» $\left(PR^+\right)$ ризику в [12] було здійснено шляхом аналітичної оцінки проекцій параметрів ефективності інвестиційного портфеля та граничної умови ефективності на пряму $G = PR$ на рис. 2, кожна точка якої відображає рівність двох відповідних параметрів, закріплених за осями абсцис (ефективність або дохідність інвестиційного портфеля) і ординат (гранична умова ефективності інвестиційного портфеля). Прямокутник, обмежений зверху і знизу прямими $G = G_1$ і $G = G_2$ (відповідно нижня і верхня межа граничної умови ефективності інвестиційного портфеля), а також справа і зліва прямими $PR = PR_1$ і $PR = PR_2$ (відповідно нижня і верхня межа ефективності інвестиційного портфеля), представляє собою загальне поле невизначеності, яке описується функцією:

$$f(PR, G, \alpha) = (PR_2 - PR_1)(G_2 - G_1). \quad (8)$$

Зауважимо, що у формулі (8) показники PR_1 та PR_2 є залежними від рівня достовірності даних α.

У даному контексті невизначеність розглядається не як неповнота чи неточність інформації про умови реалізації проекту [6, с. 397], а як множина рівноможливих подій, які характеризують результат інвестиційного процесу [27, с. 62]. У такому випадку ймовірність отримання деякого рівня ефективності інвестиційного портфеля буде визначатись як співвідношення площі на рис. 2, що відповідає цьому рівню ефективності, до загальної площі множини можливих портфелів (8). Тобто, розмір негативного і позитивного ризику при заданому рівні α можна визначити як геометричну імовірність потрапляння точки (PR, G) в зону неефективних інвестицій:

$$\varphi(\alpha) = \frac{PR^{-}}{(G_2 - G_1)\left(\overline{PR} - PR_1\right)}, \tag{9}$$

$$\gamma(\alpha) = \frac{PR^{+}}{(G_2 - G_1)(PR_2 - \underline{PR})}. \tag{10}$$

На рис. 2 наведено випадок $G_1 < PR_1 < PR_2 < G_2$, для якого площа заштрихованої плоскої фігури, що відображає зону неефективних інвестицій, дорівнює площі трапеції з основами ($G_2 - PR_1$) і ($G_2 - \overline{PR}$) і висотою ($\overline{PR} - PR_1$). Водночас площа заштрихованої плоскої фігури, що відображає зону очікуваного додаткового прибутку, рівна площі трапеції з основами ($\underline{PR} - G_1$) і ($PR_2 - G_1$) і висотою ($PR_2 - \underline{PR}$). Для всіх інших можливих випадків будуються інші графіки і розраховуються площі відповідних фігур.

Взаємне розміщення параметрів *G* і *PR* дає змогу зробити наступні узагальнення оцінок «негативного» ризику (табл. 1) та «позитивного» ризику (табл. 2).

Таблиця 1

ОЦІНКА «НЕГАТИВНОГО» РИЗИКУ

Інтервал (n)	Відхилення, при якому гранична умова ефективності перевищує прибутковість інвестиційного портфеля $\left(PR^{-}\right)$	Розміщення
	у межах випадку $G_2 \le PR_1$	
1	0	
	у межах випадку $G_1 < PR_1 < G_2 \le PR_2$	
2	$\frac{(G_2 - PR_1) + \left(G_2 - \overline{PR}\right)}{2}\left(\overline{PR} - PR_1\right)$	$G_2 > \overline{PR}$
3	$\frac{(G_2 - PR_1)^2}{2}$	$G_2 \le \overline{PR}$
	у межах випадку $PR_1 \le G_1 < G_2 \le PR_2$	
4	$(G_2 - G_1)\left(\overline{PR} - PR_1\right) - \frac{\left(\overline{PR} - G_1\right)^2}{2}$	$\left(G_1 < \overline{PR}\right) \cap \left(G_2 > \overline{PR}\right)$

Закінчення табл. 1

Інтервал (n)	Відхилення, при якому гранична умова ефективності перевищує прибутковість інвестиційного портфеля (PR^{-})	Розміщення
5	$\frac{(G_2 - PR_1) + (G_1 - PR_1)}{2}(G_2 - G_1)$	$G_2 \le \overline{PR}$
6	$(G_2 - G_1)(\overline{PR} - PR_1)$	$G_1 > \overline{PR}$
	у межах випадку $G_1 \le PR_1 < PR_2 \le G_2$	
7	$\frac{(G_2 - PR_1) + (G_2 - \overline{PR})}{2}(\overline{PR} - PR_1)$	
	у межах випадку $PR_1 \le G_1 \le PR_2 \le G_2$	
8	$(G_2 - G_1)(\overline{PR} - PR_1) - \frac{(\overline{PR} - G_1)^2}{2}$	$G_1 < \overline{PR}$
9	$(G_2 - G_1)(\overline{PR} - PR_1)$	$G_1 > \overline{PR}$
	у межах випадку $PR_2 \le G_1$	
10	$(G_2 - G_1)(\overline{PR} - PR_1)$	

Джерело: власні розробки автора

Таблиця 2

ОЦІНКА «ПОЗИТИВНОГО» РИЗИКУ

Інтервал (n)	Відхилення, при якому прибутковість інвестиційного портфеля (PR^{+}) перевищує граничну умову ефективності	Розміщення
	у межах випадку $G_2 \le PR_1$	
1	$(PR_2 - \underline{PR})(G_2 - G_1)$	
	у межах випадку $G_1 < PR_1 < G_2 \le PR_2$	

Закінчення табл. 2

Інтер-вал (n)	Відхилення, при якому прибутковість інвестиційного портфеля (PR^{+}) перевищує граничну умову ефективності	Розміщення
2	$(PR_2 - \underline{PR})(G_2 - G_1)$	$G_2 \le \underline{PR}$
3	$(PR_2 - \underline{PR})(G_2 - G_1) - \frac{(G_2 - \underline{PR})^2}{2}$	$G_2 > \underline{PR}$
	у межах випадку $PR_1 \le G_1 < G_2 \le PR_2$	
4	$(PR_2 - \underline{PR})(G_2 - G_1)$	$G_2 \le \underline{PR}$
5	$(PR_2 - \underline{PR})(G_2 - G_1) - \frac{(G_2 - \underline{PR})^2}{2}$	$(G_1 \le \underline{PR}) \cap (G_2 > \underline{PR})$
6	$\frac{(PR_2 - G_1) + (PR_2 - G_2)}{2}(G_2 - G_1)$	$G_1 > \underline{PR}$
	у межах випадку $G_1 \le PR_1 < PR_2 \le G_2$	
7	$\frac{(\underline{PR} - G_1) + (PR_2 - G_1)}{2}(PR_2 - \underline{PR})$	
	у межах випадку $PR_1 \le G_1 \le PR_2 \le G_2$	
8	$\frac{(\underline{PR} - G_1) + (PR_2 - G_1)}{2}(PR_2 - \underline{PR})$	$G_1 \le \underline{PR}$
9	$\frac{(PR_2 - G_1)^2}{2}$	$G_1 > \underline{PR}$
	у межах випадку $PR_2 \le G_1$	
10	0	

Джерело: власні розробки автора

Для того, щоб вивести функцію очікування ризику інвестиційного портфеля, необхідно виразити параметри PR і G через середньоінтервальне $(\overline{\alpha})$ значення функцій належності $\mu(PR)$ і $\mu(G)$, де α — це спільне значення двох функцій належності $\mu(PR)$ і $\mu(G)$ при їхньому перетині, а $\overline{\alpha}$ — середньоарифметичне значення двох сусідніх значень α.

На основі коефіцієнтів $a = \dfrac{1}{\underline{PR} - PR_{\min}}$ і $b = \dfrac{PR_{\min}}{\underline{PR} - PR_{\min}}$ за аналогією із (3)—(7) можемо знайти нечіткі значення параметрів ефективності та граничної умови ефективності інвестиційного портфеля:

$$\overline{\alpha}(PR_1) = \frac{1}{\underline{PR} - PR_{\min}} \cdot PR_1 - \frac{PR_{\min}}{\underline{PR} - PR_{\min}}, \tag{11}$$

або

$$PR_1 = \overline{\alpha}(\underline{PR} - PR_{\min}) + PR_{\min}. \tag{12}$$

Аналогічним чином визначаємо PR_2, G_1, G_2:

$$PR_2 = PR_{\max} - \overline{\alpha}\left(PR_{\max} - \overline{PR}\right), \tag{13}$$

$$G_1 = \overline{\alpha}\left(\overline{G} - G_{\min}\right) + G_{\min}, \tag{14}$$

$$G_2 = G_{\max} - \overline{\alpha}\left(G_{\max} - \overline{G}\right). \tag{15}$$

Як уже зазначалось вище, очікування ризику можна розрахувати як відношення функції відповідного відхилення ефективності (дохідності) інвестиційного портфеля від граничної умови ефективності до функції загальної невизначеності (8):

$$\varphi\left(\overline{\alpha}\right) = \frac{PR^{-}}{(G_2 - G_1)(PR_2 - PR_1)}, \tag{16}$$

$$\gamma\left(\overline{\alpha}\right) = \frac{PR^{+}}{(G_2 - G_1)(PR_2 - PR_1)}. \tag{17}$$

Або скористатися наближеним способом, якщо значення інвестиційного очікування перевищуватиме одиницю:

$$\varphi(\overline{\alpha}) = \frac{G - PR_1}{(PR_2 - PR_1)}, \tag{18}$$

$$\gamma(\overline{\alpha}) = \frac{PR_2 - G}{(G_2 - G_1)(PR_2 - PR_1)}, \tag{19}$$

де G – гранична умова ефективності, інтерпретована у чіткій формі.

Загальний ступінь ризику запропоновано оцінювати на основі зважування негативної та позитивної компонент ризику інвестиційного портфеля на відповідні інвестиційні очікування:

$$Risk = \sum_{i=0}^{k}\left(\varphi_i(\overline{\alpha})\cdot\int_0^1 \varphi_i(\alpha)\partial\alpha\right) + \sum_{i=0}^{k}\left(\gamma_i(\overline{\alpha})\cdot\int_0^1 \gamma_i(\alpha)\partial\alpha\right), \tag{20}$$

де

$$\int_0^1 \varphi(\alpha)\partial\alpha = \int_{\alpha_0}^{\alpha=\alpha_1}\varphi_1(\alpha)\partial\alpha + \int_{\alpha_1}^{\alpha=\alpha_2}\varphi_2(\alpha)\partial\alpha + \int_{\alpha_2}^{\alpha=\alpha_3}\varphi_3(\alpha)\partial\alpha + \int_{\alpha_3}^{\alpha=\alpha_4}\varphi_4(\alpha)\partial\alpha + \int_{\alpha_4}^{\alpha=\alpha_5}\varphi_5(\alpha)\partial\alpha +$$
$$+ \int_{\alpha_5}^{\alpha=\alpha_6}\varphi_6(\alpha)\partial\alpha + \int_{\alpha_6}^{\alpha=\alpha_7}\varphi_7(\alpha)\partial\alpha + \int_{\alpha_7}^{\alpha=\alpha_8}\varphi_8(\alpha)\partial\alpha + \int_{\alpha_8}^{\alpha=\alpha_9}\varphi_9(\alpha)\partial\alpha + \int_{\alpha_9}^{\alpha=\alpha_{10}}\varphi_{10}(\alpha)\partial\alpha,$$

а також

$$\int_0^1 \gamma(\alpha)\partial\alpha = \int_{\alpha_0}^{\alpha=\alpha_1}\gamma_1(\alpha)\partial\alpha + \int_{\alpha_1}^{\alpha=\alpha_2}\gamma_2(\alpha)\partial\alpha + \int_{\alpha_2}^{\alpha=\alpha_3}\gamma_3(\alpha)\partial\alpha + \int_{\alpha_3}^{\alpha=\alpha_4}\gamma_4(\alpha)\partial\alpha + \int_{\alpha_4}^{\alpha=\alpha_5}\gamma_5(\alpha)\partial\alpha +$$
$$+ \int_{\alpha_5}^{\alpha=\alpha_6}\gamma_6(\alpha)\partial\alpha + \int_{\alpha_6}^{\alpha=\alpha_7}\gamma_7(\alpha)\partial\alpha + \int_{\alpha_7}^{\alpha=\alpha_8}\gamma_8(\alpha)\partial\alpha + \int_{\alpha_8}^{\alpha=\alpha_9}\gamma_9(\alpha)\partial\alpha + \int_{\alpha_9}^{\alpha=\alpha_{10}}\gamma_{10}(\alpha)\partial\alpha,$$

де n — кількість інтервалів, на яких існує функція ризику.

Відмітимо, що при заданих нечітких числах ефективності портфеля $\left(PR_{\min}, \underline{PR}, \overline{PR}, PR_{\max}\right)$ і граничної умови ефективності $\left(G_{\min}, \overline{G}, G_{\max}\right)$ функції $\varphi(\alpha)$ та $\gamma(\alpha)$ не можуть існувати одночасно на всіх інтервалах і деякі складові інтегралу будуть рівними нулю. Які саме – буде залежати від конкретного виду нечітких чисел.

Постановка задачі

Цільовою функцією економіко-математичної моделі оптимізації інвестиційного портфеля є сукупна дохідність інвестиційного капіталу (PR) різних стратегічних напрямів діяльності диверсифікованої групи компаній:

$$\begin{cases} PR = \sum_{m=1}^{k} ROI_m x_m = \left(PR_{\min}, \underline{PR}, \overline{PR}, PR_{\max}\right) \to \max, \\ Risk \to \min, \\ \sum_{m=1}^{k} x_m = 1, \quad при \quad 0 \le x_m \le 1. \end{cases} \tag{23}$$

Рішенням цієї задачі вважатимемо знайдений оптимальний вектор $\vec{x} = \{x_1, x_2, ..., x_k\}$, який задовольнятиме вищевказаним вимогам.

Модель формування оптимального інвестиційного портфеля є нечіткою задачею нелінійного програмування, яку можна вирішити методом випадкового пошуку. З метою реалізації цього завдання було модифіковано функцію, яка генерує усі можливі розміщення з повторенням із b елементів по p елементів, де b — кількість унікальних елементів (елементів, які не повторюються), з яких було побудовано розміщення, та p — кількість елементів у розміщенні. Унікальними елементами вхідного рядка функції є числа від 0 до 1 з кроком 0,0001. При цьому, кожне згенероване розміщення, сума елементів якого дорівнює одиниці, відповідає альтернативному варіанту інвестиційних вкладень групи компаній.

Оптимізація проводилася на основі максимізації лівої межі дохідності інвестиційного портфеля при одночасній мінімізації його ризику.

Практичні розрахунки були здійснені на основі даних оприлюдненої фінансової звітності підприємства ПрАТ «ВО «Стальканат-Сілур», яке у грудні 2010 року утворилося внаслідок об’єднання двох заводів «Стальканат» (м. Одеса) і «Сілур» (м. Харцизьк, Донецька область). У жовтні 2013 року в зв’язку з розширенням господарської діяльності ПрАТ «ВО «Стальканат-Сілур» створило два філіала — «Одесліфт» і «Дніпроліфт» шляхом приєднання однойменних підприємств ПАТ «Одесліфт» і ПАТ «Дніпроліфт». Через ці зміни ПрАТ «ВО «Стальканат-Сілур»

можна вважати диверсифікованим підприємством (далі — група компаній «Донецьксталь»), що розвиває такі основні напрями діяльності, як ремонт і технічне обслуговування машин і устаткування промислового призначення, а також виробництво виробів із дроту, ланцюгів і пружин.

Трьохкомпонентний інвестиційний портфель

В рамках стратегії диверсифікації група компаній «Донецьксталь» визначила пріоритетною ціллю формування свого інвестиційного портфеля максимізацію зростання капітальної вартості бізнесу і збільшення доходу. При цьому встановлено прийнятний ступінь ризику інвестиційного портфеля не більше 7,84 %. Всього заплановано інвестувати 2 727 396 тис. грн у розвиток своїх основних напрямів діяльності, що відповідає загальній сумі нерозподіленого прибутку підприємств, які входять до складу групи.

Інформація про обсяг та ефективність використання інвестиційного капіталу групи компаній «Донецьксталь» в розрізі основних напрямів діяльності представлено в табл. 3.

Таблиця 3

ОБСЯГ ТА ЕФЕКТИВНІСТЬ ВИКОРИСТАННЯ ІНВЕСТОВАНОГО КАПІТАЛУ В РОЗРІЗІ ОСНОВНИХ НАПРЯМІВ ДІЯЛЬНОСТІ ГРУПИ КОМПАНІЙ «ДОНЕЦЬКСТАЛЬ»

Роки / Показники	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013
Металургійний напрям діяльності									
Операційний інвестований капітал, тис. грн	2 642 813	3 274 585	4 748 724	8 836 371	8 550 095	8 587 951	9 611 349	4 426 982	4 106 154
Фінансовий результат від операційної діяльності, тис. грн	1 218 589	877 302	1 176 948	1 737 984	–31 851	1 314 009	2 557 131	643 449	–167 104
Рентабельність інвестованого капіталу, %	46,11	26,79	24,78	19,67	–0,37	15,30	26,61	14,53	–4,07

Закінчення табл. 3

Показники \ Роки	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013
Машинобудівельний напрям діяльності									
Операційний інвестований капітал, тис. грн	9774	8508	7931	20 368	25 837	73 129	108 192	96 983	37 496
Фінансовий результат від операційної діяльності, тис. грн	–373	–390	–35	2226	7037	14 572	29 516	36 903	21 218
Рентабельність інвестованого капіталу, %	–3,82	–4,58	–0,44	10,93	27,24	19,93	27,28	38,05	56,59
Харчовий напрям діяльності									
Операційний інвестований капітал, тис. грн	22 480,4	38 513,3	56 297	50 135	33 336	37 568	44 272	43 596	44 065
Фінансовий результат від операційної діяльності, тис. грн	905	2057	–1703	–4775	5457	1860	–533	2761	890
Рентабельність інвестованого капіталу, %	4,03	5,34	–3,03	–9,52	16,37	4,95	–1,20	2,04	6,27

Як можна бачити з табл. 3, структура інвестиційного портфеля групи «Донецьксталь» у 2013 році була наступною: 0,9805 (металургійний напрям), 0,0090 (машинобудівельний напрям) і 0,0105 (харчовий напрям). Така структура інвестицій була майже незмінною протягом 2005—2013 років, що свідчить про те, що ці пропорції є типовими для інвестиційного портфеля групи компаній.

Аналіз ефективності використання інвестованого капіталу (табл. 3) дає підстави описати ефективність металургійного напряму діяльності нечітким числом трапезоїдного виду з параметрами $(-4{,}07; 15{,}99; 21{,}64; 46{,}11)$, де ліва та права границі нижньої основи трапеції визначаються як мінімальне та максимальне значення ROI_m за m-м видом діяльності у попередніх періодах, а границі верхньої основи трапеції –15,99 та 21,64 визначаються на основі довірчого інтервалу. За аналогією отримаємо трапезоїдне нечітке число, що описує ефективність машинобудівельного напряму $(-4{,}58; 16{,}17; 21{,}87; 56{,}59)$ та ефективність харчового напряму $(-9{,}52; 2{,}38; 3{,}23; 16{,}37)$. Гранична межа ефективності задана експертним шляхом на основі досвіду та поінформованості інвестора щодо ключових показників інвестиційного портфеля і є нечітким числом трикутного виду з параметрами $(16{,}0; 18{,}0; 30{,}0)$.

У результаті проведених розрахунків отримуємо загальну ефективність такого інвестиційного портфеля, яка описується нечітким числом трапезоїдного виду з параметрами $(-4{,}13; 15{,}85; 21{,}45; 45{,}89)$, що розраховується наступним чином:

$$PR_{\min} = -4{,}07 \cdot 0{,}98 - 4{,}58 \cdot 0{,}01 - 9{,}52 \cdot 0{,}01 = -4{,}13\%;$$

$$\underline{PR} = 15{,}99 \cdot 0{,}98 + 16{,}17 \cdot 0{,}01 + 2{,}38 \cdot 0{,}01 = 15{,}85\%;$$

$$\overline{PR} = 21{,}64 \cdot 0{,}98 + 21{,}87 \cdot 0{,}01 + 3{,}23 \cdot 0{,}01 = 21{,}45\%;$$

$$PR_{\max} = 46{,}11 \cdot 0{,}98 + 56{,}59 \cdot 0{,}01 + 16{,}37 \cdot 0{,}01 = 45{,}89\%.$$

Відповідно до отриманих розрахунків, функція належності, яка описує сукупну ефективність операційного інвестованого капіталу (PR) типового портфеля групи компаній «Донецьксталь», прийме вигляд:

$$\mu(PR) = \begin{cases} 0 & при \quad PR \le -4{,}13; \\ \dfrac{PR + 4{,}13}{19{,}98} & при \quad -4{,}13 < PR < 15{,}85; \\ 1 & при \quad 15{,}85 \le PR \le 21{,}45; \\ \dfrac{45{,}89 - PR}{24{,}44} & при \quad 21{,}45 < PR \le 45{,}89; \\ 0 & при \quad 45{,}89 < PR. \end{cases} \qquad (24)$$

Функція належності для граничної умови ефективності (G) виглядатиме так:

$$\mu(G)=\begin{cases}0 & при \quad G\le 16{,}0;\\ \dfrac{G-16{,}0}{2{,}0} & при \quad 16{,}0<G<18{,}0;\\ 1 & при \quad G=18{,}0;\\ \dfrac{30{,}0-G}{12{,}0} & при \quad 18{,}0<G\le 30{,}0;\\ 0 & при \quad 30{,}0<G.\end{cases} \tag{25}$$

Графічне зображення даних нечітких чисел сукупної ефективності операційного інвестованого капіталу (PR) та граничної умови ефективності (G) типового портфеля групи компаній «Донецьксталь» представлено на рис. 3.

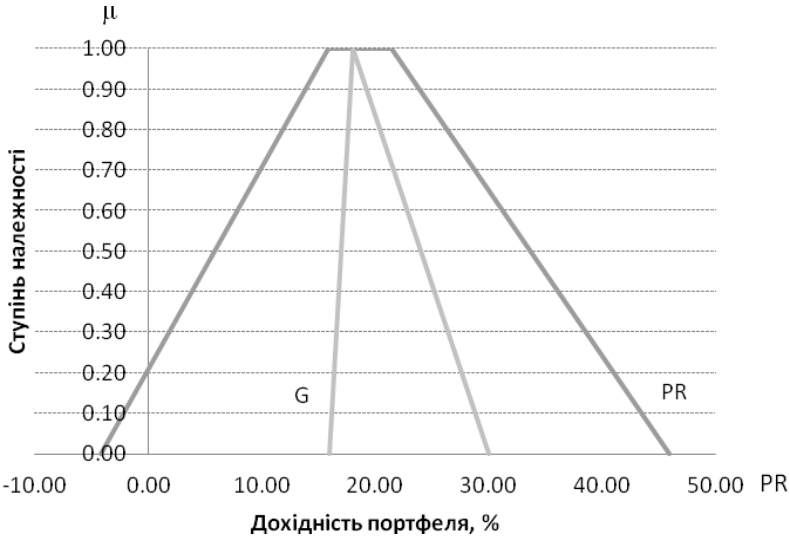


Рис. 3. Дані розрахункового прикладу для типового інвестиційного портфеля групи «Донецьксталь»

Для даного співвідношення нечітких чисел (PR) і (G) функція $\gamma(\alpha)$ існує на одному інтервалі — $\left(G_1<\overline{PR}\right)\cap\left(G_2>\overline{PR}\right)$ у межах

випадку $PR_1 \le G_1 < G_2 \le PR_2$ при $\alpha \in [0; \alpha_0]$. Перш ніж застосувати відповідні формули для розрахунку ступеня ризику, необхідно визначити α_0. Прирівнявши функції μ_{PR} та μ_G на відповідних інтервалах, отримаємо такий результат:

$$\alpha_0 = 1{,}0 \text{ при } PR = G = 18{,}0\ \%.$$

Отримані результати показують, що функції належності μ_{PR} та μ_G мають одну спільну точку, а отже, область значень вищезазначених функцій належності існує на інтервалі $[0; 1]$. Це дає підстави розрахувати параметри ефективності та граничної умови ефективності шляхом підстановки середньоінтервального значення функції належності μ_{PR} або μ_G у формули (24)—(25) і отримати значення, що зведені до табл. 4.

Таблиця 4

ВИХІДНІ ДАНІ ДЛЯ ОБЧИСЛЕНЬ ІНВЕСТИЦІЙНИХ ОЧІКУВАНЬ РИЗИКУ ТИПОВОГО ІНВЕСТИЦІЙНОГО ПОРТФЕЛЯ ГРУПИ КОМПАНІЙ «ДОНЕЦЬКСТАЛЬ»

$\bar{\alpha}$	$\alpha \in$	PR_1	PR_2	G_1	G_2
0,5	$[0; 1]$	5,86	33,67	17,00	24,00

На основі отриманих даних можна розрахувати зважений негативний ризик інвестиційного портфеля диверсифікованого групи компаній «Донецьксталь». Зокрема, можемо розрахувати інвестиційні очікування негативного ризику портфеля:

$$\gamma_6(\bar{\alpha}) = \frac{(PR_2 - G_1) + (PR_2 - G_2)}{2(PR_2 - PR_1)};$$

$$\gamma_6(0{,}5) = \frac{(33{,}67 - 17{,}00) + (33{,}67 - 24{,}00)}{2(33{,}67 - 5{,}86)} = 0{,}4736.$$

Розрахуємо розмір «негативного» ризику інвестиційного портфеля ПрАТ «ВО «Стальканат-Сілур»:

$$\int_0^{1,0} \gamma_6(\alpha)\partial\alpha = \int_0^{1,0} \left(\frac{(PR_2 - G_1) + (PR_2 - G_2)}{2(PR_2 - \underline{PR})} \right) \partial\alpha = 0{,}7265;$$

$$Risk = \sum_{i=0}^{10}\left(\varphi_i\left(\overline{\alpha}\right)\cdot\int_0^{1,0}\varphi_i(\alpha)\partial\alpha\right) = \gamma_6\left(\overline{\alpha}\right)\cdot\int_0^{1,0}\gamma_6(\alpha)\partial\alpha = 0{,}4736\cdot 0{,}7265 = 0{,}3440$$

Отже, ризик даного інвестиційного портфеля групи компаній «Донецьксталь» складає 34,40 %.

Згідно з класифікацією ризиків, розробленою Недосєкіним О. О. у [23, с. 59; 25, с. 4] або Абдулаєвою З.І. в [1, с. 86], оскільки ступінь ризику типового інвестиційного портфеля підприємства групи компаній «Донецьксталь» перевищує граничний рівень 20 %, то виникає необхідність вжити заходи, спрямовані на зниження ступеня ризику до прийнятного рівня. Одним із можливих заходів на цьому шляху може бути оптимізація структури інвестиційного портфеля, яка могла би забезпечити найвищий рівень його дохідності при заданому рівні ризику.

У табл. 5 представлено розрахункові дані щодо оптимальної структури інвестицій в основні напрями діяльності групи «Донецьксталь», ефективність інвестиційного портфеля групи, а також відповідний ступінь ризику, який є прийнятним для інвестора.

Таблиця 5

РЕЗУЛЬТАТИ ОПТИМІЗАЦІЇ ІНВЕСТИЦІЙНОГО ПОРТФЕЛЯ ГРУПИ «ДОНЕЦЬКСТАЛЬ»

x_1	x_2	x_3	$PR_{\min}$	$\underline{PR}$	$\overline{PR}$	$PR_{\max}$	$Risk_{\min}$	$Risk_{sp}$	$Risk_{tot}$
0,0014	0,0031	0,9955	–9,50	2,45	3,31	16,54	0,00	0,01	0,01
0,4553	0,0410	0,5037	–6,84	9,15	12,37	31,56	0,38	2,24	2,62
0,5150	0,0600	0,4250	–6,42	10,22	13,83	34,10	0,55	4,68	5,23
0,5379	0,0916	0,3705	–6,14	10,97	14,84	36,05	0,71	7,13	7,84
0,6931	0,0015	0,3054	–5,74	11,84	16,02	37,04	0,95	9,50	10,45
0,7305	0,0035	0,2660	–5,52	12,37	16,74	38,24	1,17	11,89	13,06
0,5315	0,2077	0,2608	–5,60	12,48	16,89	40,53	1,17	14,50	15,67
0,8127	0,0054	0,1819	–5,06	13,52	18,29	40,76	0,00	18,28	18,28
0,8383	0,0085	0,1532	–4,91	13,91	18,82	41,64	0,00	20,89	20,89

Як видно з табл. 5, у міру збільшення обсягів інвестицій у металургійний напрям діяльності ступінь ризику портфеля зростає, разом із яким зростає і ефективність портфеля. Графічне відображення співвідношення ризик/ефективність інвестиційного портфеля групи компаній «Донецьксталь» представлено на рис. 4.

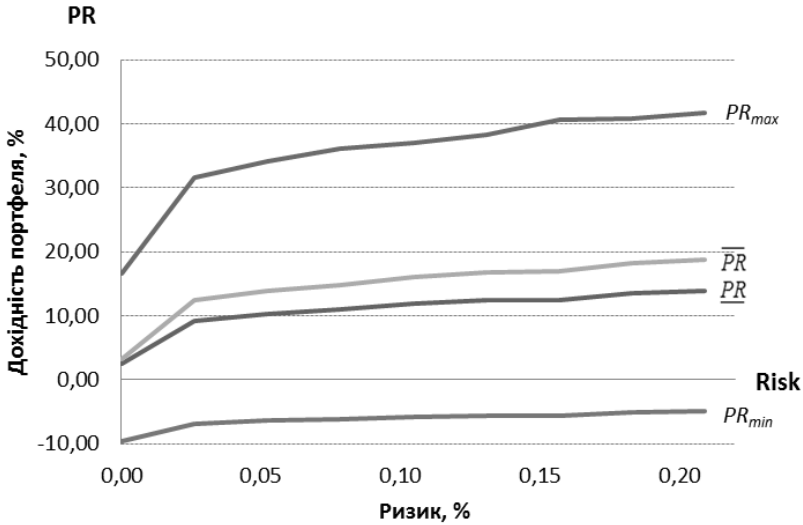


Рис. 4. Ефективна межа диверсифікації групи компаній «Донецьксталь» згідно з авторською моделлю

На рис. 4 представлено ефективну межу для даного інвестиційного портфеля групи «Донецьксталь» для прийнятного ступеня ризику (коли ризик менший за 20 %). При цьому максимальний ризик даного інвестиційного портфеля групи «Донецьксталь» може досягати близько 72,65 %.

Таким чином, оптимальною структурою інвестиційного портфеля групи компаній «Донецьксталь» є 0,5379 (металургійний напрям), 0,0916 (машинобудівельний напрям), 0,3705 (харчовий напрям). Це означає, що інвестиції в розвиток основних напрямів діяльності для заданого рівня ризику (7,84 %) слід розподілити наступним чином: у металургійний напрям діяльності — 1 467 066 тис. грн, у машинобудівельний — 249830 тис. грн, та в харчовий — 1 010 500 тис. грн. Ефективність такого інвестиційного портфеля буде описуватися нечітким числом трапезоїдного виду з параметрами $(-6{,}14; 10{,}97; 14{,}84; 36{,}05)$. Гранична межа дохідності залишається тим же нечітким числом трикутного виду з параметрами $(16{,}0; 18{,}0; 30{,}0)$.

$$PR_{\min} = -4{,}07 \cdot 0{,}54 - 4{,}58 \cdot 0{,}09 - 9{,}52 \cdot 0{,}37 = -6{,}14;$$
$$\underline{PR} = 15{,}99 \cdot 0{,}54 + 16{,}17 \cdot 0{,}09 + 2{,}38 \cdot 0{,}37 = 10{,}97;$$
$$\overline{PR} = 21{,}64 \cdot 0{,}54 + 21{,}87 \cdot 0{,}09 + 3{,}23 \cdot 0{,}37 = 14{,}84;$$
$$PR_{\max} = 46{,}11 \cdot 0{,}54 + 56{,}59 \cdot 0{,}09 + 16{,}37 \cdot 0{,}37 = 36{,}05.$$

Відповідно до отриманих розрахунків, функція належності, яка описує сукупну ефективність операційного інвестованого капіталу оптимального портфеля групи компаній «Донецьксталь», прийме вигляд:

$$\mu(PR) = \begin{cases} 0 & при \quad PR \le -6{,}14; \\ \dfrac{PR + 6{,}14}{17{,}11} & при \quad -6{,}14 < PR < 10{,}97; \\ 1 & при \quad 10{,}97 \le PR \le 14{,}84; \\ \dfrac{36{,}05 - PR}{21{,}21} & при \quad 14{,}84 < PR \le 36{,}05; \\ 0 & при \quad 36{,}05 < PR. \end{cases} \tag{26}$$

Функція належності граничної умови ефективності виглядатиме так:

$$\mu(G) = \begin{cases} 0 & при \quad G \le 16{,}0; \\ \dfrac{G - 16{,}0}{2{,}0} & при \quad 16{,}0 < G < 18{,}0; \\ 1 & при \quad G = 18{,}0; \\ \dfrac{30{,}0 - G}{12{,}0} & при \quad 18{,}0 < G \le 30{,}0; \\ 0 & при \quad 30{,}0 < G. \end{cases} \tag{27}$$

Графічне зображення даних нечітких чисел сукупної ефективності операційного інвестованого капіталу (PR) та граничної умови ефективності (G) оптимального портфеля групи компаній «Донецьксталь» представлено на рис. 5.

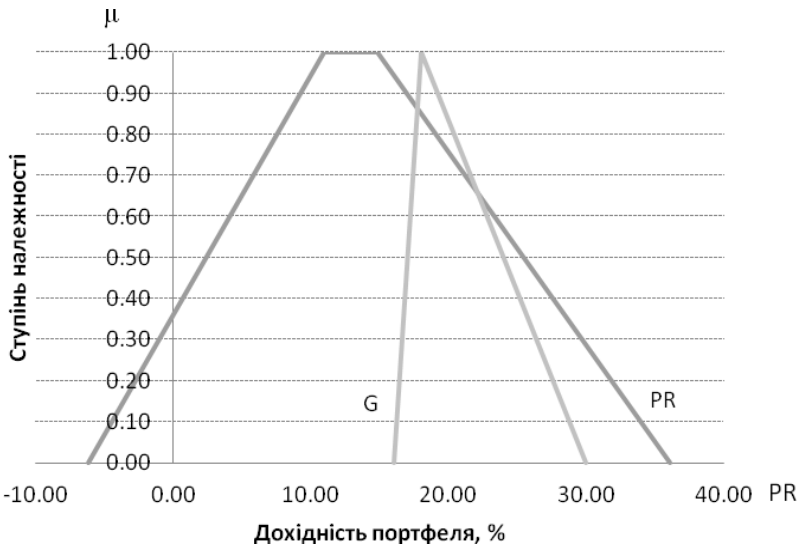


Рис. 5. Дані розрахункового прикладу для оптимального інвестиційного портфеля групи «Донецьксталь»

Для даного співвідношення нечітких чисел PR і G функція $\varphi_i(\alpha)$ існує на двох інтервалах — $G_1 > \overline{PR}$ у межах випадку $PR_1 \le G_1 < G_2 \le PR_2$ при $\alpha \in [0;\alpha_0]$ та на $G_1 > \overline{PR}$ у межах випадку $PR_1 \le G_1 \le PR_2 \le G_2$ при $\alpha \in [\alpha_0;\alpha_1]$. Функція $\gamma(\alpha)$ існує також на двох інтервалах — $G_1 > \underline{PR}$ у межах випадку $PR_1 \le G_1 < G_2 \le PR_2$ при $\alpha \in [0;\alpha_0]$ та на $G_1 > \underline{PR}$ у межах випадку $PR_1 \le G_1 \le PR_2 \le G_2$ при $\alpha \in [\alpha_0;\alpha_1]$.

Перш ніж застосувати відповідні формули для розрахунку ступеня ризику, необхідно визначити α_0 та α_1. Прирівнявши функції μ_{PR} та μ_G на відповідних інтервалах, отримаємо такий результат:

$$\alpha_0 = 0{,}6568 \text{ при } PR = G = 22{,}12\ \%;$$
$$\alpha_1 = 0{,}8638 \text{ при } PR = G = 17{,}73\ \%.$$

Наведені вище результати обчислень вказують на те, що функції належності μ_{PR} та μ_G мають дві спільні точки, які роз-

бивають область значень цих функцій на три інтервали: $[0; 0{,}6568] \cup (0{,}6568; 0{,}8638] \cup (0{,}8638; 1]$, що дає змогу розрахувати параметри ефективності і граничної умови ефективності шляхом підстановки відповідних середньоінтервальних значень функції належності μ_{PR} або μ_G у формули (26)—(27) і отримати такі значення (табл. 6).

Таблиця 6

ВИХІДНІ ДАНІ ДЛЯ ОБЧИСЛЕНЬ ІНВЕСТИЦІЙНИХ ОЧІКУВАНЬ РИЗИКУ ОПТИМАЛЬНОГО ІНВЕСТИЦІЙНОГО ПОРТФЕЛЯ ГРУПИ КОМПАНІЙ «ДОНЕЦЬКСТАЛЬ»

$\bar{\alpha}$	$\alpha \in$	PR_1	PR_2	G_1	G_2
0,3284	$[0; 0{,}6568]$	–0,52	29,08	16,66	26,06
0,7603	$(0{,}6568; 0{,}8638]$	6,87	19,92	17,52	20,88

На основі отриманих в табл. 6 даних можна розрахувати інвестиційні очікування негативного ризику інвестиційного портфеля групи компаній «Донецьксталь». Розрахуємо інвестиційні очікування негативного ризику портфеля на інтервалі $\alpha \in [0; 0{,}6568]$:

$$\varphi_6(\bar{\alpha}) = \frac{1}{(G_2 - G_1)(PR_2 - PR_1)};$$

$$\varphi_6(0{,}3284) = \frac{1}{(26{,}06 - 16{,}66)(29{,}08 + 0{,}52)} = 0{,}0036.$$

Проведемо аналогічні розрахунки інвестиційних очікувань негативного ризику портфеля на інтервалі $\alpha \in (0{,}6568; 0{,}8638]$:

$$\varphi_9(\bar{\alpha}) = \frac{1}{(G_2 - G_1)(PR_2 - PR_1)};$$

$$\varphi_9(0{,}7603) = \frac{1}{(20{,}88 - 17{,}52)(19{,}92 - 6{,}88)} = 0{,}0228.$$

Розрахуємо розмір «негативного» ризику інвестиційного портфеля групи компаній «Донецьксталь» на інтервалі $\alpha \in [0; 0{,}6568]$:

$$\int_{0}^{0,6568} \varphi_6(\alpha)\partial\alpha = \int_{0}^{0,6568} \left(\frac{1}{(G_2 - G_1)(\overline{PR} - PR_1)} \right) \partial\alpha = 0,6568.$$

Розрахуємо розмір негативного ризику інвестиційного портфеля на інтервалі $\alpha \in (0,6568; 0,8638]$:

$$\int_{0,6568}^{0,8638} \varphi_9(\alpha)\partial\alpha = \int_{0,6568}^{0,8638} \left(\frac{1}{(G_2 - G_1)(\overline{PR} - PR_1)} \right) \partial\alpha = 0,2070.$$

На основі отриманих значень знайдемо зважений «негативний» ризик інвестиційного портфеля групи компаній «Донецьксталь» на інтервалі $\alpha \in [0; 0,6568] \cup (0,6568; 0,8638]$:

$$Risk_{\min} = \varphi_6(\overline{\alpha}) \cdot \int_{0}^{0,6568} \varphi_6(\alpha) + \varphi_9(\overline{\alpha}) \cdot \int_{0,6568}^{0,8638} \varphi_9(\alpha) =$$

$$= 0,0036 \cdot 0,6568 + 0,0228 \cdot 0,2070 = 0,0071.$$

Аналогічно можемо обчислити інвестиційні очікування «позитивного» ризику портфеля групи компаній «Донецьксталь». Зокрема, інвестиційні очікування негативного ризику на інтервалі $\alpha \in [0; 0,6568]$ розрахуємо таким чином:

$$\gamma_6(\overline{\alpha}) = \frac{(PR_2 - G_1) + (PR_2 - G_2)}{2(PR_2 - PR_1)};$$

$$\gamma(0,3284) = \frac{(29,08 - 16,66) + (29,08 - 26,06)}{2(29,08 + 0,52)} = 0,2610.$$

Розрахуємо інвестиційні очікування негативного ризику портфеля на інтервалі $\alpha \in (0,6568; 0,8638]$:

$$\gamma_9(\overline{\alpha}) = \frac{(PR_2 - G_1)^2}{2(G_2 - G_1)(PR_2 - PR_1)};$$

$$\gamma_9(0,7603) = \frac{(19,92 - 17,52)^2}{2(20,88 - 17,52)(19,92 - 6,87)} = 0,0659.$$

Обчислимо розмір «позитивного» ризику інвестиційного портфеля на інтервалі $\alpha \in [0;\ 0{,}6568]$:

$$\int_{0}^{0{,}6568} \gamma_6(\alpha)\partial\alpha = \int_{0}^{0{,}6568} \left(\frac{(PR_2 - G_1) + (PR_2 - G_2)}{2(PR_2 - G_1)(PR_2 - \underline{PR})} (G_2 - G_1) \right) \partial\alpha = 0{,}2681.$$

Обчислимо розмір «позитивного» ризику інвестиційного портфеля на інтервалі $\alpha \in (0{,}6568;\ 0{,}8638]$:

$$\int_{0{,}6568}^{0{,}8638} \gamma_9(\alpha)\partial\alpha = \int_{0{,}6568}^{0{,}8638} \left(\frac{(PR_2 - G_1)^2}{2(G_2 - G_1)(PR_2 - \underline{PR})} \right) \partial\alpha = 0{,}0203.$$

Зважений позитивний ризик інвестиційного портфеля на інтервалі $\alpha \in [0;\ 0{,}6568] \cup (0{,}6568;\ 0{,}8638]$ знайдемо таким чином:

$$Risk_{\max} = \gamma_6(\overline{\alpha}) \cdot \int_{0}^{0{,}6568} \gamma_6(\alpha)\partial\alpha + \gamma_9(\overline{\alpha}) \cdot \int_{0{,}6568}^{0{,}8638} \gamma_9(\alpha)\partial\alpha =$$

$$= 0{,}2610 \cdot 0{,}2681 + 0{,}0659 \cdot 0{,}0203 = 0{,}0713.$$

Тоді загальний ризик інвестиційного портфеля можна знайти як просту суму зваженого негативного і позитивного ризику:

$$Risk_{tot} = Risk_{\min} + Risk_{\max} = 0{,}0071 + 0{,}0713 = 0{,}0784.$$

Отже, загальний ризик інвестиційного портфеля групи компаній «Донецьксталь», відповідно до встановлених цільових орієнтирів, складає 7,84 %.

Висновки. Часто інвестору доводиться приймати рішення на основі неповних або не зовсім достовірних даних щодо інвестиційного портфеля, починаючи від дохідності капіталовкладень і закінчуючи обсягами та тривалістю самих інвестицій. Як правило, для розрахунків таких показників використовують не стільки реальні дані, зазначені у відповідних договорах, скільки очікувані значення, отримані шляхом техніко-економічного аналізу проекту або експертним шляхом. Така неоднозначність вихідних даних і, як наслідок, результатів, отриманих на їх основі, перш за все пов’язана з тривалим часовим горизонтом реалізації інвести-

ційного портфеля та множинністю факторів впливу на кінцевий результат.

В таких умовах ефективним інструментарієм оцінки ризику, що здатний враховувати невизначеність, виступає апарат нечітких множин, на основі якого в цій статті була побудована економіко-математична модель оптимізації інвестиційного портфеля групи компаній. Особливістю авторської моделі є врахування позитивного ризику інвестиційного портфеля групи компаній, який може виникати у разі перевищення його прибутковості над граничною умовою ефективності. Причому загальна оцінка ризику здійснюється на основі зважування негативної та позитивної компонент ризику інвестиційного портфеля на відповідні інвестиційні очікування.

Розроблена у цій статті модель була застосована для оптимізації трьохкомпонентного інвестиційного портфеля групи компаній «Донецьксталь». Використання розробленої в цій статті моделі надає можливість керівнику диверсифікованої групи компаній приймати ефективніші інвестиційні рішення з урахуванням невизначеності бізнес-середовища.

Література

1. *Абдулаева З. И.* Разработка методов управления рисками инновационной деятельности : дис. … кандидата экономических наук: 08.00.05 / Абдулаева Зинаида Игоревна.— Санкт-Петербург, 2013. — 200 с.

2. *Алтунин А. Е.* Модели и алгоритмы принятия решений в нечетких условиях / А. Е. Алтунин, М. В. Семухин. — Тюмень : Изд-во ТГУ, 2000. — 352 с.

3. *Аньшин В. М.* Применение теории нечётких множеств к задаче формирования портфеля проектов / В. М. Аньшин, И. В. Демкин, И. Н. Царьков, И.М. Никонов // Проблемы анализа риска. — 2008. — № 3. — Т. 5. — С. 8—21.

4. *Виленский П. Л.* Оценка эффективности инвестиционных проектов. Теория и практика: Учеб. пособие. — 2-е изд. перераб. и доп. / П. Л. Виленский, В. Н. Лившиц, С. А. Смоляк. — М. : Дело, 2002. — 888 с.

5. *Вільямсон О. Е.* Економічні інституції капіталізму: фірми, маркетинг, укладання контрактів / О. Вільямсон [пер. з англ. А. Олійник]. — К. : Вид-во АртЕк, 2001. — 457 с.

6. *Дерев'янко П. М.* Оценка риска неэффективности инвестиционного проекта с позиций теории нечетких множеств / П. М. Деревянко // Труды VII Международной конференции «Мягкие вычисления и измерения (SCM'2004)». —— СПб. : Изд-во ЛЭТИ, 2004. — С. 167—171.

7. *Дилигенский Н. В.* Нечеткое моделирование и многокритериальная оптимизация производственных систем в условиях неопределенности: технология, экономика, экология / Н. В. Дилигенский, Л. Г. Дымова, П. В. Севастьянов. — М. : Изд-во «Машиностроение-1», 2004. — 397 с.

8. *Добряк В. С.* Моделирование структуры портфеля проектов в условиях неопределенности / В. С. Добряк, М. С. Мазорчук, Н. С. Бакуменко // Радіоелектронні і комп'ютерні системи. — 2008. — № 4 (31). — С. 101—105.

9. *Забардаст А.* Оценка риска инвестиционного проекта на основе нечетких чисел / А. Забардаст, Б.А.Р. Далалиан // Вектор науки ТГУ. Серия: «Экономика и управление». — 2011. — № 1 (4). — С. 16 — 20.

10. *Забардаст А.* Оценка степени риска инвестиций с нечеткой эффективностью / А. Забардаст // Вектор науки ТГУ. Серия «Экономика и управление». — 2011. — № 2 (5). — С. 16 — 20.

11. *Зайченко Ю.* Анализ и сравнение результатов оптимизации инвестиционного портфеля при применении модели Марковица и нечетко-множественного метода / Ю. Зайченко, М. Есфандиярфард // Proceedings of the XIII-th International Conference «Knowledge-Dialogue-Solution», Varna, 2007. — № 1. — С. 278—287.

12. *Касянчук Т. В.* Оцінка ступеня ризику інвестиційного портфеля диверсифікованої групи на основі м'яких обчислень / Т. В. Касянчук // Актуальні проблеми економіки. — 2015. — № 1 (163). — С. 475—482.

13. *Коцюба О. С.* Кількісна оцінка господарського ризику в контексті нечітко-множинного моделювання / О. С. Коцюба. — К. : КНЕУ, 2006. — 23 с. — Деп. в ДНТБ України 27.03.06. — № 24. — Ук 06.

14. *Коцюба О. С.* Моделювання ризику інвестиційної діяльності / О.С. Коцюба // Фінанси України. —2004. — № 7. — С. 56—67.

15. *Коцюба О. С.* Вимірювання господарського ризику в межах бюджетування діяльності підприємства / О. С. Коцюба // Стратегія економічного розвитку України. — 2013. — № 32. — С. 209—216.

16. *Недосекин А. О.* Методологические основы моделирования финансовой деятельности с использованием нечетко-множественных описаний: дис. ... доктора экон. наук: 08.00.13 / Недосекин Алексей Олегович. — Санкт-Петербург, 2003. — 302 с.

17. *Недосекин А. О.* Монотонные фондовые портфели и их оптимизация / А. О. Недосекин, Г. Л. Бекларян // Аудит и финансовый анализ. — 2002. — № 2. — С. 205—209.

18. *Недосекин А. О.* Новый показатель оценки риска инвестиций [Електронний ресурс] / А. О. Недосекин, К. І. Воронов. — Режим доступу: http://www.aup.ru/articles/investment/4.htm.

19. *Недосекин А. О.* Оптимизация бизнес-портфеля корпорации [Електронний ресурс] / А. О. Недосекин. — Режим доступу : http://sedok.narod.ru/s_files/2003/Art_070303.doc.

20. *Недосекин А. О.* Оптимизация модельных фондовых портфелей в условиях существенной неопределенности / А. О. Недосекин, А. С. Харитонов // Аудит и финансовый анализ. — 2002. — № 1. — С. 179—192.

21. *Недосекин А. О.* Оптимизация фондового портфеля с использованием нечетко-множественных описаний [Електронний ресурс] / А. О. Недосекин. — Режим доступу : http://sedok.narod.ru/s_files/2003/D_060303.zip.

22. *Недосекин А. О.* Оптимизация фондовых портфелей с использованием нечетко-множественных описаний [Електронний ресурс] / А. О. Недосекин. — Режим доступу : http://www.mirkin.ru/_docs/articles03-060.pdf.

23. *Недосекин О. А.* Оценка риска на основе нечетких данных: Монография [Електронний ресурс] / А. О. Недосекин. — Режим доступу : http://www.ifel.ru/content/docs/an_books/Book4.pdf.

24. *Недосекин А. О.* Простейшая оценка риска инвестиционного проекта / А. О. Недосекин // Современные аспекты экономики. — 2002. — № 11. — С. 38—45.

25. *Недосекин А. О.* Риск-функция инвестиционного проекта [Електронний ресурс] / А. О. Недосекин. — Режим доступу : http sedok.narod.ru/s_files/Art260503.doc.

26. Природа фирмы: К 50-летию выхода в свет работы Р. Коуза «Природа фирмы» / [под ред. О. И. Уильямсона и С.Дж. Уинтера; пер. с англ. под ред. В. Г. Гребенникова]. — М. : Дело, 2001. — 360 с.

27. *Савчук В. П.* Бюджет капитала и финансовое обоснование инвестиционного проекта / В. П. Савчук. — Киев, 2004. — 236 с.

28. *Савчук Т. В.* Інвестований капітал: види та порядок розрахунку на підставі даних фінансової звітності / Т. В. Савчук // Економіка і регіон. — 2010. — № 1 (24). — С. 179—185.

29. *Севастьянов П. В.* Невероятностная концепция риска в оптимизации портфеля / П. В. Севастьянов, Л. Г. Дымова // Вестник IFEL Rus: Банки и Риски. — 2007. — № 4. — С. 9—10.

30. *Смирнов А. В.* Использование математических методов для управления инвестиционным портфелем с учетом различных экономических ситуаций / А. В. Смирнов // Науковий вісник Одеського державного економічного університету. — 2009. — № 17 (95). — С. 8—25.

31. *Тищук Т. А.* Економіко-математичне моделювання процесів управління проектами на основі теорії нечітких множин: автореф. дис. на здобуття наук. ступеня канд. екон. наук: спец. 08.03.02 «Економіко-математичне моделювання» / Т. А. Тищук. — Донецьк, 2001. — 21 с.

32. *Уильямсон О. И.* Вертикальная интеграция производства: соображения по поводу неудач рынка. Вехи экономической мысли. Т.1. Теория потребительского поведения и спроса / О. И. Уильямсон; [под. ред. Гальперина]. — СПб.: Экономическая школа, 1999. — 380 с.

33. *Coase R. H.* The nature of the firm / R. H. Coase // Economica, New Series. — 1937. — № 4 (16). — P. 386—405.

34. *Duffie D.* An Overview of Value at Risk / D. Duffie, J. Pan // Journal of Derivatives. — 1997. — № 4 (3). — P. 7—49.

35. *Duffie D.* Transform Analysis and Option Pricing for Affine Jump-Diffusions / D. Duffie, J. Pan, K.J. Singleton // Stanford University working paper. — 2000. — № 68 (6). — P. 1343—1376.

36. *Fama E.F.* Common Risk Factors in the Returns on Stocks and Bonds / E. F. Fama, K. R. French // Journal of Financial Economics. — 1992. — № 33. — P. 3—56.

37. *Fama E. F.* Size, Value, and Momentum in Internation Stock Returns / E. F. Fama, K. R. French // Journal of Financial Economics. — 2012. — № 105. - P. 457—472.

38. *Klein B.* Vertical integration, appropriable rents, and the competitive contracting process / B. Klein, R. G. Crawford, A. A. Alchian // Journal of Law and Economics. — 1978. — № 21 (2). — P. 297—326.

39. *Markowitz H.M.* Portfolio Selection / H. M. Markowitz // The Journal of Finance. — 1952. — № 7(1). — P. 77—91.

40. *Markowitz H. M.* Portfolio Selection: Efficient Diversification of Investments / H.M. Markowitz. — New York: John Wiley&Sons, Inc., 1959. — 344 p.

41. *Markowitz H. M.* Mean-Variance Analysis in Portfolio Choice and Capital Markets / H. M. Markowitz. — Oxford, UK: Basil Blackwell Ltd., 1987.

42. *Sharpe W. F.* Capital asset prices: A theory of market equilibrium under conditions of risk / W. F. Sharpe // Journal of Finance. — 1964. — № 19 (3). — P. 425—442.

43. *Tobin J.* Liquidity preference as behavior towards risk / J. Tobin // The Review of Economic Studies. — 1958. — № 25. — P. 65—86.

References

1. Abdulayeva, Z. I. (2013). Razrabotka metodov upravleniya riskami innovatsionnoy deyatelnosti [Doctoral dissertation]. Retrieved from http://www.ifel.ru/library/29-fuzzyeconomics/139-2013-08-24-08-07-20.pdf [in Russian].

2. Altunin, A. Y., & Syemukhin, M. V. (2000). *Modeli & algoritmy prinyatiya resheniy v nechetkikh usloviyakh*. Tyumen, Russia: TSU [in Russian].

3. Anshin, V. M., Diomkin, I. V., Tsarkov, I. N., & Nikonov, I. M. (2008). Primyenyeniye teorii nechiotkikh mnozhestv k zadache formirovaniya portfelya proektov. *Problyemy analiza riska (Problems of Risk Analysis), 5*(3), 8—21 [in Russian].

4. Vilenskiy, P. L., Livshits, V. N., & Smolyak, S. A. (2002). *Otsenka effectivnosti investitsionnykh proektov. Teoriya i praktika*. Moscow: Delo [in Russian].

5. Williamson, O. E. (2001). *Economichni instytutsiyi capitalizmu: firmy, marketing, ukladannya kontraktiv*. Kyiv: ArtEk [in Ukrainian].

6. Dereviyanko, P. M. (2004, June 17—19). Otsenka riska neeffectivnosti investitsionnogo proekta s pozitsiy teorii nechiotkikh mnozhestv. *Trudy VII mezhdunarodnoy conferentsii «Myagkhiye vychisleniya i izmereniya (SCM'2004)» (Proceedings of VII International Conference «Soft Computing and Measurements (SCM'2004)»)*, 167—171 [in Russian].

7. Diligenskiy, N. V., Dymova, L. G., & Sevastiyanov, P. V. (2004). *Nechiotkoye modelirovaniye & mnogokriterialnaya optimizatsiya proizvodstvennykh system v usloviyakh neopredelionnosti: tekhnologiya, ekonomika, ekologiya*. Moscow: Mashinostroyeniye — 1 [in Russian].

8. Dobryak, V. S., Mazorchuk, M. S., & Bakumenko, N. S. (2008). Modelirovaniye struktury portfelya proektov v usloviyakh neopredelionnosti. *Radioelektronni & kompiyuterni systemy (Radioelectronic and Computer Systems), 4*(31), 101—105 [in Russian].

9. Zabardast, A., & Dalalian, B.A.R. (2011). Otsenka riska investitsionnogo proekta na osnove nechetkikh chisel. *Vektor nauki TGU. Seriya: «Ekonomika ta upravleniye» (Vector of Science of Togliatti State University. Series: Economics and Management), 1*(4), 16-20 [in Russian].

10. Zabardast, A. (2011). Otsenka stepeni riska investitsiy s nechetkoy effectivnostiyu. *Vektor nauki TGU. Seriya: «Ekonomika ta upravleniye» (Vector of Science of Togliatti State University. Series: Economics and Management), 2*(5), 16—20 [in Russian].

11. Zaychenko, Y., & Esfandiyarfard, M. (2007, June). Analiz i sravnenie rezultatov optimizatsii investitsionnogo portfelya pri primenenii modeli Markovitsa i nechetko-mnozhestvennogo metoda. *Proceedings of XIII-th International Conference «Knowledge-Dialogue-Solutions», 1*, 278—287 [in Russian].

12. Kasyanchuk, T. V. (2015). Otsinka stupenya ryzyku investitsiynogo portfelyu dyversyfikovanoyi grupy na osnovi miyakykh obchyslen. *Aktualni problemy ekonomiky (Actual Problems of Economics), 1*(163), 475—482 [in Ukrainian].

13. Kotsyuba, O. S. (2006, March 27). *Kilkisna otsinka gospodarskogo ryzyku v konteksti nechitko-mnozhynnogo modelyuvannya*. Kyiv: KNEU [in Ukrainian].

14. Kotsyuba, O. S. (2004). Modelyvannya ryzyku investytsiynoyi diyalnosti. *Finansy Ukrainy (Finance of Ukraine), 7*, 56—67 [in Ukrainian].

15. Kotsyuba, O. S. (2013). Vymiryuvannya gospodarskogo ryzyku v mezhakh byudzhetuvannya diyalnosti pidpryyemstva. *Strategiya ekonomichnogo rozvytku Ukrainy (Economic Development Strategy of Ukraine), 32*, 209—216 [in Ukrainian].

16. Nyedosekin, A. O. (2003). Metodologicheskiye osnovy modelirovaniya finansovoy deyatelnosti s ispolzovaniyem nechiotko-mnozhestvyennykh opisaniy [Doctoral dissertation]. Retrieved from http://www.mirkin.ru/_docs/doctor005.pdf [in Russian].

17. Nyedosekin, A. O., & Berklarian, G. L. (2002). Monotonnyye fondovyye portfeli i ikh optimizatsiya. *Audit ta finansovyy analiz (Audit and Financial Analysis), 2*, 205—209 [in Russian].

18. Nyedosekin, A. O., & Voronov, K. I. (1999). Novyy pokazatel otsenki riska investitsiy. Retrieved from http://www.aup.ru/articles/investment/4.htm [in Russian].

19. Nyedosekin, A. O. (2003). Optimizatsiya biznes-portfelya korporatsii. Retrieved from http://sedok.narod.ru/s_files/2003/Art_070303.doc [in Russian].

20. Nyedosekin, A. O., Kharitonov, A. S. (2002). Optimizatsiya modelnikh fondovykh portfeley v usloviyakh sushchestvennoy neopredelionnosti. *Audit ta finansovyy analiz (Audit and Financial Analysis), 1*, 179—192 [in Russian].

21. Nyedosekin, A. O. (2003, April 10). Optimizatsiya fondovogo portfelya s ispolzovaniyem nechiotko-mnozhestvyennykh opisaniy. Retrieved from http://sedok.narod.ru/s_files/2003/D_060303.zip [in Russian].

22. Nyedosekin, A. O. (2003). Optimizatsiya fondovykh portfeley s ispolzovaniyem nechiotko-mnozhestvyennykh opisaniy. Retrieved from http://www.mirkin.ru/_docs/articles03-060.pdf [in Russian].

23. Nyedosekin, A. O. (2004). Otsenka riska biznesa na osnove nechiotkikh dannykh. Retrieved from http://www.ifel.ru/content/docs/an_books/Book4.pdf [in Russian].

24. Nyedosekin, A. O. (2002). Prosteishaya otsenka riska investitsionnogo proekta. *Sovremennye aspekty ekonomiki (Modern Aspects of the Economics), 11*, 38—45 [in Russian].

25. Nyedosekin, A. O. (2003). Risk-functsiya investitsionnogo projecta. Retrieved from http sedok.narod.ru/s_files/Art260503.doc [in Russian].

26. Williamson, O. E., & Sidney, G. W. (Eds.). (2001). *Priroda firmy: K 50-letiyu vykhoda v svet raboty R. Kouza "Priroda firmy".* Moskva: Delo [in Russian].

27. Savchuk, P.V. (2004). *Byudzhet kapitala & finansovoye obosnovaniye investotsionnogo proekta*. Retrieved from http://www.cfin.ru/finanalysis/savchuk/index.shtml [in Russian].

28. Savchuk, T. V. (2010). Investovanyy capital: vydy ta poryadok rozrakhunku na pidstavi dannykh finansovoyi zvitnosti. *Economika ta region (Economy and region), 1*(24), 179-185 [in Ukrainian].

29. Sevastiyanov, P. V., & Dymova, L. G. (2007). Neveroyatnostnaya kontseptsiya riska v optimizatsii. *Vestnik IFEL Rus: Banki & Riski (Herald of IFEL Rus: Banks & Risks), 4*, 9—10. Retrieved from http://www.ifel.ru/br1/12.pdf [in Russian].

30. Smirnov, A. V. (2009). Ispolzovaniye matematicheskikh metodov dlya upravleniya investotsionnym portfelem s uchiotom razlichnykh ekonomicheskikh situatsiy. *Naukovyy visnyk Odes'kogo derzhavnogo ekonomichnogo universytetu (Scientific Herald of Odesa National University of Economics), 17*(95), 8—25 [in Russian].

31. Tyshchuk, T. A. (2001). Ekonomiko-matematychne modelyuvannya protsesiv upravlinnya proektamy na osnovi teoriyi nechitkykh mnozhyn [Abstracts of Doctoral dissertation]. Donetsk, Ukraine: DonNU [in Ukrainian].

32. Williamson, O. E. (1999). Vertikalnaya integratsiya proizvodstva: soobrazheniya po povodu neudatch rynka. Vekhi ekonomicheskoy mysli. In *Teoriya potrebitelskogo povedeniya & sprosa*, (Vol. 1). SPb, Russia: Ekonomicheskaya shkola [in Russian].

33. Coase, R.H. (1937). The nature of the firm. *Economica, New Series, 4*(16), 386—405.

34. Duffie, D., & Pan, J. (1997). An Overview of Value at Risk. *Journal of Derivatives, 4*(3), 7—49.

35. Duffie, D., Pan, J., & Singleton, K. J. (2000). Transform Analysis and Option Pricing for Affine Jump-Diffusions. *Stanford University working paper, 68*(6), 1343—1376.

36. Fama, E. F., & French, K. R. (1992). Common Risk Factors in the Returns on Stocks and Bonds. *Journal of Financial Economics, 33*, 3—56.

37. Fama, E. F., & French, K. R. (2012). Size, Value, and Momentum in Internation Stock Returns. *Journal of Financial Economics, 105*, 457—472.

38. Klein, B., Crawford, R. G., & Alchian, A. A. (1978). Vertical integration, appropriable rents, and the competitive contracting process. *Journal of Law and Economics, 21*(2), 297—326.

39. Markowitz, H. M. (1952). Portfolio Selection. *The Journal of Finance, 7*(1), 77—91.

40. Markowitz, H. M. (1959). *Portfolio Selection: Efficient Diversification of Investments*. New York: John Wiley&Sons, Inc.

41. Markowitz, H. M. (1987). *Mean-Variance Analysis in Portfolio Choice and Capital Markets*. Oxford, UK: Basil Blackwell Ltd.

42. Sharpe, W.F. (1964). Capital asset prices: A theory of market equilibrium under conditions of risk. *Journal of Finance, 19*(3), 425—442.

43. Tobin, J. (1958). Liquidity preference as behavior towards risk. *The Review of Economic Studies, 25*, 65—86.

Стаття надійшла до редакції 9.06.2015

УДК 004.622:519.86

БІННІНГ У НЕЙРОМЕРЕЖЕВИХ СКОРИНГОВИХ МОДЕЛЯХ

Ю. В. Коляда

Кандидат фізико-математичних наук, доцент,
доцент кафедри економіко-математичного моделювання

Державний вищий навчальний заклад «Київський національний економічний університет імені Вадима Гетьмана»
проспект Перемоги, 54/1, м. Київ, 03680, Україна
jukol48@ukr.net

В. А. Бондар

Бакалавр з економічної кібернетики

Державний вищий навчальний заклад «Київський національний економічний університет імені Вадима Гетьмана»
проспект Перемоги, 54/1, м. Київ, 03680, Україна
bondaravn@gmail.com

Стаття присвячена розробці методологічного підходу до категоризації вхідних показників економіко-математичних моделей оцінювання кредитоспроможності позичальників комерційних банків. Основою математичного інструментарію обрано нейронну мережу типу багатошаровий персептрон. Об'єктом дослідження є процес категоризації пояснюючих змінних скорингових моделей. Предметом дослідження є сукупність методів категоризації та способів оцінки їх впливу на точність моделі оцінювання ймовірності невиконання умов договору позичальником. У результаті проведених експериментальних досліджень у рамках запропонованого методологічного підходу було обґрунтовано здійснювати оптимізацію розбиття на категорії вхідних змінних моделі за рахунок максимізації значення коефіцієнта Джині як показника адекватності скорингових моделей. Було отримано висновок, що зниження показника інформаційної значущості не завжди виступає індикатором погіршення якості класифікатора. У статті також був розширений список рекомендацій щодо проведення біннінгу, який може бути використаний для побудови більш точних моделей оцінювання кредитоспроможності позичальників комерційних банків.

Ключові слова: *вагомість ознаки (WOE), інформаційна значущість (IV), біннінг, скорингова модель, нейронна мережа.*

© Ю. В. Коляда,
В. А. Бондар, 2016

БИННИНГ В НЕЙРОСЕТЕВЫХ СКОРИНГОВЫХ МОДЕЛЯХ

Ю. В. Коляда

Кандидат физико-математических наук, доцент,
доцент кафедры экономико-математического моделирования

Государственное высшее учебное заведение «Киевский национальный экономический университет имени Вадима Гетьмана»
проспект Победы, 54/1, г. Киев, 03680, Украина
jukol48@ukr.net

В. А. Бондарь

Бакалавр по экономической кибернетике

Государственное высшее учебное заведение «Киевский национальный экономический университет имени Вадима Гетьмана»
проспект Победы, 54/1, г. Киев, 03680, Украина
bondaravn@gmail.com

Статья посвящена разработке методологического подхода категоризации входных переменных экономико-математических моделей оценки кредитоспособности заемщиков коммерческих банков. Основой математического инструментария выбрана нейронная сеть типа многослойный персептрон. Объектом исследования является процесс категоризации влияющих факторов скоринговых моделей. Предметом исследования является совокупность методов категоризации и способов оценки их влияния на точность модели расчета вероятности невыполнения условий договора заемщиком. В результате проведенных экспериментальных исследований в рамках предложенного методологического подхода было обосновано проведение оптимизации разбиения на категории входных переменных модели за счет максимизации значения коэффициента Джини как показателя адекватности скоринговых моделей. Было получено заключение, что снижение показателя информационной значимости не всегда выступает индикатором ухудшения точности классификатора. В статье также был расширен список рекомендаций по проведению биннинга, который может быть использован для построения более эффективных моделей оценки кредитоспособности заемщиков коммерческих банков.

Ключевые слова: *весомость признака (WOE), информационная значимость (IV), биннинг, скоринговая модель, нейронная сеть.*

BINNING IN NEURAL NETWORK SCORING MODELS

Yuriy Kolada

PhD (Physical and Mathematical Sciences), Docent,
Associate Professor of 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
jukol48@ukr.net

Volodymyr Bondar

Bachelor's Degree in Economic Cybernetics,
Master 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
bondaravn@gmail.com

The article is devoted to developing methodological approach of categorizing the input variables of economic and mathematical models of evaluating of creditworthiness of commercial banks' borrowers. The basis of mathematical tools was chosen neural network of type of multilayer perceptron. The object of study is the process of categorizing explanatory variables of scoring models. The subject of study is a set of methods of categorizing and approaches to evaluate their impact on the efficiency of the model of estimation of probability of borrower's default under the contract. As a result of experimental studies within the confines of the proposed methodological approach it was decided to optimize the input variables partitioning into categories by maximizing the Gini coefficient as a measure of the adequacy of scoring models. A conclusion that a drop in the information value does not always act as an indicator of the deterioration of the classifier was obtained. In this article it has been expanded a list of recommendations for binning that may be used to build more accurate models of evaluating the creditworthiness of borrowers of commercial banks.

Keywords: *weight of evidence (WOE), information value (IV), binning, scoring model, neural network.*

JEL Classification: C13, C45, C52, C99, G21

Постановка проблеми

Проведення адекватного оцінювання кредитоспроможності клієнтів банківських організацій є актуальною задачею як для вітчизняних, так і закордонних фінансових структур. Така потреба супроводжується активним пошуком закономірностей підвищення ефективності скорингових моделей, які на основі попередніх спостережень щодо особливостей позичальника прогнозують імовірність його дефолту за зобов'язаннями.

Проблемною ділянкою побудови моделі оцінки кредитоспроможності позичальника є процедура поділу діапазону кожної кількісної пояснюючої змінної на категорії за проявом впливу на надійність угод. Ця процедура дозволяє підвищити робастність моделі (її стійкість до викидів і похибок у даних) та одночасно її адекватність, адже об'єднання дискретних значень змінних у категорії дозволяє виключити негативний вплив екстремальних числових значень (випадковість, неточна розмірність, пропущені дані), замінюючи їх оцінками систематичного впливу категорії на вихідні результати. Процес категоризації вхідних змінних (або перетворення кількісних змінних у категорії) у скорингу ще називається біннінгом (англ. binning) [1].

Застосування у скорингу логістичних регресій або інших нелінійних моделей ускладнює аналіз впливу біннінгу на адекватність класифікації позичальників і, відповідно, потребує спеціального дослідження з розробки алгоритму визначення оптимальної кількості та діапазонів кожної з категорій кількісних вхідних змінних.

Аналіз останніх джерел і публікацій

Загальноприйнятим правилом у літературі є те, що кожна категорія має об'єднувати значення показника з однаковими властивостями відносно їх впливу на кредитоспроможність клієнта. Даному питанню була присвячена низка вітчизняних і закордонних публікацій, короткий аналіз яких подається нижче.

У статті А. С. Сорокіна [1] описано процес побудови скорингової моделі, починаючи з поділу даних на тестову та навчальну вибірки, та закінчуючи оцінкою параметрів логістичної регресії. Також детально описується процедура біннінгу кількісних змінних на основі розрахунку інформаційної значущості змінної та

показника вагомості ознаки. Під час поділу змінних на категорії А. С. Сорокін керується:

- максимізацією показника інформаційної значущості як критерію оптимальності біннінгу;
- об'єднання категорій з близьким значенням вагомості ознаки для посилення тенденції їх зростання або спадання;
- обмеженням максимальної кількості категорій до 50;
- потребою в забезпеченні суттєвої відмінності у різних групах часток ненадійних позичальників та *WOE*;
- необхідністю розбиття значень показників на категорії, які б забезпечували зростаючий або спадаючий тренд *WOE* при переході від однієї категорії до іншої.

Доцільність забезпечення суттєвої різниці *WOE* при переході від однієї категорії до іншої також було доведено у джерелі [2], де Дж. Херманом проаналізовано три способи біннінгу:

- формування меж категорій як відрізків з однаковою довжиною на діапазоні вхідних даних;
- поділ на категорії з однаковою кількістю прикладів;
- посилення різниці значень *WOE* між сусідніми категоріями.

Компанія FICO [3] зауважує, що встановити вичерпну процедуру оптимального біннінгу неможливо, адже це є питанням «мистецтва та науки», але при цьому надає ряд рекомендацій для проведення ефективного розподілу змінної на категорії:

- кожна категорія має вміщувати достатньо значень, аби погасити вплив екстремальних показників та шуму в вибірці;
- кожна категорія має вміщувати лише значення, спільні за мірою впливу на результуючу змінну;
- абсолютні значення інформаційної значущості змінної несуть мінімальне смислове навантаження і мають використовуватися лише для порівняння.

У роботі [4] Н. Сіддікі пропонує класичні рекомендації щодо проведення біннінгу:

- пропущені значення показника мають входити в окрему категорію;
- кожна категорія не може містити менше, ніж 5 % вибірки;
- кількість надійних чи ненадійних угод у категорії не мають дорівнювати 0.

У роботі Н. Б. Палкіна [5] була досліджена проблема оптимального квантування для підвищення точності бінарних класифікаторів (операція укрупнення вже раніше утворених категорій).

У процесі проведення експерименту ним було підвищено точність класифікатора при значній втраті інформаційної значущості змінних. Такий результат обумовлює потребу в перевірці ролі показника інформаційної значущості як критерію класифікації пояснюючих змінних.

А. В. Матвійчук у монографії [6] висвітлив процес категоризації шляхом переведення кількісних змінних у нечіткі множини. Проте представлений інструментарій нечіткої логіки потребує застосування надто малої кількості нечітких множин для кожної змінної та не передбачає встановлення вагомості кожної окремої змінної чи її нечітких множин.

Попри те, що у публікаціях [1—5] алгоритм біннінгу був детально описаний і прокоментований, принципи розбиття кількісних змінних на категорії у цих роботах є надто відмінними між собою. Так, різняться рекомендації щодо: розмірів та кількості категорій, правил їх об'єднання, доцільності застосування показника інформаційної значущості тощо. Тому виникає потреба у перевірці адекватності розроблених методів біннінгу, їх доповненні та розвитку, пошуку нових індикаторів якості проведення цього процесу, перевірки правил біннінгу та перегляду ролі показника інформаційної значущості змінних. Це зумовлює актуальність даного дослідження та доцільність розробки методологічного підходу до категоризації пояснюючих змінних економіко-математичних моделей аналізу кредитоспроможності позичальника з метою підвищення їх точності та адекватності.

Мета і завдання дослідження

Метою дослідження є розробка методологічного підходу щодо проведення ефективної категоризації кількісних змінних у процесі побудови скорингових моделей.

Досягнення поставленої мети потребує вирішення таких завдань: сформулювати гіпотези щодо оптимального поділу діапазону значень кількісних змінних на основі узагальнення світового досвіду з проведення біннінгу; алгоритмізувати процеси поділу значень кількісних змінних на категорії відповідно до висунутих гіпотез, а також побудови скорингових моделей для різних варіантів біннінгу вхідних даних; систематизувати результати експериментальних досліджень із обґрунтуванням відповідних висновків і рекомендацій.

Виклад основного матеріалу

Як уже зазначалось, процедура біннінгу застосовується в процесі розробки скорингових моделей і реалізує трансформацію всього різноманіття значень пояснюючої кількісної змінної до обмеженої кількості категорій, узагальнюючи вплив вхідних даних на результат моделі. Крім цього даний процес дозволяє [2]:

1) включити у модель пропущені значення змінних (оскільки часто у базах даних кредитних організацій різні позичальники характеризуються різними показниками, то без цієї властивості доводиться або відкидати спостереження, або видаляти пояснюючі змінні, що суттєво звужує застосовність моделі);
2) виключити вплив екстремальних викидів на якість моделі;
3) привести всі вхідні змінні до однієї розмірності.

У процесі переведення кількісних значень показників у категоріальну форму в сучасному скорингу застосовується показник вагомості ознаки *WOE* (weight of evidence), який розраховується для кожної категорії окремо:

$$WOE_i = \ln\left(\frac{d_i(1)}{d_i(2)}\right), \quad i = \overline{1,k}, \tag{1}$$

де $d_i(1)$ і $d_i(2)$ — відносні частоти ненадійних і надійних угод у вибірці, які відповідають *i*-й категорії, $i = \overline{1,k}$; k — число категорій змінної [1, с. 13].

Показник (1) дозволяє охарактеризувати міру впливу всіх значень змінної з певної категорії на ймовірність дефолту за зобов'язаннями.

Іншим важливим показником, що вказує на величину ефекту від біннінгу для прогнозування бінарної залежної змінної, є інформаційна значущість *IV* (information value) [1, с. 17]:

$$IV = \sum_{i=1}^{k} (d_i(1) - d_i(2)) \cdot WOE_i \ . \tag{2}$$

Причому

$$\sum_{i=e}^{g} (d_i(1) - d_i(2)) \cdot WOE_i \neq \left(d_j(1) - d_j(2)\right) \cdot WOE_j \ , \tag{3}$$

де j — новоутворена категорія змінної, що складається з усіх категорій між e та g, де $e, g \in [1,k]$, $\left(d_j = \sum_{i=e}^{g} d_i\right)$.

Вираз (3) вказує, що сума показника *IV* для кількох сусідніх категорій не дорівнює значенню даного показника для нової категорії після об'єднань цих сусідів. Нерівність (3) призводить до того, що пошук оптимальної кількості категорій для змінної не може бути задачею лінійного програмування, а, навпаки, вимагає комбінаторного перебору всіх можливих варіантів. Поставлена задача може бути розв'язана за допомогою порівняння результатів різних варіантів категоризації на основі проведення експерименту.

Оскільки не всі літературні джерела одностайні щодо ролі інформаційної значущості як критерію оптимальності категоризації вхідних даних, у даній роботі доцільно провести оцінювання якості біннінгу одночасно на основі виразу (2) та показника якості моделі в цілому. Існує багато способів оцінки якості моделі, однак, враховуючи бінарну форму вихідної змінної, застосуємо загальновживаний показник адекватності скорингових моделей — коефіцієнт Джині, за яким у тому числі зможемо оцінити ефективність біннінгу.

Значення Джині може бути розраховане як площа під кривою ROC (Receiver Operating Characteristic) на площині з абсцисою «1 — *Specificity*» та ординатою «*Sensitivity*», як представлено на рис. 1.

$$Sensitivity = \frac{TP}{TP + FN}, \tag{4}$$

$$Specificity = \frac{TN}{TN + FP}, \tag{5}$$

де *TP* — істинно позитивні випадки, *TN* — істинно негативні випадки, *FN* — помилка першого роду, *FP* — помилка другого роду [4, с. 49].

Що є позитивним випадком, а що негативним, залежить від конкретного завдання. Коли ми прогнозуємо ймовірність дефолту позичальника, то позитивним результатом буде клас «Позичальник ненадійний», негативним — «Позичальник надійний». Якби ми визначали ймовірність того, що позичальник надійний, то позитивним результатом був би клас «Позичальник надійний», і т. д.

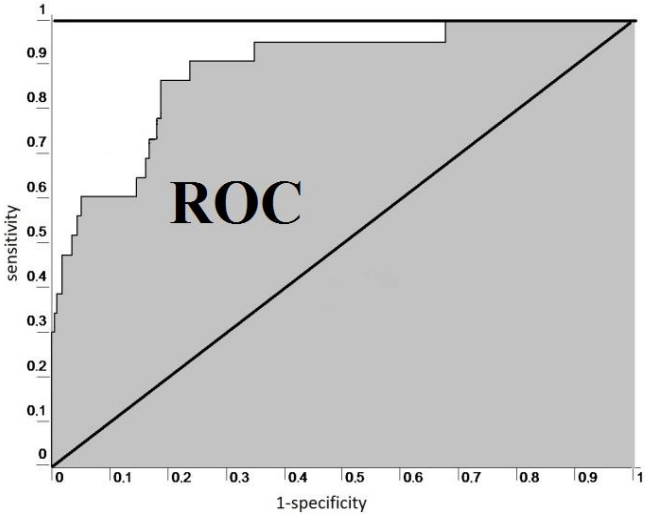


Рис. 1. Типовий вигляд ROC-кривої залежно від чутливості та специфічності

Коефіцієнт Джині розраховується за такою формулою:

$$Gini = \sum_{l=0}^{N-1} \left(Sensitivity(l+1) + Sensitivity(l) \right) \times \\ \times \left(Specificity(l) - Specificity(l+1) \right) - 1, \quad (6)$$

де N — кількість точок для побудови ROC-кривої з кроком дискретизації $\Delta = 1/N$ (у нашому дослідженні було прийнято, що $N = 20$).

За $Gini = 0$ класифікація здійснюється випадковим чином, а при $Gini = 1$ класифікатор працює ідеально (існує такий поріг відсікання, за якого всі позичальники з розрахунком скорингової моделі, вищим за цей поріг, є насправді дефолтними, а всі позичальники, для яких розрахований моделлю рейтинг менше порогу, є надійними). Значення даного коефіцієнта є зручними для порівняння різних моделей між собою: що вище значення *Gini* для моделі, то точнішою вона є [3, с. 43]. Користуючись даною особливістю, результати класифікації на основі скорингових моделей при різних варіаціях біннінгу будуть порівняні шляхом розрахунку даного коефіцієнта.

З метою дослідження впливу біннінгу на якість класифікатора доцільно сформувати методологічний підхід до категоризації вхідних даних скорингових моделей, зміст якого полягає в реалізації таких етапів:

1) визначення інформаційної бази для досліджень, формування навчальної та тестової вибірок;

2) розбиття значень пояснюючих змінних на категорії з однаковою кількістю прикладів;

3) проведення об'єднання попередньо встановлених категорій різними способами;

4) розрахунок для кожної категорії за всіх варіантів біннінгу показників *WOE* та *IV*;

5) побудова скорингових моделей на навчальній вибірці для різних варіантів категоризації вхідних змінних;

6) оцінка адекватності побудованих скорингових моделей на тестовій вибірці за критерієм Джині;

7) аналіз отриманих результатів, формулювання висновків про особливості біннінгу;

8) розробка алгоритму автоматизації процесу категоризації вхідних змінних та відповідної побудови скорингових моделей.

У джерелах [1] та [5] скорингова модель представлена логістичною регресією, оскільки це найпоширеніший у скорингу математичний апарат, реалізований у багатьох програмних засобах. Однак у даній роботі перевага була надана багатошаровому персептрону Розенблатта. Даний вибір зумовлений висновками досліджень у роботах [6 — 8] про перевагу штучних нейронних мереж типу персептрон при побудові бінарних класифікаційних моделей, що помітно переважали за точністю інші аналоги, зокрема, моделі на основі логістичної регресії.

Відповідно, п'ятий етап вирішено реалізувати за рахунок побудови багатошарового персептрону, що являє собою нейронну мережу з прямими зв'язками, яка складається з кількох шарів: вхідного, прихованих (одного або кількох) та вихідного. Кожен шар містить певну кількість нейронів, а міжелементні зв'язки можливі між нейронами сусідніх шарів. Приміром, у персептроні з одним прихованим шаром нейрон вхідного шару має зв'язки лише з нейронами прихованого шару, а будь-який нейрон прихованого шару має одночасно зв'язки як і з нейронами входу, так і з нейронами виходу.

Принцип дії кожного нейрону такої мережі був запозичений нейроанатомом Мак-Каллоком і математиком Піттсом з принципів функціонування його біологічного аналога. Штучні нейронні мережі, за аналогією з природними нервовими системами, складаються з нейронів, які поєднуються між собою міжнейронними зв'язками. Міжнейронний зв'язок, який є аналогом синапсів у природних нейронах, здійснює добуток сигналу, що йде до нейрона, на ваговий коефіцієнт, який характеризує силу зв'язку.

Структурно штучний нейрон складається із суматора та функціонального перетворювача. Суматор здійснює додавання зважених сигналів, які надходять по міжнейронних зв'язках від інших нейронів, або зовнішніх вхідних сигналів. Функціональний перетворювач здійснює трансформацію виходу суматора за характеристичною функцією заданого виду [6, с. 44]. Існує багато різних функцій активації. Для побудови персептрону в нашому дослідженні скористаємось логістичною сигмоїдною функцією активації:

$$\psi(s) = \frac{1}{1 + \exp(-rs)}, \tag{7}$$

де $\psi(s)$ — функція активації; s — значення розрахунку суматора нейрона; r — коефіцієнт стиснення-розтягування функції вздовж осі абсцис.

Таким чином, кожен нейрон мережі перетворює сигнал, який подається на входи, відповідно до внутрішніх конфігурацій. А нейронна мережа, що складається з трьох шарів таких нейронів, може відтворити із заданою точністю будь-яку неперервну функцію з багатьма змінними, якщо кількість нейронів у прихованому шарі є достатньою [6, с. 53].

Процедура побудови персептрону, як математичної основи скорингової моделі, може бути описана таким чином. Перший шар утворюється з такої кількості нейронів, що відповідає кількості пояснюючих змінних моделі. Сигнали з вхідного шару надходять до прихованого шару і після обробки передаються до вихідного. Згідно рекомендацій [6] та [7], кількість нейронів у прихованому шарі має встановлюватись емпірично з метою уникнення явища «перенавчання» нейронної мережі. Оскільки завданням цього дослідження є не конструювання найадекватнішої нейронної мережі, а встановлення принципів ефективного біннінгу, то для проведення моделювання вирішено було обмежитись побудовою персептрону найпростішої структури — до єдиного

прихованого шару якого входить 2 нейрони. У результаті проведення розрахунків на нейроні вихідного шару отримується число в інтервалі $[0,1]$, що вказує на ймовірність дефолту за кредитом, інформацію щодо якого та його позичальника було подано на входи нейромережі. Налаштування параметрів персептрону здійснюється із застосуванням алгоритму зворотного поширення помилки.

Оскільки метод зворотного поширення помилки полягає у знаходженні найближчого локального мінімуму на гіперплощині помилок, то в результаті його застосування для однакових навчальних вибірок даних будуть знаходитись різні параметри персептрону, адже локальних мінімумів на гіперплощині помилок є безліч. Тому для збільшення адекватності моделі в дослідженні було вирішено для кожної нейромережі та обраної процедури категоризації процес налаштування повторювати десять разів (так вдається відібрати модель з найменшою похибкою).

Інформаційною базою для досліджень слугувала вибірка з 7807 кредитних угод. З них 2033 записів увійшли до навчальної вибірки, а до тестової — 5774, які були використані для оцінки ефективності моделі на даних, на яких модель не навчалась. Записи про кожну кредитну угоду містять такі характеристики позичальника на момент її укладання, як його стать і вік, посада, сімейний стан, освіта, заробітна плата, кількість відкритих угод, загальна сума, на яку укладено попередні кредитні угоди, загальна кількість попередніх угод тощо. Результуюча бінарна змінна за кожною угодою набуває значення 1 за умови настання дефолту за кредитним зобов'язанням та 0, якщо кредит був закритий згідно умов договору.

Процедура біннінгу проводиться для вхідних змінних моделі на навчальній вибірці, а потім межі кожної категорії використовуються для заміни поточних значень змінної як у навчальній, так і тестовій вибірці на відповідні їм WOE_i. Процедура поділу діапазону значень змінної на k категорій може проходити таким чином: кожна категорія, за винятком першої та останньої, вміщує всі елементи змінної у межах $(x_{i\cdot\Delta-\Delta}, x_{i\cdot\Delta}]$ для $i=\overline{2,k-1}$ з кроком $\Delta=1/k$, де $x_{i\cdot\Delta}$ — це i-ий квантиль або квантиль рівня $i\cdot\Delta$ (при $\Delta=1/100$ квантиль називається перцентилем, при $\Delta=1/10$ — децилем, $\Delta=1/4$ — квартилем, $\Delta=1/2$ — медіаною). При $i=1$ категорія має межі $(-\infty, x_\Delta]$, а при $i=k$ категорія визначається в ме-

жах $\left(x_{(k-1)\Delta},+\infty\right)$. Даний спосіб дозволяє формувати k категорій з практично однаковою кількістю елементів у кожній, залежно від типу вибірки. Зазначимо, що тут дійсні границі аналізованої вибірки змінені на $\pm\infty$ не стільки для розбиття повної множини її елементів на категорії, скільки для послідуючого переведення значень тестової вибірки у категорії (адже вони можуть виходити за межі навчальної вибірки). Варто зауважити, що якщо в базі даних у групи позичальників пропущені значення аналізованої змінної, то під них створюється окрема $k+1$ категорія.

Для наочного прикладу категоризації виконаємо описану вище процедуру для $k = 10$ на діапазоні значень пояснюючої змінної, що відповідає загальній сумі попередніх кредитних угод позичальника. Після об'єднання пропущених значень в окрему категорію NULL та отримання меж 10 категорій для записів, що залишились, проводиться підрахунок суми значень результуючої бінарної змінної для прикладів із кожної категорії. Відношення кількості дефолтних кредитів у i-ій категорії до загальної кількості дефолтів у навчальній вибірці називається відносною частотою ненадійних угод $d_i(1)$ згідно формули (1). Аналогічним чином знаходиться частка надійних угод $d_i(2)$, $i=\overline{1,k+1}$, як відношення кількості погашених кредитів у i-ій категорії до загальної кількості кредитів у навчальній вибірці, за якими позичальниками було виконано зобов'язання. Однак існують такі випадки (особливо за великих значень k), коли $d_i(1)$ або $d_i(2)$ i-ї категорії дорівнюють нулю. У такому разі доцільно об'єднати дану категорію з одною із сусідніх.

За співвідношенням (1) підраховується $k + 1$ окремих значень WOE_i, $i=\overline{1,k+1}$, та відбувається заміна кожного значення змінної відповідними WOE_i. Окрім цього для груп $i=\overline{1,k+1}$ розраховується окремий показник IV_i як доданок виразу (2). Отриманий результат розрахунків для показника подано у табл. 1.

Зазначимо, що якщо категорії характеризуються близькими значеннями WOE, це свідчить про те, що в них розподіл дефолтних і погашених кредитів практично однаковий і, відповідно, жодна з цих категорій окремо не несе додаткового смислового навантаження з огляду на класифікаційну здатність моделі. Тому доцільним є об'єднання таких категорій з метою посилення різниці

значень вагомості ознаки (1) між сусідніми категоріями. Варто зауважити, що 11 категорія не є сусідньою до жодної іншої. Тому далі не беремо її до уваги під час виконання процедури об'єднання сусідніх категорій.

Таблиця 1

ПОКАЗНИКИ WOE ТА IV НА ОСНОВІ КВАНТИЛІВ

Категорія №	Права межа категорії, грн.	Кількість значень у категорії	Кількість надійних	Кількість ненадійних	$d(1)$	$d(2)$	WOE_i	IV_i
1	2667,9	148	53	95	0,057	0,086	–0,417	0,012
2	5106,7	147	62	85	0,067	0,077	–0,149	0,002
3	8348,1	146	54	92	0,058	0,084	–0,366	0,009
4	12 521,2	149	62	87	0,067	0,079	–0,172	0,002
5	18 072,0	147	69	78	0,074	0,071	0,044	0,001
6	26 768,8	148	75	73	0,080	0,066	0,194	0,003
7	38 554,0	149	86	63	0,092	0,057	0,478	0,017
8	56 422,8	147	96	51	0,103	0,046	0,799	0,045
9	95 929,0	147	107	40	0,115	0,036	1,151	0,090
10	1 303 000,0	147	115	32	0,123	0,029	1,446	0,136
11	NULL	558	153	405	0,164	0,368	–0,807	0,164
Сума		2033	932	1101	1	1		0,481

Звівши значення WOE_i, $i = \overline{1,10}$, з табл. 1 на рис. 2, можна помітити, що зі збільшенням номеру категорії відбувається зростання значення вагомості ознаки.

У літературі [1, 2] зустрічаються рекомендації щодо реалізації процедури об'єднання сусідніх категорій з близькими значеннями *WOE* за рахунок посилення лінійної залежності вагомості ознаки (1) від номера категорії *i*. З рис. 2 помітно, що перші 5 категорій мають недостатньо виражену тенденцію. За допомогою об'єднання перших трьох, а також 4 і 5 категорій, було отримано біннінг змінної з $k = 7$. При цьому коефіцієнт детермінації апроксимуючої прямої збільшено з 0,916 для 10 категорій з табл. 1 до 0,996 для об'єднаних 7 категорій, що свідчить про посилення лі-

нійної залежності *WOE* від номера категорії *i*. Результат об'єднання зображено на рис. 3.

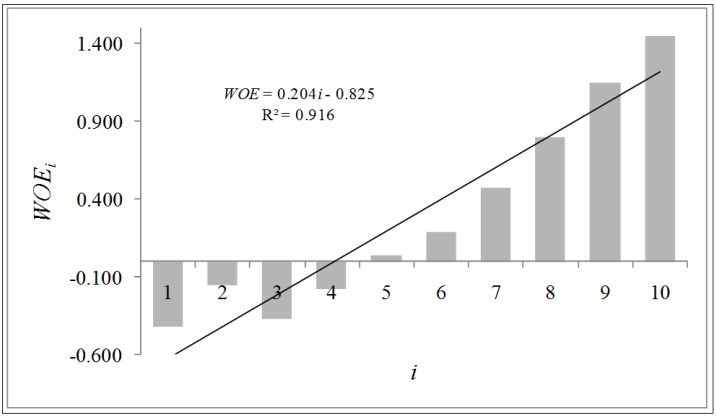


Рис. 2. Значення WOE_i, $i = \overline{1,10}$

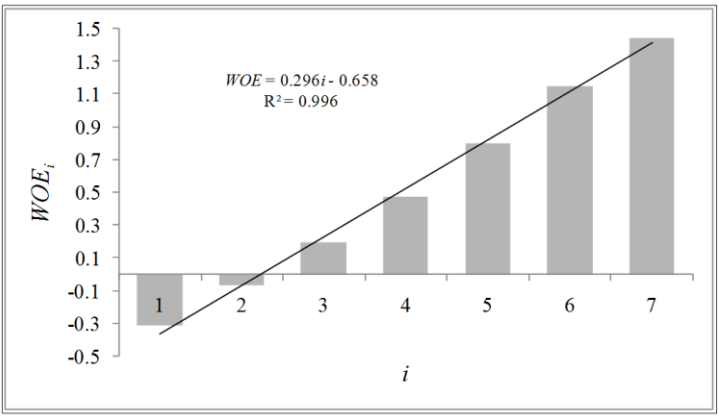


Рис. 3. Значення WOE_i, $i = \overline{1,7}$, після проведення об'єднання категорій з близькими значеннями вагомості ознаки

Показники ефективності скорингових моделей за різних варіантів біннінгу (в тому числі й після об'єднання категорій) можна побачити в табл. 2, де укрупнення категорій при зменшенні показника інформаційної значущості привело до зростання коефіцієнта Джині (6).

Таблиця 2

ЗНАЧЕННЯ КОЕФІЦІЄНТУ ДЖИНІ ТА ІНФОРМАЦІЙНОЇ ЗНАЧУЩОСТІ ЗА РІЗНИХ ВАРІАНТІВ РЕАЛІЗАЦІЇ БІННІНГУ

Кількість категорій, *k*+1*	8	11	51	101	151	201	301	Без біннінгу
Коефіцієнт Джині, *Gini*	0,729	0,723	0,725	0,727	0,730	0,734	0,718	0,702
Інформаційна значущість, *IV*	0,477	0,481	0,595	0,702	0,776	0,896	1,03	—

*під «+1» мається на увазі категорія зі значеннями NULL

Однак, може так бути, що кожна з перших п’яти категорій на рис. 2 характеризується надто усередненими значеннями елементів, з яких вона складається. Тому і між собою ці категорії можуть мати близькі характеристики. Але при цьому в кожній категорії можуть існувати свої закономірності розподілу дефолтних і надійних позичальників. Тому доцільно перевірити адекватність моделі і при розбитті повної множини значень змінної на більшу кількість груп. Відповідно, у ході проведення експерименту аналогічним чином знайдено межі категорій при $k = 50$, 100, 150, 200, 300. Для всіх варіантів категоризації були побудовані скорингові моделі та було проведено оцінку їх точності на тестовій вибірці за допомогою коефіцієнту Джині (6). Результати розрахунку коефіцієнта Джині та показника інформаційної значущості при всіх відібраних *k* представлено також у табл. 2.

З табл. 2 видно, що в результаті об’єднання категорій до восьми було одержано інформаційну значущість змінної $IV = 0{,}477$, що є найменшим значенням з-поміж інших варіантів категоризації. Попри зменшення інформаційної значущості, дане укрупнення категорій призвело до зростання точності класифікатора. Також значення інформаційної значущості *IV* за різних варіантів розбиття на категорії (при всіх відібраних варіантах кількості груп *k*) графічно зведено на рис. 4.

З рис. 4 видно, що збільшення кількості категорій позитивно впливає на загальний показник *IV* для всієї вибірки. Досягнення максимального показника *IV* може бути і за умови найбільшого

можливого значення *k*, при якому кількість надійних і ненадійних угод у кожній категорії не дорівнює нулю. Однак зі збільшенням кількості категорій, деякі з них стають замалими для відображення якоїсь значущої інформації про позичальників, віднесених до таких категорій. Тому інформаційну значущість *IV* можна розглядати як проміжний показник ефективності біннінгу, тоді як основним критерієм процесу попередньої обробки даних і побудови скорингової моделі є якість класифікатора.

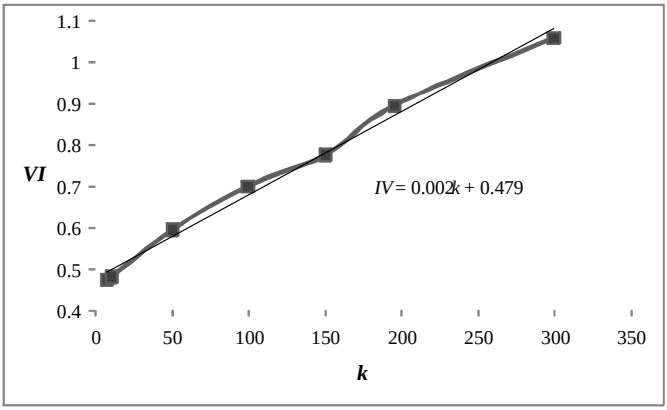


Рис. 4. Залежність величини показника IV
від кількості категорій змінної

У результаті проведених експериментів з побудови скорингових моделей із різними варіантами реалізації біннінгу було отримано ряд висновків, які уточнюють або заперечують ті чи інші рекомендації відомих учених чи дослідницьких груп в області скорингу:

1) показник інформаційної значущості не впливає на точність моделі, а, отже, не повинен слугувати критерієм ефективності біннінгу (найвища точність класифікатора була досягнута за k = 200 (*Gini* = 0,734 та *IV* = 0,896), тоді як найвище значення інформаційної значущості (*Gini* = 0,718 та *IV* = 1,03) відповідало варіанту поділу k = 300);

2) кожна категорія може містити менше 5 % вибірки, оскільки за k = 200 було досягнута найвища точність моделі (коли в середньому кожна категорія містила близько 10 елементів, або 1 % від вибірки);

3) доцільно здійснювати об'єднання сусідніх категорій з близькими значеннями WOE_i для посилення лінійної залежності вагомості ознаки (1) від номеру категорії, адже таким чином вдається підвищити точність класифікації моделі (збільшити коефіцієнт Джині), незважаючи на зменшення інформаційної значущості *IV*.

З урахуванням даних висновків сформовано алгоритм побудови скорингової моделі з проведенням ефективної категоризації кількісної змінної, який полягає у виконанні таких кроків:

1) збір інформації та формування начальної та тестової вибірок;

2) за допомогою квантилів проводиться поділ пояснюючої змінної на *k* категорій (починаючи з невеликої кількості, наприклад, $k = 10$, поступово збільшуючи кількість категорій залежно від особливостей вибірки), а за наявності пропущених елементів — їх об'єднання в окрему *k* + 1 категорію;

3) розрахунок значень WOE для кожної категорії;

4) побудова лінії тренду для *k* категорій і знаходження пари сусідніх категорій, які є найбільш віддаленими від тренду (для яких вираз $\left(\left|WOE_g - ag - b\right| + \left|WOE_{g+1} - a(g+1) - b\right|\right)$ набуває найбільшого значення, де g — номер першої з двох сусідніх категорій, a, b — параметри лінії тренду $ai + b$);

5) об'єднання пари категорій, найбільш віддалених від апроксимуючого тренду, та обчислення значення *WOE* для новоутвореної категорії;

6) заміна поточних значень обраної пояснюючої змінної на відповідні *WOE* в навчальній і тестовій вибірках (за умови, що всі інші вхідні змінні моделі попередньо категоризовані та замінені значеннями *WOE*, залишаючись незмінними упродовж виконання алгоритму);

7) побудова скорингової моделі та налаштування її параметрів на начальній вибірці;

8) оцінювання на основі побудованої моделі ризику дефолту за кредитами тестової вибірки та розрахунок коефіцієнту Джині (6);

9) якщо значення коефіцієнта Джині від поточного об'єднання категорій вище за максимально досягнуте при *k*, то дане значення зберігається як максимальне для *k* та здійснюється перехід до кроку 4, якщо ні — то перехід на крок 10 (для початкової розбивки на *k* категорій зберігається поточне значення Джині як максимальне при *k* з переходом до кроку 4);

10) скасування поточного об'єднання категорій;

11) збільшення k (число збільшень k обирається індивідуально, залежно від типу вибірки) та повернення на крок 2; якщо k досяг максимального встановленого значення, то здійснюється вибір такого варіанту категоризації та параметрів скорингової моделі, яким відповідає найвище значення з усіх максимальних Джині по k.

Висновки

У статті проведено дослідження особливостей процесу поділу кількісних змінних скорингових моделей на категорії. При цьому акцентовано увагу на знаходженні оптимального числа категорій для кожної змінної та побудови класифікаційної моделі, в основу якої покладено інструментарій нейронних мереж персептронного типу.

Було встановлено, що задача знаходження оптимальної кількості категорій не належить до класу задач лінійного програмування. Проведені експерименти засвідчили, що показник інформаційної значущості *IV* не є головним критерієм ефективного поділу змінної на категорії. У статті запропоновано використання коефіцієнту Джині як основного показника оцінки повноти ефекту категоризації.

У рамках запропонованого методологічного підходу до категоризації вхідних даних було проведене експериментальне дослідження залежності точності скорингової моделі від способу категоризації, що надало можливість сформулювати розширений перелік рекомендацій для процесу біннінгу:

1) кількість надійних і ненадійних угод у категорії не мають дорівнювати 0;

2) розмір і кількість категорій для змінної залежать від її особливостей і не можуть бути чітко встановлені без проведення окремого експериментального дослідження;

3) сусідні категорії з близькими значенням *WOE* мають об'єднуватись;

4) всі пропущені у базі даних елементи аналізованої змінної доцільно об'єднати в окрему категорію;

5) зниження показника інформаційної значущості після об'єднання категорій з близькими значеннями *WOE* не виступає індикатором погіршення якості класифікатора;

6) оцінювання якості біннінгу доцільно здійснювати через показники точності скорингової моделі (наприклад, коефіцієнт Джині).

Таким чином, у даній роботі був розширений список рекомендацій проведення ефективного біннінгу, як важливого етапу обробки вхідних даних економіко-математичних моделей оцінювання кредитоспроможності позичальників комерційних банків.

Література

1. *Сорокин А. С.* Построение скоринговых карт с использованием модели логистической регрессии / А. С. Сорокин // Науковедение.— 2014. — № 2. — С. 1—29.

2. *Herman J.* R Package «smbinning»: Optimal Binning for Scoring Modeling [Електронний ресурс] / J. Herman. — 2015, March 24. — Режим доступу : http://blog.revolutionanalytics.com/2015/03/r-package-smbinning-optimal-binning-for-scoring-modeling.html.

3. Building Powerful, Predictive Scorecards: An overview of Scorecard module for FICO Model Builder // Fair Isaac Corporation. — 2014. — March. — 46 p. [Електронний ресурс]. — Режим доступу : http://www.fico.com/en/wp-content/secure_upload/Building_Powerful_Predictive_Scorecards_1991WP.pdf.

4. *Siddiqi N.* Credit risk scorecards: developing and implementing intelligent credit scoring / N. Siddiqi. — New Jersey : John Wiley & Sons, 2006. — 196 p.

5. *Палкин Н. Б.* Оптимальное квантование для повышения качества бинарных классификаторов / Н. Б. Палкин, В. В. Афанасьеф // Штучний інтелект. — 2013. — № 4. — С. 392—399.

6. *Матвійчук А. В.* Штучний інтелект в економіці: нейронні мережі, нечітка логіка : монографія / А. В. Матвійчук. — К. : КНЕУ, 2011. — 439 с.

7. *Dreiseitl S.* Logistic regression and artificial neural network classification models: a methodology review / S. Dreiseitl, L. Ohno-Machado // Journal of Biomedical Informatics. — 2002. — No. 35. — P. 352—359.

8. *Zekic-Susac M.* Small Business Credit Scoring: A Comparison of Logistic Regression, Neural Network, and Decision Tree Models / M. Zekic-Susac, N. Sarlija, M. Bensic // 26th International Conference on Information Technology Interfaces — ITI 2004 / Cavtat(Croatia) : University of Zagreb. — 2004. — P. 265—270.

References

1. Sorokin, A. S. (2014). Postroyeniye skoringovykh kart s ispolzovaniyem modeli logisticheskoy regressii. *Naukovedeniye (Science of Science)*, *2*, 1—29 [in Russian].

2. Herman, J. (2015, March 24). Optimal Binning for Scoring Modeling. Retrieved from http://blog.revolutionanalytics.com/2015/03/r-package-smbinning-optimal-binning-for-scoring-modeling.html.

3. Fair Isaac Corporation. (2014, March). Building Powerful, Predictive Scorecards: An overview of Scorecard module for FICO Model Builder. Retrieved from http://www.fico.com/en/wp-content/secure_upload/Building_Powerful_Predictive_Scorecards_1991WP.pdf.

4. Siddiqi, N. (2006). *Credit Risk Scorecards: Developing and Implementing Intelligent Credit Scoring*. New Jersey, USA: John Wiley and Sons.

5. Palkin, N.B., & Afanasiev, V. V. (2013). Optimal'noye kvantovaniye dlya povysheniya kachestva binarnykh klassifikatorov. *Shtuchnyy Intelekt (Artificial Intelligence)*, *4*, 392-399 [in Russian].

6. Matviychuk, A. V. (2011). *Shtuchnyi intelekt v ekonomitsi: neironni merezhi, nechitka lohika*. Kyiv: KNEU [in Ukrainian].

7. Dreiseitl, S., & Ohno-Machado, L. (2002). Logistic regression and artificial neural network classification models: a methodology review. *Journal of Biomedical Informatics*, *35*, 352—359.

8. Zekic-Susac, M., Sarlija, N., & Bensic, M. (2004, June 7—10). Small Business Credit Scoring: A Comparison of Logistic Regression, Neural Network, and Decision Tree Models. *Proceedings of the 26th International Conference on Information Technology Interfaces (ITI 2004) (Cavtat, Croatia : University of Zagreb)*, 265—270.

Стаття надійшла до редакції 17.06.2016

330.46:519.25

ПРОГНОЗУВАННЯ ФІНАНСОВИХ РЯДІВ: СЕМАНТИЧНИЙ АНАЛІЗ ЕКОНОМІЧНИХ НОВИН

К. Ю. Кононова

Кандидат економічних наук, доцент,
доцент кафедри економічної кібернетики та прикладної економіки

Харківський національний університет ім. В. Н. Каразіна
площа Свободи, 4, м. Харків, 61022, Україна
kateryna.kononova@gmail.com

А. О. Дек

Магістр з прикладної економіки,
аспірант кафедри економічної кібернетики та прикладної економіки

Харківський національний університет ім. В. Н. Каразіна
площа Свободи, 4, м. Харків, 61022, Україна
dektox@gmail.com

У роботі запропоновано метод прогнозування фінансових часових рядів з урахуванням семантики новинних стрічок. Для семантичного аналізу економічних новин на основі словника Loughran McDonald Master Dictionary було сформовано вибірку негативних і позитивних з фінансової точки зору слів. До вибірки увійшли слова з високою частотою згадування у новинах фінансових ринків; для однокореневих слів була залишена тільки загальна частина, що дозволило охопити одним запитом кілька слів. В якості інструментарію прогнозування використовувалися нейронні мережі. Для автоматизації процесу видобування економічної інформації з новин у програмному середовищі MATLAB Simulink розроблений скрипт, який аналізує новини компанії, спираючись на сформований словник. Проведене експериментальне дослідження з різними архітектурами нейронних мереж продемонструвало високу адекватність побудованих моделей та підтвердило доцільність використання інформації з новинних стрічок для прогнозування котирувань акцій.

Ключові слова: *прогнозування котирувань, стрічки фінансових новин, семантичний аналіз, нейронна мережа.*

© К. Ю. Кононова,
А. О. Дек, 2016

ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ФИНАНСОВЫХ РЯДОВ: СЕМАНТИЧЕСКИЙ АНАЛИЗ ЭКОНОМИЧЕСКИХ НОВОСТЕЙ

Е. Ю. Кононова

Кандидат экономических наук, доцент,
доцент кафедры экономической кибернетики и прикладной экономики

Харьковский национальный университет им. В. Н. Каразина
площадь Свободы, 4, г. Харьков, 61022, Украина
kateryna.kononova@gmail.com

А. О. Дек

Магистр по прикладной экономике,
аспирант кафедры экономической кибернетики
и прикладной экономики

Харьковский национальный университет им. В. Н. Каразина
площадь Свободы, 4, г. Харьков, 61022, Украина
dektox@gmail.com

В работе предлагается метод прогнозирования финансовых временных рядов с учетом семантики новостных лент. Для семантического анализа экономических новостей на основе словаря Loughran McDonald Master Dictionary была сформирована выборка негативных и позитивных с финансовой точки зрения слов. В выборку вошли слова с высокой частотой упоминания в новостях финансовых рынков; для однокоренных слов была оставлена только общая часть, что позволило охватить одним запросом несколько слов. В качестве инструментария прогнозирования использовались нейронные сети. Для автоматизации процесса извлечения экономической информации из новостей в программной среде MATLAB Simulink разработан скрипт, который анализирует новости компании, опираясь на сформированный словарь. Проведенное экспериментальное исследование с различными архитектурами нейронных сетей продемонстрировало высокую адекватность построенных моделей и подтвердило целесообразность использования информации из новостных лент для прогнозирования котировок акций.

Ключевые слова: *прогнозирование котировок, ленты финансовых новостей, семантический анализ, нейронная сеть.*

FINANCIAL TIME SERIES FORECASTING: SEMANTIC ANALYSIS OF ECONOMIC NEWS

Kateryna Kononova

PhD (Economic Sciences), Docent,
Associate Professor of Department
of Economic Cybernetics and Applied Economics

V. N. Karazin Kharkiv National University
4 Svobody Sq., Kharkiv, 61022, Ukraine
kateryna.kononova@gmail.com

Anton Dek

Master's Degree in Applied Economics,
PhD student, Department of Economic Cybernetics and Applied Economics

V.N. Karazin Kharkiv National University
4 Svobody Sq., Kharkiv, 61022, Ukraine
dektox@gmail.com

The paper proposes a method of financial time series forecasting taking into account the semantics of news. For the semantic analysis of financial news the sampling of negative and positive words in economic sense was formed based on Loughran McDonald Master Dictionary. The sampling included the words with high frequency of occurrence in the news of financial markets. For single-root words it has been left only common part that allows covering few words for one request. Neural networks were chosen for modeling and forecasting. To automate the process of extracting information from the economic news a script was developed in the MATLAB Simulink programming environment, which is based on the generated sampling of positive and negative words. Experimental studies with different architectures of neural networks showed a high adequacy of constructed models and confirmed the feasibility of using information from news feeds to predict the stock prices.

Keywords: *stock price forecasting, financial news, semantic analysis, neural network.*

JEL Classification: C88, E44, E47, G12

Постановка проблеми

Прогнозування фінансових часових рядів було і залишається одною з найактуальніших задач в економіці, оскільки є необхідним елементом будь-якої інвестиційної діяльності, що полягає у вкладанні грошей з метою отримання доходу в майбутньому. Останнім часом, коли стали доступні потужні засоби збору та обробки інформації, прогнозування котирувань на фондовому ринку стає однією з найпопулярніших задач для практичного застосування методів Data Mining[1] [7].

Аналіз останніх досліджень і публікацій

Прогнозування фінансових показників, зокрема біржових котирувань, з використанням семантичного аналізу новин раніше розглядалось лише в контексті фундаментального аналізу. Однак після піонерського дослідження Де Лонга [3] з'явилися перші спроби формалізувати цей процес, а економісти зацікавилися дослідженням ролі настроїв інвесторів на фінансових ринках. Згідно з Бейкером і Вурглером [1] «зараз навіть не постає питання, яке виникало ще десятиліття тому: чи настрої інвесторів впливають на ціну активів; зараз актуальне інше питання: як оцінити настрої інвесторів і виміряти їх вплив».

Де Лонг та ін. показали, що у разі, коли необізнані «торговці шумом»[2] засновують свої торгові рішення на основі настроїв і не схильні до ризику, зміни настрою призводять до ще більш шумної торгівлі, більшої недооцінки і надмірної нестабільності [3]. Коган та ін. [6] стверджують, що «торговці шумом» можуть викликати значний рух цін і надлишок волатильності в короткостроковій перспективі. З цими твердженнями можна сперечатися, але безумовно, настрої інвесторів серйозно впливають на ситуа-

[1] Data Mining (укр. отримання даних, інтелектуальний аналіз даних, глибинний аналіз даних) — збірна назва, що використовується для позначення сукупності методів виявлення в даних раніше невідомих, нетривіальних, практично корисних і доступних до інтерпретації знань, необхідних для прийняття рішень у різних сферах людської діяльності. Термін введений Григорієм Пятецьким-Шапіро у 1989 році.

[2] Ірраціональна торгівля або «торгівля шумом» (англ. Noise trading) — торгівля на фондовому ринку, за якої рішення про купівлю, продаж або утримання активу ірраціональні і непостійні. Наявність таких «торговців шумом» на фінансових ринках призводить до того, що ціни і рівні ризику не збігаються з очікуваними значеннями, навіть якщо всі інші трейдери є раціональними.

цію на ринку, вони формуються під впливом новин, отже семантичний аналіз новин може відкрити величезні можливості з прогнозування фінансових часових рядів.

Розглядаючи найуспішніші спроби автоматизації семантичного аналізу економічних новин, варто згадати роботу Да та ін. «Підводячи підсумки FEARS[1]: настрої інвесторів, ірраціональна торгівля і сукупна волатильність» [2]. У статті досліджувалась волатильність ринків залежно від пошукових запитів в інтернеті, на основі чого було складено індекс FEARS. Аналізуючи дані за період з 2004 по 2008 рр. було показано, що FEARS досить точно прогнозує волатильність у наступний день. Автори використовували сервіс Google Trends [4], що надає обсяг пошукових запитів залежно від часу. В результаті аналізу ними було знайдено залежність між змінами кон'юнктури ринку (такими як волатильність на фондовій біржі, рівень безробіття, рецесія) та кількістю пошукових запитів користувачів інтернету за тими чи іншими ключовими словами[2], які було поділено на «позитивні» та «негативні»[3].

Мета та завдання

Метою статті є розробка методу прогнозування котирування акцій на основі семантичного аналізу економічних новин, який включає такі етапи:

1) формування вибірки ключових слів для проведення семантичного аналізу фінансових новин;
2) розробка програмного скрипта для автоматизації пошуку «позитивних» і «негативних» слів у новинних стрічках;
3) формування навчальної вибірки, що включає часові ряди фінансових котирувань і відповідні кількості «позитивних» та «негативних» слів у новинах;

---

[1] FEARS — абревіатура від англ. Financial and Economic Attitudes Revealed by Search — ставлення до фінансових та економічних питань, виявлене пошуковими запитами.

[2] Для семантичного аналізу було використано словник Harvard IV-4 dictionary [5], який містить набори слів, характерні для позитивних і негативних текстів.

[3] У роботі [2] вказується, що не всі слова, відмічені в словнику Harvard IV-4 «negative», можуть бути використані для аналізу фінансових новин, тому авторами були виділені негативні у фінансовому розумінні 40 слів, а саме: bankrupt, bankruptcy, beggar, blackmail, bribe, bum, commoner, corrupt, cost, costliness, costly, debtor, default, depression, destitute, extravagant, fine, fire, gamble, hole, hustle, hustler, inflation, jobless, laid, lay, liquidate, miser, owe, poor, recession, squander, tariff, underworld, uneconomical, unemployed, unprofitable, vagabond, vagrant, waste.

4) вибір математичного інструментарію та побудова економіко-математичної моделі, що дозволяє прогнозувати котирування акцій на основі семантичного аналізу економічних новин;

5) аналіз якості та прогностичних можливостей побудованої моделі.

Основні результати дослідження

Для прогнозування фінансових рядів на основі семантичного аналізу новин необхідно було зібрати наступну інформацію: історичні ціни акцій, обсяги торгів, фінансові новини щодо діяльності компанії, яка аналізується. Перші дві категорії доступні для скачування на таких сервісах, як Google Finance і Yahoo Finance, остання категорія — новини — доступна на тих же сервісах, однак вимагає ґрунтовнішого збору та аналізу.

Зазвичай аналіз економічних новин проводиться людиною, оскільки тексти новин зрозумілі лише людині, вони не підпорядковані чіткій машинній логіці та можуть містити фразеологізми, метафори, гіперболи, алегорії та інші художні прийоми мови. Однак аналіз новин власноруч є дуже трудомістким і тривалим процесом. Якщо говорити про процес прийняття рішень при здійсненні торгової діяльності на фондовому ринку, то швидкість аналізу стає критичною.

На першому етапі дослідження для формування вибірки ключових слів було обрано словник Loughran McDonald Master Dictionary [8]. Він містить 80 000 слів, кожне з яких описується набором характеристик, розрахованих на основі аналізу більш ніж двохсот тисяч документів. Серед характеристик для цілей нашого аналізу суттєвими є: частота використання слова в документах; частка появи аналізованого слова від загального обсягу; стандартне відхилення частоти появи в документах; кількість документів, що містять щонайменше одне входження слова; ідентифікатори категорії (наприклад, негативні, позитивні, невизначені, суперечні, модальні, стримуючі).

Розвиваючи ідеї, запропоновані в [2], для семантичного аналізу економічних новин на основі даних словника Loughran McDonald Master Dictionary нами було сформовано власну вибірку негативних і позитивних з економічної точки зору слів. Хоча словник містить 353 позитивних з фінансової точки зору слова та

2337 негативних, але всі дві з половиною тисячі слів використовувати недоцільно через трудомісткість подальшого аналізу. У вибірку для проведення нашого дослідження було відібрано високочастотні слова (частота їх використання перевищує десятитисячну долю процента від загальної кількості слів у документах). Крім того, для однокореневих слів була залишена лише загальна частина, що дозволило охопити одним запитом кілька слів. Підсумкова вибірка містить 850 негативних і 187 позитивних слів (ця пропорція ґрунтується на висновках Жи Да та ін. [2] відносно того, що настрої інвесторів більшою мірою описуються негативними з фінансової точки зору словами).

На другому етапі для автоматизації процесу аналізу новинних стрічок авторами цієї статті було створено скрипт у програмному пакеті MATLAB Simulink. Як джерело новин обрано сервіс YAHOO Finance [9]. Скрипт автоматично заходить на сайт YAHOO Finance, переходить на сторінку зі списком новин щодо обраної компанії, виділяє в HTML-коді потрібний блок з новинами, потім знаходить усі посилання на цій сторінці, що ведуть на новини, групує їх за датами, заходить на кожне з посилань, шукає негативні та позитивні з фінансової точки зору слова, заносить дані про кількість таких слів у масив даних і зберігає їх до файлу в форматі .csv. Потім скрипт переходить до більш ранніх новин за посиланням «Older Headlines» і повторює вищеописану процедуру.

У якості прикладу для прогнозування котирувань акцій було обрано компанію Royal Dutch Shell (RDS-A), для якої було сформовано вибірку, що складається з двохсот елементів і містить такі дані: котирування (ціна закриття), об’єм торгів, кількість позитивних, негативних слів з фінансової точки зору. Математичним інструментарієм у дослідженні було обрано нейронні мережі, оскільки вони не накладають суттєвих обмежень на характер вхідної інформації та для їх побудови немає потреби в апріорних гіпотезах.

На основі сформованої вибірки даних для прогнозування котирувань було створено та проведено навчання декількох архітектур нейронних мереж прямої передачі сигналу, що відрізнялися як структурою подання та обробки вхідної інформації, так і кількістю та розмірністю прихованих шарів (фрагмент експериментальних розрахунків наведено в табл. 1). Проведення навчання

нейронних мереж і тестове прогнозування здійснювалось на основі таких вхідних показників:

- *c* — котирування (ціна закриття),
- *cτ* — котирування з лагом *τ*, *τ* = 1, …, 3,
- *v* — об'єм торгів,
- *p* — кількість позитивних слів,
- *n* — кількість негативних слів,
- *d* — дата.

Таблиця 1

АРХІТЕКТУРИ НЕЙРОМЕРЕЖ, ЯКІ БУЛИ ДОСЛІДЖЕНІ

№	Вхід	Архітектура	Похибка навчання, MSE	Відносна похибка прогнозування	Якість прогнозування, adjusted R^2
1	*p*, *n*	2-1	4,9047 %	19,28 %	97,188 %
2	*p*, *n*, *c*1	3-1	0,2138 %	1,04 %	99,497 %
3	*p*, *n*, *c*1, *c*2	4-2-1	0,2128 %	1,35 %	99,956 %
4	*p*, *n*, *c*1, *c*2, *c*3	5-3-1	0,1825 %	**0,55 %**	99,955 %
5	*p*, *n*, *c*1, *c*2, *c*3, *d*	6-3-1	0,1639 %	0,88 %	**99,959 %**
6	*p*, *n*, *c*1, *c*2, *c*3, *d*, *v*	7-3-1	**0,1236 %**	3,92 %	99,802 %
7	*p*/*n*, *c*1, *c*2, *d*	4-2-1	0,1715 %	2,10 %	99,925 %
8	*c*1, *c*2, *c*3, *d*	4-3-1	0,1929 %	4,28 %	99,710 %

Дослідження якості навчання та прогностичних властивостей моделей дало можливість визначити три найбільш адекватні нейронні мережі (четверта, п'ята та шоста), що дає підстави обирати одну із них для прогнозування розвитку фінансових показників у реальних умовах. Наприклад, четверта мережа складається із вхідного, одного прихованого та вихідного шарів: на вхід мережі подається ціна закриття за три попередніх дня та кількості позитивних і негативних слів протягом сьогоднішнього дня; виходом мережі є ціна закриття на сьогодні (рис. 1).

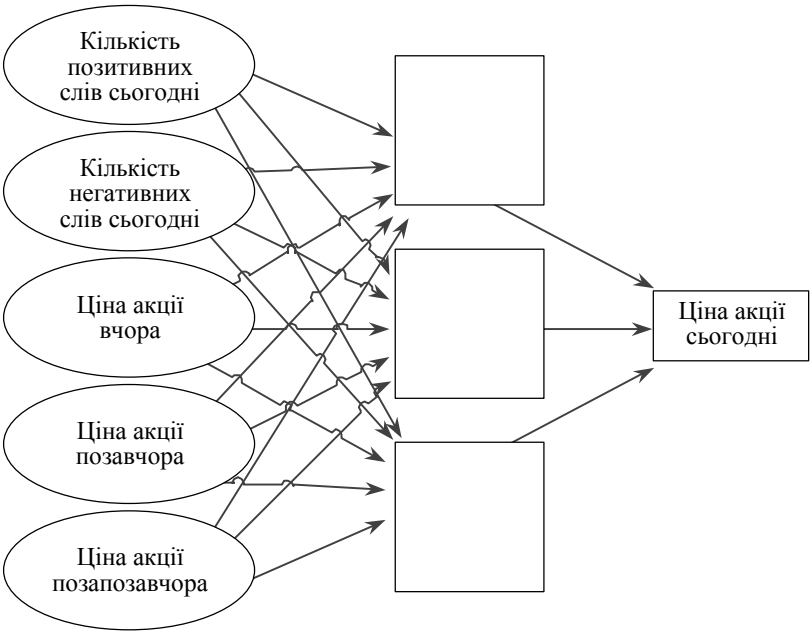


Рис. 1. Архітектура нейронної мережі

Як можна бачити з рис. 2, для цієї моделі середня квадратична похибка моделювання навчального масиву даних з двохсот елементів не перевищує 0,18 %.

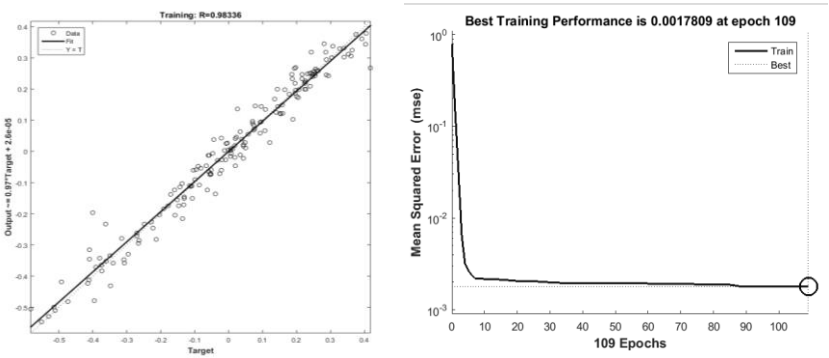


Рис. 2. Діаграма розсіювання та динаміка похибки навчання

Четверта модель зі структурою 5-3-1 дозволила доволі точно описати історичний ряд котирувань (перші 175 елементів на рис. 3) і масив даних, використаних для оцінки якості прогнозування (див. фрагмент із 176 по 195 моменти часу на рис. 3).

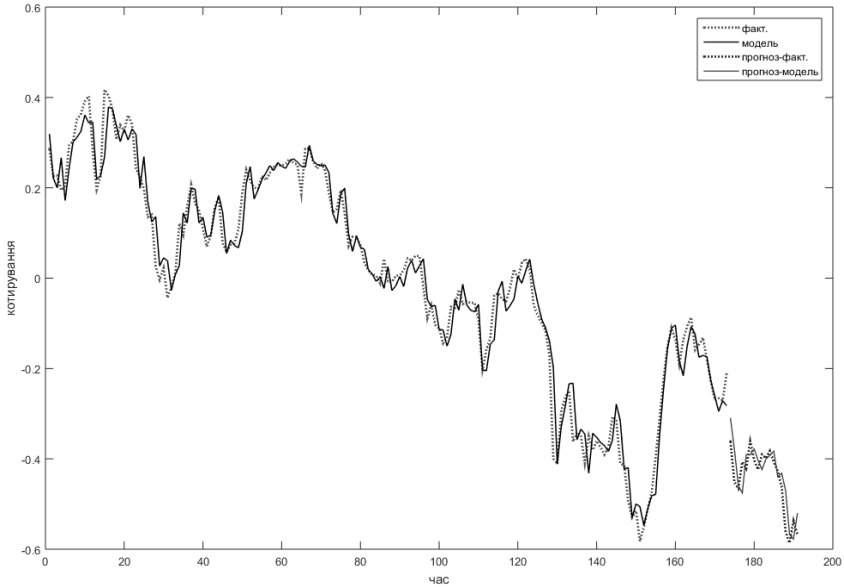


Рис. 3. Ряди фактичних і змодельованих цін акцій Royal Dutch Shell з урахуванням семантики новин (четверта мережа)

Восьма нейронна мережа зі структурою 4-3-1 продемонструвала результати моделювання часового ряду цін акцій Royal Dutch Shell на навчальній (перші 175 елементів на рис. 4) і тестовій (від 176 по 195 моменти часу на рис. 4) вибірках, як зображено нижче.

Як можна бачити з рис. 3 та табл. 1, прогностичні властивості моделей, що враховують кількості позитивних і негативних з фінансової точки зору новин, є вищими порівняно з моделями, у яких семантика новин не враховується. Відповідно, результати проведених модельних експериментів обумовлюють доцільність використання інформації з новинних стрічок для прогнозування котирувань акцій.

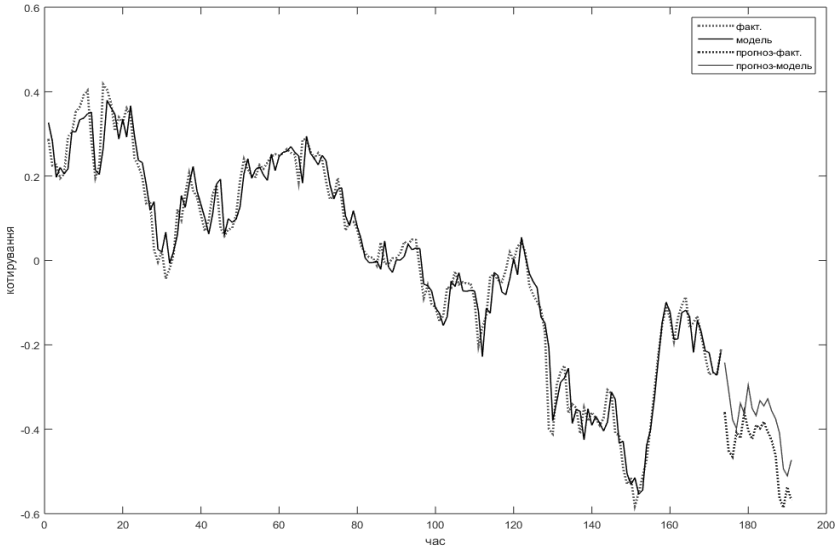


Рис. 4. Ряди фактичних і змодельованих цін акцій Royal Dutch Shell без урахування семантики новин (восьма мережа)

Висновки

У роботі запропоновано метод моделювання фінансових часових рядів з урахуванням семантики новинних стрічок. Основу методу склали: 1) алгоритм формування вибірки високочастотних негативних і позитивних з фінансової точки зору слів; 2) скрипт, розроблений у програмному середовищі MATLAB Simulink, для автоматизація процесу вилучення економічної інформації з новин, спираючись на сформований словник; 3) математичним інструментарієм прогнозування було обрано нейронні мережі. Порівняльний аналіз різних архітектур нейронних мереж дозволив обґрунтувати доцільність використання семантики новинних стрічок для прогнозування котирувань акцій та продемонстрував достатньо високу адекватність побудованих моделей.

Литература

1. *Baker M.* Investor Sentiment and the Cross-Section of Stock Returns / M. Baker, J. Wurgler // The Journal of Finance. — 2006. — Vol. LXI. — № 4. — P. 1645—1680.

2. *Da Z.* The Sum of All FEARS: Investor Sentiment, Noise Trading and Aggregate Volatility [Електронний ресурс] / Z. Da, J. Engelberg, P. Gaox. — Режим доступу : http://rady.ucsd.edu/faculty/directory/engelberg/pub/portfolios/FEARS.pdf.

3. *DeLong S.S.W.* Noise Trader Risk in Financial Markets // The Journal of Political Economy. — 1990. — Vol. 98. — № 4. — P. 703-738.

4. Google Trends [Електронний ресурс]. — Режим доступу : https://www.google.com/trends/.

5. Harvard IV-4 dictionary [Електронний ресурс]. — Режим доступу : http://www.wjh.harvard.edu/~inquirer/homecat.htm.

6. *Kogan L.* Price Impact and Survival of Irrational Traders [Електронний ресурс] / L. Kogan, S. Ross, J. Wang, M. Westerfield // FAME Research Paper Series. — Research Paper № 116. — International Center for Financial Asset Management and Engineering. — Режим доступу : http://www.swissfinanceinstitute.ch/rp116.pdf.

7. *Kovalerchuk B.* Data mining in finance: advances in relational and hybrid methods / B. Kovalerchuk, E. Vityaev. — Norwell : Kluwer Academic Publishers, 2000. — 308 p.

8. *McDonald B*. Loughran and McDonald Sentiment Word Lists [Електронний ресурс] / B. McDonald. — Режим доступу : http://www3.nd.edu/~mcdonald/Word_Lists.html.

9. YAHOO Finance [Електронний ресурс]. — Режим доступу : http://finance.yahoo.com/.

References

1. Baker, M., & Wurgler, J. (2006). Investor Sentiment and the Cross-Section of Stock Returns. *The Journal of Finance, 61*(4), 1645—1680.

2. Da, Z., Engelberg, J., & Gaox, P. (2009). *The Sum of All FEARS: Investor Sentiment, Noise Trading and Aggregate Volatility*. Retrieved from http://rady.ucsd.edu/faculty/directory/engelberg/pub/portfolios/FEARS.pdf.

3. DeLong, S.S.W. (1990). Noise Trader Risk in Financial Markets.*The Journal of Political Economy, 98*(*4*), 703—738.

4. Google Trends. (2015, September 30). Retrieved from https://www.google.com/trends/.

5. Harvard IV-4 dictionary. (2015, November 2). Retrieved from http://www.wjh.harvard.edu/~inquirer/homecat.htm.

6. Kogan, L., Ross, S., Wang, J., & Westerfield, M. (2004). Price Impact and Survival of Irrational Traders. *FAME Research Paper Series, 116*. Retrieved from http://www.swissfinanceinstitute.ch/rp116.pdf.

7. Kovalerchuk, B., & Vityaev, E. (2000). *Data mining in finance: advances in relational and hybrid methods.* Norwell: Kluwer Academic Publishers.

8. Loughran and McDonald Sentiment Word Lists. (2015, November 8). Retrieved from http://www3.nd.edu/~mcdonald/Word_Lists.html.

9. YAHOO Finance. (2016, January 6). Retrieved from http://finance.yahoo.com/.

Стаття надійшла до редакції 01.02.2016

УДК 330.322; 519.86

КОМПЛЕКС МОДЕЛЕЙ ОЦІНЮВАННЯ ІНВЕСТИЦІЙНОГО ПОТЕНЦІАЛУ КРАЇНИ

О. Д. Лук'яненко

Кандидат економічних наук, доцент
доцент кафедри міжнародного менеджменту
Державний вищий навчальний заклад «Київський національний економічний університет імені Вадима Гетьмана»
проспект Перемоги, 54/1, м. Київ, 03680, Україна
OPavlovska@rambler.ru

І. В. Мірошниченко

Магістр з економічної кібернетики,
старший викладач кафедри економіко-математичного моделювання
Державний вищий навчальний заклад «Київський національний економічний університет імені Вадима Гетьмана»
проспект Перемоги, 54/1, м. Київ, 03680, Україна
ihor.miroshnychenko@kneu.ua

У статті запропоновано методологічний підхід до оцінювання інвестиційного потенціалу країни, в рамках якого побудовано комплексну економіко-математичну модель, що складається з трьох рівнів ієрархії та ґрунтується на використанні апарату штучних нейронних мереж, а саме карт самоорганізації Кохонена, та інструментарії теорії нечіткої логіки. Обґрунтовано формування переліку показників, що найбільше характеризують інвестиційний потенціал країни, та проаналізовано наявність взаємозалежностей між ними шляхом виявлення кореляційних зв'язків. Проведено аналіз сучасного стану країн світу за показниками інвестиційного потенціалу та на основі карт самоорганізації Кохонена визначено кластер країн, подібних за цими показниками до України. Визначено ряд факторів, що є репрезентантами своїх груп, на основі яких побудовано економіко-математичну модель оцінювання інвестиційного потенціалу країни із застосуванням інструментарію нечіткої логіки. Сформовано терм-множини для кожної з вхідних та вихідної змінних, задано вигляд функцій належності термів та їх параметри, сформована база правил прийняття рішень. Проведена оптимізація всіх параметрів моделі на основі показників країн, які разом з країною дослідження формують відповідний кластер в результаті самоорганізації на карті Кохонена. Отримано лінгвістичний опис інвестиційного потенціалу України та його кількісну оцінку на наступний рік. Проведене експериментальне дослідження засвідчило адекватність побудованих моделей та ефективність їх застосування з метою підтримки прийняття управлінських рішень як для країни-реципієнта (для підвищення інвестиційної привабливості), так і для потенційного інвестора (з метою пошуку найбільш привабливих і неризикових ринків).

Ключові слова. *Інвестиційний потенціал, ієрархічна модель, штучна нейронна мережа, карта Кохонена, нечітка логіка.*

© О. Д. Лук'яненко,
І. В. Мірошниченко, 2016

КОМПЛЕКС МОДЕЛЕЙ ОЦЕНИВАНИЯ ИНВЕСТИЦИОННОГО ПОТЕНЦИАЛА СТРАНЫ

О. Д. Лукьяненко
Кандидат экономических наук, доцент,
доцент кафедры международного менеджмента
Государственное высшее учебное заведение «Киевский национальный экономический университет имени Вадима Гетьмана»
проспект Победы, 54/1, г. Киев, 03680, Украина
OPavlovska@rambler.ru

И. В. Мирошниченко
Магистр по экономической кибернетике,
старший преподаватель кафедры
экономико-математического моделирования
Государственное высшее учебное заведение «Киевский национальный экономический университет имени Вадима Гетьмана»
проспект Победы, 54/1, г. Киев, 03680, Украина
ihor.miroshnychenko@kneu.ua

В статье предложен методологический подход к оцениванию инвестиционного потенциала страны, в рамках которого построена комплексная экономико-математическая модель, состоящая из трех уровней иерархии и базирующаяся на использовании аппарата искусственных нейронных сетей, а именно самоорганизующихся карт Кохонена, и инструментария теории нечеткой логики. Обосновано формирование перечня показателей, характеризующих в наибольшей степени инвестиционный потенциал страны, и проанализировано наличие взаимосвязей между ними путем выявления корреляционных зависимостей. Проведен анализ текущего состояния стран мира по показателям инвестиционного потенциала и с применением самоорганизующихся карт Кохонена определен кластер стран, подобных по этим показателям Украине. Определен ряд входных показателей-репрезентантов своих групп, на основе которых построено экономико-математическую модель оценивания инвестиционного потенциала страны с использованием инструментария нечеткой логики. Сформированы терм-множества для каждой из входных и выходной переменных, задан вид функций принадлежности термов и их параметры, сформирована база правил принятия решений. Проведена оптимизация всех параметров модели на основе показателей стран, которые вместе с исследуемой страной формируют соответствующий кластер в результате самоорганизации на карте Кохонена. Получено лингвистическое описание инвестиционного потенциала Украины и его количественную оценку на следующий год. Проведённое экспериментальное исследование подтвердило адекватность построенных моделей и эффективность их использования с целью поддержки принятия управленческих решений как для страны-реципиента (для повышения инвестиционной привлекательности), так и для потенциального инвестора (с целью поиска наиболее привлекательных и безрисковых рынков).

Ключевые слова. *Инвестиционный потенциал, иерархическая модель, искусственная нейронная сеть, карта Кохонена, нечеткая логика.*

COMPLEX OF EVALUATION MODELS OF INVESTMENT POTENTIAL

Olha Lukianenko

PhD (Economic Sciences), Docent,
Associate Professor of Department of International Management

State Higher Educational Establishment
«Kyiv National Economic University named after Vadym Hetman»
54/1 Peremogy Avenue, Kyiv, 03680, Ukraine
OPavlovska@rambler.ru

Ihor Miroshnychenko

Master's Degree in Economic Cybernetics,
Senior Lecturer of 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
ihor.miroshnychenko@kneu.ua

The article provides the methodological approach to the assessment of country's investment potential. The constructed in the frame of this approach integrated model consists of three levels of hierarchy and based on usage of artificial neural networks (Kohonen self-organizing maps) and tools of fuzzy logic theory. It's substantiated the forming of set of indicators that characterize the country's investment potential, and analyzed the relationship between them by identifying correlations. The cluster of countries similar to Ukraine in terms of investment potential has been defined in result of carried out analysis of current state of the world's countries. There is defined the set of input parameters-representants of their indicators' groups on the basis of which built the economic and mathematical model for estimating the country's investment potential using fuzzy logic tools. The term sets of each input and output variables was formed, and also determined the type and parameters of membership functions, constructed the base of decision-making rules. The optimization of the fuzzy model parameters was carried out on the basis of the performance of countries which form one cluster together with the studied country in the issue of self-organization at the Kohonen map. As a result was obtained the linguistic description of the investment potential of Ukraine and its quantitative estimate for the next year. The performed experimental research has confirmed the adequacy of constructed models and their effectiveness for support the management decision-making for the recipient country (to increase the investment attractiveness), as well as for potential investors (in order to find the most attractive and riskless markets).

Keywords. *Investment potential, hierarchical model, Kohonen's map, artificial neural network, fuzzy logic.*

JEL Classification: C45, E22

Вступ

Залучення прямих іноземних інвестицій є однією з основних цілей економічного розвитку більшості країн світу, оскільки надає поштовх до запровадження нових експортно-імпортних проектів, інституційних перетворень у країні та технологічної модернізації підприємств та організацій. Проте в сучасних реаліях нестабільності державних інститутів в Україні, неузгодженості державної політики та суттєвої специфічності ведення бізнесу, досягнення значних, а головне, стабільних обсягів прямих іноземних інвестицій постає складною задачею. Особливо це помітно для країн із середнім і низьким рівнем достатку, для яких залучення іноземних коштів — запорука економічного зростання та конкурентоспроможності. Всі ці негативні процеси поглиблюються на фоні світової економічної кризи. З одного боку, іноземні компанії та корпорації стали значно обережнішими при інвестуванні капіталу в інші країни, банки неохоче долучаються до фінансових інвестицій, а з іншого — урядам країн-реципієнтів важко забезпечити стабільне та привабливе середовище для інвестування. Тому актуальною є проблема оцінювання та прогнозування інвестиційного потенціалу країни з метою визначення можливостей країни з залучення інвестицій та пошуку шляхів підвищення інвестиційної привабливості економіки.

Різноманітні теоретичні та практичні аспекти інвестиційного потенціалу було досліджено в роботах науковців і практиків, таких як О. І. Лайко [1], С. В. Лєонов [2—4], І. А. Маринич [5], С. А. Павлова [6], Т. В. Романова [7], О. Г. Ултургашева [8] та інші. У той же час сфера інвестиційного потенціалу цікавить не тільки науковців, але й світових лідерів консалтингового та аудиторського бізнесу, серед яких International Finance Corporation [9], Deloitte [10], Ernst & Young [11], PricewaterhouseCoopers [12] та інші.

Ознайомлення з їх доробками підтверджує актуальність і важливість зазначеної проблематики. Разом з тим, проведений аналіз існуючих методів оцінювання інвестиційного потенціалу країни виявив, що існує необхідність у розробленні комплексу економіко-математичних моделей, які б враховували обмеженість статистичної інформації, розпливчастість інформації щодо ключових факторів формування інвестиційного потенціалу, експертні знання в предметній області тощо. Аналіз сучасного математичного апарату моделювання складних економічних процесів привів ав-

тора до висновку щодо доцільності побудови таких моделей на підґрунті інструментарію штучних нейронних мереж і теорії нечіткої логіки.

Мета і завдання дослідження

Метою статті є розробка методологічного підходу до оцінки інвестиційного потенціалу країни та побудова відповідного комплексу економіко-математичних моделей.

Досягнення мети дослідження передбачає вирішення таких завдань: побудова ієрархічної моделі оцінювання інвестиційного потенціалу країни; визначення системи показників для оцінювання інвестиційного потенціалу країни; визначення кола країн світу, що схожі/подібні за показниками інвестиційного потенціалу на країну, що оцінюється; розроблення експертної системи оцінювання інвестиційного потенціалу країни; проведення модельних обчислювальних експериментів відповідно до запропонованого методологічного підходу.

Виклад основного матеріалу дослідження

Ураховуючи результати попередніх досліджень автора [13, 14], для більш наочного відображення процесу моделювання інвестиційного потенціалу країни пропонуємо ієрархічну модель, що складається з трьох рівнів (див. рис. 1).

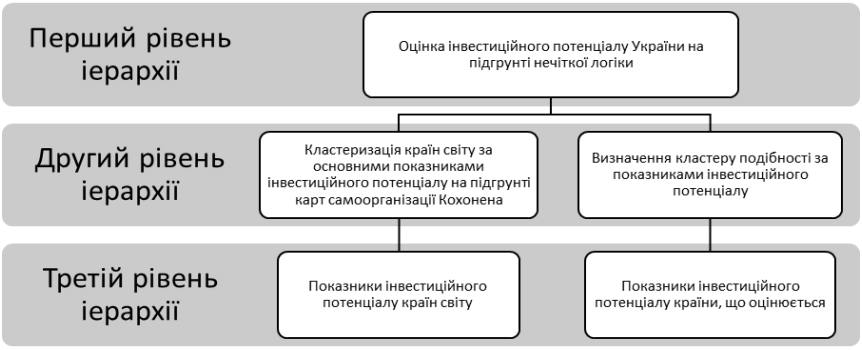


Рис. 1. Ієрархічна модель оцінювання інвестиційного потенціалу України

Розглянемо дану модель у висхідному порядку.

Третій рівень ієрархії. Розуміння та опис такого складного об'єкту дослідження, як інвестиційний потенціал країни, вимагає одночасного розгляду та врахування численного набору показників, що характеризують його різноманітні аспекти і співвідношення. При цьому головною задачею у пошуку, зборі та аналізі даних є представлення їх у зрозумілій формі зі збереженням інформативності.

Статистичні показники, що використовуються в аналізі інвестиційного потенціалу країни, були відібрані з різноманітних джерел інформації [15, 16], щоб відобразити якомога більше аспектів інвестиційної привабливості країни як для потенційного інвестора, так і з позицій країни-реципієнта.

Для оцінювання інвестиційного потенціалу кожної з країн було взято 41 вхідний показник (x_j), що представлені у табл. 1, які за принципами вичерпності та інформативності найбільше характеризують інвестиційну привабливість країни. Обрані показники характеризують розвиток і потенціал фондового ринку, ринку трудових ресурсів, обсяги валового національного продукту, грошей, специфіку ціноутворення, торгівлі, урядової політики, ведення бізнесу, особливості споживачів та оподаткування. Умовно ці показники було об'єднано за шістьма групами, зазначеними у третьому стовпчику табл. 1. За вихідний показник (y) взято прямі іноземні інвестиції (% від ВВП), що в найбільшій мірі відображають реалізацію інвестиційного потенціалу країни.

Кожен показник з табл. 1 представлений для кожної країни щорічними часовими рядами довжиною у 10 років (2005—2014 рр.). Проте не для всіх країн інформація була доступна в повному обсязі. Цю проблему було вирішено трьома шляхами: 1) доповнення пропущених даних додатковими базами даних, зокрема [17]; 2) виключення показників, дані по яким неможливо «відновити», якщо вони пропущені для значної кількості країн; 3) виключення країн, більшість даних яких відсутні. У результаті такого формування масиву даних для дослідження було відібрано 123 країни. На рис. 2 світлим кольором виділені країни, які не було враховано в дослідженні через відсутність достатнього обсягу інформації, темним кольором — основна країна дослідження (Україна), а проміжна градація сірого відповідає країнам, відібраним для побудови моделей оцінювання інвестиційного потенціалу.

Таблиця 1

ПЕРЕЛІК ПОКАЗНИКІВ ОЦІНЮВАННЯ ІНВЕСТИЦІЙНОГО ПОТЕНЦІАЛУ КРАЇНИ

Змінна	Назва показника	Назва групи показників
y	**Прямі іноземні інвестиції, чистий приплив (% від ВВП)**	**Вихідний**
x_1	Зростання ВВП (% на рік)	Показники ВВП
x_2	ВВП на душу населення (в поточних дол. США)	
x_3	Зростання ВВП на душу населення (% на рік)	
x_4	Сільське господарство, додана вартість (% від ВВП)	
x_5	Промисловість, додана вартість (% від ВВП)	
x_6	Виробництво, додана вартість (% від ВВП)	
x_7	Послуги і т.д., додана вартість (% від ВВП)	
x_8	Безробіття, всього (% від загальної чисельності робочої сили) (національна оцінка)	Ринок трудових ресурсів
x_9	Населення у віці 15—64 років (% від загального числа населення)	
x_{10}	Наймані працівники, всього (% від загальної кількості працівників)	
x_{11}	Зайнятість в сільському господарстві (% від загальної зайнятості)	
x_{12}	Зайнятість у промисловості (% від загальної зайнятості)	
x_{13}	Робота в сфері послуг (% від загальної зайнятості)	
x_{14}	Зайнятість в загальній чисельності населення, всього (%) (за оцінкою МОП)	
x_{15}	Зайнятість в загальній чисельності населення, всього (%) (національна оцінка)	
x_{16}	Рівень участі в робочій силі, всього (% від загального числа населення у віці 15-64 років) (за зразком оцінки МОП)	

Закінчення табл. 1

Змінна	Назва показника	Назва групи показників
x_{17}	Інфляція споживчих цін (% на рік)	Специфіка ціноутворення
x_{18}	Інфляція, дефлятор ВВП (% на рік)	
x_{19}	Паритет купівельної спроможності	
x_{20}	Ціна дизельного палива (дол. США за літр)	
x_{21}	Ціна бензину (дол. США за літр)	
x_{22}	Торгівля (% від ВВП)	Торгівля
x_{23}	Торгівля послугами (% від ВВП)	
x_{24}	Експорт товарів і послуг (% від ВВП)	
x_{25}	Імпорт товарів і послуг (% від ВВП)	
x_{26}	Загальні резерви (включаючи золото, в поточних дол. США) на душу населення	Урядова політика
x_{27}	Сальдо рахунку поточних операцій (% від ВВП)	
x_{28}	Загальні запаси золота на душу населення (дол. США)	
x_{29}	Валові національні витрати (% від ВВП)	
x_{30}	Витрати на охорону здоров’я, всього (% від ВВП)	
x_{31}	Витрати на кінцеве споживання і т.д. (% від ВВП)	
x_{32}	Загальні державні витрати на кінцеве споживання (% від ВВП)	
x_{33}	Військові витрати (% від ВВП)	
x_{34}	Індекс виробництва тваринництва	Бізнес
x_{35}	Індекс виробництва харчових продуктів	
x_{36}	Індекс виробництва зерна	
x_{37}	Товарно-матеріальні запаси (% від ВВП)	
x_{38}	Індекс легкості ведення бізнесу	
x_{39}	Час, необхідний для початку бізнесу (дні)	
x_{40}	Загальна податкова ставка (% від комерційного прибутку)	
x_{41}	Індекс сприйняття корупції	

Рис. 2. Мапа країн світу, дані яких використовувались у дослідженні

Другий рівень ієрархії. Математичною основою розрахунків на даному рівні ієрархії є штучна нейронна мережа на основі карт самоорганізації Кохонена [18]. Цей тип нейронних мереж дає можливість отримати кластери однорідних об'єктів дослідження (в нашій задачі — найбільш подібні країни за показниками інвестиційного потенціалу).

Опишемо процедуру побудови даної нейронної мережі. Вхідний простір показників $\mathbf{x} = [x_1, x_2, ..., x_n]^T \in X \subset \Re^n$, відображається на двовимірну гексагональну решітку нейронів (вузлів карти Кохонена), де X — множина всіх можливих показників; $\Re^n$ — множина дійсних чисел. Кожному вузлу карти i, $i = \overline{1,k}$, ставиться у відповідність параметричний вектор моделі $\mathbf{m}_i = \{\mu_{i1}, \mu_{i2}, ..., \mu_{in}\} \in \Re$, де k — кількість нейронів карти.

Перед початком проведення навчання нейронної мережі всі ваги μ_{ij}, $i = \overline{1,k}$, $j = \overline{1,n}$, ініціалізуються за допомогою генератора випадкових величин. Після ініціалізації мережі запускається так званий процес конкуренції, який полягає у визначенні найбільш подібних нейронів до векторів вхідних даних. Найпоширенішим підходом до визначення подібності векторів є обчислення Евклідової відстані між ними:

$$\|\mathbf{x} - \mathbf{m}_i\| = \sqrt{\sum_{j=1}^{n} \left(x_j - \mu_{ij}\right)^2}\ ,\ i = \overline{1,k}\,. \tag{1}$$

Після подання вхідних векторів на входи карти відбувається змагання нейронів шару Кохонена за правилом «переможець отримує все», згідно якого обирається нейрон-переможець *c*, що є найближчим до вхідного вектора за Евклідовою відстанню:

$$c = \arg\min_i \{\|\mathbf{x} - \mathbf{m}_i\|\}\,. \tag{2}$$

Після визначення нейрона-переможця здійснюється визначення міри його впливу на сусідні нейрони. Нейрон-переможець знаходиться в центрі топологічного околу. При збудженні він впливає на просторово близькі до нього нейрони, проте даний вплив зменшується із збільшенням відстані до нейронів. Даний процес визначає топологічне сусідство нейронів, коли близько розташовані вузли карти отримують схожі характеристики.

На заключному етапі побудови карти самоорганізації відбувається процес синаптичної адаптації, який полягає у корегуванні вектора синаптичних ваг нейрона-переможця та його сусідів відповідно до вектора вхідних даних:

$$\mathbf{m}_i(t+1) = \mathbf{m}_i(t) + \nu(t) \cdot h_{ci}(t) \cdot [\mathbf{x}(t) - \mathbf{m}_i(t)], \tag{3}$$

$$h_{ci}(t) = h(\|r_c - r_i\|; t)\,, \tag{4}$$

де $v(t)$ — параметр швидкості навчання, що з кожною епохою навчання t зменшується; $h_{ci}(t)$ — функція топологічного сусідства з центром у нейроні-переможці; r_c та r_i — координати геометричного розташування вузлів c нейрона-переможця та інших вузлів i на карті.

Для визначення топологічної зони впливу нейрона-переможця (4) обрано функцію Гауса:

$$h_{ci}(t) = e^{-\frac{\|r_c - r_i\|^2}{2 \cdot \sigma^2(t)}}\,, \tag{5}$$

де $\sigma(t)$ — функція ефективної ширини топологічного околу.

В процесі навчання нейронної мережі топологічний окіл звужується. Це забезпечується за рахунок поступового зменшення ширини функції $\sigma(t)$ (рис. 3).

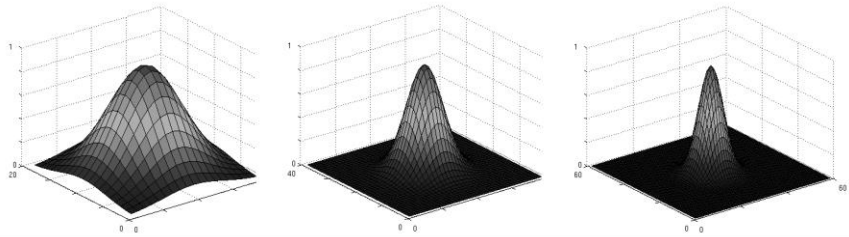


Рис. 3. Процес звуження топологічного околу Гаусової функції

Алгоритм самоорганізації карт Кохонена являє собою метод кластеризації, що полягає у зменшенні розмірності багатовимірних векторів даних. Він може бути застосований для візуалізації кластерів і виявлення нелінійних закономірностей у структурах вхідних даних. Головною особливістю такого типу нейронних мереж є навчання «без вчителя», коли для коректного налаштування синаптичних ваг не потрібна інформація щодо бажаного відгуку мережі.

У цьому дослідженні карти самоорганізації використовуються для узагальнення складного набору даних і кластеризації країн за показниками, що найбільше впливають на інвестиційний потенціал країни.

Результатом побудованої карти самоорганізації є візуальне представлення двовимірної гексагональної решітки нейронів, що відображають організаційну залежність країн світу за показниками інвестиційного потенціалу з можливістю подальшого визначення кластерів, які за економічним розвитком та умовами інвестиційної діяльності схожі між собою (рис. 4).

На сьогодні існує низка сучасних програмних пакетів, котрі реалізують інструментарій побудови карт самоорганізації Кохонена. Серед них виділимо: MATLAB, Deductor Studio Academic, SOMine, Statistica та багато інших. Для вирішення поставлених у нашому дослідженні задач побудову економіко-математичної моделі здійснено із застосуванням програмного продукту Deductor Studio Academic.

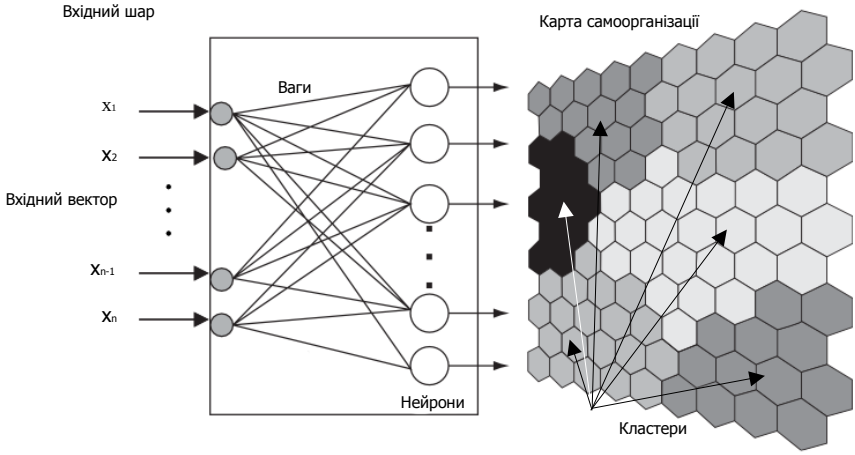


Рис. 4. Візуальне представлення карти самоорганізації з визначенням кластерів

Для побудови карти самоорганізації слід визначити оптимальну кількість нейронів, що здійснюється експериментально відповідно до поставленої задачі та з урахуванням особливостей досліджуваних показників. Розмірність карти самоорганізації (кількість нейронів) у нашому дослідженні була обрана з низки варіантів за критерієм середньозваженої помилки квантування. Матриця помилок квантування відображає середню відстань між прикладом і центрами клітинок (які відповідають вузлам решітки карти Кохонена). Кожен приклад відображається у багатовимірному просторі, де кількість вимірів відповідає кількості вхідних показників (елементів вектора вхідних даних). Центр клітинки — точка у цьому просторі з координатами, що дорівнюють вагам нейрона. Чим менша відстань від вектора вхідних даних до центра клітинки, тим ближче до неї розташований приклад, що описується цим вектором.

У результаті проведених численних експериментів було визначено найраціональнішу структуру карти самоорганізації країн світу за показниками інвестиційного потенціалу, що являє собою решітку розмірністю 70 на 35 нейронів, як видно з рис. 5. Така структура карти забезпечила відображення географічної організації країн світу, хоча жодної географічної інформації для моделі не було надано. Так, наприклад, у правій частині карти самоорганізації згруповані країни — часники ОЕСР — організації еконо-

мічного співробітництва та розвитку (кластер 1 на рис. 5); значна кількість країн згрупована у другому кластері — країни Центральної та Південної Америки, Східної Європи (2); переважна більшість арабських країни займають центральну верхню частину карти Кохонена (3 кластер); країни Азії та Африки — ліву частину карти (4 та 5 кластери, відповідно).

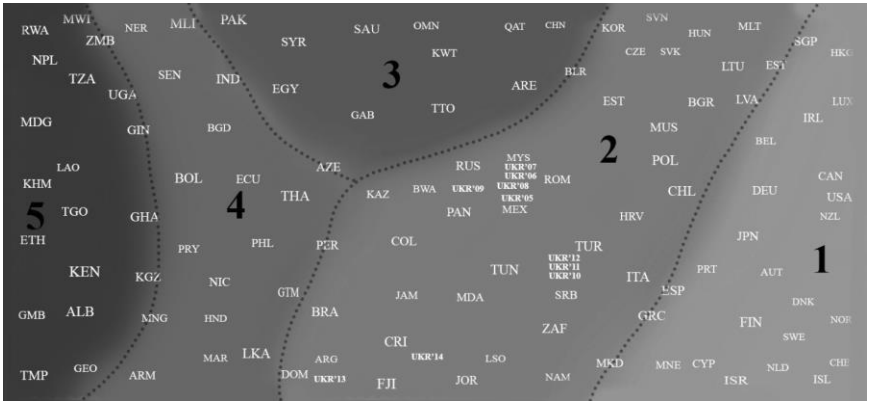


Рис. 5. Кластеризація країн світу за показниками інвестиційного потенціалу

Зміна значень більшості показників відбувається здебільшого у горизонтальному напрямку, як можна бачити з рис. 6.

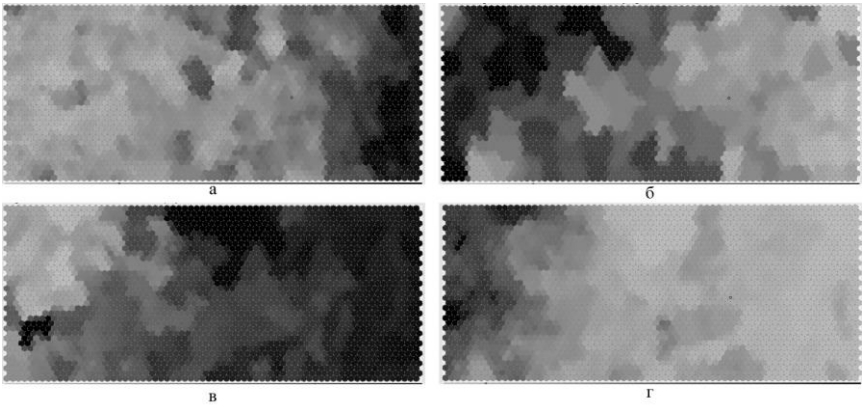


Рис. 6. Візуалізація значень деяких показників за допомогою карти самоорганізації:

а) індекс сприйняття корупції; б) індекс легкості ведення бізнесу; в) найманих працівників (% від загальної кількості працівників); г) сільське господарство, додана вартість (% від ВВП)

З аналізу наведених карт самоорганізації можна дійти висновку, що інвестиційний потенціал збільшується від африканських країн зліва до країн-учасників ОЕСР, які розташовані у правих частинах карт.

На заключному етапі розрахунків на другому рівні ієрархії визначається розташування основної країни дослідження інвестиційного потенціалу (України) та кластер, до якого вона належить. На вхід побудованої карти самоорганізації Кохонена вводяться показники цієї країни, на основі яких модель визначає її місце на гексагональній решітці нейромережі та повертає координати нейрону і номер кластеру, до якого віднесено дану країну. Так вдається отримати перелік країн світу, що схожі/подібні за показниками інвестиційного потенціалу на країну, що оцінюється. За результатами експериментального дослідження Україна протягом останніх 10 років потрапляла лише до другого кластеру (рис. 5). Відповідно, можна зробити висновок, що Україна найбільш подібна до країн цього кластеру за показниками інвестиційного потенціалу.

Зважаючи на те, що економіка та умови ведення інвестиційної діяльності країн з інших кластерів суттєво відрізняються від України, доречно здійснювати побудову моделі виявлення залежності впливу різноманітних факторів на інвестиційний потенціал без урахування невластивих Україні характеристик. Тобто, є сенс проводити оцінювання інвестиційного потенціалу України у порівнянні з країнами другого кластеру.

Перший рівень ієрархії. Результати формування кластеру країн на другому рівні ієрархії застосовуються як вхідна інформація для побудови моделі оцінювання інвестиційного потенціалу країни, математичним підґрунтям якої було обрано інструментарій теорії нечіткої логіки [19].

Центральне місце у теорії нечіткої логіки займає поняття лінгвістичної змінної. Лінгвістична змінна характеризується кортежем $<\beta, T, X, U>$, де: β — назва лінгвістичної змінної; T — терм-множина значень, тобто множина лінгвістичних значень змінної X, причому кожне з таких значень характеризується нечіткою множиною, визначеною на універсальній множині U.

Структуру процесу нечіткого виводу представлено на рис. 7, де використано наступні позначення: $\mu^{t_{il}}(x_i)$ — функція належності i-го показника l-му терму терм-множини значень відповід-

ної лінгвістичної змінної, $i = \overline{1, I}$, $l = \overline{1, k_i}$ (k_i — кількість термів t_{il} у терм-множині змінної x_i); t_{il} — l-ий терм терм-множини лінгвістичної змінної, яка описує i-ий вхідний показник; $\mu^{p_j}(y)$ — функція належності вихідного показника y j-му терму терм-множини значень відповідної лінгвістичної змінної, яка залежить від вхідних показників $(x_1, x_2, ..., x_I)$; p_j — j-ий терм терм-множини значень лінгвістичної змінної, що характеризує вихідний показник y.

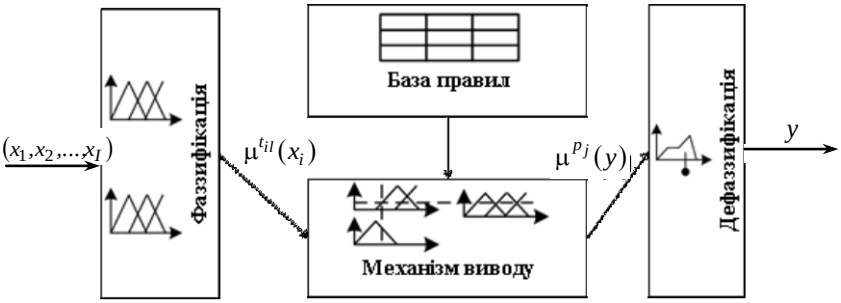


Рис. 7. Структура процесу нечіткого виводу

Порядок проведення розрахунків у моделі на нечіткій логіці типу Мамдані детально описано в монографіях [20, 21]. За подібним принципом здійснимо побудову економіко-математичної моделі оцінювання інвестиційного потенціалу країни, що відбуватиметься за такими етапами.

Етап 1 (Показники). Першочерговою задачею при побудові моделі є обґрунтування вибору результуючого показника та визначення переліку вхідних факторів. Оскільки основним завданням нашого дослідження є моделювання інвестиційного потенціалу країни, то важливо визначитись зі змінною, яка могла би слугувати уособленням цього показника. При цьому важливо розуміти, що поняття інвестиційного потенціалу пов'язане не стільки з сучасним рівнем інвестиційних надходжень, скільки з потенційною можливістю його реалізації із залучення інвестицій в майбутньому, виходячи з поточної економічної та політичної кон'юнктури. Тож за вихідну змінну y в результаті проведеного аналізу вирішено взяти чистий приплив прямих іноземних інвестицій (% від ВВП) наступного року, в той час як на входи моделі подавати-

муться показники поточного року. Таким чином, при налаштуванні параметрів економіко-математичної моделі та її використанні з метою оцінювання інвестиційного потенціалу країни лаг між вхідними та результуючою змінними становитиме один рік.

Для формування набору пояснюючих показників при конструюванні моделі оцінювання інвестиційного потенціалу країни на підґрунті інструментарію нечіткої логіки проведемо аналіз і відбір найбільш значущих показників з повного переліку, наведеного у табл. 1. Зазначимо, що у літературі з нечіткого моделювання рекомендується, щоб кількість входів моделі була не більшою за 7 ± 2 пояснюючих змінних [22]. Крім того, важливо, щоб відібрані до моделі фактори відображали всі групи показників оцінювання інвестиційного потенціалу, вказані у третьому стовпчику табл. 1.

Перш за все спробуємо проаналізувати наявність взаємозалежностей між показниками шляхом виявлення кореляційних зв'язків. З результуючим показником y значущий кореляційний зв'язок є лише у показника x_{23} «Торгівля послугами (% від ВВП)» — залежність між значеннями показника x_{23} та y з лагом в один рік (кореляція між показником торгівлі послугами та чистим припливом прямих іноземних інвестицій у наступному році) становить 0,54. І хоча інші вхідні показники не мають значущого кореляційного зв'язку з вихідною змінною, для моделей на нечіткій логіці це не має особливого значення (адже всі показники переводяться у лінгвістичну форму та залежність шукається на основі логічних правил прийняття рішень, що нівелює значимість лінійного зв'язку між показниками).

Разом з тим, до множини вхідних змінних відберемо такі показники, що є найбільш вираженими репрезентантами своїх груп — вони мають характеризуватись найтіснішим зв'язком із максимальною кількістю інших пояснюючих змінних із своєї групи. Разом з тим, вони не повинні мати значущої взаємозалежності із іншими показниками з множини вхідних факторів моделі оцінювання інвестиційного потенціалу країни.

Так, наприклад, всі показники із групи «Торгівля» (x_{22}, x_{23}, x_{24}, x_{25}) мають між собою тісні кореляційні зв'язки (від 0,42 до 0,94) та жодного значущого зв'язку із показниками з інших груп. Тож, репрезентантом цієї групи виберемо x_{23} «Торгівля послугами (% від ВВП)» як єдиного, що має значний лінійний вплив на вихідну змінну.

Інші групи не стоять так відокремлено від інших — значущі зв'язки у показників з тих груп можуть бути як зі змінними у своїй групі, так і з іншими. Так, наприклад, показник x_2 «ВВП на душу населення (в поточних дол. США)» має значущий кореляційний зв'язок з показниками x_4, x_{11}, x_{13}, x_{17} — x_{21}, x_{29}, x_{31}, x_{41}. І найбільша кореляція у нього з показником x_{19} «Паритет купівельної спроможності» — на рівні 0,92. Але через такий тісний зв'язок між цими двома показниками x_{19} має саме такі ж значущі зв'язки з тим же переліком факторів, як і x_2. Тож, хоч обидва ці показники мають нульову кореляцію із вихідною змінною, ми відберемо одного з них, як найбільш вираженого репрезентанта інших факторів. Зважаючи на кроскореляційні зв'язки інших вхідних показників, відберемо до моделі оцінювання інвестиційного потенціалу країни пояснюючу змінну x_2 «ВВП на душу населення (в поточних дол. США)», яка буде презентувати групу «Показники ВВП». Репрезентантом же групи «Специфіка ціноутворення» з аналогічних міркувань виберемо показник x_{17} «Інфляція споживчих цін (% на рік)».

У результаті проведення дослідження пояснюючих змінних з табл. 1 до моделі оцінювання інвестиційного потенціалу країни на нечіткій логіці було також відібрано показник x_{12} «Зайнятість у промисловості (% від загальної зайнятості)» як репрезентант групи «Ринок трудових ресурсів», x_{31} «Витрати на кінцеве споживання і т.д. (% від ВВП)» в якості представника групи «Урядова політика», та від групи «Бізнес» показник x_{38} «Індекс легкості ведення бізнесу».

Ми також здійснили спробу побудувати модель оцінювання інвестиційного потенціалу країни на основі не самих значень показників, вказаних у табл. 1, а їх відносних змін у щорічному розрізі. Але жодних залежностей між результативним показником і змінами вхідних факторів виявлено не було (коефіцієнти кореляції між показником відносної зміни прямих іноземних інвестицій із показником зміни будь-якого вхідного фактору не перевищив 0,1 по модулю як для поточного року, так і зі зсувом на будь-який лаг). Крім того, коефіцієнти детермінації регресійних моделей, побудованих на різних можливих комбінаціях цих відносних показників, не перевищили 0,05, що свідчить про неадекватність такого підходу та недоцільність подібної обробки вхідних показників навіть з метою конструювання моделі на нечіткій логіці.

Етап 2 (Лінгвістичні змінні). Для формування бази знань при побудові моделі на підґрунті теорії нечіткої логіки скористаємось трьома термами для кожної змінної. Відповідно, для оцінювання всіх показників x_i, $i=\overline{1,I}$, що характеризують інвестиційний потенціал країни, формується єдина шкала з трьох якісних термів: H — низький рівень показника x_i, C — середній рівень показника x_i, B — високий рівень показника x_i.

Для оцінювання значень результуючої лінгвістичної змінної y, що охоплює повну множину ступенів інвестиційного потенціалу країни, будемо використовувати терми: H — низький інвестиційний потенціал, C — середній і B — високий інвестиційний потенціал країни.

Етап 3 (Побудова функцій належності). Нечіткі описи в моделі аналізу інвестиційного потенціалу з'являються у зв'язку з непевністю експерта, що виникає в ході різного роду класифікацій. Наприклад, коли не вдається чітко розмежувати значення середнього та високого рівня деякого показника. У такому разі необхідно побудувати функції належності всіх нечітких термів як вхідних, так і результуючої змінних, щоб отримати можливість здійснювати адекватну класифікацію рівнів всіх показників.

Спочатку визначаємо можливий діапазон зміни вхідних факторів x_i, $i=\overline{1,I}$, і результуючого показника y та задаємо вигляд функцій належності всіх їх нечітких термів. На рис. 8 подано схематично квазідзвоноподібні функції належності трьох нечітких термів $\{H, C, B\}$ вхідної змінної x_i, $i=\overline{1,I}$, на множині X.

Усі квазідзвоноподібні функції належності нечітких термів як вхідних x_i, $i=\overline{1,I}$, так і вихідної змінної y, зображених на рис. 8, можна аналітично представити функцією:

$$\mu^T(x)=\frac{1}{1+\left(\dfrac{x-b_T}{c_T}\right)^2}, \qquad (6)$$

де c_T — коефіцієнт концентрації-розтягування функції;

b_T — координата максимуму функції ($\mu(b_T)=1$);

T — лінгвістичний терм із множини $\{H, C, B\}$. Значення функцій належності бічних термів H та B усіх змінних за межами своїх максимумів b_T прирівнюються, як і в точках максимуму, до одиниці.

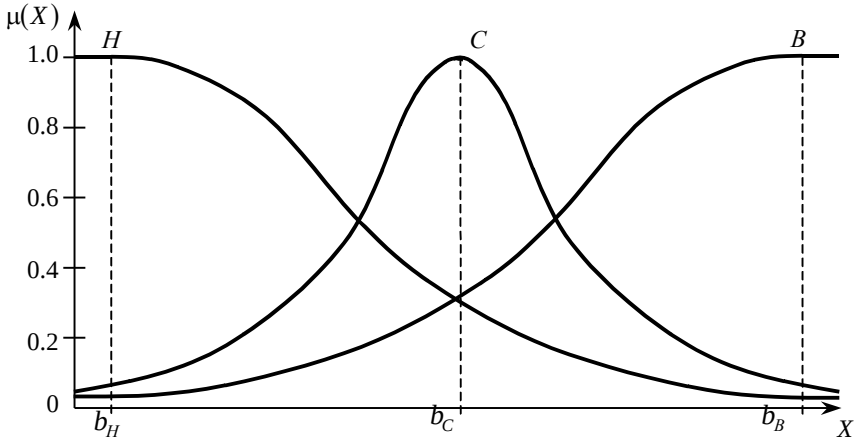


Рис. 8. Квазідзвоноподібні функції належності

Перед проведенням оптимізації параметрів моделі або у випадку, якщо налаштування параметрів моделі здійснюватись не буде взагалі, необхідно задати орієнтовні межі змін всіх термів кожного з показників x_i, $i = \overline{1, I}$, шляхом порівняння даних показників за різними країнами у різні періоди часу. Таким чином можна встановити рівні показників, які будуть відповідати своїм лінгвістичним термам, щоб вони досить точно узгоджувались із заданими правилами оцінки інвестиційного потенціалу країни.

Продемонструємо принцип встановлення параметрів функцій належності для змінної x_2 «ВВП на душу населення (в поточних дол. США)». Так, на рис. 9 відображено значення цього показника для всіх країн з кластера 2, сформованого на другому рівні ієрархії побудови моделі. По осі абсцис відкладено номер спостереження з навчальної вибірки (що являє собою позначку країни та року спостереження), а за віссю ординат — відповідне йому значення ВВП на душу населення в доларах.

Як видно з рис. 9, значення ВВП на душу населення коливається для різних країн із другого кластеру в межах від кількох сотень до 40 тис. доларів на рік. Оскільки для побудови моделі на нечіткій логіці необхідно задати функції належності до лінгвістичних термів (що відповідають своїм нечітким множинам) кожної зі змінних, то важливо встановити орієнтовні розмежування між цими термами. Так, на основі графічного аналізу рис. 9 мож-

на задати границю між низьким і середнім значенням показника x_2 «ВВП на душу населення (в поточних дол. США)» (між термами *H* та *C*) на рівні близько 5 тис. дол., а між середнім і високим значеннями показника x_2 (між термами *C* та *B*) — на рівні 15 тис. дол. Ці розмежування на рис. 9 позначені потовщеними горизонтальними лініями. Ці ж лінії відображено на рис. 10 вже вертикально при ілюстрації розмежування між різними функціями належності показника x_2.

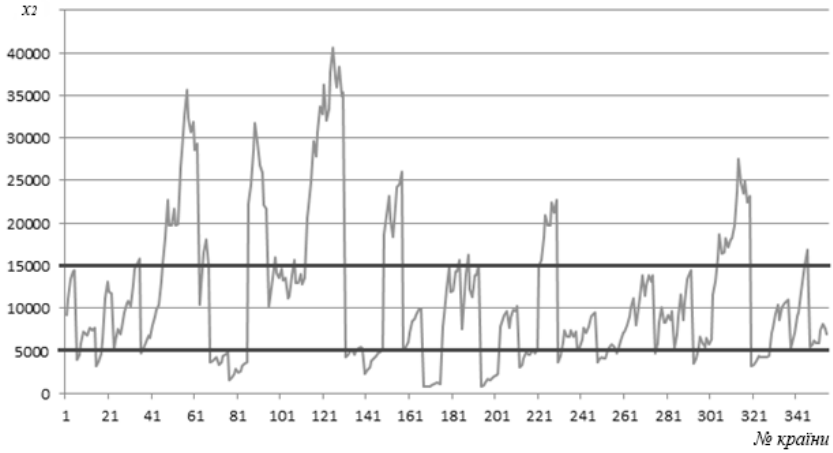


Рис. 9. Аналіз рівнів показника x_2 «ВВП на душу населення (в поточних дол. США)» для встановлення параметрів функцій належності

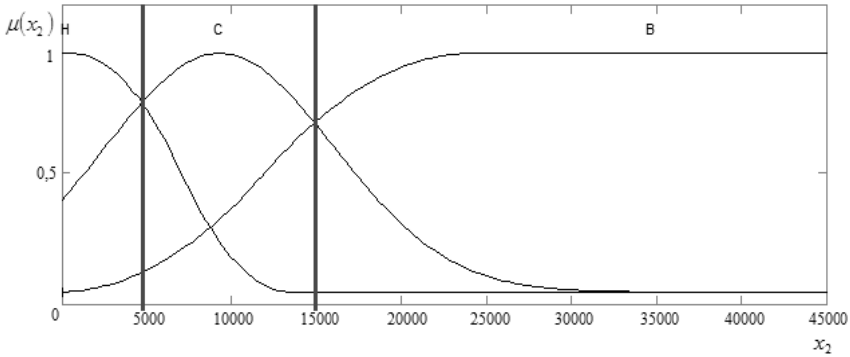


Рис. 10. Функції належності показника x_2 «ВВП на душу населення (в поточних дол. США)»

Зазначимо, що ці розмежування між різними нечіткими множинами є досить умовними, адже функція належності відповідної нечіткої множини залишається ще на досить високому рівні за цими границями, але вже трохи нижче за сусідні функції належності. Крім того, в процесі оптимізації параметрів моделі на реальних даних усі параметри функцій належності можуть бути суттєво скорегованими, щоб мінімізувати розходження розрахунків моделі із реальними показниками результуючої змінної.

Але, як би там не було, перед здійсненням налаштування моделі необхідно встановити початкові значення усіх параметрів і задати правила прийняття рішень. Так, для показника x_{12} «Зайнятість у промисловості (% від загальної зайнятості)» було вирішено розмежування між термами *H* і *C* поставити на рівні 20, а між термами *C* і *B* — на рівні 30. Для показника x_{17} «Інфляція споживчих цін (% на рік)» границя між термами *H* і *C* була встановлена на рівні 2, а між термами *C* і *B* — на рівні 10. Для x_{23} «Торгівля послугами (% від ВВП)» ці границі визначені на рівні 12 і 30, відповідно. Для показника витрат на кінцеве споживання і т. д. (% від ВВП) x_{31} — на рівні 75 і 90. Індекс легкості ведення бізнесу x_{38} у якості даних границь має значення 45 і 70.

Власне, для кожного терму $T \in \{H, C, B\}$ всіх вхідних змінних було встановлено свої параметри функції належності, які дозволяють на перетині функцій належності отримувати встановлені вище розмежування з іншими термами. Так само встановлюються границі перетину функцій належності лінгвістичних термів вихідної змінної. Для показника *y* «Прямі іноземні інвестиції, чистий приплив (% від ВВП)» розмежування між термами *H* і *C* було встановлено на рівні 2, а між термами *C* і *B* — на рівні 10.

Етап 4 (Формування бази знань і правил прийняття рішень). Експертна система на базі нечітких знань повинна містити механізм прийняття рішень, який би надав можливість робити висновок про інвестиційний потенціал країни. В табл. 2 наведено набір вирішальних правил щодо оцінювання чистого припливу прямих іноземних інвестицій (% від ВВП) наступного року на основі низки пояснюючих змінних поточного року, який отримано в результаті аналізу закономірностей у статистичних даних країн, віднесених на другому рівні ієрархії моделі до другого кластеру.

Таблиця 2

БАЗА ЗНАНЬ ЩОДО ОЦІНЮВАННЯ ІНВЕСТИЦІЙНОГО ПОТЕНЦІАЛУ КРАЇНИ

Лінгвістичні значення показників						Вага	Вихідна змінна
x_2	x_{12}	x_{17}	x_{23}	x_{31}	x_{38}	w	y
C	*C*	*C*	*H*	*C*	*C*	w_1^H	*H*
–C	*B*	*C*	*C*	*–B*	*–C*	w_2^H	
C	*C*	*C*	*–B*	*–B*	*–B*	w_3^H	
C	*C*	*C*	*C*	*C*	*C*	w_4^H	
–C	*C*	*C*	*H*	*H*	*C*	w_1^C	*C*
H	*H*	*C*	*C*	*C*	*H*	w_2^C	
H	*H*	*–H*	*B*	*B*	*B*	w_3^C	
C	*–C*	*C*	*C*	*C*	*–C*	w_4^C	
B	*C*	*C*	*B*	*C*	*B*	w_1^B	*B*
C	*B*	*C*	*C*	*C*	*–B*	w_2^B	
C	*H*	*C*	*B*	*–C*	*C*	w_3^B	

Правила прийняття рішень, що свідчать про високу оцінку інвестиційного потенціалу країни та які записані в останніх трьох рядках табл. 2, у термінах теорії нечіткої логіки означатимуть лінгвістичне висловлювання: «ЯКЩО значення показника x_2 для аналізованої країни є високе ТА показник x_{12} середній, ТА x_{17} середній, ТА x_{23} високий, ТА x_{31} середній, ТА x_{38} високий АБО ЯКЩО x_2 середній ТА x_{12} високий, ТА x_{17} середній, ТА x_{23} середній, ТА x_{31} середній, ТА x_{38} не високий, АБО ЯКЩО x_2 середній ТА x_{12} низький, ТА x_{17} середній, ТА x_{23} високий, ТА x_{31} не середній, ТА x_{38} середній, ТОДІ ступінь інвестиційного потенціалу країни y є високим». Представимо за допомогою функцій належності та вагових коефіцієнтів аналітичну форму запису зазначеного вирішального правила визначення високого інвестиційного потенціалу країни:

$$\begin{aligned}\mu^B(y) = w_1^B\left[\mu^B(x_2)\cdot\mu^C(x_{12})\cdot\mu^C(x_{17})\cdot\mu^B(x_{23})\cdot\mu^C(x_{31})\cdot\mu^B(x_{38})\right]\vee\\ \vee\, w_2^B\left[\mu^C(x_2)\cdot\mu^B(x_{12})\cdot\mu^C(x_{17})\cdot\mu^C(x_{23})\cdot\mu^C(x_{31})\cdot\mu^{-B}(x_{38})\right]\vee\\ \vee\, w_3^B\left[\mu^C(x_2)\cdot\mu^H(x_{12})\cdot\mu^C(x_{17})\cdot\mu^B(x_{23})\cdot\mu^{-C}(x_{31})\cdot\mu^C(x_{38})\right]\end{aligned} \quad (7)$$

де $\mu^{d_j}(y)$ — функція належності вектора вхідних змінних x_i, $i=\overline{1,I}$, терму d_j вихідної змінної y з множини $\{H, C, B\}$;

I — кількість вхідних змінних (у базі знань в табл. 2 $I = 6$);

$\mu^{a_i^{jp}}(x_i)$— функція належності вхідної змінної x_i лінгвістичному терму a_i^{jp}, $j=\overline{1,m}$, $i=\overline{1,I}$, $p=\overline{1,k_j}$ ($\mu^{-a}(x_i)=1-\mu^a(x_i)$);

m — кількість термів вихідної змінної y (в нашій задачі $m = 3$);

k_j — кількість правил у базі знань, що відповідають j-му терму вихідної змінної y (в табл. 2 $k_1 = k_2 = 4$, $k_3 = 3$);

$w_p^{d_j}$ — вага p-го правила серед тих, що відповідають терму d_j вихідної змінної. Вага являє собою число з інтервалу [0, 1], яке характеризує впевненість експерта в кожному вибраному ним для прийняття рішення конкретному правилі (зазвичай всі ваги правил спочатку прирівнюються до одиниці та в результаті проведення оптимізації моделі на реальних даних можуть зменшуватись, якщо правило не відповідає дійсності).

Подібним чином утворюються всі функціональні залежності, які втілюють у математичній формі запису правила прийняття рішень, зведені до бази знань у табл. 2. Оскільки для опису кожного терму вихідної змінної використовується різна кількість правил, то об'єднання розрахунків за усіма правилами, що відносяться до одного терму результуючого показника, доцільно здійснювати за операцією максимізації, щоб не віддавати перевагу термам з більшою кількістю правил. А для того, щоб при розрахунку вихідної змінної по кожному правилу враховувати значення всіх вхідних показників, операцію перетину функцій належності всіх вхідних змінних реалізовуватимемо шляхом їх добутку:

$$y = \arg \max_{p=\overline{1,k_j},\, j=\overline{1,m}} \left\{ w_p^{d_j} \prod_{i=1}^{I} \mu^{a_i^{jp}}(x_i) \right\}, \quad (8)$$

де $d_j = \{H, C, B\}$.

Від цього моменту модель можна використовувати для здійснення оцінки інвестиційного потенціалу країни, хоча за наявності статистичних даних варто провести оптимізацію її параметрів, що і було зроблено в цій роботі.

Етап 5 (Налаштування параметрів моделі). При проведенні налаштування параметрів моделі здійснюється оптимізація всіх ваг правил і параметрів функцій належності всіх вхідних і результуючої змінних. В принципі, навчання моделі не є обов'язковим, оскільки за наявності базових правил вона вже може видавати рішення для будь-яких значень пояснюючих змінних. Проте, якщо провести оптимізацію моделі на існуючому статистичному матеріалі, то якість її логічного висновку можна суттєво підвищити. Навчальною вибіркою слугували дані щодо відібраних на першому етапі побудови нечіткої моделі шести показників оцінювання інвестиційного потенціалу $\{x_2, x_{12}, x_{17}, x_{23}, x_{31}, x_{38}\}$ для всіх країн із кластера 2, сформованого на другому рівні ієрархії побудови моделі. На вихід моделі при оптимізації подавались відповідні цим країнам значення чистого припливу прямих іноземних інвестицій (% від ВВП) наступного року. Результат моделювання цього показника на навчальній вибірці із застосуванням побудованої моделі на нечіткій логіці наведено на рис. 11.

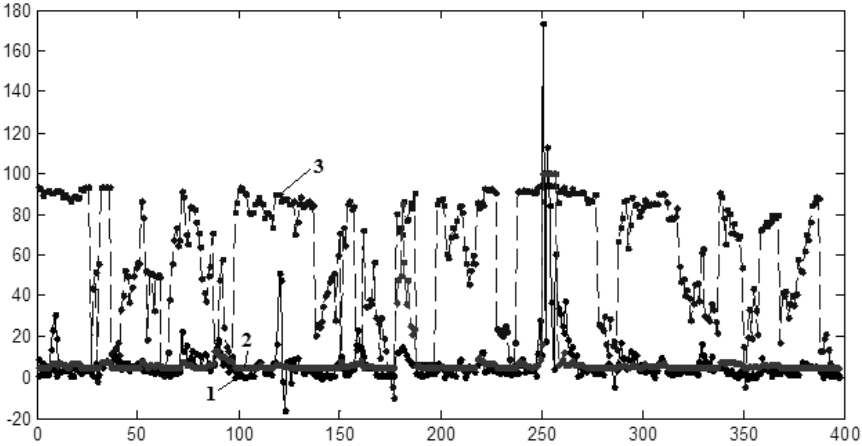


Рис. 11. Моделювання інвестиційного потенціалу країн із другого кластеру із застосуванням моделі на нечіткій логіці

На рис. 11 точками, що утворюють криву 1, позначено реальні дані щодо чистого припливу прямих іноземних інвестицій (% від ВВП) за 397 спостереженнями, що увійшли до навчальної вибірки. Крива 2 утворена із результатів розрахунків вихідної змінної нечіткою моделлю після проведення оптимізації її параметрів на реальних даних, а 3 — моделювання до проведення оптимізації. Як видно з рис. 11, налаштування моделі на нечіткій логіці на даних щодо інвестиційного потенціалу країн суттєво підвищило точність розрахунку результуючої змінної.

Результатом застосування подібної моделі є лінгвістичний опис інвестиційного потенціалу країни, а також кількісна оцінка чистого припливу прямих іноземних інвестицій (% від ВВП) наступного року після того, за який подаються дані на вхід моделі.

Відтепер з'являється можливість застосовувати побудовану економіко-математичну модель для оцінювання інвестиційного потенціалу будь-якої з країн, що потрапили до другого кластера, сформованого на другому рівні ієрархії побудови моделі. Зокрема, можна здійснити розрахунок інвестиційного потенціалу України (зауважимо, що статистику за Україною не було включено до навчальної вибірки).

Так, якщо подати на входи моделі на нечіткій логіці значення пояснюючих змінних щодо України за 2014 рік (x_2 = 3082,5 дол. США, x_{12} = 26,1 %, x_{17} = 12,2 %, x_{23} = 20,7 %, x_{31} = 90,0 %, x_{38} = 87), отримаємо прогнозну оцінку прямих іноземних інвестицій у 2015 році на рівні 4,6 % від ВВП.

За даними [23], протягом 2015 року в економіку України надійшло 3,76 млрд дол. США прямих іноземних інвестицій. При цьому ВВП України у 2015 році склав 83 млрд дол. США [24]. Таким чином, відсоток прямих іноземних інвестицій в Україну від ВВП у 2015 році становив (3,76 / 83)*100 % = 4,53 %, що майже точно співпадає з прогнозом, отриманим побудованою нечіткою моделлю.

Висновки і перспективи подальших досліджень у даному напрямку

У статті запропоновано методологічний підхід до побудови комплексу економіко-математичних моделей оцінювання інвестиційного потенціалу країни, в основу якого покладено методи теорії штучних нейронних мереж та інструментарій нечіткої логіки.

В дослідженні обґрунтовано відбір 41 показника, що за принципами вичерпності та інформативності найбільше характеризують інвестиційну привабливість країни. На їх основі побудовано карту самоорганізації Кохонена, яка надала можливість сформувати 5 кластерів, кожен з яких містить найбільш подібні між собою країни за показниками інвестиційного потенціалу.

Зважаючи на те, що за результатами експериментального дослідження Україна протягом останніх 10 років потрапляла лише до другого кластеру (який складається переважно з країн Центральної та Південної Америки, Східної Європи), запропоновано проводити оцінювання інвестиційного потенціалу України у порівнянні саме з країнами із даного кластеру.

З цією метою було побудовано економіко-математичну модель оцінювання інвестиційного потенціалу України на підґрунті інструментарію нечіткої логіки, де налаштування параметрів моделі здійснюється на основі показників країн, які разом з Україною представляють другий кластер на карті Кохонена.

Ґрунтуючись на сформованій інформаційній базі проведено експериментальне дослідження з визначення інвестиційного потенціалу України із застосуванням розробленої системи моделей. Аналіз результатів комп'ютерних експериментів свідчить про високу ефективність побудованих моделей і підтверджує доцільність застосування розробленого методологічного підходу та відповідного модельного інструментарію для оцінювання інвестиційного потенціалу країни.

Запропонований методологічний підхід та рекомендації щодо застосування системи економіко-математичних моделей дозволяють здійснювати прогнозування показників розвитку інвестиційного потенціалу країни з метою підвищення ефективності прийняття управлінських рішень як для країни-реципієнта (для вжиття заходів з підвищення інвестиційної привабливості), так і для потенційного інвестора (з метою пошуку найбільш привабливих і неризикових ринків).

Література

1. *Лайко О. І.* Шляхи відтворення інвестиційного потенціалу країни та регіонів [Текст] / О. І. Лайко // Економічні інновації : Інноваційний інструментарій розвитку господарської діяльності : зб. наук. пр. — Одеса : ОНЕУ, 2011. — № 2. — Вип. 42. — С. 129—139.

2. *Лєонов С. В.* Використання інвестиційного потенціалу банків у фінансовому забезпеченні інноваційного розвитку в Україні / С. В. Лєонов // В кн. : Проблеми фінансового забезпечення інноваційного розвитку : монографія / За заг. ред. Т. А.Васильєвої, В. Г. Боронос. — Суми : Вид-во СумДУ, 2009. — С. 178—199.

3. *Лєонов С. В.* Інвестиційний потенціал банківської системи України : монографія / С. В. Лєонов. — Суми : ДВНЗ «УАБС НБУ», 2009. — 375 с.

4. *Лєонов С. В.* Проблеми та перспективи використання інвестиційного потенціалу банківської системи в забезпеченні соціально-економічного розвитку міста / С. В. Лєонов // В кн.: Інвестиційне забезпечення соціально-економічного розвитку міста [Текст] : монографія : у 2 т. — Том 2. Інструменти інвестиційного забезпечення соціально-економічного розвитку міста / За заг. ред. д-ра екон. наук А. О. Єпіфанова і д-ра екон. наук Т. А. Васильєвої. — Суми : ДВНЗ «УАБС НБУ», 2009. — С. 180—187.

5. *Маринич І. А.* Наукові підходи до формування потенціалу підприємства / І. А. Маринич, Н. Р. Кадилович // Науковий вісник Національного лісотехнічного університету України : зб. наук.-техн. пр. — Львів, 2010. — Вип. 20.15.— С. 220—223.

6. *Романова Т. В.* Теоретико-методологічні засади оцінки інвестиційного потенціалу регіонів / Т. В. Романова // Збірник наукових праць Черкаського державного технологічного університету. — 2009. — № 24. — С. 209—212.

7. *Павлова С. А.* Инвестиционно-строительная компания: оценка структуры инвестиционного потенциала [Текст] / С. А. Павлова // Креативная экономика. — 2007. — № 4. — С. 151—154.

8. *Ултургашева О. Г.* Экономическая сущность и структура инвестиционного потенциала региона [Текст] / О. Г. Ултургашева, А. В. Лавренко, Д. А. Профатилов // Проблемы современной экономики: Евразийский международный научно-аналитический журнал. — 2011. — № 1 (37). — С. 227—229.

9. Investment Potential in EMENA [Електронний ресурс]. — Режим доступу: http://www.enterprise-development.org/wp-content/uploads/Investment-Potential-in-EMENA.pdf.

10. The investment potential of sub-Saharan Africa [Електронний ресурс]. — Режим доступу : http://www2.deloitte.com/content/dam/Deloitte/za/Documents/energy-resources/za_investment_poential_sub_saharan_africa_26012015.pdf.

11. Renewable energy country attractiveness index [Електронний ресурс]. — Режим доступу : http://www.ey.com/GL/en/Industries/Power---Utilities/Renewable-Energy-Country-Attractiveness-Index.

12. South East Asia Investment Opportunities — Tax & Other Incentives [Електронний ресурс]. — Режим доступу : http://www.pwc.com/la/en/publications/sea.html.

13. *Мірошниченко І. В.* Ієрархічна логіко-лінгвістична модель оцінювання інвестиційного потенціалу України з урахуванням ризику / Г. І. Великоіваненко, І. В. Мірошниченко // Культура народов Причерноморья. — 2012. — № 231. — С. 14—18.

14. *Мірошниченко І. В.* Дослідження взаємозв'язків між показниками інвестиційного потенціалу України на основі карт самоорганізації / І. В. Мірошниченко // Економічний аналіз: Зб. наук. праць. — Тернопіль : ТНЕУ, 2013. — Т. 14. — № 2. — С. 63—69.

15. Статистична інформація за даними Світового банку [Електронний ресурс]. — Режим доступу : http://www.data.worldbank.org.

16. Статистична інформація за даними ОЕСР [Електронний ресурс]. — Режим доступу : https://data.oecd.org.

17. Trading Economics database [Електронний ресурс]. — Режим доступу : http://www.tradingeconomics.com.

18. *Kohonen T.* Self-organizing maps. 3d ed. — New-York: Springer, 2001. — 501 p.

19. *Bellman R.* Decision-making in a fuzzy environment / R. Bellman, L. Zadeh // Management Science. — 1970. — Vol.17. — № 4. — P. 141—164.

20. *Ротштейн А. П.* Интеллектуальные технологи идентификации: нечеткая логика, генетические алгоритмы, нейронные сети / А. П. Ротштейн. — Винница : УНІВЕРСУМ-Вінниця, 1999. — 320 с.

21. *Матвійчук А. В.* Штучний інтелект в економіці: нейронні мережі, нечітка логіка: монографія. / А. В. Матвійчук. — К. : КНЕУ, 2011.— 439 с.

22. *Miller G. A.* The Magic Number Seven Plus or Minus Two: Some Limits on Our Capacity for Processing Information // Psychological Review. — 1956. — № 63. — P. 81—97.

23. Прямі іноземні інвестиції із країн світу в економіці України [Електронний ресурс]. — Режим доступу : https://ukrstat.org/uk/operativ/operativ2015/zd/ivu/ivu_u/ ivu0415.html.

24. Валовий внутрішній продукт України за 2015 рік [Електронний ресурс]. — Режим доступу : https://ukrstat.org/uk/operativ/operativ2015/vvp/vvp_kv/vvp_kv_u/ vvpf_kv2015_u_n.htm.

References

1. Laiko, A. (2011). Shliakhy vidtvorennia investytsiinoho potentsialu krainy ta rehioniv. *Ekonomichni innovatsii (Economic Innovation), 2*(42), 129—139 [in Ukrainian].

2. Lieonov, S. V. (2009). *Vykorystannia investytsiinoho potentsialu bankiv u finansovomu zabezpechenni innovatsiinoho rozvytku v Ukraini.* Sumy: SumDU [in Ukrainian].

3. Lieonov, S. V. (2009). *Investytsiinyi potentsial bankivskoi systemy Ukrainy.* Sumy: UABS NBU [in Ukrainian].

4. Lieonov, S. V. (2009). *Problemy ta perspektyvy vykorystannia investytsiinoho potentsialu bankivskoi systemy v zabezpechenni sotsialno-ekonomichnoho rozvytku mista.* Sumy: UABS NBU [in Ukrainian].

5. Marynych, I. A. (2010). Naukovi pidkhody do formuvannia potentsialu pidpryiemstva. *Naukovyj visnyk Natsional'noho lisotekhnichnoho universytetu Ukrainy (Scientific Bulletin of National Forestry University of Ukraine), 20.15,* 220—223 [in Ukrainian].

6. Romanova, T. V. (2009). Teoretyko-metodolohichni zasady otsinky investytsiinoho potentsialu rehioniv. *Zbirnyk naukovykh prats' Cherkas'koho derzhavnoho tekhnolohichnoho universytetu (Proceedings of Cherkasy State Technological University), 24,* 209—212 [in Ukrainian].

7. Pavlova, S. A. (2007). Investicionno-stroitel'naja kompanija: ocenka struktury investicionnogo potenciala. *Kreativnaja ekonomika (Creative Economics), 4,* 151—154 [in Russian].

8. Ulturgasheva, O. G., Lavrenko, A. V., & Profatilov, D. A. (2011). Jekonomicheskaja sushhnost' i struktura investicionnogo potenciala regiona. *Problemy sovremennoj ekonomiki (Problems of Modern Economics), 1*(37), 227—229 [in Russian].

9. International Finance Corporation. (2013). *Investment Potential in EMENA.* Retrieved from http://www.enterprise-development.org/wp-content/uploads/Investment-Potential-in-EMENA.pdf.

10. Deloitte US. (2014). *The investment potential of sub-Saharan Africa.* Retrieved from http://www2.deloitte.com/content/dam/Deloitte/za/Documents/energy-resources/za_investment_poential_sub_saharan_africa_26012015.pdf.

11. Ernst & Young. (2015). *Renewable energy country attractiveness index.* Retrieved from http://www.ey.com/GL/en/Industries/Power---Utilities/Renewable-Energy-Country-Attractiveness-Index.

12. PricewaterhouseCoopers. (2012). *South East Asia Investment Opportunities — Tax & Other Incentives.* Retrieved from http://www.pwc.com/la/en/publications/sea.html.

13. Miroshnychenko, I. V., & Velykoivanenko, G. I. (2012). Iyerarhichna logiko-lingvistychna model' otsinyuvannya investitsiynogo potentsialu Ukrayiny z urahuvannyam ryzyku. *Kultura narodov Prichernomorya (Culture of Black Sea Nations), 231,* 14—18 [in Ukrainian].

14. Miroshnychenko, I. V. (2013). Doslidzhennya vzayemozv'yazkiv mizh pokaznykamy investytsiynogo potentsialu Ukrayiny na osnovi kart samoorganizatsii. *Ekonomichnyi Analiz (Economic Analysis), 2*(14), 63—69 [in Ukrainian].

15. World DataBank. (2015). *World Development Indicators.* Retrieved from http://www.data.worldbank.org.

16. OECD Data. (2015). *OECD Statistics*. Retrieved from: https://data.oecd.org.

17. Trading Economics. (2015). *Trading Economics Database*. Retrieved from http://www.tradingeconomics.com.

18. Kohonen, T. (2001). *Self-organizing maps. 3rd ed*. New-York: Springer.

19. Bellman, R., & Zadeh, L. (1970). Decision-making in a fuzzy environment. *Management Science*, *17* (4), 141—164.

20. Rotshtein, A. P. (1999). *Intelektualnyie tekhnologii identifikacii: nechetkaya logika, geneticheskie algoritmy, neyronnyie seti*. Vinnytsia: UNIVERSUM-Vinnytsia [in Russian].

21. Matviychuk, A. V. (2011). *Shtuchnyi intelekt v ekonomitsi: neironni merezhi, nechitka lohika*. Kyiv: KNEU [in Ukrainian].

22. Miller, G. A. (1956). The Magic Number Seven Plus or Minus Two: Some Limits on Our Capacity for Processing Information. *Psychological Review*, *63*, 81—97.

23. State Statistics Service of Ukraine. (2015). *Foreign direct investment*. Retrieved from https://ukrstat.org/uk/operativ/opera-tiv2015/zd/ivu/ivu_u/ivu0415.html.

24. State Statistics Service of Ukraine. (2015). *Gross domestic product*. Retrieved from https://ukrstat.org/uk/operativ/operativ2015/vvp/vvp_kv/vvp_kv_u/vvpf_kv2015_u _n.htm.

Стаття надійшла до редакції 29.05.2016

УДК 519.86:336.717

ВИБІР АРХІТЕКТУРИ НЕЙРОМЕРЕЖІ ДЛЯ РОЗВ'ЯЗАННЯ ЗАДАЧІ КЛАСИФІКАЦІЇ НАДІЙНОСТІ ПОЗИЧАЛЬНИКІВ-ФІЗИЧНИХ ОСІБ

С. С. Савіна

Кандидат економічних наук, доцент,
доцент кафедри економіко-математичного моделювання

Державний вищий навчальний заклад «Київський національний економічний університет імені Вадима Гетьмана»
проспект Перемоги, 54/1, м. Київ, 03680, Україна
s.savina@mail.ru

В. П. Бень

Провідний спеціаліст

Акціонерне товариство «МОТОР СІЧ»
проспект Моторобудівників, 15, м. Запоріжжя, 69068, Україна
benchik1985@yandex.ru

Стаття присвячена пошуку архітектури нейромережі, здатної найбільш ефективно здійснювати оцінку кредитоспроможності позичальників-фізичних осіб. Досліджено такі види архітектур нейронних мереж, як тришаровий персептрон і радіально-базисна мережа, розглянуто питання вибору їх оптимальної конфігурації. Проведено порівняльний аналіз ефективності застосування окремих нейронних мереж різної архітектури і конфігурацій та утвореного з трьох найкращих нейромереж комітету експертів. Запропоновано підхід узагальнення результатів роботи окремих моделей у комітеті. Проведені розрахунки підтвердили, що поєднання кількох моделей у комітет дає змогу компенсувати можливі помилки результату роботи окремих моделей. Висновки з проведеного дослідження та побудовані нейромережеві моделі можуть бути використані банківськими структурами та іншими кредитними установами, зацікавленими в адекватній процедурі оцінки кредитоспроможності фізичних осіб.

Ключові слова. *Оцінка кредитоспроможності, нейромережа, поверхня відгуку, персептрон, радіально-базисна мережа, комітет експертів.*

© С. С. Савіна,
В. П. Бень, 2016

ВЫБОР АРХИТЕКТУРЫ НЕЙРОННОЙ СЕТИ ДЛЯ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧИ КЛАССИФИКАЦИИ НАДЕЖНОСТИ ЗАЕМЩИКОВ-ФИЗИЧЕСКИХ ЛИЦ

С. С. Савина

Кандидат экономических наук, доцент,
доцент кафедры экономико-математического моделирования

Государственное высшее учебное заведение «Киевский национальный экономический университет имени Вадима Гетьмана»
проспект Победы, 54/1, м. Киев, 03680, Украина
s.savina@mail.ru

В. П. Бень

Ведущий специалист
Акционерное общество «МОТОР СИЧ»
проспект Моторостроителей, 15, г. Запорожье, 69068, Украина
benchik1985@yandex.ru

Статья посвящена поиску архитектуры нейросети, которая бы наиболее эффективным образом осуществляла оценку кредитоспособности заемщиков-физических лиц. Исследованы такие виды архитектур нейронных сетей, как трехслойный персептрон и радиально-базисная сеть, а также рассмотрены вопросы выбора их оптимальной конфигурации. Проведен сравнительный анализ эффективности применения отдельных нейронных сетей различной архитектуры и конфигураций, а также образованного из трех лучших нейросетей комитета экспертов. Предложен подход обобщения результатов работы отдельных моделей в комитете. Проведенные расчеты подтвердили, что сочетание нескольких моделей в комитете позволяет компенсировать возможные ошибки результата работы отдельных моделей. Выводы из проведенного исследования и построенные нейросетевые модели могут быть использованы банковскими учреждениями и прочими кредитными организациями, заинтересованными в адекватной процедуре оценки кредитоспособности физических лиц.

Ключевые слова. *Оценка кредитоспособности, нейросеть, поверхность отклика, персептрон, радиально-базисная сеть, комитет экспертов.*

SELECTION OF NEURAL NETWORK ARCHITECTURE FOR SOLVING PROBLEM OF BORROWERS-INDIVIDUALS TRUSTABILITY CLASSIFICATION

Svitlana Savina

PhD (Economic Sciences), Docent,
Associate Professor of 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
s.savina@mail.ru

Vladyslav Ben'

Leading Specialist
The company «MOTOR SICH»
15 Motorobudivelnykiv Avenue, Zaporizhzhia, 69068, Ukraine
benchik1985@yandex.ru

The article is devoted to the search for the neural network architecture that demonstrates the highest accuracy of assessment of the creditworthiness of borrowers-individuals. There is studied such types of neural network architectures as three-layer perceptron and radial basis function network, as well as the issues of optimal configuration choice. It's carried out a comparative analysis of the effectiveness of individual neural networks of various architectures and configurations, as well as formed «the committee of experts» from three of the best neural networks. The approach of summarizing in the committee of results of individual models calculations is proposed in the article. Experimental research has confirmed that the combination of several models in the committee allows compensating the possible errors of individual models evaluations. The findings from this study and constructed neural network models may be used by banking institutions and other credit organizations interested in an adequate procedure of assessing the creditworthiness of individuals.

Keywords. *Creditworthiness assessment, neural network, response surface, perceptron, radial basis function network, committee of experts.*

JEL Classification: C45, D81

Постановка проблеми

За час використання нейронних мереж у математичному моделюванні складних процесів і систем уже чітко виокремились ті задачі, для яких застосування саме цього інструментарію дає кращий результат порівняно з іншими типами математичних моделей. До таких задач відносяться задачі класифікації (категоризації), прогнозування, розпізнання образів тощо.

Оцінка надійності позичальника банку відноситься якраз до задач класифікації. Найпоширенішим підходом до розв'язання даної задачі є використання логістичної регресії. Широке застосування цього типу моделі обумовлене простотою реалізації та зрозумілою інтерпретацією результатів. При побудові логістичної регресії для визначення скорингової оцінки кредитоспроможності позичальника-фізичної особи вхідними факторами слугують всі доступні для конкретної фінансової установи дані. До переліку таких даних включають як соціально-демографічні показники анкетних даних позичальників-фізичних осіб, так і статистичні дані, що пов'язані з кредитною історією та поточною платіжною дисципліною. Результатом застосування логістичної регресії є значення з інтервалу [0; 1], що інтерпретуються як імовірність невиконання позичальником кредитних зобов'язань. За умови забезпечення повноти та коректності вхідних статистичних чи анкетних даних можна очікувати достатньо точної оцінки кредитоспроможності позичальника в майбутньому.

Однак слід відмітити, що основним недоліком використання логістичної регресії є проблема виникнення мультиколінеарності (наявності тісного кореляційного або лінійного зв'язку між двома чи більше факторами, які включаються у модель). Проблема мультиколінеарності широко досліджена для випадку лінійної регресії, розроблено методи виявлення цього явища та способи зменшення його негативного впливу на модель. Проте для випадку логістичної регресії ця проблема досліджена недостатньо, хоча вона є такою ж актуальною, як і для лінійної регресії. За наявності мультиколінеарності дисперсія оцінок параметрів моделі регресії зростає пропорційно до їх значень, що призводить до нестійкості цих оцінок [1, с. 12]. Найгіршим проявом цієї проблеми є оцінки параметрів з протилежними знаками — тобто виникають випадки, коли знаки отриманих оцінок параметрів при певних факторах моделі протирічать фактичному напрямку впливу дано-

го фактору на залежну змінну. Уникнути проблем, пов'язаних з мультиколінеарністю, можна за рахунок застосування для розв'язання задачі класифікації математичної моделі іншого типу, зокрема, нейронної мережі.

Аналіз останніх джерел і публікацій

Класичний інструментарій оцінки кредитоспроможності позичальників комерційних банків, що використовуються для побудови скорингових моделей, набув суттєвого розвитку в дослідженнях вітчизняних учених: Камінський А. Б. [2, 3], Кишакевич Б. Ю. [4], Писанець К. К. [5]. Останнім часом для розв'язання задач, пов'язаних з кредитною діяльністю комерційного банку, знаходять застосування сучасні методи математичного моделювання, такі як нейронні мережі та нечітка логіка. Так, у роботі Великоіваненко Г. І., Трокоз Л. О. [6] розроблено економіко-математичну модель колекторського скорингу, що ґрунтується на поєднанні інструментарію нечіткої логіки та нейронних мереж. У роботі [7] нейромережі застосовуються для побудови моделі поведінкового скорингу. Аналіз простроченої заборгованості на основі нейромереж здійснюється в роботі [8].

У роботах [6] і [8], присвячених використанню нейромереж для побудови моделей оцінки банківських ризиків, застосовується інструментарій карт самоорганізації Кохонена. В роботі [7] скорингові моделі ґрунтуються на багатошаровому персептроні. Однак, залишається актуальною низка питань, які неминуче виникають при використанні штучних нейронних мереж для розв'язання будь-якого класу задач. Перш за все, це питання вибору архітектури нейромережі, а також оптимізація конфігурації для вже обраної архітектури. Важливими аспектами, що впливають на якість нейромережевих моделей, є також питання формування навчальної та тестової вибірок для проведення навчання нейромереж.

Мета і завдання дослідження

Метою роботи є побудова нейронних мереж різної архітектури для розв'язання задачі оцінки надійності позичальників-фізичних осіб і проведення експериментального дослідження з вибору найадекватнішої з них.

Основним завданням роботи є вибір найкращої архітектури нейромережі та дослідження впливу зміни її конфігурації на точність класифікації позичальників за рівнем ризику дефолту за кредитними зобов'язаннями. В роботі також досліджується питання використання комітету моделей, як альтернативи застосування лише одної нейронної мережі.

Виклад основного матеріалу

Штучна нейромережа виконує певну послідовність дій з перетворення вхідних даних у вихідні: кожен нейрон отримує сигнали через кілька вхідних з'єднань, що мають певну силу чи вагу, яка представлена відповідними коефіцієнтами; стан нейрону описується зваженою сумою його вхідних сигналів з доданим до неї пороговим значенням; цей розрахунок суматора нейрона перетворюється за допомогою функції активації у вихідний сигнал. Найважливішою особливістю нейронної мережі є її здатність до навчання, що реалізується шляхом ітераційного налаштування зв'язків між її елементами, послідовно зменшуючи похибку моделювання результативного показника.

Придатність нейронних мереж до розв'язання широкого спектру задач зумовила виникнення значного різноманіття видів штучних нейромережевих структур. Вибір типу нейронної мережі залежить від поставленої задачі. У випадку, коли результуючий показник являє собою дискретну величину, що складається з двох чи більше груп даних, завдання нейромережі полягає у віднесенні вхідних даних до однієї з цих груп. В такій постановці маємо задачу класифікації чи категоризації даних. Процедура проведення класифікації в термінах теорії нейронних мереж описується таким чином: вихідний елемент нейромережі повинен видавати високий рівень активації в тому випадку, коли певне спостереження належить до відповідного класу, та низький рівень активації — у протилежному випадку. Наочне представлення результату моделювання нейронної мережі дає відповідна поверхня в багатовимірному просторі (де один вимір відводиться для відображення виходу мережі, а інші виміри вказують значення вхідних показників). Залежно від обраної архітектури нейромережі буде отримано поверхні різного виду та складності.

Для розв'язання задачі оцінки кредитоспроможності позичальників фізичних осіб у даній роботі застосовувались нейромережі трьох типів.

Найпростішою з них є лінійна мережа. Така мережа не містить проміжних шарів і для вихідного шару використовує лінійну функцію активації (що є повним аналогом лінійної регресії). Для задачі класифікації лінійна мережа моделює деяку гіперплощину таким чином, щоб вона розділяла між собою два класи.

Засоби пакету *STATISTICA Neural Networks* дозволяють зобразити аналоги гіперплощин для тривимірного простору [9]. Такі поверхні мають назву поверхні відгуку. На рис. 1 схематично зображено поверхню відгуку для умовного прикладу розв'язання задачі класифікації.

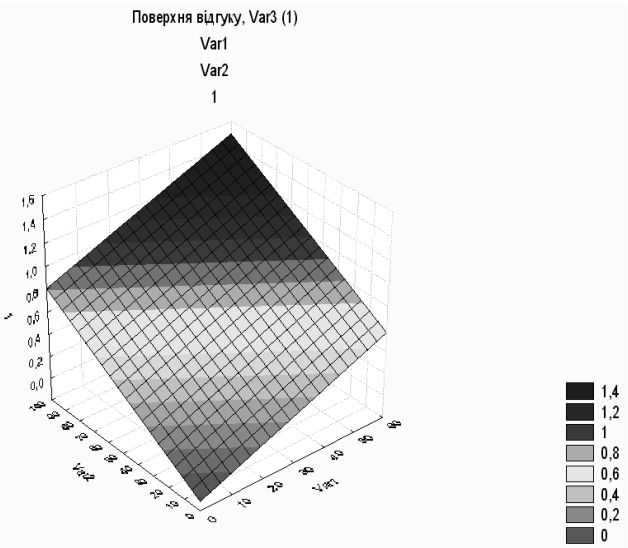


Рис. 1. Схематичне зображення поверхні відгуку для лінійної мережі

Вхідні показники відкладені в осях *Var1* та *Var2*, вихідна змінна — *Var3*. Для наведеного на рис. 1 прикладу в задачі класифікації вихідна змінна приймає два значення: 0 та 1. Дана поверхня відображає, як зростає рівень активації вихідного нейрону лінійної нейромережі по відношенню лише до одного з класів, який позначено «1». Чим більшим є значення рівня активації вихідного нейрону, тим більшою мірою відповідні вхідні дані визначатимуть належність до класу «1». Очевидно, що такий простий спосіб проведення класифікації не завжди може дати прийнятний результат.

При розв'язанні складних задач лінійну мережу застосовують для визначення найнижчого рівня якості моделі, що надалі дозволить провести порівняння точності результатів моделювання та визначити доцільність використання складнішої архітектури нейромережі. Може виявитись, наприклад, що для задач, які не мають достатньої кількості даних, для навчання немає сенсу використання складних моделей.

Однак у більшості випадків ефективним є застосування складніших нейромереж. Одним із найпоширеніших типів мереж є багатошаровий персептрон. В ньому нейрони вхідного шару слугують для введення значень пояснюючих змінних. Кожен з нейронів вхідного шару пов'язаний з усіма елементами першого прихованого шару. В свою чергу кожен нейрон із наступних прихованих шарів пов'язаний з усіма елементами попереднього шару, а шар вихідних нейронів також має зв'язок з усіма елементами останнього прихованого шару. За рахунок регулювання кількості шарів та елементів у кожному шарі нейромережа може моделювати функцію довільного ступеня складності.

На рис. 2 наведено схематичне зображення багатошарового персептрону.

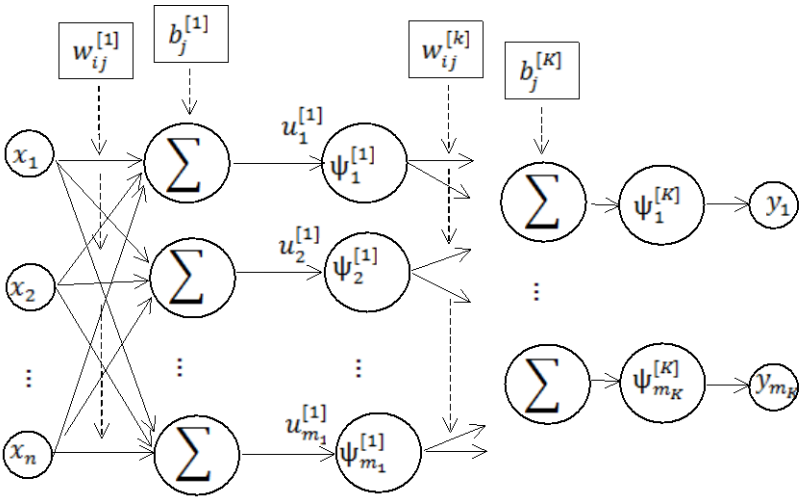


Рис. 2. Схематичне зображення багатошарового персептрону

Позначення на рис. 2: x_i — значення i-го вхідного показника, $w_{ij}^{[k]}$ — значення вагового коефіцієнта, що поєднує i-ий нейрон (k –1)-го шару (або i-ту вхідну змінну) з j-им нейроном k-го шару, k — номер шару, $b_j^{[k]}$ — параметр зміщення суматора j-го нейрона k-го шару, $u_j^{[k]}$ — розрахунок суматора j-го нейрона k-го шару (зважена сума вхідних сигналів), $\Psi_j^{[k]}$ — функція активації j-го нейрона k-го шару, y_l — значення l-го вихідного показника, $l=\overline{1,m_k}$. Розрахунок суматора кожного нейрона здійснюється за формулою:

$$u_j^{[k]} = b_j^{[k]} + \sum_{i=1}^{n} w_{ij}^{[k]} x_i, \quad j=\overline{1,m_k},\ k=\overline{1,K},$$

де m_k — кількість нейронів у k-му шарі, K — кількість шарів персептрону.

Значного рівня ефективності при розв'язанні задачі класифікації багатошаровий персептрон досягає за рахунок здатності моделювати більш складну поверхню відгуку порівняно з лінійною мережею. Чим складнішою є форма поверхні, тим точніше модель може здійснити класифікацію об'єктів. Хоча розрахунок суматора окремих нейронів у багатошаровому персептроні є лінійною функцією вхідних значень, далі цей сигнал перетворюється за допомогою деякої нелінійної функції активації, наприклад сигмоїдної, що приводить до утворення поверхонь з так званими «сигмоїдними нахилами». На рис. 3 наведено поверхню в тривимірному просторі, отриману за результатами розрахунків одного з нейронів першого прихованого шару багатошарового персептрону.

Поверхня на рис. 3 є функцією від двох вхідних змінних. Якщо вхідних показників більша кількість, то буде отримано багатовимірний аналог такої поверхні. При зміні ваг міжнейронних зв'язків і параметрів зміщення суматора змінюється і поверхня відгуку. Збільшення значень ваг приведе до збільшення крутизни нахилу поверхні, а зміна параметрів зміщення суматора впливатиме на орієнтацію поверхні в просторі.

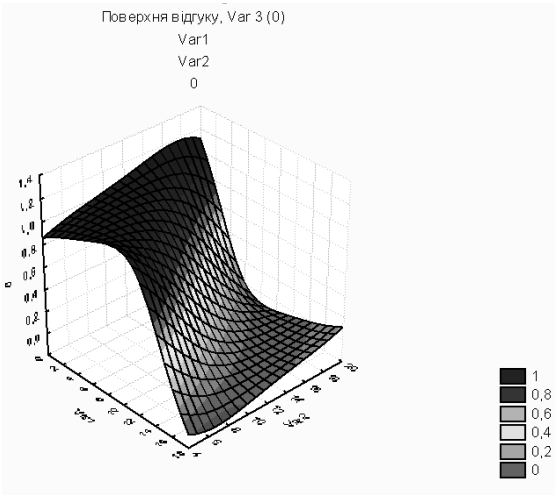
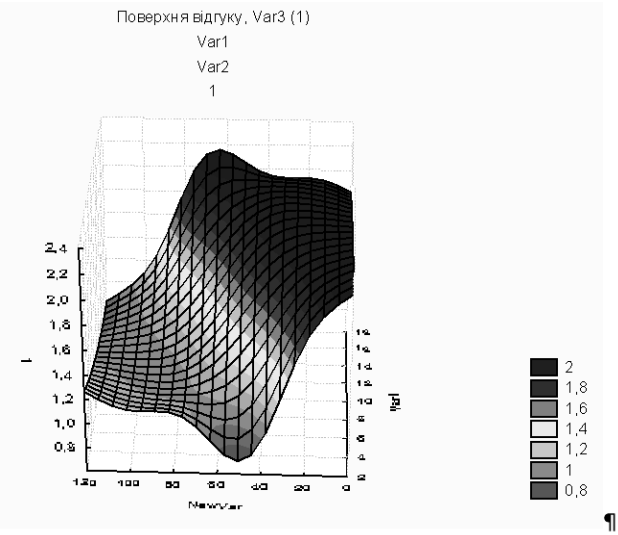


Рис. 3. Поверхня відгуку в тривимірному просторі
за результатами моделювання одного нейрону

У багатошаровій мережі такі функції відгуку об’єднуються одна з одною шляхом послідовного отримання їх лінійних комбінацій і застосування деяких нелінійних функцій активації. На рис. 4 зображено поверхню відгуку, отриману за результатами розрахунків мережі з одним виходом та одним прихованим шаром, який складається з двох нейронів. Кожен нейрон прихованого шару моделює свій сигмоїдний нахил, а поєднуючись разом у вихідному нейроні вони утворюють одну поверхню відгуку.

У процесі навчання багатошарового персептрону коригуються ваги міжнейронних зв’язків і параметри зміщення суматорів нейронів. Відповідно, поверхні відгуку кожного з нейронів обертаються в потрібному напрямку та змінюють крутизну нахилу, прилаштовуючись найкращим чином для проведення класифікації вхідних даних. Мережа, яка містить один прихований шар, будує кілька сигмоїдних нахилів. Їх кількість відповідає кількості нейронів у прихованому шарі, а вихідний нейрон комбінує з них спільну поверхню. На поверхні є вершини і западини, які відповідають рівням належності вхідних даних (значення вхідних показників відкладаються по відповідних осях) до певного класу. Якщо мережа містить два прихованих шари, то поверхня буде

мати ще складнішу структуру і може містити більшу кількість вершин і западин. Зрозуміло, що використовуючи мережу такого типу можна відтворити поверхню будь-якої складності, що дає можливість ефективно розв’язати більшість задач класифікації.



¶

Рис. 4. Поверхня відгуку мережі з двома нейронами одного прихованого шару

Ще одним типом нейроархітектури є радіально-базисна нейронна мережа. Функціонування такої мережі базується на іншому принципі формування вихідного сигналу. Цей принцип діє за аналогією справжніх нейронів специфічного типу, в яких вихідний сигнал розповсюджується лише на певну обмежену область простору. Мережа, яка побудована на штучних нейронах з чітко вираженими локальними характеристиками, є альтернативою багатошаровим персептронам і має назву радіально-базисної нейронної мережі. В такій мережі штучні нейрони характеризуються функціями активації, що радіально змінюються навколо обраного центру і приймають ненульові значення лише в певному околі цього центру. На рис. 5 наведено схематичне зображення структури радіально-базисної мережі.

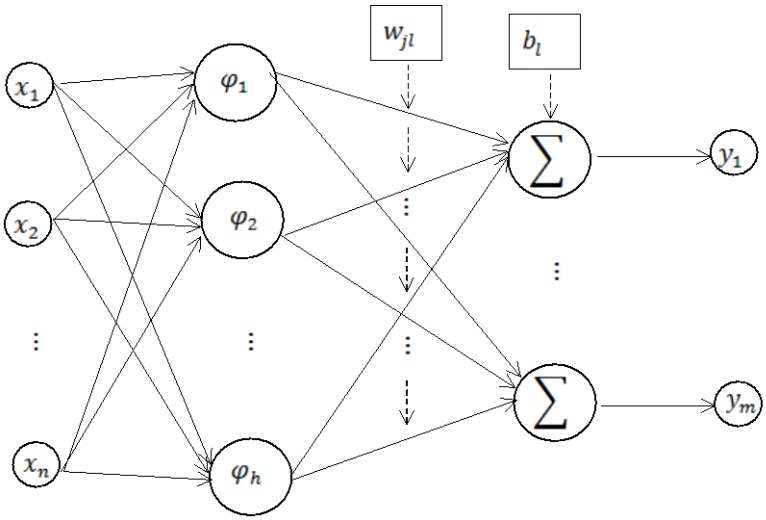


Рис. 5. Схематичне зображення структури радіально-базисної мережі

Позначення на рис. 5: x_i — значення i-го вхідного показника, $l=\overline{1,n}$, φ_j — радіально-базисна функція, $j=\overline{1,h}$, h — кількість нейронів прихованого шару, w_{jl} — значення вагового коефіцієнта, що поєднує j-ий нейрон шару радіально-базисних функцій та l-ий нейрон вихідного шару, b_l — параметр зміщення суматора l-го нейрона вихідного шару, y_l — l-ий вихідний показник, $l=\overline{1,m}$. Розрахунок виходу мережі здійснюється за формулою:

$$y_l = b_l + \sum_{j=1}^{h} w_{jl}\,\varphi_j, \quad l=\overline{1,m}.$$

Властивості такої мережі повністю визначаються радіально-базисними функціями, які є основними компонентами у нейронах прихованого шару:

$$\varphi_j = \phi(\|x - c_j\|, \sigma_j).$$

Радіально-базисна функція є багатовимірною функцією, яка залежить від відстані $\|x - c_j\|$ між вхідним вектором x та власним

центром c_j, а також параметром σ_j, який можна інтерпретувати як радіус [10]. Найпоширенішими радіально-базисними функціями є гаусові функції, які приймають максимальне значення в центрі та монотонно спадають при віддаленні від нього.

За аналогією до поверхні відгуку в багатошаровому персептроні, радіально-базисна мережа здійснює моделювання із застосуванням гіперсфер (рис. 6).

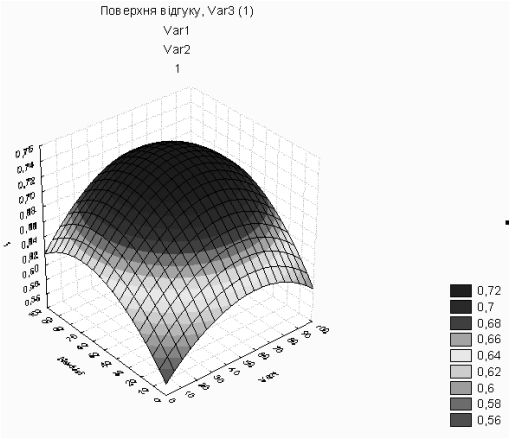


Рис. 6. Поверхня відгуку
при використанні радіально-базисної нейромережі з одним нейроном

Поверхня відгуку радіальних елементів є дзвіноподібною функцією з вершиною в центрі та зниженням до країв. Параметрами такої сфери є координати її центру в багатовимірному просторі c_j та радіус σ_j. Положення будь-якої точки у n-вимірному просторі визначається n числовими параметрами (тобто їх стільки, скільки ваг у звичайних нейронів у багатошаровому персептроні), тому координати центру радіальних нейронів є аналогом ваг міжнейронних звязків у персептроні. Відхилення від центру (радіус) визначає ступінь кривизни гіперсфери. Радіально-базисна мережа містить один прихований шар з радіальних нейронів, кожен з яких моделює гаусову поверхню відгуку. Оскільки такі функції нелінійні, то для моделювання довільної функції немає потреби використовувати більше одного прихованого шару — потрібно лише взяти достатню кількість радіальних елементів. Для отри-

мання розрахунку вихідної змінної в такій мережі визначають зважену суму гаусових функцій нейронів прихованого шару.

Радіально-базисні мережі мають ряд переваг порівняно з багатошаровим персептроном: відсутність необхідності дослідження оптимальної кількості прихованих шарів (оскільки завжди використовується лише один) і лінійна комбінація виходів нейронів прихованого шару у вихідному шарі. За рахунок таких переваг радіально-базисна мережа швидко навчається. З іншого боку, для моделювання складних вихідних функціональних залежностей радіально-базисна мережа вимагає більшої кількості елементів, ніж персептрон. Тому вибір типу мережі при розв'язуванні задачі класифікації залишається проблемою, вирішення якої вимагає проведення експериментальних розрахунків.

Крім вибору типу мережі постає завдання визначення оптимальної конфігурації мережі, що також вимагає проведення ряду експериментів. Спочатку обирається деяка початкова конфігурація. Наприклад, багатошаровий персептрон з одним прихованим шаром і кількістю нейронів, за якої кількість параметрів мережі (ваг міжнейронних зв'язків між усіма нейронами кожної пари сусідніх шарів і параметрів зміщення суматорів всіх нейронів) не перевищуватиме третину від кількості вхідних векторів. Далі проводиться ряд експериментів з різними конфігураціями. Крім того, для кожної окремої конфігурації також слід провести кілька експериментів, щоб переконатись, що процес навчання не привів до локального мінімуму похибки моделювання. Критерієм адекватності нейромережі кожної нової конфігурації може слугувати відсоток правильно класифікованих прикладів з тестової множини. Якщо в результаті експерименту персептрон не демонструє задовільної точності класифікації, потрібно змінювати конфігурацію, збільшуючи кількість нейронів або кількість прихованих шарів. Якщо має місце перенавчання мережі, слід зменшувати кількість нейронів у прихованих шарах чи кількість самих прихованих шарів. Аналогічні експерименти проводяться і з пошуку оптимальної конфігурації радіально-базисної мережі.

У даному дослідженні експерименти проводились в середовищі пакету *STATISTICA Neural Networks*. В налаштуваннях пакету, якщо не вказано конкретних значень, за якими здійснюється поділ повного масиву спостережень на навчальну та тестову вибірки, для будь-якої архітектури нейромереж початковий масив даних ділиться на три частини у співвідношенні 2:1:1. Перша час-

тина спостережень використовується як навчальна вибірка, на якій проводиться оптимізація параметрів мережі. Друга частина має назву контрольної вибірки, результати розрахунків за якою слугують для перевірки якості отриманої моделі. За результатами моделювання на контрольній вибірці приймаються висновки, чи прийнятною є якість мережі в поточній конфігурації, чи все-таки необхідно продовжити експерименти з корегування конфігурації для підвищення якості моделі. Зазначимо, що пакет *STATISTICA Neural Networks* передбачає можливість автоматичного налаштування значної кількості мереж з різною конфігурацію та вибору найкращої з них. У такому випадку може виникати наступна проблема. Оскільки розрахунки здійснюються автоматично, то в результаті може бути обрано мережу з найвищим значенням ефективності на контрольній вибірці, що насправді не відповідатиме властивостям цієї мережі в загальнішому випадку. Тому виділяється ще одна вибірка — тестова, яка використовується на заключній стадії процесу аналізу адекватності моделі. Якщо результати ефективності роботи мережі не мають значної різниці на контрольній і тестовій вибірках, то вважається, що нейромережа має потрібну якість навчання та демонструватиме достатньо стійкий результат при подальшому використанні.

Статистичним джерелом проведеного дослідження є дані з кредитних заявок позичальників-фізичних осіб комерційного банку та відомостей щодо виконання ними зобов'язань за отриманими кредитами. Представлена інформація містить дані за 11 чинниками та нараховує 2175 спостережень.

З 11 чинників три є якісними (рівень освіти, статус працюючого, сфера діяльності), всі інші — кількісні показники (вік, стаж на останньому місці роботи, загальний стаж роботи, дохід, наявність депозитів, наявність виплачених у минулому кредитів, розмір сім'ї, кількість дітей).

Розрахунки проведено на основі трьох типів архітектури нейромереж: лінійна, багатошаровий персептрон і радіально-базисна мережа.

Як зазначалось вище, при використанні лінійної архітектури нейромережі можна отримати лише оцінку найнижчого рівня якості моделі. Конфігурація лінійної мережі не передбачає можливості вибору параметрів, крім кількості елементів у вхідних векторах. У роботі [11] обґрунтовано використання шести з одинадцяти факторів для проведення оцінювання кредитоспромож-

ності позичальників-фізичних осіб, а саме: вік, стаж на останньому місці роботи, загальний стаж, наявність депозитів, наявність виплачених у минулому кредитів і кількість дітей у сім'ї. У цьому дослідженні було проведено розрахунки параметрів і показників ефективності лінійної мережі, для якої вхідними змінними спочатку обрано шість перелічених факторів, а потім поступово вводились всі наступні фактори згідно порядку зростання їх значущості. В табл. 1 наведено розрахунки точності класифікації позичальників з навчальної, контрольної та тестової вибірок, отримані на основі лінійної мережі за різної кількості вхідних факторів.

Таблиця 1

РОЗРАХУНКИ ЕФЕКТИВНОСТІ ЛІНІЙНОЇ МЕРЕЖІ ЗА РІЗНОЇ КІЛЬКОСТІ ВХІДНИХ ФАКТОРІВ

Архітектура мережі, кількість входів	Відсоток правильно класифікованих значень у навчальній вибірці, %	Відсоток правильно класифікованих значень у контрольній вибірці, %	Відсоток правильно класифікованих значень у тестовій вибірці, %
Лінійна, 6	60,5	40,0	46,0
Лінійна, 7	61,6	41,0	45,0
Лінійна, 8	61,7	42,0	44,0

З табл. 1 видно, що на навчальній вибірці коректно класифікується близько 60 % спостережень, на контрольній вибірці — 40 %, що є незадовільним рівнем точності класифікації. Підтвердженням низького рівня якості моделі можуть слугувати майже аналогічні дані тестової вибірки. За даними табл. 1 маємо, що при введені додаткових факторів ефективність лінійної моделі практично не змінюється.

Як зазначалось вище, засоби пакету *STATISTICA Neural Networks* дозволяють автоматично здійснювати перебір значної кількості конфігурацій нейронних мереж. У даній роботі з метою пошуку найефективнішої мережі здійснювався перебір конфігурацій, які включали від одного до восьми факторів. Для кожної нейромережі автоматично встановлювалась кількість нейронів проміжного шару, щоб загальна кількість параметрів моделі не перевищувала третину навчальної вибірки, забезпечуючи при цьому високу точність класифікації позичальників. У табл. 2 на-

ведено результати розрахунків за мережами, які показали найвищу ефективність серед усіх проаналізованих конфігурацій.

Таблиця 2

РОЗРАХУНКИ ЕФЕКТИВНОСТІ ТРИШАРОВИХ ПЕРСЕПТРОНІВ РІЗНИХ КОНФІГУРАЦІЙ

Архітектура мережі, кількість входів, кількість нейронів про міжного шару	Відсоток правильно класифікованих значень у навчальній вибірці, %	Відсоток правильно класифікованих значень у контрольній вибірці, %	Відсоток правильно класифікованих значень у тестовій вибірці, %
Тришаровий персептрон, 8, 6	62,5	53,0	58,0
Тришаровий персептрон, 6, 4	60,7	54,0	59,0
Тришаровий персептрон, 5, 6	61,2	50,0	57,0
Тришаровий персептрон, 5, 7	61,6	53,0	58,0
Тришаровий персептрон, 5, 5	60,8	52,0	58,0
Тришаровий персептрон, 2, 6	52,3	45,0	51,0

У табл. 3 узагальнені дані проведеної класифікації із застосуванням найефективніших тришарових персептронів різної конфігурації, без поділу на підвибірки (одночасно по всьому масиву даних).

Аналіз отриманих у табл. 2 і 3 результатів дозволяє зробити висновок, що неможливо однозначно встановити зв'язок між кількістю вхідних факторів, кількістю нейронів проміжного шару та ефективністю моделі. Наприклад, коли мережа використовує п'ять вхідних чинників, а кількість нейронів проміжного шару змінюється від п'яти до шести, то на навчальній вибірці якість моделі зростає, тоді як на контрольній — зменшується. Аналогічний випадок спостерігається при збільшенні кількості вхідних факторів від шести до восьми: точність класифікації на навчальній вибірці зростає, а на контрольній зменшується.

Таблиця 3

УЗАГАЛЬНЕНІ РОЗРАХУНКИ ЕФЕКТИВНОСТІ ПЕРСЕПТРОНІВ ПО ВСЬОМУ МАСИВУ ДАНИХ

Архітектура мережі, кількість входів, кількість нейронів проміжного шару	Вихідна змінна		Правильно класифікованих, %
	Клас	Всього	
Тришаровий персептрон, 8, 6	0	1131	62,1
	1	1044	61,6
Тришаровий персептрон, 6, 4	0	1131	60,5
	1	1044	60,1
Тришаровий персептрон, 5, 6	0	1131	60,7
	1	1044	60,2
Тришаровий персептрон, 5, 7	0	1131	61,2
	1	1044	60,8
Тришаровий персептрон, 5, 5	0	1131	60,5
	1	1044	60,1
Тришаровий персептрон, 2, 6	0	1131	52,1
	1	1044	51,7

З метою ґрунтовнішого дослідження зв’язку конфігурації тришарового персептрону та якістю класифікації проведено експериментальні розрахунки з фіксованою кількістю вхідних факторів (використовувались дані за шістьма показниками) при зміні кількості нейронів прихованого шару від 1 до 12. Було проведено три серії експериментів та обчислено середні значення точності. Результати точності моделювання на навчальній та тестовій вибірках представлені на рис. 7.

На рис. 7 ряд 1 описує точність класифікації на навчальній вибірці, ряд 2 — на тестовій. Отримані результати свідчать, що точність класифікації на навчальній вибірці зростає зі збільшенням кількості нейронів прихованого шару, однак разом з тим зменшується точність класифікації на тестовій вибірці (за рахунок суттєвого зростання кількості параметрів моделі відбувається підлаштування мережі під навчальну вибірку, що вказує на елементи

прояву ефекту перенавчання). Найадекватнішими аналізованим вибіркам виявились структури персептронів, що містили 6 або 8 нейронів на прихованому шарі.

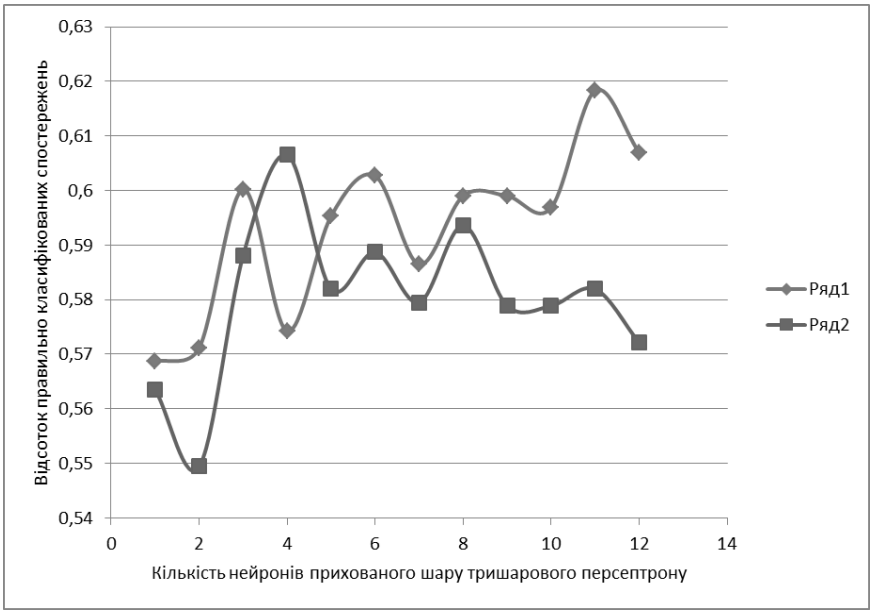


Рис. 7. Взаємозв'язок конфігурації тришарового персептрону та якості моделі

Результати дослідження з визначення оптимальної кількості вхідних факторів і нейронів проміжного шару при використанні мережі радіально-базисної архітектури наведені в табл. 4.

П'ять перших конфігурацій моделей демонструють результати найкращих за ефективністю радіально-базисних мереж на основі восьми факторів, наступні п'ять — на основі перелічених вище шести. Аналіз результатів моделювання підтверджує попередні висновки, отримані для лінійної мережі та персептрону: найвищу ефективність демонструють мережі, які містять шість вхідних факторів. Отже, при виборі конфігурації радіально-базисної мережі варто обмежитись структурою з шістьма нейронами на вхідному шарі.

Таблиця 4

РОЗРАХУНКИ ЕФЕКТИВНОСТІ РАДІАЛЬНО-БАЗИСНИХ МЕРЕЖ РІЗНИХ КОНФІГУРАЦІЙ

Архітектура мережі, кількість входів, кількість нейронів проміжного шару	Відсоток правильно класифікованих значень у навчальній вибірці, %	Відсоток правильно класифікованих значень у контрольній вибірці, %	Відсоток правильно класифікованих значень у тестовій вибірці, %
Радіально-базисна, 8, 67	64,7	45,0	45,0
Радіально-базисна, 8, 65	64,9	45,0	48,0
Радіально-базисна, 8, 80	66,2	45,0	47,0
Радіально-базисна, 8, 63	64,1	43,0	52,0
Радіально-базисна, 8, 67	64,7	45,0	45,0
Радіально-базисна, 6, 20	62,8	57,8	58,2
Радіально-базисна, 6, 24	62,1	59,1	59,1
Радіально-базисна, 6, 22	63,3	59,5	59,1
Радіально-базисна, 6, 41	62,9	59,9	59,9
Радіально-базисна, 6, 27	63,9	59,1	58,6

Окрім вибору архітектури та конфігурації нейромережі також важливим питанням, що впливає на якість моделювання, є спосіб формування навчальної вибірки. У описаному вище дослідженні ефективності моделей при автоматичному проведенні значної кількості експериментальних розрахунків навчальна, контрольна та тестова вибірки формуються в довільному порядку. Однак, оскільки результати розрахунку моделі можуть суттєво відрізнятись, залежно від обсягу та структури навчальної вибірки, були проведені також дослідження впливу способу формування навчальної вибірки на точність моделювання кредитних ризиків.

Для задачі оцінки кредитоспроможності позичальників-фізичних осіб найвища точність моделі при перевірці на тестовій і контрольній вибірках досягається при формуванні навчальної вибірки, яка складається з даних, що відповідають надійним і ненадійним позичальникам у співвідношенні 1:1. Якщо загальний обсяг вибірки незначний, то необхідно найкращим чином здійснити розподіл даних між навчальною та тестовою вибірками. За-

гальновживаним є розподіл, коли 70—80 % від загального масиву даних складає навчальна вибірка, а 30—20 % використовується для тестування моделі.

На основі вибірки, за якою проведено експериментальні розрахунки в даній роботі, досліджувався взаємозв'язок між обсягом навчальної та тестової вибірок і ефективністю нейромереж різної архітектури. Враховуючи описані вище результати моделювання, для цього дослідження було обрано тришаровий персептрон з шістьма входами та кількістю нейронів проміжного шару 6, 8 та 10, а також радіально-базисна мережа на основі шістьох вхідних факторів і кількістю нейронів у прихованому шарі 82, 124, 200 та 335.

Розглянуто три варіанти розподілу повної сукупності даних на навчальну та тестову вибірки, а саме: навчальна вибірка складалась з 1200, 1400 та 1600 спостережень — інші дані використовувались для тестування моделі. При цьому кожна начальна вибірка містила дані надійних і ненадійних позичальників у співвідношенні 1:1. У табл. 5 представлено результати експериментів для нейромереж різної архітектури, в розрізі конфігурацій.

Таблиця 5

РОЗРАХУНКИ ЕФЕКТИВНОСТІ НЕЙРОМЕРЕЖ РІЗНОЇ АРХІТЕКТУРИ ТА КОНФІГУРАЦІЙ ЗАЛЕЖНО ВІД ОБСЯГУ НАВЧАЛЬНОЇ ВИБІРКИ

навчальна вибірка 1200 спостережень		
кількість нейронів проміжного шару	відсоток правильно класифікованих спостережень у навчальній вибірці, %	відсоток правильно класифікованих спостережень у тестовій вибірці, %
тришаровий персептрон		
6	65,0	52,1
8	65,1	47,0
10	65,8	50,0
радіально-базисна мережа		
82	69,3	53,5
124	71,1	51,2
200	59,3	52,1
335	62,9	49,9

Закінчення табл. 5

навчальна вибірка 1400 спостережень		
кількість нейронів проміжного шару	відсоток правильно класифікованих спостережень у навчальній вибірці, %	відсоток правильно класифікованих спостережень у тестовій вибірці, %
тришаровий персептрон		
6 8 10	60,2 64,7 66,9	55,2 48,4 50,1
радіально-базисна мережа		
82 124 200 335	71,9 59,9 63,4 62,9	48,9 54,1 45,9 49,0
навчальна вибірка 1600 спостережень		
кількість нейронів проміжного шару	відсоток правильно класифікованих спостережень у навчальній вибірці, %	відсоток правильно класифікованих спостережень у тестовій вибірці, %
тришаровий персептрон		
6 8 10	62,9 64,3 65,4	49,4 43,7 45,0
радіально-базисна мережа		
82 124 200 335	59,1 60,6 55,4 56,2	48,3 44,0 46,1 46,4

Аналіз даних табл. 5 вказує, що найкращі результати на навчальній і тестовій вибірках дає перший варіант розбивки (з найменшим обсягом навчальної вибірки), найгірші — третій варіант (з найбільшою кількістю спостережень у навчальній вибірці). Другий варіант незначно поступається першому. Тобто, навчальна вибірка для побудови моделі дає найкращий резуль-

тат, коли її обсяг складає 55—65 % від загального масиву спостережень.

Проведення великої кількості експериментів для виявлення оптимального розподілу спостережень на навчальну та тестову вибірку вимагає значних витрат часу і не завжди буде виправдано. Як видно з табл. 5, перший і другий варіант формування навчальної вибірки дає схожі результати. Тому доцільно було б обрати таку архітектуру та конфігурацію мережі, яка б давала прийнятну якість моделі для більшої кількості можливих варіантів змін умов її навчання. Однак, аналіз даних табл. 5 дає підстави для висновку, що обрати єдину найефективнішу модель як за архітектурою, так і за конкретною конфігурацією неможливо. Так, наприклад, найвищу точність на навчальній вибірці для варіанту 1200 спостережень демонструє радіально-базисна мережа з проміжним шаром із 124 нейронів, хоча на тестовій вибірці вона показує середню ефективність. Найкращий результат на тестовій вибірці для варіанту 1200 спостережень демонструє радіально-базисна мережа з проміжним шаром у 82 нейрони, хоча і дещо гірший на навчальній, ніж попередня мережа.

Якщо зупинитись на використанні лише однієї радіально-базисної мережі, залишається відкритим питання оптимізації кількості нейронів проміжного шару. Крім того, за даними табл. 5 маємо, що для другого та третього варіантів обсягу навчальної вибірки обрані дві моделі вже не є найкращими. Наприклад, для останнього варіанту розбиття масиву даних (1600 спостережень для навчальної вибірки) найточніший результат дає тришаровий персептрон з 6 або 8 нейронами на проміжному шарі. В цілому, з аналізу табл. 5 можна зробити висновок, що дещо кращі результати моделювання кредитного ризику демонструють нейромережі радіально-базисної архітектури. Проте, за неможливості здійснювати постійні експериментальні розрахунки для визначення як оптимальних обсягів навчальної та тестової вибірок, так і вибору оптимальної конфігурації мережі та її налаштування, доцільно звернутись до ідеї застосування з метою вирішення задачі класифікації одночасно кількох моделей нейромереж.

В поставленій у дослідженні задачі класифікації позичальників за рівнем ризику дефолту за кредитними зобов'язаннями доцільно використовувати композицію кількох нейромереж, що дасть змогу компенсувати помилки окремих моделей. Початкова задача вирішується кількома класифікаційними моделями, які ро-

збивають вхідний простір на кілька підпросторів. Загальне рішення є поєднанням рішень окремих моделей. Комбінацію таких моделей називають комітетом експертів (асоціативною машиною, ансамблем) [12].

Такий підхід дозволяє поєднати «знання» кожного окремого «експерта» в загальне рішення, яке має пріоритет над рішенням окремого «експерта». Вважається, що використання комітету моделей дозволить підвищити загальну точність моделювання.

Процедура формування рішення при використанні кількох експертів-моделей залежить від того, яким чином комбінуються кілька експертних оцінок для отримання рішення комітету. Розрізняють дві категорії комітетів експертів [10, с. 458—459]:

1. Статичні структури. В такій категорії результати рішень окремих експертів об'єднуються за допомогою деякого механізму, що не враховує вхідний сигнал (усереднення за ансамблем, підсилення).

2. Динамічні структури. У цій категорії вхідний сигнал безпосередньо враховується в механізмі об'єднання висновків експертів (змішання рішень експертів, ієрархічне об'єднання висновків експертів).

Кожна із структур у свою чергу налічує кілька методів отримання загального рішення. Найпростішим методом отримання рішення комітету, як статичної структури, є різні способи усереднення по ансамблю. Наприклад, такий:

$$Y(x) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} y_i(x) ,$$

де x — вектор вхідних даних, y_i — результат розрахунку i-ї нейромережі (оцінка i-го експерта), N — кількість експертів у комітеті, Y — загальний результат роботи комітету моделей.

За наведеної процедури об'єднання результатів розрахунків кожної нейромережі маємо аналог простого голосування експертів. У даній роботі класифікація позичальників-фізичних осіб на основі вказаного підходу відбувається таким чином. Кожна модель (експерт) проводить класифікацію позичальника, присвоюючи йому значення 0 чи 1. За всіма моделями знаходиться середнє значення для кожного позичальника, і якщо значення $Y(x) \geq \frac{N}{2}$ (тобто більшістю експертів для нього встановлено значення 1), то

позичальник класифікується як ненадійний. У протилежному випадку він вважається надійним.

За аналізом показників ефективності моделей у табл. 5 для утворення комітету було обрано три нейромережі — дві з радіально-базисною архітектурою (82 та 124 нейрони на прихованому шарі) та тришаровий персептрон з 6 нейронами проміжного шару. Радіально-базисні нейромережі демонструють кращі результати для меншого обсягу навчальної вибірки; персептрон більш ефективний, коли навчальна вибірка збільшується.

У табл. 6 подано узагальнені результати класифікації за обраними для комітету моделями для навчальної вибірки з 1200 спостережень.

Таблиця 6

РОЗРАХУНКИ ТОЧНОСТІ КЛАСИФІКАЦІЇ ПОЗИЧАЛЬНИКІВ ОКРЕМИМИ НЕЙРОМЕРЕЖАМИ З КОМІТЕТУ МОДЕЛЕЙ НА НАВЧАЛЬНІЙ ВИБІРЦІ З 1200 СПОСТЕРЕЖЕНЬ

Архітектура мережі, кількість входів, кількість нейронів проміжного шару	Приклади з загального масиву даних		Правильно класифікованих, %
	Клас	Всього	
Тришаровий персептрон, 6, 6	0	1131	56,9
	1	1044	61,7
Радіально-базисна, 6, 82	0	1131	59,9
	1	1044	64,8
Радіально-базисна, 6, 124	0	1131	59,8
	1	1044	64,8

Табл. 6 підтверджує отриманий вище результат, що кращу якість при оптимізації на навчальній вибірці з 1200 спостережень дають мережі радіально-базисної архітектури. Вони продемонстрували точність класифікації ненадійних позичальників на загальному масиві спостережень близько 65 %, тоді як тришаровий персептрон забезпечив 62 %.

У табл. 7 наведено результати розрахунків для комітету моделей у всіх трьох варіантах формування обсягів навчальної вибірки.

Таблиця 7

РОЗРАХУНКИ ТОЧНОСТІ КЛАСИФІКАЦІЇ ПОЗИЧАЛЬНИКІВ КОМІТЕТАМИ МОДЕЛЕЙ

Обсяг навчальної вибірки	Приклади з загального масиву даних		Правильно класифікованих, %
	Клас	Всього	
1200 спостережень	0	1131	59,2
	1	1044	64,8
1400 спостережень	0	1131	57,0
	1	1044	63,4
1600 спостережень	0	1131	56,1
	1	1044	62,3

Дані табл. 7 ілюструють роботу комітету моделей при зміні обсягів навчальної та тестової вибірок. Аналіз вказує, що як для окремих нейромереж, так і для комітету спостерігається тенденція зниження точності класифікації зі зростанням обсягу навчальної вибірки. Однак, за наведеними загальними даними ефективності комітету моделей видно, що результат роботи комітету є стійкішим. У порівнянні з даними табл. 6 можна бачити, що для окремих нейромереж точність класифікації ненадійних позичальників варіюється від 62 % до 65 %, тоді як для комітету, сформованому з цих мереж, відповідне значення не є середнім, а наближається до верхньої межі оцінки кращою з нейромереж. Тобто можна вважати, що завдяки поєднанню кількох мереж-експертів зміни умов проведення розрахунків не матимуть різкого впливу на зміну точності класифікації, що підвищує робастність системи загалом.

Якщо порівняти дані табл. 7 з показниками табл. 5, то можна побачити, що ефективність окремих нейронних мереж виявлялась дещо вищою за комітет моделей. Разом з тим, результат розрахунків комітету є стабільнішим — точність діагностування ненадійних позичальників становила 64 %, 63 % і 62 %, відповідно до трьох варіантів обсягів навчальних вибірок. Зазначимо, що саме точність визначення ненадійних позичальників є найважли-

вішою характеристикою моделі оцінки кредитоспроможності позичальників-фізичних осіб.

Висновки

У статті проведено дослідження з вибору найадекватнішої архітектури нейромережі для розв'язання задачі оцінки кредитоспроможності позичальників-фізичних осіб. У процесі проведення модельних експериментів на наявних статистичних даних вищу ефективність продемонстрували радіально-базисні нейронні мережі, однак при зміні умов навчання моделі кращі результати моделювання може проявляти персептрон. У результаті отримано висновок, що вибір архітектури мережі доцільно проводити в рамках кожної окремої задачі з урахуванням наявних статистичних даних. Окремим етапом дослідження став пошук оптимальної конфігурації для обраних архітектур нейромереж. Досліджено також взаємозв'язок між структурою навчальної вибірки та ефективністю моделювання.

Узагальнюючи результати всіх етапів дослідження встановлено, що неможливо однозначно обрати нейромережу, яка буде найкращим чином здійснювати оцінку кредитоспроможності позичальників. На основі аналізу адекватності моделей обрано три конфігурації нейромереж, які об'єднано у комітет моделей, що надало змогу компенсувати можливі помилки класифікації окремими моделями та підвищити загальну точність оцінки ризику невиконання позичальником кредитних зобов'язань.

У результаті проведення експериментів одержано підтвердження доцільності використання комітету моделей, оскільки це дає можливість отримати стійкіші та вищі результати моделювання, не витрачаючи додаткових ресурсів на визначення ряду параметрів, які необхідно обов'язково встановлювати при використанні однієї нейромережі: визначення архітектури мережі, яка найкращим чином моделює вихідні дані; конструювання конкретної конфігурації мережі; вибір оптимальних обсягів навчальної та тестової вибірок. Крім того, слід враховувати, що зі зміною одного з вищенаведених параметрів при конструюванні окремої нейронної мережі всі інші також будуть змінюватися. Тому для зменшення обсягу експериментальних досліджень достатньо сформувати комітет нейромереж з різною архітектурою та конфігурацією на основі усереднених значень їх розрахунків. Результат ро-

боти такого комітету дасть стійкий і прийнятний рівень точності класифікації позичальників за їх кредитним ризиком.

Результати проведеного дослідження можуть бути використані банківськими та іншими фінансовими установами, зацікавленими в адекватній процедурі оцінки кредитоспроможності фізичних осіб.

Література

1. *Сорокин А. С.* Построение скоринговых карт с использованием модели логистической регрессии. [Электронный ресурс] / А. С. Сорокин // Интернет-журнал «Науковедение». — 2014. — Вып. 2. — С. 1—29. — Режим доступу : http://naukovedenie.ru/PDF/180EVN214.pdf.

2. *Камінський А. Б.* Скорингові технології в кредитному ризик-менеджменті / А. Б. Камінський, К. К. Писанець // Бізнес Інформ. — 2012. — № 4. — С. 197—201.

3. *Камінський А. Б.* Моделювання фінансових ринків: монографія / А. Б. Камінський. — К. : Видавничо-поліграфічний центр «Київський університет», 2006. — 304 с.

4. *Кишакевич Б. Ю.* Моделювання та оптимізація кредитних ризиків банку: монографія / Б. Ю. Кишакевич. — Дрогобич: Коло, 2011. — 412 с.

5. *Писанець К. К.* Проблема вибору моделі кредитного скорингу для оцінки кредитного ризику позичальника у споживчому сегменті [Електронний ресурс] / К. К. Писанець // Ефективна економіка. — 2013. — № 10. — Режим доступу : http://www.economy.nayka.com.ua/?op=1&z=2416.

6. *Великоіваненко Г. І.* Нейро-нечітка модель оцінювання прострочених позик комерційного банку / Г. І. Великоіваненко, Л. О. Трокоз // Нейро-нечіткі технології моделювання в економіці. — 2014. — № 3. — С. 23—66.

7. *Сорокин С. В.* Использование нейросетевых моделей в поведенческом скоринге / С. В. Сорокин, А. С. Сорокин // Прикладная информатика — 2015. — Том 10. — № 2(58). — С. 92—108.

8. *Камінський А. Б.* Нейромережеві технології в управлінні портфелем простроченої заборгованості / А. Б. Камінський, В. О. Сікач // Моделювання та інформаційні системи в економіці: зб. наук. праць. — К. : КНЕУ, 2011. — Вип. 84. — С. 5—19.

9. Нейронные сети. STATISTICA Neural Networks: Методология и технологии современного анализа данных / [Под ред. В. П. Боровикова]. — 2-е изд., перераб. и доп. — М. : Горячая линия — Телеком, 2008. — 392 с.

10. *Хайкин С.* Нейронные сети: полный курс, 2-е издание. : Пер. с англ. / С. Хайкин. — М. : Издательский дом «Вильямс», 2006. — 1104 с.

11. *Савіна С. С.* Об’єднання моделей logit-регресій як комітету експертів для оцінки кредитоспроможності позичальника / С. С. Савіна,

В. П. Бень // Нейро-нечіткі технології моделювання в економіці. — 2015. — № 4. — С. 154—188.

12. *Ежов А. А.* Нейрокомпьютинг и его применение в экономике и бизнесе / А. А. Ежов, С. А. Шумский. — М. : МИФИ, 1998. — 224 с.

References

1. Sorokin, A. S. (2014). Postroenie skorinhovih kart s ispol'zovaniem modeli logisticheskoy regressii. *Internet-zhurnal «Naukovedenie» (Internet Journal "Science of Science"), 2*. Retrieved from http://naukovedenie.ru/PDF/180EVN214.pdf [in Russian].

2. Kamins'kyj, A. B., & Pysanets', K. K. (2012). Skorynhovi tekhnolohii v kredytnomu ryzyk-menedzhmenti. *Biznes Inform (Business Inform), 4*, 197—201 [in Ukrainian].

3. Kamins'kyj, A. B. (2006). *Modeliuvannia finansovykh rynkiv*. Kyiv: Vydavnycho-polihrafichnyj tsentr «Kyivs'kyj universytet» [in Ukrainian].

4. Kyshakevych, B. Yu. (2011). *Modeliuvannia ta optymizatsiia kredytnykh ryzykiv banku*. Drohobych: Kolo [in Ukrainian].

5. Pysanets', K. K. (2013). Problema vyboru modeli kredytnoho skorynhu dlia otsinky kredytnoho ryzyku pozychal'nyka u spozhyvchomu sehmenti. *Efektyvna ekonomika (Efficient economy), 10*. Retrieved from http://www.economy.nayka.com.ua/?op=1&z=2416 [in Ukrainian].

6. Velykoivanenko, H. I., & Trokoz, L. O. (2014). Nejro-nechitka model' otsiniuvannia prostrochenykh pozyk komertsijnoho banku. *Nejro-nechitki tekhnolohii modeliuvannia v ekonomitsi (Neuro-Fuzzy Modeling Technigues in Economics), 3*, 23—66 [in Ukrainian].

7. Sorokin, S. V., & Sorokin, A. S. (2015). Ispol'zovanie nejrosetevyh modelej v povedencheskom skoringe. *Prikladnaja informatika (Journal of applied informatics), 2*(58), 92—108 [in Russian].

8. Borovikov, V. P. (2008). *Nejronnye seti. STATISTICA Neural Networks: Metodologija i tehnologii sovremennogo analiza dannyh*. Moskva: Gorjachaja linija — Telekom [in Russian].

9. Haykin, S. (1998). *Neural Networks — A Comprehensive Foundation, Second Edition*. New Jersey: Prentice-Hall.

10. Savina, S. S., & Ben', V. P. (2015). Ob'iednannia modelej logit-rehresij iak komitetu ekspertiv dlia otsinky kredytospromozhnosti pozychal'nyka. *Nejro-nechitki tekhnolohii modeliuvannia v ekonomitsi (Neuro-Fuzzy Modeling Technigues in Economics), 4*, 154—188 [in Ukrainian].

11. Ezhov, A. A., & Shumskij, S. A. (1998). *Nejrokomp'juting i ego primenenie v jekonomike i biznese*. Moskva: MIFI [in Russian].

Стаття надійшла до редакції 7.04.2016

УДК 330.4, 519.866, 519.246.8

ГРАФОДИНАМІЧНІ МЕТОДИ ДОСЛІДЖЕННЯ СКЛАДНОСТІ СУЧАСНИХ ФОНДОВИХ РИНКІВ

В. М. Соловйов

Доктор фізико-математичних наук, професор,
завідувач кафедри економічної кібернетики

Черкаський національний університет імені Богдана Хмельницького
бульвар Шевченка, 81, м. Черкаси, 18031, Україна
vnsoloviev2016@gmail.com

А. Ш. Тулякова

Магістр математики,
асистент кафедри вищої математики

Одеський національний університет імені І. І. Мечникова
вул. Дворянська, 2, м. Одеса, 65082, Україна
tuliakovaanna@gmail.com

У статті запропоновано концептуально новий методологічний підхід до аналізу фінансових часових рядів, який автори застосовують разом з іншими для дослідження складності фінансових ринків. Суть цього підходу полягає в тому, що для побудови нових мір динамічної складності ринку часові ряди фінансових даних попередньо перетворюються в складні мережі на основі ідеї рекурентності точок фазової траєкторії системи. Далі для побудованої мережі розраховується широкий набір показників, що відображають різноманітні спектральні і топологічні характеристики мережі. Реалізація алгоритму ковзного вікна дозволяє прослідкувати графодинаміку складної системи. Якщо та чи інша з визначених мір складності проявляє характерну поведінку у часі, яка збігається з певними критичними змінами на фінансових ринках, її можна використати у якості індикатора-передвісника таких змін. Проведене експериментальне дослідження складних мереж, побудованих у рамках запропонованого методологічного підходу, підтвердило його адекватність і високу здатність до передбачення кризових явищ на фондових ринках.

Ключові слова. *Складні мережі, графодинаміка, рекурентні мережі, динамічна складність, динаміка фондових ринків, аналіз часових рядів.*

© В. М. Соловйов,
А. Ш. Тулякова, 2016

ГРАФОДИНАМИЧЕСКИЕ МЕТОДЫ ИССЛЕДОВАНИЯ СЛОЖНОСТИ СОВРЕМЕННЫХ ФОНДОВЫХ РЫНКОВ

В. Н. Соловьёв

Доктор физико-математических наук, профессор,
заведующий кафедры экономической кибернетики

Черкасский национальный университет имени Богдана Хмельницкого
бульвар Шевченко, 81, г. Черкассы, 18031, Украина
vnsoloviev2016@gmail.com

А. Ш. Тулякова

Магистр математики,
ассистент кафедры высшей математики

Одесский национальный университет имени И. И. Мечникова
ул. Дворянская, 2, г. Одесса, 65082, Украина
tuliakovaanna@gmail.com

В статье предложен концептуально новый методологический подход к анализу финансовых временных рядов, применяемый авторами наряду с другими для исследования сложности финансовых рынков. Суть этого подхода заключается в том, что для построения новых мер динамической сложности рынка временные ряды предварительно трансформируются в сложные сети на основе идеи рекуррентности точек фазовой траектории системы. Затем для построенной сети рассчитывается широкий набор показателей, отражающих разнообразные спектральные и топологические характеристики сети. Реализация алгоритма скользящего окна позволяет проследить графодинамику сложной системы. Если та или иная из выбранных мер сложности проявляет характерное поведение во времени, совпадающее с определенными критическими изменениями на финансовых рынках, то ее можно использовать в качестве индикатора-предвестника таких изменений. Проведенное экспериментальное исследование сложных сетей, построенных в рамках предлагаемого методологического подхода, подтвердило его адекватность и высокую способность к предсказанию кризисных явлений на фондовых рынках.

Ключевые слова. *Сложные сети, графодинамика, рекуррентные сети, динамическая сложность, динамика фондовых рынков, анализ временных рядов.*

GRAPHODYNAMICAL RESEARCH METHODS FOR COMPLEXITY OF MODERN STOCK MARKETS

Vladimir Soloviev

DSc (Physics and Mathematical Sciences), Professor,
Head of the Department of Economic Cybernetics

Cherkasy National University named after Bogdan Khmelnytsky
81 Shevchenko Blvd., Cherkasy, 18031, Ukraine
vnsoloviev2016@gmail.com

Anna Tuliakova

Master's Degree in Mathematics,
Teaching Assistant of Department of Higher Mathematics

Odessa National University named after I. I. Mechnikov
2 Dvoryanskaya str., Odessa, 65082, Ukraine
tuliakovaanna@gmail.com

The authors propose in this article a conceptually new methodological approach to the analysis of financial time series, which is used along with other methods for the study of financial markets' complexity. The core idea of this approach is construction of new measures of market's dynamic complexity on the basis of transforming the time series of financial data to «complex networks» based on the principle of recurrence of states in system's phase trajectory. Then for built network is calculated a wide set of measures that represent a variety of spectral and topological characteristics of the network. The realization of «sliding window» algorithm allows tracing the graphodynamics of the complex system. It's expedient to use as an indicator-harbinger of changes in the financial markets such from selected measures of complexity, which demonstrates a characteristic behavior in time, coinciding with certain critical market changes. Experimental studies of complex networks, constructed in the framework of proposed methodological approach, confirmed their adequacy and high ability to predict the crisis phenomena in the stock markets.

Key words. *Complex networks, graphodynamics, recurrence networks, dynamical complexity, stock markets' dynamics, time series analysis.*

JEL Classification: F37, C69

Вступ

Відомий науковий журнал «Nature Physics» у 2013 році визначив «фокусом» свого випуску напрямок «Складні мережі в фінансах» і закликав фізиків і математиків займатися дослідженнями можливості ефективного застосування нової наукової області «теорії складних мереж» до найактуальніших проблем в існуючій світовій фінансовій системі [1].

Теорія складних мереж (ТСМ) загалом являє собою не окремий напрямок, а доволі широку міждисциплінарну область знань, до якої відносяться дослідження самого різноманітного характеру про будову світу. ТСМ швидко розвивається, наразі закладено її основні поняття та отримано тільки перші результати. Дослідники, що працюють у цій області, прийшли з математики, фізики, біології, медицини, епідеміології, телекомунікацій, інформатики, соціології, економіки. Відповідно результати досліджень мають як теоретичне значення, так і практичне застосування в цих науках.

У контексті ТСМ, складні мережі (англ. complex networks) — це графи (мережі) з нетривіальними топологічними властивостями — властивостями, які не зустрічаються в простих мережах, таких як регулярні решітки або чисто випадкові графи, але часто спостерігаються в графах, що моделюють реальні системи. Власне топологічні властивості мережі складають основний предмет дослідження ТСМ, тому що саме вони суттєво визначають функціонування мережі, і тому можуть розглядатися абстраговано від природи походження досліджуваної системи.

Протягом останніх років аналіз складних систем різної природи отримав новий імпульс завдяки переходу одновимірних часових послідовностей, що генеруються системами у той чи інший спосіб, до мережних чи навіть мультимережних відображень часових рядів [2].

Ця стаття присвячена дослідженню динамічної складності фондових ринків із застосуванням одного з методів перетворення часового ряду в складну мережу на основі концепції рекурентності. Сам метод перетворення часового ряду в «рекурентну мережу» взято з роботи [3], в якій також проведено аналітичний огляд і кількох інших існуючих методів перетворення часових рядів в граф.

Метою даної роботи є розробка методологічного підходу аналізу складності сучасних фондових ринків на основі графодинамічного методу дослідження.

Дослідження графодинамічних характеристик фінансових часових рядів

У нашому дослідженні згаданий вище метод перетворення часового ряду в рекурентну мережу [3] став ядром методологічного підходу, в основу якого покладено принцип обрахунку характеристик ряду в ковзному вікні, що дозволяє досліджувати графодинаміку системи. Вказаний підхід складається з таких етапів:

Етап 1. *Первинна обробка фінансових часових рядів.*

Етап 2. *Фазовий простір системи, два варіанти побудови траєкторії.*

Етап 3. *Дослідження рекурентності фазової траєкторії.*

Етап 4. *Розрахунок показників на підґрунті віконної технології.*

Етап 5. *Побудова мережі за матрицею рекурентності.*

Етап 6. *Розрахунок комплексу мережних характеристик.*

Етап 7. *Співставлення динаміки розрахованих показників і динаміки індексу. Пошук індикаторів, передвісників.*

Етап 1. ***Первинна обробка фінансових часових рядів.***

Дослідження окремого фондового ринку проводимо на основі аналізу даних, що продукуються в результаті торгів на відповідній біржі. Розглянемо часовий ряд значень *біржового індексу I* за обраний період, а також часові ряди цін *певного набору* з *K* різних акцій — P_1, P_2,…, P_K, з однаковою дискретизацією (тобто, наприклад, якщо розглядаються денні значення цін закриття, то необхідно впевнитися, що часові ряди відповідають однаковій послідовності дат — торгових днів, які занумеруємо в порядку зростання $t = 1,\ldots, M$):

$$\{I(t)\}_{t=1}^{M},$$
$$\{P(t)\}_{t=1}^{M}, \text{ для } \forall\, k = 1,\ldots,K\,.$$

У деяких випадках подальші розрахунки можна проводити і для цих вхідних часових рядів індексу або цін акцій, але також будемо працювати і з похідними часовими рядами *прибутковостей* (англ. returns):

$$\left\{ret_I(t) = \frac{I(t) - I(t-1)}{I(t-1)}\right\}_{t=1}^{M},$$

$$\left\{ ret_P_k(t) = \frac{P_k(t) - P_k(t-1)}{P_k(t-1)} \right\}_{t=1}^{M} \quad \forall\, k = 1,\ldots,K\,,$$

які ще додатково «*нормалізуються*» шляхом віднімання середнього значення та подальшого ділення на середньоквадратичне відхилення. Таким похідним часовим рядам ***нормалізованих прибутковостей*** уже властива стаціонарність.

Будуємо суміщені графіки і проводимо візуальний аналіз, звертаючи увагу на розмежування на періоди різних типів динаміки, а також виявляємо особливості у динаміці деяких окремих акцій, за необхідності вилучаємо випадкові викиди.

На рис. 1 для прикладу наведено суміщені на одній шкалі від 0 до 1 часові ряди денних значень індексу Доу Джонса (англ. Dow Jones Industrial Average — djia) та його нормалізованих прибутковостей за період часу з 01.03.1984 до 27.06.2016. На рисунку позначено дати всіх відомих кризових явищ за даний період часу. З рис. 1 видно, що помітним флуктуаціям часового ряду індексу відповідають значні коливання нормалізованих прибутковостей.

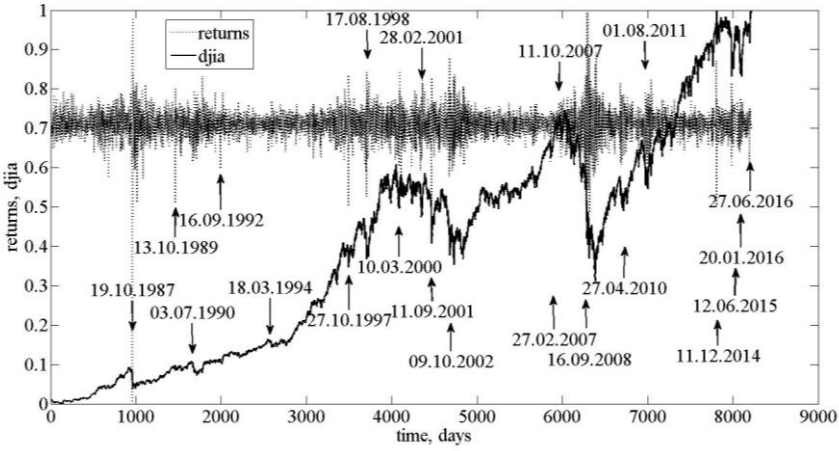


Рис. 1. Порівняльна динаміка часових рядів фондового індексу **djia** та його нормалізованих прибутковостей **returns** (01.03.1984—27.06.2016)

Етап 2. ***Фазовий простір системи, два варіанти побудови траєкторії.***

Стан системи описується сукупністю із d істотних *змінних стану* $\{Y_1, Y_2,\ldots, Y_d\}$. Впорядкований набір значень цих змінних у певний момент часу t — *вектор стану* $\vec{V}(t) = (Y_1(t), Y_2(t),\ldots, Y_d(t))$ — є точкою у d-вимірному фазовому просторі. Послідовність векторів $\left\{\vec{V}(t)\right\}_{t=1}^{M}$ утворює дискретну *траєкторію системи* за аналізований період часу. Еволюція траєкторії описує динаміку системи та її *аттрактор*. Форма траєкторії дозволяє робити висновки щодо характеру процесу.

У дослідженнях *реальних складних систем* буває так, що спостережуваної інформації недостатньо для побудови реальної фазової траєкторії системи: не всі змінні стану можна спостерігати чи адекватно виміряти, або взагалі може бути невідомо, скільки в системі таких істотних змінних стану (тобто невідомою є розмірність фазового простору d). Часто дослідник має у своєму розпорядженні інформацію про поведінку тільки однієї змінної стану — тобто одновимірний часовий ряд, що продукується системою. В таких випадках зазвичай застосовують теорему Такенса, що дозволяє з такого одновимірного часового ряду методом часових затримок побудувати фазову траєкторію, еквівалентну за своєю топологічною структурою оригінальній траєкторії системи. Для такої побудови, що часто називають *«реконструкцією аттрактора»*, необхідно два вхідних параметри — розмірність вкладення q і часова затримка τ [4].

При дослідженнях фондового ринку, як складної динамічної системи, також необхідно визначитися з розмірністю фазового простору системи і тією наявною спостережуваною інформацією, що може бути використана для ідентифікації та оцінки істотних змінних стану системи. Фондова біржа продукує часові ряди цін окремих фінансових активів (акцій) і часові ряди індексів. Біржовий індекс — це інтегральний показник, що розраховується на основі біржових котирувань певної групи акцій (так званого «індексного кошика»). Як правило, самі значення індексу для аналізу динаміки ринку не важливі. Більше значення мають зміни індексу за деякий час, оскільки вони дозволяють робити висновки про загальний напрямок руху ринку, навіть у тих випадках, коли ціни акцій всередині індексного кошику змінюються в різних напрямках.

З одного боку, дійсно можна розглядати тільки одновимірний часовий ряд індексу як найбільш інформативний інтегральний по-

казник ринку, і при цьому простий і зручний у використані. З іншого боку, можна обрати певний набір одновимірних часових рядів цін окремих акцій і поставити кожній з них у відповідність окрему змінну стану системи, якщо це видається коректним з позицій цілей аналізу системи ринку. Враховуючи викладене, пропонуємо два варіанти побудови фазового простору і траєкторії системи, які назвемо умовно «реконструйована індексна траєкторія» і «реальна траєкторія набору акцій».

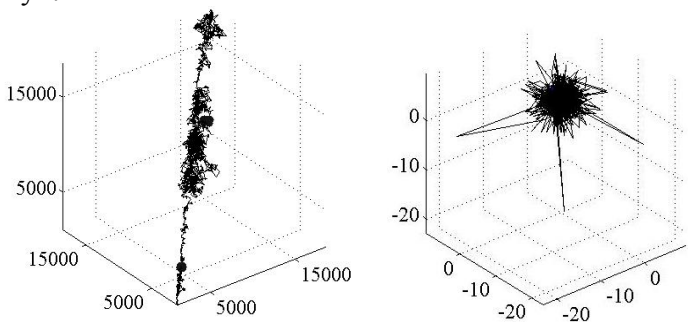
«Реконструйована індексна траєкторія». У q-вимірному фазовому просторі ($d = q$) будуємо за методом Такенса пару траєкторій:

I. одну — з вхідного часового ряду індексу $\{\vec{V}_I(t)\}_{t=t_1}^{M}$ з векторами стану вигляду $\vec{V}_I(t) = (I(t), I(t-\tau),\ldots, I(t-(q-1)\tau))$;

II. іншу — з його похідного часового ряду нормалізованих прибутковостей $\{\overrightarrow{V_{ret_I}}(t)\}_{t=t_1}^{M}$ з векторами $\overrightarrow{V_{ret_I}}(t) = (ret_I(t), ret_I(t-\tau), \ldots, ret_I(t-(q-1)\tau))$.

Зворотний порядок координат не випадковий — це необхідно для зручності накладання динаміки індексу та обчислюваних показників, яке здійснюється на останньому етапі алгоритму (див. Етап 7). При використанні такої реконструйованої траєкторії слід пам’ятати, що початковій точці траєкторії, тобто першому вектору стану відповідатиме момент часу $t_1 = 1 + (q-1)\tau$.

На рис. 2 наведено відповідні реконструйовані аттрактори для часових рядів, представлених на рис. 1. У розрахунках ми використовували такі параметри: розмірність вкладення $q = 3$, часову затримку $\tau = 1$.



a) *b)*

Рис. 2. Реконструйовані аттрактори для одновимірних часових рядів фондового індексу djia (*a*) та його нормалізованих прибутковостей (*b*), розраховані з параметрами ($q = 3$, $\tau = 1$)

«Реальна траєкторія набору акцій». Для набору з K акцій на основі відповідних одновимірних часових рядів формуємо дві послідовності K-вимірних ($d = K$) векторів, координати яких — *змінні стану системи ринку* — відповідають динаміці цих акцій у визначені моменти часу:

I. одна послідовність утворюється з сукупності вхідних часових рядів — $\{\vec{V}_P(t)\}_{t=1}^{M}$, де координатами вектора стану $\vec{V}_P(t) = (P_1(t), P_2(t), \ldots, P_K(t))$ є ціни цих K акцій у певний момент часу $t = \overline{1, M}$;

II. інша послідовність формується з сукупності похідних часових рядів — $\left\{\overrightarrow{V_{ret_P}}(t)\right\}_{t=1}^{M}$ з векторами стану $\overrightarrow{V_{ret_P}}(t) = (ret_P_1(t), ret_P_2(t), \ldots, ret_P_K(t))$, координати яких є значеннями нормалізованих прибутковостей цих K акцій у певний момент часу $t = \overline{1, M}$.

Ці дві послідовності задають пару K-вимірних траєкторій станів системи. Взагалі-то можна побудувати кілька пар різних траєкторій різної розмірності K — все буде залежати від *набору акцій*, які вибираються дослідником для аналізу. Зокрема, можна обрати набір, що складається з усіх акцій індексного кошику або тільки з певної групи акцій (наприклад, із найбільшим денним обертом, з найвищою ринковою капіталізацією компаній чи з урахуванням галузевої приналежності тощо).

Етап 3. ***Дослідження рекурентності фазової траєкторії.***

Дуже часто реальні економічні системи демонструють «рекурентну» поведінку, таку як періодичність або іррегулярну циклічність. Часто можна помітити, що економічна система, зокрема фінансовий ринок, зазнаючи зовнішніх впливів, проходить характерні етапи еволюції, дещо подібні до тих, що відбувалися з нею раніше. Якщо переосмислити з цієї точки зору, стане зрозумілим, що весь технічний аналіз фінансових ринків спирається на концепцію рекурентності.

На цьому етапі досліджуємо побудовані траєкторії на ***рекурентність*** (повторюваність) станів. Стани системи вважаються рекурентними, якщо відповідні точки фазового простору є «близькими», тобто попадають в деякий спільний ε-окіл.

Графічне зображення траєкторії у фазовому просторі могло б допомогти в дослідженні поведінки системи і в перевірці її на рекурентність. Проте, оскільки розмірність фазового простору складної системи, як правило, більше 3, графічне відображення траєкторії у нашому тривимірному світі є неможливим, а зрозуміло візуалізувати рекурентність за допомогою двох- або трьох-вимірних проекцій дуже складно. Тому потрібно вибрати інший спосіб, універсальніший. Скористаємось з цією метою *рекурентною діаграмою* [4].

Рекурентна діаграма (і відповідна ***рекурентна матриця***) є зручним і зрозумілим відображенням *d*-вимірної фазової траєкторії станів системи завдовжки *M* на двовимірну матрицю $M \times M$, де обидві координатні осі є осями часу і будь-якій парі векторів станів (*i*, *j*) де *i*, *j* = 1, …, *M*, ставиться у відповідність елемент цієї матриці: пари рекурентних станів у рекурентній матриці позначаються значенням 1, а на рекурентній діаграмі відображаються чорними точками, пари нерекурентних станів — це 0 в матриці та біле відображення на діаграмі. Таке представлення фіксує інформацію про рекурентність у поведінці системи.

Спочатку обчислимо ***матрицю відстаней*** $\{\rho_{i,j}\}_{i,j=1}^{M}$, елементами якої будуть відстані між кожною парою (*i*, *j*) точок траєкторії (векторів станів):

$$\rho_{i,j} = \rho(\vec{V}(i), \vec{V}(j)) = \left\| \vec{V}(i) - \vec{V}(j) \right\| .$$

Позначимо вектор різниці $\vec{Z}$ і його координати:

$$\vec{Z} = \vec{V}(i) - \vec{V}(j) = \left(\underbrace{Y_1(i) - Y_1(j)}_{Z_1}, \underbrace{Y_2(i) - Y_2(j)}_{Z_2}, \ldots, \underbrace{Y_d(i) - Y_d(j)}_{Z_d} \right),$$

а для обчислення відстані можна застосовувати різні норми, наприклад:

«евклідова норма» $\left\| \vec{Z} \right\|_1 = \sqrt{\sum_{k=1}^{d} (Z_k)^2}$,

«манхеттенська норма» $\left\| \vec{Z} \right\|_2 = \sum_{k=1}^{d} |Z_k|$,

«максимальна норма» $\left\|\vec{Z}\right\|_3 = \max\limits_{k=1,\ldots,d} \left|Z_k\right|$.

Зауваження: При виборі норми необхідно зважати на те, що «максимальна норма» не залежить від розмірності простору. Це зручно, коли необхідно порівнювати *«реконструйовані траєкторії»* різних розмірностей вкладення. У цьому випадку такі матриці відстаней можуть порівнюватися напряму, тоді як для решти норм необхідно провести масштабування з урахуванням співвідношення використаних розмірностей вкладення. Але використання такої норми для *«траєкторії набору акцій»* може виявитись некоректним — якщо максимум буде знаходитися по одній і тій самій координаті (що відповідає певній акції), це нівелює значимість інших координат векторів станів (інших акцій з набору).

Зрозуміло, що ця *матриця відстаней* симетрична відносно головної діагоналі. Таку матрицю зручно візуалізувати у вигляді *кольорової карти взаємних відстаней*. Далі за зовнішнім виглядом карти необхідно вибрати ε — *поріг рекурентності*.

Матриця відстаней $\left\{\rho_{i,j}\right\}_{i,j=1}^{M}$ і обраний дослідником поріг рекурентності ε дозволяють легко побудувати *матрицю рекурентності* $\left\{r_{i,j}\right\}_{i,j=1}^{M}$:

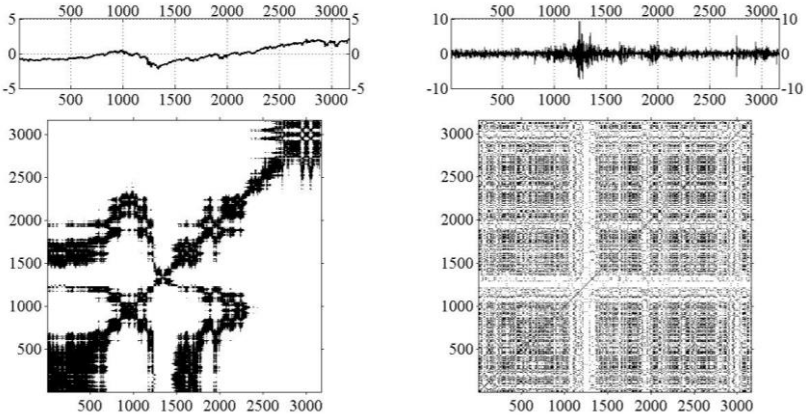
$$r_{i,j} = \theta(\varepsilon - \rho_{i,j}),$$

де $\theta(\cdot)$ — функція Хевісайда:

$$\theta(x) = \begin{cases} 1, x \geq 0, \\ 0, x < 0. \end{cases}$$

Матриця рекурентності також симетрична. Її чорно-біла візуалізація називається *рекурентною діаграмою*. Всі подальші розрахунки будуть проводитися за матрицею рекурентності, яку за необхідності легко продовжити, додаючи нові точки часових рядів.

На рис. 3 зображено рекурентні діаграми для фрагментів часових рядів індексу djia та його нормалізованих прибутковостей за період часу з 03.01.2004 до 27.06.2016.



a) *b)*

Рис. 3. Рекурентні діаграми для часових рядів фондового індексу djia (*a*) та його нормалізованих прибутковостей (*b*) (03.01.2004 — 27.06.2016)

Етап 4. ***Розрахунок показників на підґрунті віконної технології.***

Як і в попередніх наших дослідженнях [4–7], для аналізу часових рядів використовуємо «технологію ковзного вікна», що означає розрахунок будь-яких показників для вікна фіксованої ширини *N* (фрагменту часового періоду такої тривалості), що нібито «ковзає» по часовому ряду з фіксованим кроком *S*. Це дозволяє на виході отримувати часові ряди цих показників і, відповідно, вивчати динаміку поведінки показників у порівнянні з динамікою ринку (див. Етап 7).

На цьому етапі необхідно обрати значення, які ми присвоюємо параметрам *N* і *S*. Крок у жодному разі не може перевищувати ширину вікна — це має бути в багато разів менше число (зрозуміло, що чим воно менше, тим частіше дискретизовану у часі динаміку показників ми отримуємо, а значить більш плавну і деталізовану). Тому крок *S* вибираємо якомога меншим, але з урахуванням обчислювальних можливостей процесора, що застосо-

вується для проведення розрахунків. Під час пробних розрахунків використовуємо великі кроки, потім, за необхідності, уточнюємо розрахунки з маленьким кроком.

Параметри вікна зазвичай визначаються до початку розрахунків, виходячи з різних особистих міркувань дослідника, з урахуванням його попереднього досвіду і цілей аналізу. Тільки потім розраховуємо показники *для кожного окремого вікна* — тобто певного фрагменту часового ряду. Зауважимо, що якщо ми розглядаємо денні коливання акцій, то 250 точок часового ряду — це приблизно рік, 5 точок — тиждень, 20 — місяць, 60 — майже квартал.

Підкреслимо, що в цьому алгоритмі свідомо переносимо застосування ковзного вікна і вибір параметру N ширини вікна на етап, наступний після побудови рекурентної діаграми *для повної часової послідовності,* керуючись такими міркуваннями.

По-перше, зовнішній вигляд рекурентної діаграми підказує досвідченому досліднику, яку необхідно вибрати ширину вікна, щоб найефективніше використати закладену в діаграму інформацію. Більш того, аналізуючи попередню кольорову карту взаємних відстаней, можна адекватно корегувати вибір тандему параметрів — ширини вікна N і порогу рекурентності ε. Зазначимо, що ширина вікна повинна визначатися також з урахуванням *«довжини пам'яті системи»* про свою структуру.

По-друге, такий підхід прискорює розрахунки, оскільки для кожного окремого вікна не треба проводити повний перерахунок матриць відстаней і рекурентності — достатньо просто прибрати зайві «застарілі» S рядків і стовбців у матрицях і розрахувати додаткові нові рядки і стовбці, що відповідають новим S точкам фазової траєкторії. Тому зручно обчислити матриці для повної часової послідовності, а потім з неї вибирати підматриці, що відповідають вікнам. Отже, «одновимірному вікну» ширини N, ковзному по вхідних часових рядах, тепер відповідають «двовимірні віконця» — підматриці $N \times N$, що ковзають вздовж діагоналей матриць відстаней і рекурентності. Такі підматриці можна розглядати як окремі самостійні матриці відстаней і рекурентностей відповідних траєкторій довжини N, що є просто фрагментами заздалегідь побудованих матриць для повної траєкторії. Саме всередині таких «віконець» будемо надалі проводити аналіз і розраховувати різні статистичні міри.

До того, як перейти до викладення наступного етапу нашого алгоритму, зробимо невеличкий відступ і розглянемо деякі корисні показники, які можна розрахувати на основі вищепобудо-

ваних матриці відстаней і матриць рекурентностей з різними ε-порогами.

По-перше, за матрицею відстаней можна обчислити значення *кореляційного інтегралу*:

$$C(\varepsilon) = \lim_{M \to \infty} \frac{1}{M^2} \sum_{i,\, j=1}^{M} \theta(\varepsilon - \rho_{i,\, j}) .$$

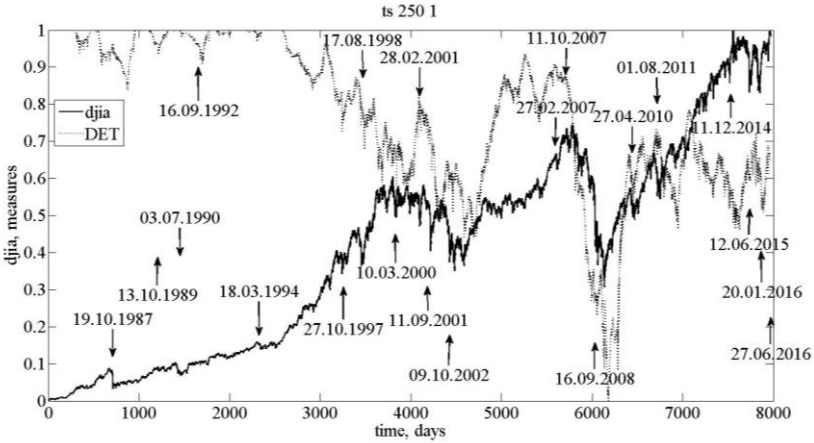
Він є основою для розрахунку кореляційної розмірності аттрактора D_{Corr} (відомо, що $\ln C(\varepsilon) \infty D_{Corr} \ln \varepsilon)$) і кореляційної ентропії аттрактора K_{Corr}, що є оцінками знизу для таких важливих характеристик аттрактора як *Хаусдорфова розмірність* і *Колмогорівська ентропія,* відповідно.

По-друге, за підматрицями рекурентності можна провести класичний *візуальний аналіз* і *кількісний аналіз рекурентних діаграм* [4, 5]. Візуальна оцінка діаграм може дати уявлення про поведінку траєкторії у певні періоди часу:

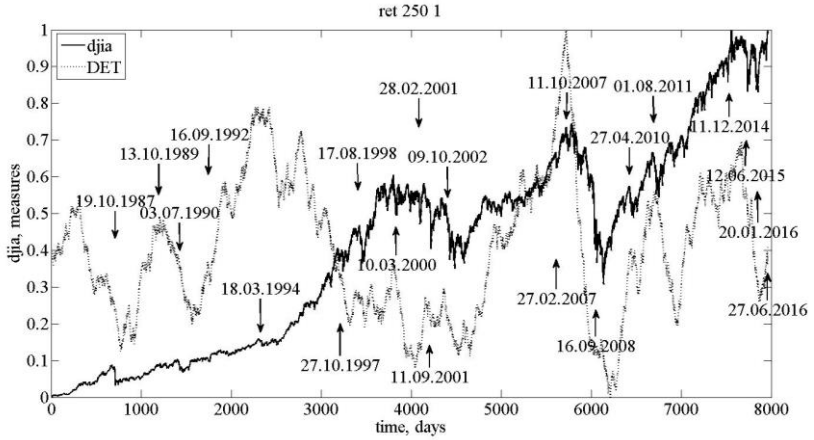
- при аналізі крупномасштабних структур досліджується *топологія* діаграми, що дає загальне уявлення про характер процесу за цей період — стаціонарність, періодичність тощо;
- при ґрунтовному аналізі дрібномасштабних структур досліджується *текстура* діаграми, що дає інформацію про існування локальних явищ — паралельних витків траєкторії, ламінарних станів та ін.

Комбінації вертикальних і горизонтальних ліній формують прямокутні *кластери точок* (саме ці комбінації використовуються для обчислення мір *кількісного аналізу рекурентних діаграм*). Обчислення цих мір у підматрицях рекурентної діаграми показує їх поведінку у часі. Ряд мір обчислюється на основі підрахунку *густини* рекурентних точок і побудови частотного розподілу довжин діагональних ліній: *RR* — коефіцієнт самоподібності, *DET* — показник детермінованості (передбачуваності), *DIV* — дивергенція, зворотна величина максимальної довжини діагональної лінії, *ENTR* — ентропія і *TREND* — тренд. Деякі дослідження даних мір показали, що їх застосування може сприяти виявленню точок біфуркації, переходів *«хаос — порядок»*. Інші міри, що використовують густину вертикальних або горизонтальних структур, такі як *LAM* — ламінарність і *TT* — показник затримки, дозволяють виявляти переходи *«хаос — хаос»*. Слід зазначити також нечутливість цих мір до вимог стаціонарності та довжини досліджуваних часових рядів [4].

На рис. 4 наведено динаміку розрахованих віконних мір детермінованості *DET* для часового ряду індексу djia та окремо для часового ряду його нормалізованих прибутковостей для вікна шириною в 250 днів і з кроком в 1 день (в обох випадках суміщену з динамікою фондового індексу djia).



a)



b)

Рис. 4. Міри детермінованості *DET* для часового ряду індексу djia — **ts** (*a*) та для часового ряду його нормалізованих прибутковостей **ret** (*b*), що розраховані з параметрами $N = 250, S = 1$

Етап 5. ***Побудова мережі за матрицею рекурентності.***

На основі матриці рекурентності будується складна мережа, що являє собою граф *G*, який складається з певного набору *N* вершин, поєднаних ребрами. Якщо пара вершин поєднані ребром, то вони називаються *суміжними*. Матриця суміжності графа — це матриця *A* розміром $N \times N$, в якій кожній парі вершин (*i*, *j*) ставиться у відповідність елемент *i*-ого рядка *j*-ого стовбця, що дорівнює одиниці, якщо між цими вершинами є ребро, і нулю — якщо немає ребра. У теорії мереж вершини називають вузлами, а ребра — зв'язками або дугами.

Для кожного окремого вікна побудуємо мережу таким чином. Поставимо у відповідність кожній точці фазової траєкторії (стан системи в певний момент часу) вузол мережі. Вузли з'єднаємо дугами, якщо відповідні стани рекурентні. Тобто матриця суміжності мережі дорівнює матриці рекурентності, тільки необхідно замінити діагональ — замість 1 поставити 0, щоб в графі не було петель. Така мережа називається ε-рекурентною [3].

Зауваження: Альтернативні підходи до принципу встановлення зв'язків між вузлами-станами дозволяють побудувати інші різновиди рекурентних мереж — мережу найближчих сусідів та адаптивну мережу [3]. З матриці відстаней можна побудувати матрицю найближчих сусідів, коли з кожної вершини виходять направлені ребра до фіксованої кількості найближчих сусідів. Таким чином фіксується розподіл вихідних зв'язків вершин, а розподіл вхідних має деяку варіацію. Подібна матриця суміжності вже не буде симетричною. Однак, слід зазначити, що інтерпретувати властивості направленої мережі складніше, ніж ненаправленої. Адаптивна мережа — ненаправлена, при цьому зберігається умова постійної кількості ребер для кожної вершини. Така мережа будується ітеративно.

Оскільки рекурентні мережі будуються для послідовності вікон, то можна говорити про інтерпретацію еволюції траєкторії розвитку системи за певний період часу довжиною *N* у вигляді динамічного графа з *N* вершинами — точками траєкторії. Зсув вікна на крок *S* додає нові *S* точок траєкторії і видаляє стільки ж найстаріших точок, що вже стають неістотними.

Але мережа — це не просто можливість красивої візуалізації рекурентності у системі. В даному випадку мережа — це інструмент *представлення* еволюції станів системи, що дозволяє дослідити *структурну організацію* часової послідовності станів у цілому, за допомогою спостереження топологічних властивостей

відповідно побудованої мережі. Ефективність застосування такого підходу до аналізу часової послідовності (еволюції траєкторії) обумовлена можливістю застосування потужного математичного апарату, що вже розроблений у рамках теорії графів. Цей апарат включає комплекс різноманітних мір, що дозволяють кількісно оцінити широкий перелік властивостей складних мереж.

Якщо порівнювати ці нові міри, розраховані для ε-рекурентної мережі, з тими, що розраховуються в рамках *кількісного аналізу рекурентних діаграм*, то мережні міри дають детальніший статистичний опис топологічних властивостей траєкторії системи. Тобто, дослідники отримують новий перспективний інструмент аналізу часових послідовностей, що дозволяє видобувати концептуально нову корисну інформацію щодо закономірностей, закладених у високоорганізованих часових послідовностях.

Етап 6. ***Розрахунок комплексу мережних характеристик.***

Для кожного побудованого графа, що відповідає певному вікну з загальної послідовності вікон, розрахуємо повний комплекс різноманітних мережних характеристик.

Для аналізу мережі досліджують характеристики окремих вузлів (локальні), характеристики мережі в цілому (глобальні) та характеристики мережних підструктур. Числові показники деяких глобальних характеристик мережі можуть бути представлені у вигляді аналітичних узагальнень її локальних характеристик (наприклад — найменше, найбільше, середнє значення локального показника, взятого за усіма вузлами). Окрім того, що глобальна характеристика може бути представлена у формі одного числа, це також може бути представлення у вигляді розподілу значень локальної характеристики вузлів по усій мережі. Наведемо основні мережні поняття і характеристики [8], які використовуємо у наших дослідженнях.

Число вузлів у мережі N називається *розміром мережі*.

Шлях — це послідовність суміжних вузлів і зв'язків між ними, коли вузли не повторюються. *Цикл* — це шлях, у якому початковий і кінцевий вузол співпадають.

Довжина кожного із зв'язків між *суміжними вузлами* (з'єднаними ребром) вважається рівною одиниці. *Відстанню* $\delta(i, j)$ між парою вузлів (i, j) є довжина найкоротшого шляху між ними у мережі (або шляхів, бо взагалі-то їх може бути і кілька). Такий шлях називається *геодезичною лінією*.

Середнє значення міжвузлової відстані серед всіх тих пар вузлів (i, j) , між якими існує хоча б один з'єднуючий їх шлях (адже мережа може мати і нез'єднані між собою вузли), називається ***середній найкоротший шлях***:

$$APLen(G) = \delta_{avrg} = \langle \delta(i, j) \rangle_{i,j} .$$

Максимальна міжвузлова відстань називається ***діаметром мережі*** *G*:

$$diam(G) = \delta_{max} = \max_{i,j} \delta(i, j) .$$

Середній найкоротший шлях і діаметр мережі є глобальними характеристиками мережі. Важливу інформацію про *архітектуру* мережі можна отримати шляхом вивчення залежностей середньої або максимальної міжвузлової відстані від розміру мережі.

Число зв'язків вузла називається ***ступенем вузла*** $\alpha(i)$. Поняття ступеня — локальна характеристика графа. З неї отримуємо наступні глобальні характеристики мережі.

Середня ступінь вершин:

$$\alpha_{avrg}(G) = \langle \alpha(i) \rangle_i .$$

Максимальна ступінь вершин:

$$\alpha_{max}(G) = \max_i \langle \alpha(i) \rangle .$$

Розподіл ступенів вершин $P^{\alpha}(n)$ показує ймовірність того, що навмання вибрана вершина буде мати ступінь *n*:

$$P^{\alpha}(n) = P\{\alpha(i) = n\} = \frac{\eta_n}{N} ,$$

де η_n — кількість вершин у мережі зі ступенем *n*.

Розподіл ступенів вершин є найпростішою статистичною характеристикою мережі. При цьому, в багатьох випадках вивчення саме цієї характеристики (зокрема, визначення *виду розподілу* ступенів вершин) є найінформативнішим щодо розуміння фундаментальних властивостей мережі і процесів, що в ній відбуваються.

Кластеризація вузла — це локальна характеристика мережі. Вона характеризує ступінь взаємозв'язку між собою найближчих сусідів даного вузла. Коефіцієнт кластеризації (або кластерності)

даного вузла показує ймовірність того, що навмання обрані два її найближчих сусіда самі виявляються найближчими сусідами. Якщо усі найближчі сусіди вузла взаємопов'язані, то коефіцієнт кластеризації дорівнює 1, якщо ж зв'язків між ними немає, то дорівнює 0. Розраховується за співвідношенням:

$$clust(i) = \frac{\Delta(i)}{\alpha(i)(\alpha(i)-1)/2}.$$

У чисельнику число $\Delta(i)$ — кількість трикутників (циклів довжини 3), приєднаних до цього вузла, а в знаменнику $\alpha(i)(\alpha(i)-1)/2$ — їх максимально можлива кількість.

Кластеризація мережі, що є глобальною характеристикою, визначається як середнє значення кластеризації по всім вузлам:

$$clust(G) = clust_{avrg} = \langle clust(i) \rangle_i .$$

Таким чином, кластеризація мережі характеризує статистику циклів, а саме, трикутників у мережі. Зазвичай реальні мережі характеризуються високою кластеризацією.

Навантаження вузла (інакше називають ***посередництво*** — англ. betweenness) характеризує роль вузла у встановленні зв'язків у мережі — показує відносну кількість найкоротших шляхів, що проходять через даний вузол:

$$\beta(i) = \sum_{j,k} \frac{\gamma_{j,k}(i)}{\gamma_{j,k}},$$

де $\gamma_{j,k}(i)$ — кількість найкоротших шляхів, що з'єднують вузли j та k і проходять через даний вузол i ($j \neq i, k \neq i$), $\gamma_{j,k}$ — загальна кількість найкоротших шляхів, що з'єднують вузли j та k ($j \neq i, k \neq i$).

На відміну від ступеня вузла (що для окремої вершини враховує тільки її власні зв'язки з сусідніми вершинами) і кластеризації вузла (що для окремої вершини враховує взаємозв'язки тільки її найближчих сусідів), поняття посередництва вузла відбиває топологію усієї мережі (тобто, для окремої вершини враховує всі шляхи взаємозв'язків між кожною парою вузлів).

Якщо граф зв'язний, то даний вузол поєднаний з усіма іншими вузлами. Тоді відстанями від вузла i до решти вузлів мережі $\forall j \neq i$ будуть довжини найкоротших шляхів $\delta(i, j)$.

Ексцентриситет вузла — це максимальна з цих відстаней:

$$\chi(i) = \max_{j \neq i} \delta(i, j) .$$

Віддаленість вузла — це сума всіх цих відстаней:

$$\varphi(i) = \sum_{j \neq i} \delta(i, j) .$$

Близькість вузла визначається як обернена віддаленість:

$$\psi(i) = 1/\varphi(i) .$$

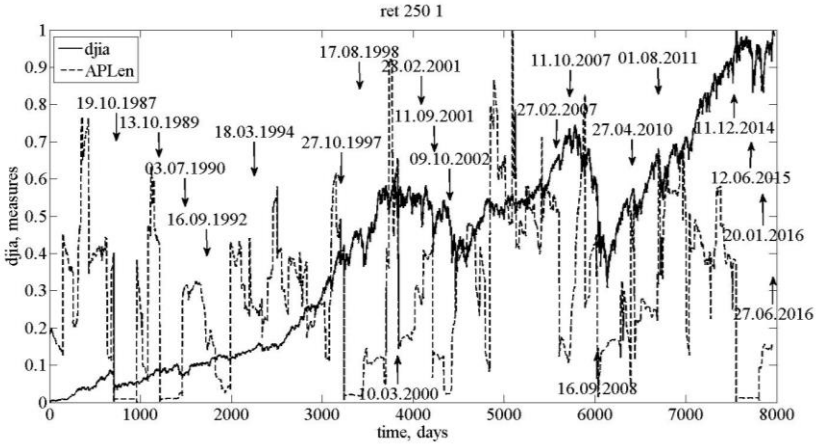
Показник ступеня вершини, показник близькості вершини до всіх інших вершин і показник посередництва вершини у поєднанні всіх пар решти вершин є різновидами такої характеристики вузла як ***центральність***, що означає важливість вузла в мережі в деякому конкретному сенсі.

Це найважливіші локальні характеристики мережі. Зрозуміло, існують й інші.

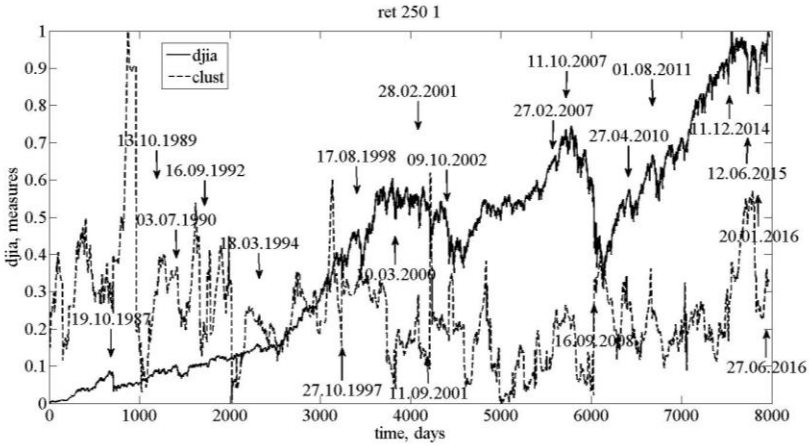
У рамках наших досліджень складності сучасних фондових ринків деякі із зазначених *глобальних топологічних характеристик* мереж, розрахованих за такою методологією, розглядаються нами як міри динамічної складності ринку.

Сукупність значень будь-якої *локальної характеристики*, впорядковані так само, як вершини мережі, що відображають стани системи у часі, представляє собою дуже цікаву структуру, що потребує окремих досліджень. Зокрема, нами проводилися розрахунки ентропійних і мультифрактальних показників для сукупностей ступенів вузлів. У результаті було отримано висновок, що динаміка подібних показників, розрахованих для ковзних вікон, теж має певні специфічні закономірності, що дозволяє інтерпретувати їх у якості мір динамічної складності ринку.

На рис. 5 наведено суміщену з динамікою фондового індексу djia динаміку двох мережних *глобальних топологічних мір складності:* коефіцієнту кластеризації ***clust*** і середнього найкоротшого шляху ***APLen***, розрахованих для рекурентних мереж, побудованих з часового ряду нормалізованих прибутковостей. Ці міри у періоди кризових явищ поводять себе характерним чином, але антисиметрично: якщо коефіцієнт кластеризації у випадку криз зростає, то середній найкоротший шлях помітно зменшується.



a)



b)

Рис. 5. Глобальні топологічні міри складності рекурентних мереж, побудованих з часового ряду нормалізованих прибутковостей **ret**: середній найкоротший шлях ***APLen*** (*a*) і коефіцієнт кластеризації ***clust*** (*b*)

Паралельно розраховуємо *спектральні характеристики* мережі, які також розглядаються в якості мір динамічної складності ринку.

Спектральна теорія графів базується на алгебраїчних інваріантах графа — його спектрах. Спектром *графа G* називається мно-

жина власних значень *матриці суміжності A,* що відповідає даному графу.

Для заданої матриці *A* детермінант вигляду $|\lambda E - A|$, де *E* — одинична матриця, є многочленом від λ, який називається *характеристичним многочленом матриці A. Власні значення матриці A* є нулями цього характеристичного многочлену. Власні значення матриці *A* задовольняють рівності $A\vec{v} = \lambda\vec{v}$, де $\vec{v}$ — ненульовий вектор. Вектори $\vec{v}$, що задовольняють цій рівності, називаються *власними векторами матриці A*, що відповідають власним значенням. Множина всіх власних значень матриці *A* називається *спектром матриці A.*

Характеристичним многочленом графа *G* називається відповідний характеристичний многочлен його матриці суміжності *A*:

$$\Phi_G(\lambda) = |\lambda E - A|.$$

Власними значеннями графа λ_j і ***власними векторами графа*** $\vec{v}_j$ називаються відповідні власні значення і власні вектори його матриці суміжності *A*.

Спектр графа *G* — це спектр його матриці суміжності *A*:

$$Spectr(G) = \{\lambda_j\}_{j=1}^{N}.$$

Найменше із додатних власних значень називається ***індексом алгебраїчної зв'язності*** (англ. algebraic connectivity) графа:

$$alg\,conn(G) = min\{\lambda_j > 0\}.$$

Ця величина відображає «силу» зв'язності компонент графа та використовується при аналізі надійності та синхронізації графа.

Важливими похідними характеристиками мережі є спектральний розрив, енергія графа, спектральні моменти і спектральний радіус.

Спектральний розрив (англ. spectral gap) є різницею між найбільшим λ_1 і наступним λ_2 власними значеннями матриці суміжності і характеризує швидкість повернення системи до рівноважного стану:

$$gap(G) = \lambda_1 - \lambda_2.$$

Енергія графа (англ. graph energy) — це сума модулів власних значень матриці суміжності графа:

$$Enrg(G) = \sum_{j=1}^{N} \left|\lambda_j\right|.$$

Спектральний радіус (англ. spectral radius) є найбільшим по модулю власним значенням матриці суміжності.

$$sp\ rad(G) = \max_j \left|\lambda_j\right|.$$

k-й спектральний момент (англ. spectral moment) матриці суміжності визначається виразом:

$$m_k(A) = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^{N} \lambda_j^k .$$

Ще одним розповсюдженим видом спектру графа є спектр, отриманий із матриці Лапласа L.

Матриця Лапласа $L = D - A$, де D — діагональна матриця $N \times N$:

$$d_{ij} = \begin{cases} \alpha(i), i = j, \\ 0, \quad i \neq j, \end{cases}$$

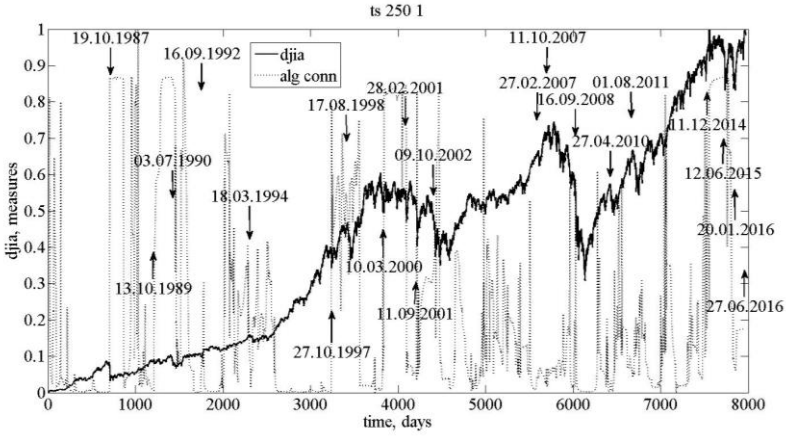
де $\alpha(i)$ — ступінь i-ої вершини графа.

На рис. 6 за аналогією з топологічними, представленими на рис. 5, наведено пару мережних *спектральних мір складності*: алгебраїчної зв'язності ***alg conn*** та спектрального розриву ***gap***. При цьому перша міра розрахована для рекурентних мереж, побудованих з часового ряду фондового індексу djia, тоді як друга — для рекурентних мереж, побудованих з часового ряду нормалізованих прибутковостей.

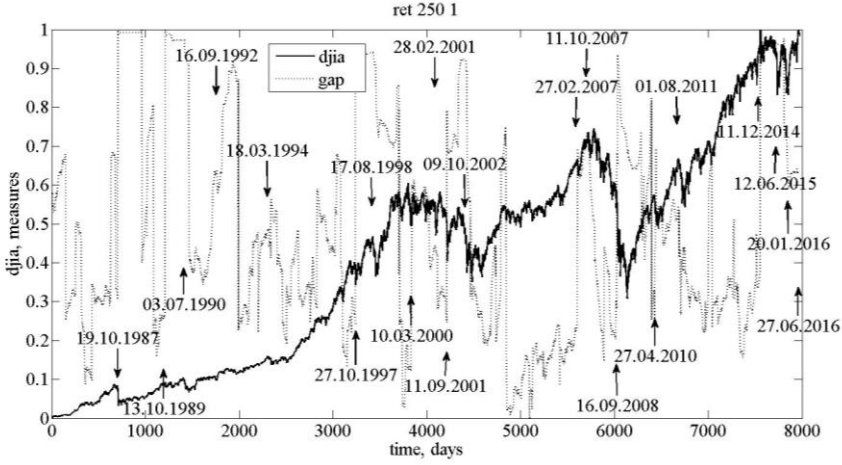
Крім зазначеного вище комплексу мережних показників, граф може визначатись набором *якісних* характеристик:

- простий граф — граф, що не містить кратних дуг і петель. За способом побудови використовувані рекурентні мережі завжди виявляються простими;
- зв'язний граф — граф, в якому між будь-якою парою вершин існує хоча б один шлях;
- регулярний граф — граф, ступені вершин якого рівні;
- повний граф — простий граф, у якому кожна пара вершин суміжна;
- ейлерів граф — граф, що містить ейлеровий цикл (замкнутий шлях, що проходить по всім ребрам графа, причому тільки один раз);

• дерево — зв’язний ациклічний граф. Число вузлів N і число зв’язків U співвідносяться як $N = U - 1$.



a)



b)

Рис. 6. Спектральні міри складності для рекурентних мереж, побудованих з часового ряду **ts** індексу djia — міра ***alg conn*** (*a*) та з часового ряду його нормалізованих прибутковостей **ret** — міра ***gap*** (*b*)

Етап 7. ***Співставлення динаміки розрахованих показників і динаміки індексу. Пошук індикаторів, передвісників.***

У результаті виконання попередніх етапів отримуємо *часові ряди* різноманітних мережних показників, причому одна точка такого часового ряду відповідає окремому вікну. Довжина таких рядів (дорівнює кількості вікон) залежить від довжини початкового ряду M, ширини вікна N і кроку S:

$$W = [(M - N)/S] + 1 .$$

Вивчення динаміки різноманітних мережних показників дозволяє виявляти приховані закономірності в структурній організації досліджуваних часових послідовностей, відповідно робити висновки про еволюцію поведінки системи, що продукує ці часові послідовності. Таким чином, застосування технології ковзного вікна для розрахунку спектральних і топологічних характеристик складних мереж дає надзвичайно корисну інформацію для аналізу часових рядів, на основі яких ці мережі сконструйовано. Важливим для задач дослідження є візуальний аналіз накладених графіків динаміки часового ряду індексу (інтегральної характеристики ринку) і динаміки побудованих рядів мережних показників, обчислюваних для вікон.

При такому візуальному аналізі необхідно звертати увагу на характерні особливості поведінки досліджуваної мережної характеристики у порівнянні з динамікою аналізованого фінансового показника. Наприклад, можна помітити реакції розрахованої характеристики мережі на кризи або підйоми ринку, причому ці реакції можуть бути не тільки з деякою затримкою у часі або своєчасними, а й випереджаючими. Виявлена закономірність дозволяє вже розглядати дану характеристику мережі як *індикатор* відповідної ситуації на ринку, а у разі випереджаючої реакції — як *передвісник* [5—7].

Виявлені закономірності поведінки рекурентних мереж для деяких ринків дають можливість сформулювати гіпотезу про універсальний характер такої закономірності.

При перевірці гіпотези для інших ринків або часових інтервалів слід враховувати можливу необхідність коригування вхідних

параметрів для розрахунку спектральних і топологічних характеристик складних мереж, у тому числі параметрів ширини вікна і кроку, адже ринки різного рівня розвитку демонструють «різний плин часу».

Наприкінці акцентуємо увагу на концептуальній подібності між конструюванням мережної топологічної структури з високоорганізованих часових послідовностей і дослідженням властивостей фазового простору динамічної системи, що базуються на вивченні сукупності окремих часових рядів. Конструювання динамічних мереж із часових рядів з подальшим розрахунком комплексу специфічних топологічних властивостей є новим перспективним напрямком в аналізі часових рядів. У той же час можна вважати вже традиційним дослідження фундаментальних характеристик складної динамічної системи за рахунок аналізу часових рядів, що продукуються цією системою. Найважливішим у цьому виявляється належна побудова моделі досліджуваної складної системи навколо спостережуваних часових рядів.

Ідея інтерпретації матриці рекурентності фазового простору системи фондового ринку як матриці суміжності для побудови складної динамічної мережі з часових рядів коливань курсів акцій, виявилася дуже продуктивною для пошуку нових адекватних мір динамічної складності ринку, які, по суті, є показниками різних проявів високої структурної організації фінансових часових рядів.

Література

1. Focus on Complex Networks in Finance // Nature Physics. — 2013. — Vol. 9. — No. 3. — P. 119—197.

2. *Соловйов В. М.* Прогнозування кризових явищ в складних мережах / В. М. Соловйов, В. В. Соловйова, Д. М. Чабаненко // Сучасні концепції прогнозування розвитку складних соціально-економічних систем: кол. монографія. — Бердянськ : Ткачук О. В., 2013. — С. 190—206.

3. *Donner R. V.* Recurrence-based time series analysis by means of complex network methods / R. V. Donner, M. Small, J. F. Donges,

N. Marwan, Y. Zou, R. Xiang, J. Kurths // International Journal of Bifurcation and Chaos. — 2011. — Vol. 21. — No. 4. — P. 1019—1046.

4. *Дербенцев В. Д.* Синергетичні та еконофізичні методи дослідження динамічних та структурних характеристик економічних систем: Монографія / В. Д. Дербенцев, О. А. Сердюк, В. М. Соловйов, О. Д. Шарапов. — Черкаси: Брама-Україна, 2010. — 300 с.

5. *Соловйов В. М.* Рекурентні міри як метод кількісної оцінки складності / В. М. Соловйов, А. В. Батир // Вісник КНУТД. — 2012. — № 5. — С. 254—257.

6. *Соловьева В. В.* Использование мультифракталов в анализе фондовых рынков / В. В. Соловьева, А. Ш. Тулякова // Інформаційні технології та моделювання в економіці: на шляху до міждисциплінарності: кол. монографія. — Черкаси: Брама-Україна, 2013. — С. 116—130.

7. *Соловйов В. М.* Методологія дослідження динамічної складності фондових ринків з використанням рекурентних мереж / В. М. Соловйов, А. Ш. Тулякова // Проблеми моніторингу, моделювання та менеджменту емерджентної економіки: кол. монографія. — Черкаси : Брама-Україна, 2013. — С. 91—111.

8. *Евин И. А.* Введение в теорию сложных сетей / И. А. Евин // Математические основы и численные методы моделирования. — 2010. — Т. 2. — № 2. — С. 121—141.

References

1. Focus on Complex networks in finance. (2013). *Nature Physics*, *9*(3), 119—197. Retrieved from http://www.nature.com/nphys/journal/v9/n3/index.html.

2. Soloviev, V. M., Solovieva, V. V., & Chabanenko, D. M. (2013). Prohnozuvannia kryzovykh yavyshch v skladnykh merezhakh. In *Suchasni kontseptsii prohnozuvannia rozvytku skladnykh sotsialno-ekonomichnykh system.* (pp. 190—206). Berdyansk, Ukraine: Tkachuk O. V. [in Ukrainian].

3. Donner, R. V., Small, M., Donges, J. F., Marwan, N., Zou, Y., Xiang, R., & Kurths, J. (2010). Recurrence-based time series analysis by means of complex network methods. *International Journal of Bifurcation and Chaos, 21*(4), 1019—1046. doi: 10.1142/S0218127411029021

4. Derbentsev, V. D., Serdiuk, O. A., Soloviev. V. M., & Sharapov, O. D. (2010). *Synerhetychni ta ekonofizychni metody doslidzhennia dynamichnykh ta strukturnykh kharakterystyk ekonomichnykh system.* Cherkasy, Ukraine: Brama-Ukraina [in Ukrainian].

5. Soloviev, V. M., & Batyr, A. V. (2012). Rekurentni miry yak metod kil'kisnoi otsinky skladnosti. *Visnyk KNUTD (KNUTD Herald), 5*, 254—257 [in Ukrainian].

6. Solovieva, V. V., & Tuliakova, A.Sh. (2013). Ispol'zovanie multifraktalov v analize fondovyh rynkov. In *Informatsiini tekhnolohii ta modeliuvannia v ekonomitsi: na shliakhu do mizhdystsyplinarnosti.* (pp. 116—130). Cherkasy, Ukraine: Brama-Ukraina [in Russian].

7. Soloviev, V. M., & Tuliakova, A. Sh. (2013). Metodolohiia doslidzhennia dynamichnoi skladnosti fondovykh rynkiv z vykorystanniam rekurentnykh merezh. In *Problemy monitorynhu, modeliuvannia ta menedzhmentu emerdzhentnoi ekonomiky.* (pp. 91—111). Cherkasy, Ukraine: Brama-Ukraina [in Ukrainian].

8. Evin, I. A. (2010). Vvedenie v teoriyu slozhnyih setey. *Matematicheskie osnovyi i chislennyie metodyi modelirovaniya (Mathematical foundations and numerical modeling techniques), 2*(2), 121—141 [in Russian].

Стаття надійшла до редакції 17.05.2016

УДК 338.124.4, 519.865.7

МОДЕЛЮВАННЯ ТРАНСГРАНИЧНОГО РОЗПОВСЮДЖЕННЯ КРИЗОВИХ ЯВИЩ НА ОСНОВІ КОМПЛЕКСУ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

І. І. Стрельченко

Кандидат економічних наук, доцент,
докторант кафедри економіко-математичного моделювання

Державний вищий навчальний заклад «Київський національний економічний університет імені Вадима Гетьмана»
проспект Перемоги, 54/1, м. Київ, 03680, Україна
iistr@yandex.ua

У роботі проведено детальний аналіз існуючих теорій щодо виникнення та протікання кризових явищ в країнах з різним рівнем економічного розвитку. Дано визначення об'єкта дослідження. Виділені його характерні особливості та визначені вимоги до математичного інструментарію. У рамках дослідження проведений кореляційний аналіз класифікаційних характеристик для попереднього поділу країн на класи. Обґрунтовано використання нейронних мереж для математичного опису процесів трансграничного розповсюдження кризових явищ. Побудовано узагальнену схему системи моделей трансграничного розповсюдження кризових явищ між країнами з різним рівнем соціально-економічного розвитку на основі обраного математичного апарату. На першому рівні системи для розбиття країн на окремі групи за типами реакції на кризові явища запропоновано здійснювати їх кластеризацію із застосуванням карт Кохонена. Для прогнозування наслідків перенесення криз на другому рівні системи вирішено скористатись нейронною мережею персептронного типу.

Ключові слова. *Кризові явища, макроекономічний індикатор, класифікація, нейронна мережа, карта Кохонена.*

© І. І. Стрельченко, 2016

МОДЕЛИРОВАНИЕ ТРАНСГРАНИЧНОГО РАСПРОСТРАНЕНИЯ КРИЗИСНЫХ ЯВЛЕНИЙ НА ОСНОВЕ КОМПЛЕКСА НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

И. И. Стрельченко

Кандидат экономических наук, доцент,
докторант кафедры экономико-математического моделирования

Государственное высшее учебное заведение «Киевский национальный экономический университет имени Вадима Гетьмана»
проспект Победы, 54/1, г. Киев, 03680, Украина
iistr@yandex.ua

В работе проведен детальный анализ существующих теорий возникновения и протекания кризисных явлений в странах с разным уровнем экономического развития. Дано определение объекта исследования. Выделены его характерные особенности и определены требования к математическому инструментарию. В рамках исследования проведен корреляционный анализ классификационных характеристик для предварительного разделения стран на классы. Обосновано использование нейронных сетей для математического описания процессов трансграничного распространения кризисных явлений. Построена обобщающая схема системы моделей трансграничного распространения кризисных явлений между странами с разным уровнем социально-экономического развития на основе выбранного математического инструментария. На первом уровне системы для разбиения стран на отдельные группы по типам реакции на кризисные явления предложено осуществлять их кластеризацию с применением карт Кохонена. Для прогнозирования последствий переноса кризисов на втором уровне системы решено воспользоваться нейронной сетью персептронного типа.

Ключевые слова. *Финансовый кризис, макроэкономический индикатор, классификация, нейронная сеть, карта Кохонена.*

MODELING OF CRISIS TRANSBOUNDARY CONTAGION BASED ON A SET OF NEURAL NETWORKS

Inna Strelchenko

PhD (Economic Sciences), Docent,
DSc Candidate, 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
iistr@yandex.ua

The existing theories of the crisis occurrence and contagion through the countries with different levels of economic development were examined in the work. There's defined the object of study, revealed its characteristics and specified the requirements to the mathematical tools in the article. A correlation analysis of the classification characteristics was carried out in the study. Its results used for the pre-separation of the countries into classes. It was grounded the usage of neural networks for mathematical description of the cross-border contagion processes. Constructed the generalized diagram of models system for description the cross-border contagion between countries with different levels of socio-economic development based on chosen mathematical tools. At the first level of the system for splitting of countries into separate groups by type of response to the crisis phenomena is suggested to carry out their clustering using Kohonen maps. To predict the consequences of crisis transferring is decided to use the neural network of perceptron type at the system's second level.

Keywords. *Crisis, macroeconomic indicators, classification, neural network, Kohonen map.*

JEL Classification: C45, F36, G15, G17

Вступ

З 90-х років двадцятого століття світовою економікою прокотилися кілька хвиль економічних криз, що в різні моменти часу та в різний спосіб охопили всі країни земної кулі. Такою всеосяжністю та швидкістю розповсюдження кризових явищ людство завдячує, у першу чергу, всесвітній мережі Internet і прискореним темпам переходу до електронних грошей.

Характерною особливістю сучасних економічних криз є: наявність країни-джерела, в економіці котрої зароджується та вперше фіксуються системні порушення у функціонуванні одного або кількох секторів господарювання — найчастіше фінансового, та розподілених у часі процесів трансграничного перенесення негативних тенденцій між країнами.

Досвід вивчення наслідків та охоплення останніх світових економічних криз дозволяє припустити, що відгуки економічних систем з різним рівнем розвитку та початкових умов будуть суттєво відрізнятись.

Враховуючи усе це, існує актуальна проблема переосмислення та доповнення існуючої методики оцінки економічної безпеки країни. Зокрема, потрібно врахувати та оцінити наслідки перенесення кризових явищ до національної економіки.

Мета і завдання дослідження

Метою даного дослідження є побудова узагальненої схеми системи моделей трансграничного перенесення кризових явищ між країнами з різним рівнем соціально-економічного розвитку.

Мета дослідження обумовлює необхідність вирішення таких завдань:

1) аналіз предметної області та визначення об’єкта дослідження;

2) аналіз існуючих підходів до моделювання процесів розповсюдження кризових явищ;

3) визначення особливостей, значимих для вибору інструментарію для моделювання;

4) обґрунтування вибору математичного інструментарію для опису трансграничного перенесення кризових явищ між країнами з різним рівнем соціально-економічного розвитку;

5) вибір набору характеристик для попереднього поділу об’єктів предметної області на класи;

6) побудова узагальненої схеми системи моделей трансграничного перенесення кризових явищ між країнами з різним рівнем соціально-економічного розвитку на основі обраного математичного інструментарію.

Виклад основного матеріалу дослідження

Як напрямок дослідження, перенесення кризових явищ між елементами певної замкненої системи не є новим. Задача фор-

мального опису процесів розповсюдження певних властивостей або закономірностей від одного об'єкта до іншого достатньо вивчена в сфері природничих наук: фізика, біологія, медицина. Зокрема, обгрунтовані та побудовані математичні моделі динаміки епідемій, моделі розпосюдження хвиль у різних середовищах, рівняння типу «реакція-дифузія».

В економічій теорії вивчення подібних явищ сфокусоване на визначенні прихованих механізмів запуску різких негативних змін на фінансових ринках і має на меті прогнозування їх наступної появи. На сьогодні лише незначна кількість досліджень зосереджена на вивченні та формальному описі іншої сторони кризових явищ: трансграничному перенесенні значного погіршення у функціонуванні економіки однієї країни до інших країн.

Серед фундаментальних досліджень у цьому напрямку потрібно виділити праці С. Шмуклера та Дж. Франкеля [1], С. Калво та К. Рейнхарт [2], Дж. Сачса, А. Томеля та А. Веласко [3]. Суттєвий внесок у вивчення лавиноподібних процесів в економіці належить В. Данічу [4].

Для окреслення меж об'єкта дослідження розглянемо базові положення основних теоретичних концепцій даного напрямку.

У рамках моделі динаміки епідемії — SIR (Susceptible—Infected—Removed model) Кермана та Мак-Кедрика, процес зараження описується як «розподілене в часі розповсюдження симптомів захворювання серед групи вразливих індивідуумів прямим або непрямим шляхом від джерела інфекції, та поділяється на латентний та заразний періоди» [5]. Відповідно до теорії розповсюдження хвиль, процес перенесення коливань супроводжується переміщенням у часі певного стану крізь середовище, котре коливається [6].

В. Даніч визначає соціально-економічний лавиноподібний процес як «розповсюдження певної властивості або стану в середовищі суб'єктів соціально-економічних відносин за допомогою соціально-психологічних механізмів зараження, наслідування, навіювання, що призводить до зміни економічної ситуації або середовища (попиту, пропозиції, способів або прийомів господарювання) у визначеному сегменті ринку» [4].

Враховуючи спільні риси, притаманні явищам перенесення певних закономірностей і властивостей між відокремленими у просторі елементами однієї системи, надалі під об'єктом дослідження, відповідно до мети та поставлених задач, будемо розуміти «процеси трансграничного перенесення кризових явищ між

країнами з різним рівнем економічного розвитку від країни-джерела через доступні канали зараження, що призводять до суттєвого погіршення економічної ситуації у досліджуваній країні».

Процес перенесення кризових явищ схематично представлено на рис. 1. Введемо поняття: латентий період (l) — проміжок часу від початку кризи у країні-джерелі (t_0) до моменту часу, коли зафіксовано початок кризи у досліджуваній країні (t_p), та період відгуку (v) — проміжок часу від моменту t_p до моменту часу, коли зафіксовано скорочення темпів падіння економіки (t_k).

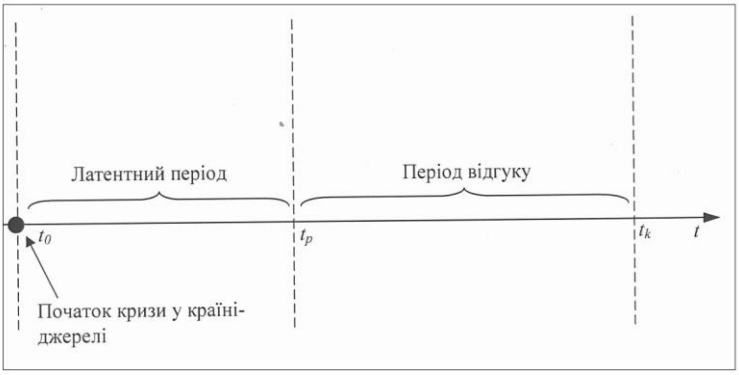


Рис. 1. Схематичне представлення процесу перенесення кризових явищ між країнами в часі

На сьогодні найвідомішими теоретико-методологічними підходами до аналізу та передбачення кризових явищ в економіці та, зокрема, фінансових криз є:

1. Класична теорія циклічних змін економіки: отримала розвиток у роботах Ж. Сісмонді (пояснював виникнення економічних криз тим, що надто велика частка доходу зберігається і дуже незначна його частина витрачається на споживчі товари, в результаті чого порушується рівновага між виробництвом і реалізацією створеного продукту), Дж. Кейнса [7] (головною причиною економічних коливань вважав змінний характер капіталовкладень, серед першопричин недовіри до ринку та готовності до паніки називав «нестійкість ділової психіки значної частини учасників ринку»), Дж. Хікса [8] (за яким економічні коливання обумовлені впливом, котрий інвестиції чинять на зміну обсягу випуску), Н. Кондратьєва [9] (розглядав довгі періоди порушення та від-

новлення економічної рівноваги у тісному взаємозв'язку з процесами амортизації основного капіталу та циклічним характером інвестицій), Й. Шумпетера, С. Кузнеця та ін.

2. Теорія дефіциту платіжного балансу. Вперше модель формалізована в роботах П. Кругмана: [10] він описав, що в умовах фіксованого валютного курсу, головною причиною кризи є фінансування дефіциту бюджету за рахунок нарощування державного боргу. З часом це призводить до критичного скорочення золотовалютних резервів, і як тільки їх рівень сягає граничної позначки, Центральний банк країни більше не в змозі утримувати фіксований курс. Згодом модель Кругмана ускладнювалась, вводились додаткові змінні: недовіра до існуючого валютного режиму, рівень гнучкості цін, імовірність спекулятивних атак, зміна державного боргу, політика держави і т.д.; розглядались альтернативні режими після відмови від фіксованого курсу [11].

3. Модель оцінки тиску на валютному ринку. Використовується для аналізу та виділення моментів або періодів, коли спекулятивна атака на національну валюту призводить до різкого її знецінення та/або істотного зниження золотовалютних резервів. Для визначення подібних періодів розраховують індекс напруженості валютного ринку (exchange market pressure index — EMPI) як середньозважене значення ступеня зміни обмінного курсу валюти і обсягу золотовалютних резервів [12].

4. Теорія так званих «Self-fulfilling»-криз. Є наймолодшою концепцією у переліку припущень щодо причин виникнення фінансових шоків. Вперше запропонована в роботі М. Обстфельда [13], вона розглядає біхевіористській підхід у поясненні каузальних зв'язків «лавиноподібного» зростання негативних тенденцій в економіці. Сам термін «Self-fulfilling» запозичено з соціології, де він використовується з 1948 року для пояснення дії механізму самонавіювання [14]. Теорія «Self-fulfilling»-криз припускає, що різким негативним тенденціям в економіці передує необґрунтоване зростання негативних очікувань серед учасників ринку. Так, необ'єктивна інформаційна хвиля, що шириться серед інвесторів, викликає відтік капіталу та за короткий проміжок часу призводить до руйнівних наслідків для економіки країни, навіть за відсутності початкових об'єктивних умов їх виникнення.

Відповідно до мети, задач дослідження, а також враховуючи особливості об'єкта дослідження, сформуємо перелік вимог до математичного інструментарію:

1. Для моделювання нерівномірних наслідків трансграничного перенесення фінансових шоків на етапі введення пояснювальних змінних потрібно враховувати диференціацію набору початкових умов, які суттєво впливають на протікання кризових явищ в межах національних економік.

2. Необхідно забезпечити врахування нелінійних зв'язків, що притаманні об'єкту дослідження.

3. З метою проведення в рамках однієї системи моделей процедури класифікації вихідної інформації та прогнозування наслідків перенесення фінансових шоків потрібно забезпечити паралельне використання кількох типів обчислювальних підсистем для реалізації відмінних підходів до обробки вхідного масиву даних.

4. Для зручності експлуатації модель повинна мати здатність до адаптації зі зміною початкових умов і можливість динамічного налаштування параметрів.

5. Практична значущість побудованої моделі напряму залежатиме від можливості економічної інтерпретації отриманих результатів.

Цілком зрозуміло, що наслідки перенесення фінансових шоків, котрі проявляються у падінні валового внутрішнього продукту, вартості національної грошової одиниці або ціни на державні облігації, є різними для різних країн. Тому об'єктивною є задача класифікації досліджуваних країн відповідно до певного набору характеристик.

Для спрощення цього етапу можна спробувати використати вже розроблену систему, що знаходиться на озброєнні МВФ та ООН, охоплює 181 країну-члена організації та поділяє країни за рівнем розвитку ринкової економіки: розвинені країни з ринковою економікою; країни з перехідною економікою; країни, що розвиваються.

Проведемо оцінку можливості використання цієї системи класифікації в рамках даного дослідження. На основі статистичної інформації про перебіг світової кризи 2007—2009 рр. побудуємо поле даних, де місце кожної точки визначатимуть координати x (зміна вартості національної грошової одиниці у відсотках) та y (зміна вартості державних облігацій у пунктах). Позначимо три типи країн з різним рівнем розвитку економіки за допомогою маркерів трьох типів: чорною точкою — країни, що розвиваються; білим ромбом — країни з перехідною економікою; чорним трикутником — розвинуті країни (рис. 2).

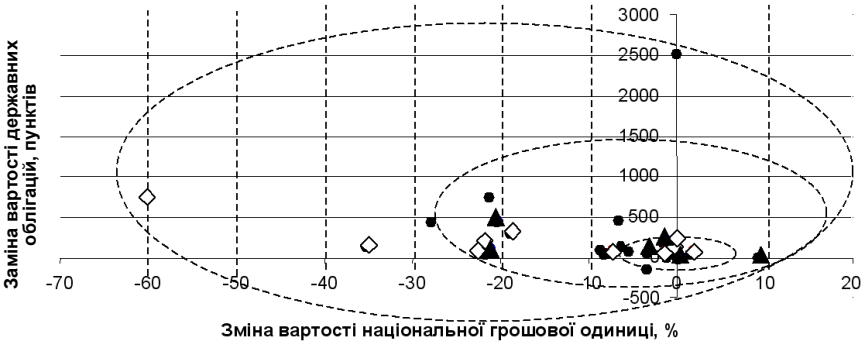


Рис. 2. Точкова діаграма впливу кризи 2007—2009 рр. на економіку різних країн

Діапазон розкиду точок можна схематично поділити на три зони:

1) країни, що найменше постраждали від кризи (центральний еліпс);

2) країни, в яких зафіксовано значне падіння вартості національної одиниці та/або вартості державних облігацій (середній еліпс);

3) група країн, котрі криза вразила найбільше (зовнішній еліпс).

Цікаво, що до перших двох зон потрапили країни кожної з трьох груп за типологією МВФ. Це дає можливість наочно пересвідчитись, що дана система класифікації не є зручною та універсальною для моделювання трансграничного перенесення кризових явищ між країнами з різним рівнем економічного розвитку, та не відповідає задачам дослідження.

Для відбору класифікаційних характеристик використаємо статистичну вибірку економічних показників 37 країн світу. До вибірки увійшли всі три типи країн за класифікацією МВФ:

1) група розвинутих країн (Австрія, Італія, Нідерланди, Бельгія, Іспанія, Франція, Германія, Сполучені Штати, Японія, Мексика, Туреччина);

2) група країн з перехідною економікою (Україна, Угорщина, Польща, Російська Федерація, Казахстан, Болгарія, Греція, В’єтнам, Колумбія, Малайзія, Філіппіни, Перу, Південна Африка, Китай);

3) група країн, що розвиваються (Аргентина, Ямайка, Гана, Шрі-Ланка, Індонезія, Пакистан, Ель Сальвадор, Бразилія, Чилі, Туніс, Еквадор, Єгипет).

Обчислимо коефіцієнти кореляції між кожною класифікаційною ознакою (індекс сприйняття корупції, індекс конкурентоспроможності, індекс глобалізації, індекс економічної свободи, індекс ефективності гнучкості обмінного курсу) та рівнем зміни ВВП, курсу національної грошової одиниці, вартості державних облігацій.

Результати обчислень наведено в табл. 1.

Таблиця 1

ЗНАЧЕННЯ КОЕФІЦІЄНТІВ КОРЕЛЯЦІЇ МІЖ КЛАСИФІКАЦІЙНИМИ ХАРАКТЕРИСТИКАМИ КРАЇН І ПОКАЗНИКАМИ ОЦІНКИ НАСЛІДКІВ ПЕРЕНЕСЕННЯ КРИЗОВИХ ЯВИЩ, %

	Класифікаційні характеристики				
	Індекс сприйняття корупції, пунктів	Індекс конкурентоспроможності, пунктів	Індекс глобалізації, пунктів	Індекс економічної свободи, пунктів	Індекс ефективності гнучкості обмінного курсу
Темп зростання ВВП	–0,2436	–0,2378	–0,2764	–0,4253	–0,4522
Темп зростання вартості нац. грош. одиниці	0,3873	0,3875	0,1625	0,238	0,575
Темп зростання вартості держ. облігацій	–0,3613	–0,419	–0,2661	–0,1065	–0,3911

Джерело: власні розрахунки автора

Інформація для розрахунку коефіцієнтів кореляції щодо перших чотирьох індексів міститься на відкритих сайтах — [15—18]. Індекс ефективності гнучкості обмінного курсу (*FLT*) розраховується за формулою [19]:

$$FLT_t = \frac{ME_t}{MR_t} = \frac{\sum_{k=0}^{11} | E_{t-k} - E_{t-k-1} | / E_{t-k-1}}{\sum_{k=0}^{11} | R_{t-k} - R_{t-k-1} | / H_{t-k-1}}, \qquad (1)$$

де E_{t-k} — номінальний обмінний курс k місяців до поточного моменту t, R_{t-k} — чисті валютні резерви без урахування золотих резервів у t–k-му місяці, H_{t-k} — обсяг грошової маси у t–k-му місяці.

Фактично індекс FLT_t характеризує співвідношення між абсолютною величиною середньорічного (середнього за останні 12 місяців) значення зміни номінальної ставки валютного курсу по місяцях (ME_t) та абсолютною величиною середньорічного значення зміни валютних резервів по місяцях, нормалізованого на грошову масу у попередньому місяці (MR_t). Значення індексу змінюється в межах від нуля — випадок режиму фіксованого валютного курсу, до нескінченості — режим вільного плавання [19].

На основі результатів кореляційного аналізу робимо припущення про існування взаємозв'язку між обраними класифікаційними характеристиками та показниками, що відображають наслідки розповсюдження кризових явищ між країнами. Зауважимо, що в даному конкретному випадку використання коефіцієнта кореляції Пірсона є досить умовним і не має на меті безпосередньої оцінки щільності зв'язку між змінними. Для підвищення обґрунтованості вибору класифікаційних характеристик у подальшій роботі доцільно додатково провести тестування за Гренджером (Granger causality test). Цей тест використовується для перевірки наявності причинно-наслідкових зв'язків між часовими рядами.

Проте коефіцієнти кореляції отримали невисокі значення, що можна пояснити нелінійністю зв'язків між показниками. Це зайвий раз свідчить про безперспективність побудови лінійних моделей та обумовлює доцільність застосування математичного інструментарію, здатного ефективно виявляти нелінійні закономірності, зокрема нейронні мережі.

Нейронна мережа є математичним інструментарієм, що реалізує ідею обробки інформації за принципом нервової системи. Оптимізована мережа здатна будувати наближення для широкого класу залежностей між вхідними параметрами та результатом [20—22]. Однією з переваг їх використання є відсутність необхідності у суворій математичній специфікації моделі (для адекватного опису об'єкта дослідження, що відноситься до класу слабоформалізованих процесів, дана властивість є особливо цінною). Також нейронні мережі є робастними, тобто стійкими до змін зовнішніх умов і добре працюють з великим обсягом суперечливої та неповної інформації.

Серед різноманіття типів нейронних мереж для задачі класифікації найкраще підходить архітектура, відома як «самоорганізаційна карта Кохонена» [23], що являє собою єдиний шар нейронів, організований у вигляді двомірної матриці. Така організація нейронів дає можливість отримати візуальне відображення бага-

томірних вхідних даних. Вона дозволяє здійснити кластеризацію об'єктів дослідження за нейронами карти та проводити подальший аналіз ваг нейронів і розподіл прикладів за кластерами.

При налаштуванні карти на її входи подаються навчальні приклади. На кожному кроці визначається нейрон, котрий має мінімальний скалярний добуток ваг зв'язків і вхідного вектора. Такий нейрон визначається переможцем у конкурентному змаганні нейронів карти і стає центром при коригуванні ваг як його зв'язків, так і нейронів-сусідів. За правилом Кохонена відбувається навчання нейронів з урахуванням їх відстані від «нейрона-переможця»:

$$w_p(t) = w_p(t-1) + \cdot\eta \cdot \Lambda \cdot \left[x_p(t) - w_p(t-1)\right], \qquad (2)$$

де $w_p(t-1)$, $w_p(t)$ — *p*-ий параметр нейрона карти Кохонена до та після корекції, відповідно; $x_p(t)$ — *p*-ий елемент вектора вхідних даних поданий на *t*-му кроці навчання; η — коефіцієнт швидкості навчання $(0 < \eta < 1)$, який змінюється у процесі самоорганізації нейронної мережі (зазвичай початкове значення є ближчим до одиниці та поступово зменшується); Λ — функція сусідства між даним нейроном і нейроном-переможцем, яка визначає величину корегування ваг зв'язків кожного нейрона (для нейрона-переможця функція сусідства дорівнює одиниці та зменшується при віддаленні від нього за лінійним або експоненційним законом [24]).

Для проведення процедури попередньої класифікації країн на основі карти Кохонена будемо використовувати усі п'ять розглянутих характеристик: індекс сприйняття корупції, індекс конкурентоспроможності, індекс глобалізації, індекс економічної свободи, індекс ефективності гнучкості обмінного курсу. Їх урахування при поділі країн на класи дозволить описати характерні особливості та початкові умови, з якими кожна конкретна країна «входить» у латентний період розповсюдження кризи.

Наступним етапом моделювання процесу трансграничного розповсюдження кризових явищ є побудова нейронної мережі для прогнозування глибини ураження економіки країни. Проведений аналіз макроекономічних показників та їх тестування дозволили сформувати перелік індикаторів розповсюдження негативних або кризових процесів між фінансовими секторами різних країн за типом каналу перенесення (табл. 2) [25].

Таблиця 2

ПОТЕНЦІЙНІ ІНДИКАТОРИ ТРАНСГРАНИЧНОГО РОЗПОВСЮДЖЕННЯ НЕГАТИВНИХ АБО КРИЗОВИХ ПРОЦЕСІВ МІЖ ФІНАНСОВИМИ СЕКТОРАМИ РІЗНИХ КРАЇН

Тип каналу перенесення	Група та назва індикатора	Методика обчислення
Фінансовий	**Макроекономічні показники для оцінки економічної безпеки**	
	Відношення обсягу офіційних міжнародних резервів до обсягу валового зовнішнього боргу, %	відповідно до методичних рекомендацій профільних міжнародних фінансових організацій та фондів
	Співвідношення грошового агрегату M2 до золотовалютних резервів, %	
	Спред реальної відсоткової ставки всередині країни до аналогічного показника за кордоном, % пунктів	
	Грошовий мультиплікатор M2, %	
	Депозити комерційних банків, скореговані на індекс споживчих цін, % до попереднього періоду	
	Індекс тиску на валютному ринку (IEMP)	середньозважена трьох компонент: зміни валютного курсу, зміни номінальної ставки відсотка та обсягів резервів
	Показники, що оцінюють рівень лібералізації та інтеграції фондового ринку	
	Індекс лібералізації фондового ринку	глобальний індекс (IFCG) / інвестиційний індекс (IFCI)
	Індекс міжнародної фінансової інтеграції (IFI), %	(іноземні активи + фінансові зобов'язання країни) / ВВП
	Чисті іноземні активи (NFA)	за методикою міжнародного валютного фонду
	Індекс сприйняття корупції (CPI)	за методикою Transparency International
	Показники, що оцінюють співвідношення між реальним та фінансовим секторами економіки	
	Індекс Тобіна (елітних для країни підприємств, акції котрих входять до складу фондових індексів), %	ринкова вартість активів компанії / балансовий капітал

Закінчення табл. 2

Тип каналу перенесення	Група та назва індикатора	Методика обчислення
Фінансовий	Коефіцієнт монетизації економіки, %	грошовий агрегат М2 (готівка, грошові кошти на рахунках підприємств і внески населення в банках) / ВВП
Торгівельний	Експорт товарів та послуг, % до попереднього періоду	відповідно до методичних рекомендацій щодо оцінки рівня економічної безпеки України
	Індекс умов торгівлі (ціновий), %	
	Імпорт товарів та послуг, % до попереднього періоду	
	Частка експорту в загальному ВВП, % до попереднього періоду	обсяг доходів від експорту / ВВП (поточний період) / обсяг доходів від експорту / ВВП (попередній період)
	Частка доходів від експорту сировинних ресурсів, %	обсяг доходів від експорту сировинних ресурсів / ВВП

Розглянемо систему, що складається з економік N країн ($E = 1,\ldots, N$). Кожна економіка характеризується набором макроекономічних індикаторів, що фіксують розповсюдження економічних криз через фінансовий (f) або торговельний (tr) канали (I_f^E, $f = 1,\ldots, M$; I_{tr}^E, $tr = 1,\ldots, L$). Відповідно до умов, що притаманні кожній конкретній економіці в момент часу t, вона може бути віднесена до певного класу ($CL = 1,\ldots, D$). Наслідки кризи для економіки довільної країни можуть бути оцінені на основі сукупності трьох показників: зміни ВВП, курсу національної грошової одиниці, вартості державних облігацій (RES_k^E, $k = 1,\ldots,3$). Тоді процеси трансграничного розповсюдження кризових явищ можуть бути описані системою моделей на основі нейронних мереж, як представлено на рис. 3.

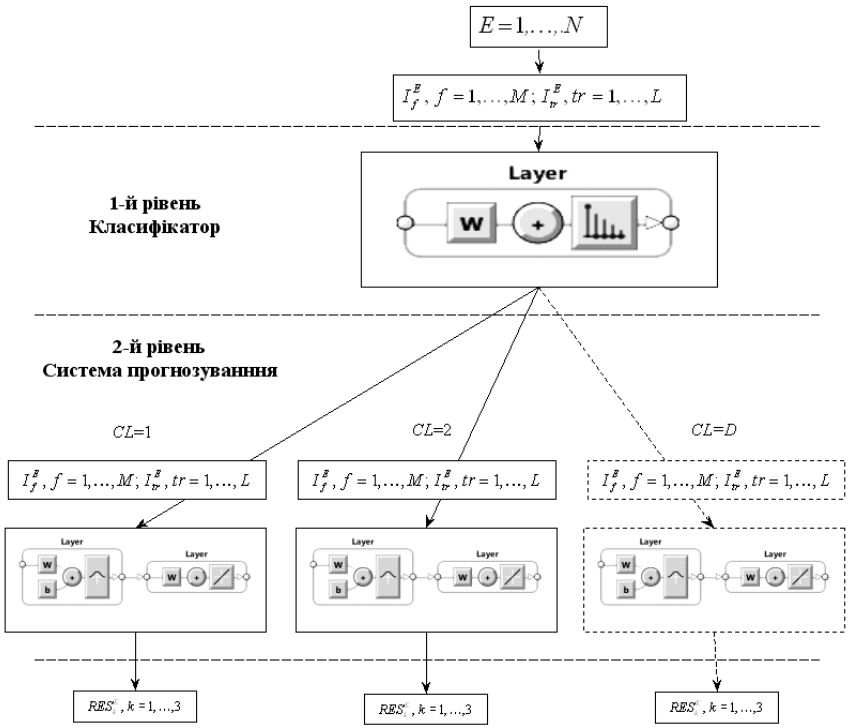


Рис. 3. Узагальнена схема системи моделей трансграничного перенесення кризових явищ між країнами з різним рівнем соціально-економічного розвитку на основі нейронних мереж

Як видно з рис. 3, система складається з двох рівнів. Кожен рівень реалізує одну із задач моделювання — класифікацію та прогнозування. На першому рівні відбувається поділ вхідних об’єктів на класи відповідно до системи класифікаційних характеристик (індекс сприйняття корупції, індекс гнучкості валютного курсу, індекс конкурентоспроможності та ін.). На другому рівні вирішується задача прогнозування основних макропоказників падіння економіки внаслідок розповсюдження кризових явищ.

Висновки і перспективи подальших досліджень у даному напрямку

У результаті проведеного дослідження визначені вузькі місця у вивчені кризових явищ, підкреслено необхідність аналізу та моделювання процесів трансграничного розповсюдження кризових явищ у країнах з різним рівнем економічного розвитку. Розкрито сутність об'єкта дослідження та сформульовано його визначення. Відповідно до мети, задач та об'єкта дослідження дано теоретичне обгрунтування використання в якості математичного інструментарію апарату нейронних мереж.

З метою первинного поділу сукупності країн на класи проведено кореляційний аналіз первинних класифікаційних характеристик. Зроблено висновки щодо неадекватності поширених підходів встановленим цілям моделювання.

Побудовано узагальнену схему системи моделей трансграничного перенесення кризових явищ між країнами з різним рівнем соціально-економічного розвитку на основі нейронних мереж. На першому рівні системи для розбиття країн на окремі групи за типами реакції на кризові явища запропоновано здійснювати їх кластеризацію із застосуванням карт Кохонена. Для прогнозування наслідків перенесення криз на другому рівні системи вирішено скористатись нейронною мережею персептронного типу.

Наступними кроками у дослідженні даної проблеми є:

1) розширення кола класифікаційних характеристик за рахунок даних про структуру іноземних інвестицій, зокрема в розрізі тривалості запозичення. Проведення додаткових тестів, наприклад причинно-наслідкового тесту Гренджера;

2) вибір архітектури нейронної мережі для другого рівня системи моделей;

3) оптимізація та випробування системи нейронних мереж для моделювання трансграничного розповсюдження кризових явищ у країнах з різним рівнем розвитку економіки.

Література

1. *Schmukler S.* Country Fund Discounts and the Mexican crisis December 1994: Did Local Residents Turn Pessimistic Before International Investors? / S. Schmukler, J. Frankel // Open Economies Review. — 1996. — Vol. 5. — P. 511—534.

2. *Calvo G.* Capital Inflows and Real Exchange Rate Appreciation in Latin America / G. Calvo, C. Reinhart // International Monetary Fund. — 1995. — Vol. 40. — P. 108—151.

3. *Sachs J.* Financial Crises in Emerging Markets: The Lessons from 1995 / J. Sachs, A. Tornell, A. Velasco // Brookings Papers on Economic Activity. —1996. — Vol. 27. — Issue 1. — P. 147—216.

4. *Данич В. Н.* Идентификация быстрых процессов. Методы и модели. — М. : Арт-Бизнес-Центр, 1999. — 229 с.

5. *Kermack W.O.* Contribution to the mathematical theory of epidemics / W. O. Kermack, A. G. McKendrick // Proc. Roy. Soc. Ser. — 1927. — Vol. 115 — P. 700—721.

6. *Горелик Г. С.* Колебания и волны. Введение в акустику, радиофизику и оптику. 3-е изд. / Г. С. Горелик. Ред. С. М. Рытов. — М. : Физматлит, 2007. — 656 с.

7. *Keynes J. M.* The General Theory of Employment / J. M. Keynes // The Quarterly Journal of Economics. — 1937. — Vol. 2. — P. 209—223.

8. *Hicks J. R.* Value and Capital: Growth Model / J. R. Hicks // Oxford University Press. — 1959. — Vol. 26 (3). — P. 159—173.

9. *Кондратьев Н. Д.* Проблемы экономической динамики / Н. Д. Кондратьев. — М. : Экономика, 1989. — 526 с.

10. *Krugman P.* A Model of Balance-of-Payments Crises / P. Krugman // Journal of Money, Credit and Banking. — 1979. — Vol. 1. — Is. 3. — P. 311—325.

11. *Garber M.* The Operation and Collapse of Fixed Exchange Rate Regimes / M. Garber, E.O. Svensson // Handbook of International Economics. — 1995. — Vol. 3. — P. 1865—1911.

12. *Girton L.* A Monetary Model of Exchange Market Pressure Applied to Postwar Canadian Experience / L. Girton, D. Roper // American Economic Review — 1977. — Vol. 67. — P. 537—548.

13. *Obstfeld M.* Rational and Self-Fulfilling Balance-of-Payments Crises / M. Obstfeld // American Economic Review. — 1986. — Vol. 76. — P. 72—81.

14. *Merton R.* The Self-Fulfilling Prophecy / R. Merton // Antioch Review. — 1948. — Vol. 8. — 193—210.

15. Статистична інформація за даними Transparency International [Електронний ресурс]. — Режим доступу : http://www.transparency.org.

16. Статистична інформація за даними KOF Swiss Economic Institute [Електронний ресурс]. — Режим доступу : http://www.globalization.kof.ethz.ch.

17. Статистична інформація за даними The Heritage Foundation [Електронний ресурс]. — Режим доступу : http://www.heritage.org.

18. Статистична інформація за даними World Economic Forum [Електронний ресурс]. — Режим доступу : https://www.weforum.org/reports/.

19. *Poirson H.* How Do Countries Choose Their Exchange Rate Regime? / H. Poirson // IMF Working Paper. — 2001.— No. WP/01/46. — 33 p.

20. *Хомич А.* Нейросетевое прогнозирование на FOREX / А. Хомич, Л. Жуков // Валютный спекулянт.— 2004. —№ 10 (60). — С. 42—45.

21. *Остроухов И.* Нейросети: работа над ошибками / И. Остроухов, П. Панфилов // Валютный спекулянт.— 2000. — № 8 (10). — С. 37—-40.

22. *Панфилов П.* Нейросетевые прогнозы в техническом анализе / П. Панфилов // Современный трейдинг.— 2001. — № 3. — С. 24—28.

23. *Kohonen T.* Self-organizing maps. 3d ed. — New-York : Springer, 2001. — 501 p.

24. *Остроухов И.* Нейронные сети: карты Кохонена / И. Остроухов, П. Панфилов // Валютный спекулянт.— 2000. —№ 9. — С. 50—54.

25. *Матвійчук А. В.* Використання системи випереджальних індикаторів для прогнозування негативних зрушень на фінансовому ринку України / А. В. Матвійчук, І. І. Стрельченко // Фінанси України. — 2015. — № 8. — С. 74—87. — Режим доступу : http://nbuv.gov.ua/UJRN/Fu_2015_8_7.

References

1. Schmukler, S., & Frankel, J. (1996). Country Fund Discounts and the Mexican crisis December 1994: Did Local Residents Turn Pessimistic Before International Investors? *Open Economies Review*, *5*, 511—534.

2. Calvo, G., & Reinhart, C. (1995). Capital Inflows and Real Exchange Rate Appreciation in Latin America. *International Monetary Fund*, *40*, 108—151.

3. Sachs, J., Tornell, A., & Velasco, A. (1996). Financial Crises in Emerging Markets: The Lessons from 1995. *Brookings Papers on Economic Activity*, *27*(1), 147—216.

4. Danich, V. N. (1999). *Identifikacia bystrykh processov. Metody i modeli.* Moskva, Russia: Art-Biznes-Centr [in Russian].

5. Kermack, W. O., & McKendrick, A. G. (1927). Contribution to the mathematical theory of epidemics. *Proc. Roy. Soc. Ser.*, *115*, 700—721.

6. Gorelik, G. S. (2007). *Kolebaniya I volny. Vvedenie v akustiku, radiofiziku i optiku.* Moskva, Russia: Fizmatlit [in Russian].

7. Keynes, J. M. (1937). The General Theory of Employment. *The Quarterly Journal of Economics*, *2*, 209—223.

8. Hicks, J. R. (1959). Value and Capital: Growth Model. *Oxford University Press*, *26*(3), 159—173.

9. Kondrat'ev, N. D. (1989). *Problemy ekonomicheskoi dinamiki.* Moskva, Russia: Ekonomika [in Russian].

10. Krugman, P. (1979). A Model of Balance-of-Payments Crises. *Journal of Money, Credit and Banking*, *1*(3), 311—325.

11. Garber, M., & Svensson, E.O. (1995). The Operation and Collapse of Fixed Exchange Rate Regimes. *Handbook of International Economics*, *3*, 1865—1911.

12. Girton, L., & Roper, D. A. (1977). Monetary Model of Exchange Market Pressure Applied to Postwar Canadian Experience. *American Economic Review*, *67*, 537—548.

13. Obstfeld, M. (1986). Rational and Self-Fulfilling Balance-of-Payments Crises. *American Economic Review*, *76*, 72—81.

14. Merton, R. (1948). The Self-Fulfilling Prophecy. *Antioch Review*, *8*, 193—210.

15. Transparency International. (2016). *Table of Results: Corruption Perceptions Index 2015*. Retrieved from http://www.transparency.org/cpi2015#results-table.

16. KOF Swiss Economic Institute. (2016). *KOF Globalization Index*. Retrieved from http://www.globalization.kof.ethz.ch.

17. The Heritage Foundation. (2016). Retrieved from http://www.heritage.org.

18. World Economic Forum. (2016). *Reports*. Retrieved from https://www.weforum.org/reports/.

19. Poirson, H. (2001, April). How Do Countries Choose Their Exchange Rate Regime? *IMF Working Paper*, *WP/01/46*, 1—33.

20. Khomich, A., & Zhukov, L. (2004). Neirosetevoe prognozirovanie na FOREX. *Valiutny spekuliant (Currency Speculator)*, *10*(60), 42—45 [in Russian].

21. Ostroukhov, I., & Panfilov, P. (2000). Neiroseti: rabota nad oshibkami. *Valiutny spekuliant (Currency Speculator)*, *8*(10), 37—40 [in Russian].

22.Panfilov, P. (2001). Neirosetevye prognozy v tekhnicheskom analize. *Sovremennyi treiding (Modern trading)*, *3*, 24—28 [in Russian].

23. Kohonen, T. (2001). *Self-organizing maps. 3rd ed*. New-York: Springer.

24. Ostroukhov, I., & Panfilov, P. (2000). Neironnye seti: karty Kohonena. *Valiutny spekuliant (Currency Speculator)*, *9*, 50—54 [in Russian].

25. Matviychuk, A. V., & Strelchenko, I. I. (2015). Vykorystannya systemy vyperedzhauchikh indykatoriv dlya prognozuvannya negatyvnykh zrushen' na finansovomu rynku Ukrainy. *Finansy Ukrainy (Finance of Ukraine)*, *8*, 74—87. Retrieved from http://nbuv.gov.ua/UJRN/Fu_2015_8_7 [in Ukrainian].

Стаття надійшла до редакції 4.10.2016

УДК [005.52:005.334:519.86]:334.784(043.3)

НЕЧІТКИЙ ПІДХІД ДО ОЦІНЮВАННЯ РІВНЯ ІНФОРМАЦІЙНИХ РИЗИКІВ У CRM-СИСТЕМАХ

О. І. Черняк

Доктор економічних наук, професор,
завідуючий кафедри економічної кібернетики

Київський національний університет імені Тараса Шевченка
вулиця Васильківська, 90а, м. Київ, 03022, Україна
chernyak@univ.kiev.ua

Д. О. Сікорський

Магістр з економічної кібернетики,
аспірант кафедри економічної кібернетики

Київський національний університет імені Тараса Шевченка
вулиця Васильківська, 90а, м. Київ, 03022, Україна
sikorskiy.dima@outlook.com

У статті проведено аналіз світового досвіду з управління інформаційними ризиками та обґрунтовано необхідність створення комплексного підходу до оцінювання рівня інформаційних ризиків як у корпоративних системах загалом, так і CRM-системах зокрема. Такий підхід передбачає систематизований аналіз усіх складових якості та безпеки інформації, що впливають на ефективність використання засобів і механізмів захисту інформації в CRM-системах. Розроблено економіко-математичну модель на підґрунті інструментарію теорії нечітких множин і нечіткої логіки, що дозволяє враховувати в аналізі інформаційних ризиків на підприємстві як кількісні характеристики інформаційних систем, так і якісні та нормативні показники, враховувати експертні знання в предметній області та здійснювати налаштування моделей на реальних прикладах створення систем безпеки в інформаційному середовищі.

Ключові слова. *Інформаційний ризик, CRM-система, чинники інформаційних ризиків, вразливість, рівень загроз, дієвість засобів захисту інформації.*

© О. І. Черняк
Д. О. Сікорський, 2016

НЕЧЕТКИЙ ПОДХОД К ОЦЕНИВАНИЮ УРОВНЯ ИНФОРМАЦИОННЫХ РИСКОВ В CRM-СИСТЕМАХ

А. И. Черняк

Доктор экономических наук, профессор,
заведующий кафедры экономической кибернетики

Киевский национальный университет имени Тараса Шевченко
улица Васильковская, 90а, м. Киев, 03022, Украина
chernyak@univ.kiev.ua

Д. О. Сикорский

Магистр по экономической кибернетике,
аспирант кафедры экономической кибернетики

Киевский национальный университет имени Тараса Шевченко
улица Васильковская, 90а, м. Киев, 03022, Украина
sikorskiy.dima@outlook.com

В статье проведен анализ мирового опыта управления информационными рисками и обоснована необходимость создания комплексного подхода к оцениванию уровня информационных рисков как в корпоративных системах в целом, так и в CRM-системах в частности. Такой подход предусматривает систематизированный анализ всех составляющих качества и безопасности информации, влияющих на эффективность использования средств и механизмов защиты информации в CRM-системах. Построена экономико-математическая модель на основе инструментария теории нечетких множеств и нечеткой логики, позволяющая учитывать в анализе информационных рисков на предприятии как количественные характеристики информационных систем, так и качественные и нормативные показатели, принимать во внимание экспертные знания в предметной области и осуществлять настройку моделей на реальных примерах создания систем безопасности в информационной среде.

Ключевые слова. *Информационный риск, CRM-система, факторы информационных рисков, уязвимость, уровень угрозы, действенность средств защиты информации.*

FUZZY APPROACH TO INFORMATION RISKS' MEASUREMENT IN CRM-SYSTEMS

Oleksandr Chernyak

DSc (Economic Sciences), Professor,

Head of Department of Economic Cybernetics
Taras Shevchenko National University of Kyiv
90a Vasylkivska Street, Kyiv, 03022, Ukraine
chernyak@univ.kiev.ua

Dmytro Sikorskyi

Master's Degree in Economic Cybernetics,

PhD student, Department of Economic Cybernetics
Taras Shevchenko National University of Kyiv
90a Vasylkivska Street, Kyiv, 03022, Ukraine
sikorskiy.dima@outlook.com

The features and world experience of information risks management are analyzed in the article. The necessity of development of a comprehensive approach to the analysis and management of information risks in corporate systems as a whole, and in the CRM-system in particular is proved. This approach provides a systematic analysis of all components of quality and security of information, affecting to efficiency of usage of data protection mechanisms in the CRM-system. The economic and mathematical model was built with the application of tools of fuzzy sets and fuzzy logic theory, which can more accurately measure the quantitative and qualitative aspects of information risk at enterprise, take into account expert knowledge in the subject area and carry out tuning of models on the real examples of security systems in the corporation information environment.

Keywords: *information risk, CRM-system, information risk's factors, vulnerability, threat level, effectiveness of data protection tools.*

JEL Classification: C45, C89, D81

Вступ

Сучасні підприємства зазвичай характеризуються складною структурою, що зумовлена територіальним розгалуженням підрозділів, багатопрофільною діяльністю, чисельними корпоратив-

ними зв'язками з партнерами. Більшість бізнес-функцій щодо збору, зберігання, обробки й аналізу інформації про споживачів, партнерів та інформації про взаєморозрахунки забезпечують інформаційні системи управління відносинами із замовниками (клієнтами), — CRM-системи [1]. Сучасна CRM-система направлена на вивчення ринку і конкретних потреб клієнтів. На основі цих знань розробляються нові товари або послуги і, таким чином, компанія досягає поставлених цілей і покращує свій фінансовий результат.

Впровадження нових інформаційних технологій завжди пов'язане з новими ризиками. Існуюча методологія інформаційного ризик-менеджменту не передбачає комплексного підходу до управління ризиком безпеки інформації в CRM-системах і не дозволяє встановити взаємозв'язок інформаційних та інших видів економічних ризиків. Використання економіко-математичних моделей управління інформаційними ризиками не завжди узгоджене та зорієнтоване на досягнення кінцевого результату бізнес-процесів, що призводить до зниження ефективності управління ризиками всього підприємства.

У науковій літературі, національних і міжнародних стандартах [2] приділяється значна увага проблемам управління ризиками, що пов'язані з використанням інформації в діяльності підприємств. Учені Бернстайн П. [3], Марковіц Г. [4], Найт Ф. Х. [5], Самуельсон П. [6] та інші розробили загальні принципи управління економічними ризиками. Математичні методи та інструментарій моделювання ризиків представлені в роботах Вітлінського В. В. [7], Галіцина В. К. [8], Клейнера Г. Б. [9], Матвійчука А. В. [10], Суслова О. П. [11] та інших.

Інформаційні ризики як різновид економічних ризиків розглядається в працях Завгороднього В. І. [12], Ліпаєва В. В. [13] і Мельник Г. В. [14]. Так, Ліпаєв В. В. вкладає у поняття «інформаційний ризик» наступний зміст: це можлива подія, у результаті якої несанкціоновано знищується, спотворюється інформація, порушується її конфіденційність або доступність [13]. При цьому під захистом інформації розуміють захист в основному від зловмисних дій.

Проблеми оцінювання якості інформації та надійності апаратних і програмних засобів розглядаються в працях Байхельта Ф., Франкена П. [15], Зегжда П. Д. [16], Мура М. [17] та інших. Ще більшою мірою звужують поняття інформаційного ризику Стенг Д. І. та Мун С. [18] і трактують його тільки як загрозу без-

пеці інформації в комп'ютерних системах. Фахівці в галузі захисту інформації здебільшого схиляються саме до цього розуміння категорії «інформаційні ризики». Частина дослідників інформаційного ризик-менеджменту під інформаційним ризиком розуміють тільки можливість виникнення збитків, недоотримання прибутку та інші негативні наслідки для підприємства. Недоліком подібних визначень є нечітке окреслення об'єктів, ушкодження чи зміна властивостей яких призведуть до збитків і виключення з розгляду ризиків, що можуть бути пов'язані з впливом зловмисників на інформаційні ресурси заходами шпигунства чи диверсій, з навмисним ушкодженням інформації, з паперовим документообігом тощо.

Потребує належної уваги використання сучасних математичних методів у моделюванні процесу аналізу та управління інформаційними ризиками в інформаційних системах. Можна дійти висновку, що, відповідно до цих об'єктивних передумов, зросла актуальність економіко-математичного моделювання процесів оцінювання та управління інформаційними ризиками в CRM-системах.

Методологія дослідження

Метою статті є розробка системи економіко-математичних моделей оцінювання загального рівня інформаційних ризиків у CRM-системах. Предметом дослідження є методологія та інструментарій економіко-математичного моделювання у процесах управління інформаційними ризиками в CRM-системах. Об'єктом дослідження є інформаційні ризики в CRM-системах підприємства.

Процес функціонування CRM-систем підприємства здійснюється в умовах протиборства підприємства як соціотехнічної системи, з одного боку, і конкурентів, зловмисників, негативних впливів інших об'єктів чи явищ, з іншого боку. Для дослідження таких систем використовуються різні типи моделей.

Одним з розділів математики, що знайшли широке застосування в моделюванні складних систем, є теорія множин. Розширити можливості класичної теорії множин дозволяє теорія нечітких множин [10, 19—21]. При моделюванні складних систем в умовах недостатньої інформації та випадковості процесів для розподілу об'єктів за підмножинами доцільно використовувати апарат нечітких множин. При дослідженні інформаційних ризи-

ків таке завдання стоїть, наприклад, при вирішенні задачі віднесення довільного чинника ризику до множини значущих чинників ризиків у конкретній CRM-системі. Методи нечітких множин та нечіткої логіки дозволяють використовувати як кількісні, так і якісні оцінки, отримувати інтегральні показники. Вони найбільшою мірою підходять для роботи з експертними оцінками впливу факторів ризику.

Отже, у статті пропонується розробити концептуальний підхід до оцінювання рівня ризиків, який дозволяв би замінити наближені табличні методи грубої оцінки ризиків сучасним математичним інструментарієм. Формування системи математичних моделей і методів управління інформаційними ризиками відповідно до цього концептуального підходу складається з таких етапів: розроблення і застосування методів ідентифікації інформаційних ресурсів (активів) підприємства, які можуть стати об'єктами інформаційних ризиків і загроз цим ресурсам; розроблення і застосування моделей кількісного аналізу й оцінювання окремих факторів (вразливості, дієвості засобів захисту тощо) і загального рівня інформаційних ризиків із застосуванням інструментарію нечіткої логіки; розроблення математичних моделей для економічного обґрунтування ефективності використання механізмів (засобів) зниження ступеня інформаційних ризиків і зменшення пов'язаних з цим втрат (збитків, шкоди) підприємству.

Побудова системи моделей аналізу та оцінювання інформаційних ризиків

У загальноприйнятих методиках аналізу інформаційних ризиків здійснюється оцінювання ризику за трьома факторами: загроза, вразливість, величина можливих збитків. Виділяють чотири основні кроки аналізу інформаційних ризиків [22]:

I. Ідентифікація компонент:

- інформаційних ресурсів (активів) компанії, що можуть бути об'єктом ризику. Згідно стандарту безпеки ISO/IEC 27001:2013 [2] інформаційний актив — це матеріальний чи нематеріальний об'єкт, який є інформацією або містить інформацію, використовується для збереження чи обробки інформації, складає цінність для підприємства (організації);
- можливих загроз (комбінації загроз) активу. Для управління ризиками необхідно ідентифікувати можливі небезпеки, які загрожують CRM-системі. Такими можуть бути, наприклад, сти-

хійне лихо, відключення електроживлення або атаки зловмисників з наслідками різного ступеня складності.

II. Оцінювання частоти подій можливих втрат внаслідок дії ризику:

- можливий рівень сили (*Threat capability*), з якою агенти загрози діятимуть на актив. Припускається, що деяка частина популяції агентів загрози є більш здатною до впливу на актив, інша — менш здатною. Проводиться експертне оцінювання рівня загроз за набором показників, які характеризують можливість доступу порушника відповідного класу до інформаційних ресурсів за шкалою: TC_VH — «дуже високий» рівень загрози, TC_H — «високий», TC_M — «середній», TC_L — «низький», TC_VL — «дуже низький»;
- очікувана дієвість засобів контролю (*Control strength*) впродовж відведеного часового інтервалу. Для оцінювання використовується шкала: CS_VH — «дуже високий» рівень захисту, CS_H — «високий», CS_M — «середній», CS_L — «низький», CS_VL — «дуже низький»;
- вразливість розглядається як результат впливу факторів можливого рівня сили загрози та дієвості засобів контролю і оцінюється за шкалою: V_VH — «дуже високий» рівень вразливості, V_H — «високий», V_M — «середній», V_L — «низький», V_VL — «дуже низький»;
- частота виникнення загрози — можлива частота реалізації чинників ризику (агентів загрози) в межах певного часового інтервалу. Під чинниками слід розуміти опис типів зловмисників, які навмисно або випадково, діями або бездіяльністю здатні нанести збитки CRM-системі [22]. Оцінювання може проводитись за шкалою: TEF_VH — «дуже висока» частота реалізації чинників ризику, TEF_H — «висока», TEF_M — «середня», TEF_L — «низька», TEF_VL — «дуже низька»;
- частота виникнення подій втрат — можлива частота протягом визначеного часового інтервалу, з якою агент загрози завдає шкоди активу. Розглядається як результат впливу факторів частоти виникнення загрози та вразливості [22]. Використовуються такі оцінки: LEF_VH — «дуже високий» рівень частоти подій втрат інформаційних активів, LEF_H — «високий», LEF_M — «середній», LEF_L — «низький», LEF_VL — «дуже низький».

III. Оцінювання величини можливих збитків:

• визначення можливої дії кожного з агентів загрози інформаційному активу;

• оцінювання величини кожної з можливих форм збитків, що пов'язані з дією певного агента загрози;

• оцінювання величини всіх можливих форм збитків за шкалою: PL_VH — «дуже великі», PL_H — «великі», PL_Sg — «суттєві», PL_M — «середні», PL_L — «малі», PL_VL — «дуже малі» збитки у відповідних грошових одиницях. Визначення величини можливих збитків може проводитись відносно бюджету CRM-системи з урахуванням вартості інформаційних активів, вартісної оцінки репутації підприємства тощо.

IV. Результат аналізу інформаційних ризиків CRM-системи зводиться до оцінювання загального рівня інформаційних ризиків за шкалою: *C* — «критичний», *H* — «високий», *M* — «середній», *L* — «низький» рівень інформаційних ризиків. Приклад бази знань для оцінювання рівня інформаційних ризиків у CRM-системі за величиною можливих збитків та частотою події втрат приводиться в табл. 1.

Таблиця 1

ОЦІНЮВАННЯ ЗАГАЛЬНОГО РІВНЯ ІНФОРМАЦІЙНИХ РИЗИКІВ У CRM-СИСТЕМІ

		Рівень інформаційних ризиків				
Величина можливих збитків	PL_VH	*H*	*H*	*C*	*C*	*C*
	PL_H	*M*	*H*	*H*	*C*	*C*
	PL_Sg	*M*	*M*	*H*	*H*	*C*
	PL_M	*L*	*M*	*M*	*H*	*H*
	PL_L	*L*	*L*	*M*	*M*	*H*
	PL_VL	*L*	*L*	*L*	*M*	*M*
		LEF_VL	LEF_L	LEF_M	LEF_H	LEF_VH
		Частота події втрат				

Джерело: [22]

Схему декомпозиції інформаційних ризиків представлено на рис. 1.

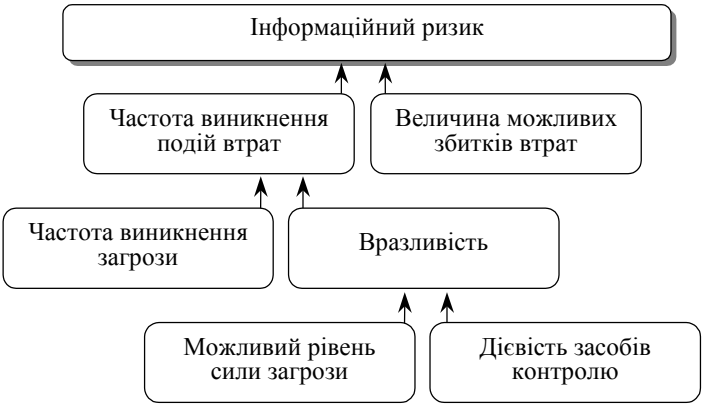


Рис. 1. Схема декомпозиції інформаційного ризику (джерело [24])

Моделювання рівня інформаційних ризиків у CRM-системі

Для аналізу чинників інформаційного ризику пропонується застосувати лінгвістичний підхід [20, 21]. За умов нечіткої інформації про значення критеріїв оцінювання факторів ризику, їх наслідки в умовах дії агента загрози, альтернативні шляхи для уникнення негативного впливу інформаційних ризиків такий підхід забезпечує кількісний опис окремих елементів моделі. Лінгвістичний підхід передбачає не тільки кількісне оцінювання якісних і нормативних критеріїв, але й урахування логічних висловлювань природною мовою для опису специфіки відношень між ними.

Для опису поведінки потенційного порушника найдоцільніше використовувати диференційований підхід, який буде враховувати гриф інформації, що підлягає захисту. Оскільки кваліфікація порушника — поняття досить відносне і приблизне, доцільно прийняти за основу такі *чотири рівні стійкості захисту* або класи безпеки системи захисту CRM-системи:

1-й клас рекомендується для захисту суттєво важливої інформації, витік, порушення або модифікація якої можуть призвести до великих втрат для санкціонованого користувача. Стійкість за-

хисту має бути розрахована на висококваліфікованого порушника-професіонала;

2-й клас рекомендується використовувати для захисту важливої інформації при роботі кількох санкціонованих користувачів, які мають доступ до різних масивів даних або які формують свої файли, що недоступні іншим санкціонованим користувачам. Стійкість захисту має бути розрахована на кваліфікованого порушника-професіонала;

3-й клас рекомендується для захисту відносно цінної інформації, постійний несанкціонований доступ до якої шляхом її накопичення може призвести до витоку і ціннішої інформації. Стійкість захисту має бути розрахована на відносно кваліфікованого порушника;

4-й клас рекомендується для захисту інформації, яка для серйозних порушників не має цінності. Такий клас потрібний для дотримання технологічної дисципліни обліку та обробки інформації службового користування і відкритої інформації з метою захисту її від випадкових порушень внаслідок помилок санкціонованих користувачів і деякого попередження випадків цілеспрямованих загроз.

На підставі вищевказаної класифікації рівнів стійкості безпеки щодо загрози порушника пропонується застосувати лінгвістичний підхід до моделювання можливих загроз інформаційним активам CRM-системи. Для кожного класу безпеки (рівня стійкості захисту CRM-системи) поставимо у відповідність лінгвістичні показники T_1, T_2, T_3, T_4.

Для оцінювання та опрацювання лінгвістичних змінних T_1, T_2, T_3, T_4 і вихідної змінної U, що характеризує загальний рівень сили загрози інформаційній системі, сформовано шкалу з п’яти якісних термів: TC_VH — «дуже високий» рівень загроз, TC_H — «високий», TC_M — «середній», TC_L — «низький», TC_VL — «дуже низький». Терм-множина вхідних змінних T_1, T_2, T_3, T_4 та вихідної змінної U записується у вигляді:

$$D = \{TC_VH, TC_H, TC_M, TC_L, TC_VL\}. \quad (1)$$

На основі розрахованих значень груп показників проводиться визначення рівня сили загрози:

$$U = \psi_U(T_1, T_2, T_3, T_4). \quad (2)$$

Для опису загального рівня сили загрози несанкціонованого доступу порушника сформовано базу нечітких знань (табл. 2).

Таблиця 2

БАЗА НЕЧІТКИХ ЗНАНЬ ДЛЯ ОПИСУ ЗАГАЛЬНОГО РІВНЯ СИЛИ ЗАГРОЗИ НЕСАНКЦІОНОВАНОГО ДОСТУПУ ПОРУШНИКА

Номер вхідної комбінації	Вхідні змінні				Вагові коефіці-єнти ν	Вихідна змінна U
	T_1	T_2	T_3	T_4		
11	TC_VH	TC_VH	TC_VH	TC_VH	ν_{11}	TC_VH
12	TC_VH	TC_VH	TC_VH	TC_H	ν_{12}	
…						
$1k_1$	TC_H	TC_H	TC_VH	TC_VH	ν_{1k_1}	
21	TC_VH	TC_H	TC_H	TC_H	ν_{21}	TC_H
22	TC_H	TC_H	TC_H	TC_H	ν_{22}	
…						
$2k_2$	TC_M	TC_M	TC_H	TC_H	ν_{2k_2}	
31	TC_M	TC_M	TC_M	TC_H	ν_{31}	TC_M
32	TC_M	TC_M	TC_M	TC_M	ν_{32}	
…						
$3k_3$	TC_L	TC_L	TC_M	TC_M	ν_{3k_3}	
41	TC_L	TC_L	TC_L	TC_M	ν_{41}	TC_L
42	TC_L	TC_L	TC_L	TC_L	ν_{42}	
…						
$4k_4$	TC_VL	TC_L	TC_L	TC_L	ν_{4k_4}	
51	TC_VL	TC_VL	TC_L	TC_L	ν_{41}	TC_VL
52	TC_VL	TC_VL	TC_VL	TC_L	ν_{42}	
…						
$5k_5$	TC_VL	TC_VL	TC_VL	TC_VL	ν_{5k_5}	

Джерело: розробка авторів

Математична форма запису вирішального правила для визначення загального рівня сили загрози рівня d_j інформаційній системі матиме вигляд:

$$\mu^{d_j}(T_1,T_2,T_3,T_4)=\bigvee_{p=1}^{k_j}\left(v_{jp}\left[\bigwedge_{i=1}^{4}\mu^{d_i^{jp}}(T_i)\right]\right),\ j=\overline{1,5}, \qquad (3)$$

де $\mu^{d_j}(T_1,T_2,T_3,T_4)$ — функція належності вектора вхідних змінних (T_1,T_2,T_3,T_4) значенню вихідної змінної d_j з множини (1); k_j — кількість комбінацій значень змінних (T_1,T_2,T_3,T_4), для яких вихідна змінна приймає значення d_j; v_{jp} — ваговий коефіцієнт p-ї комбінації ($p=\overline{1,k_j}$) для вихідної змінної d_j; $\mu^{d_i^{jp}}(T_i)$ — функція належності вхідної змінної T_i до нечіткого терму d_i^{jp} ($i=\overline{1,4}$, $d_i^{jp}\in D$ за (1)).

Даний підхід дозволяє формувати модель оцінювання рівня сили загрози інформаційній системі внаслідок впливу чи дії порушників довільного класу.

Вагові коефіцієнти характеризують впевненість експертів у кожному вибраному ними для прийняття рішень конкретному правилі. Для узгодження та агрегації вагових коефіцієнтів на базі оцінок експертів можна використовувати метод відшукання матриці порівнянь (медіани Кемені) або метод аналізу ієрархій за Сааті.

У ході дослідження проблеми аналізу рівня дієвості засобів контролю захисту CRM-системи розроблено підхід із використанням нечітких описів. На першому етапі для випадку оцінки дієвості засобів контролю за критеріями конфіденційності, цілісності, доступності та спостережності необхідно сформувати набір окремих показників $A=\{A_i\},\ \ i=\overline{1,4}$. Тобто отримуємо такий набір A критеріїв: A_1 — для оцінювання дієвості засобів контролю за критерієм конфіденційності; A_2 — для оцінювання дієвості за критерієм цілісності; A_3 — за критерієм доступності; A_4 — за критерієм спостережності.

На основі розрахованих значень груп показників проводиться визначення рівня дієвості засобів контролю інформаційної системи:

$$\Omega = \varphi_{\Omega}(A_1, A_2, A_3, A_4). \quad (4)$$

Для оцінювання та опрацювання лінгвістичних змінних A_1, A_2, A_3 та A_4 сформуємо шкалу з п'яти якісних термів: C_VH — «дуже високий», C_H — «високий», C_M — «середній», C_L — «низький», C_VL — «дуже низький» рівень дієвості. Взявши за основу зорієнтованість на середню здатність агентів загрози, приймається базовий рівень дієвості контролю за кожним з критеріїв, який і відповідатиме рівню «середній».

Для оцінювання значень вихідної лінгвістичної змінної Ω, що являє собою повну множину ступенів дієвості комплексу засобів контролю, будемо використовувати терми: CS_VH — «дуже високий» рівень дієвості, CS_H — «високий», CS_M — «середній», CS_L — «низький», CS_VL — «дуже низький».

Визначається можливий діапазон змінювання контрольованих параметрів A_1, A_2, A_3, A_4 та вихідної змінної Ω. Задається вигляд функцій належності нечітких термів для різних контрольованих параметрів. Функція належності відображає елементи з множини A на множину чисел в інтервалі $[0, 1]$, які вказують ступінь належності кожного елемента до відповідного лінгвістичного терму. Терм-множина вхідних змінних у загальному випадку представляється у вигляді:

$$E = \{C_VH, C_H, C_M, C_L, C_VL\}. \quad (5)$$

А терм-множина вихідної змінної Ω записується у вигляді:

$$EM = \{CS_VH, CS_H, CS_M, CS_L, CS_VL\}. \quad (6)$$

Для опису загального рівня дієвості контролю комплексу засобів захисту безпеки CRM-системи сформовано базу нечітких знань (табл. 3).

Таблиця 3

БАЗА НЕЧІТКИХ ЗНАНЬ ДЛЯ ОПИСУ ЗАГАЛЬНОГО РІВНЯ ДІЄВОСТІ КОНТРОЛЮ КОМПЛЕКСУ ЗАСОБІВ ЗАХИСТУ

Номер вхідної комбінації	Вхідні змінні				Вагові коефіці-єнти η	Вихідна змінна Ω
	A_1	A_2	A_3			
11	C_VH	C_VH	C_VH	C_VH	η_{11}	CS_VH
12	C_VH	C_VH	C_VH	C_H	η_{12}	
…						
$1k_1$	C_H	C_H	C_VH	C_VH	η_{1k_1}	
21	C_H	C_H	C_H	C_VH	η_{21}	CS_H
22	C_H	C_H	C_H	C_H	η_{22}	
…						
$2k_2$	C_H	C_H	C_H	C_M	η_{2k_2}	
31	C_H	C_H	C_M	C_M	η_{31}	CS_M
32	C_H	C_H	C_M	C_M	η_{32}	
…						
$3k_3$	C_M	C_M	C_M	C_L	η_{3k_3}	
41	C_M	C_M	C_L	C_L	η_{41}	CS_L
42	C_M	C_L	C_L	C_L	η_{42}	
$4k_4$	C_L	C_L	C_L	C_VL	η_{4k_4}	
51	C_L	C_L	C_VL	C_VL	η_{51}	CS_VL
52	C_L	C_VL	C_VL	C_VL	η_{52}	
…						
$5k_5$	C_VL	C_VL	C_VL	C_VL	η_{5k_5}	

Джерело: розробка автора

Математична форма запису вирішального правила для визначення рівня em_l дієвості засобів контролю матиме вигляд:

$$\mu^{em_l}(A_1, A_2, A_3, A_4) = \bigvee_{p=1}^{k_l} \left(\eta_{lp} \left[\bigwedge_{j=1}^{4} \mu^{e_j^{lp}}(A_j) \right] \right), l = \overline{1,5}, \quad (7)$$

де $\mu^{em_l}(A_1, A_2, A_3, A_4)$ — функція належності вектора вхідних змінних (A_1, A_2, A_3, A_4) значенню вихідної змінної em_l з множини (6); k_l — кількість комбінацій значень змінних (A_1, A_2, A_3, A_4), для яких вихідна змінна приймає значення em_l; η_{lp} — ваговий коефіцієнт для відповідної p-ї комбінації ($p = \overline{1, k_l}$) вихідної змінної em_l; $\mu^{e_j^{lp}}(A_j)$ — функція належності вхідної змінної A_j до нечіткого терму e_j^{lp} ($e_j^{lp} \in E$ за (5)).

Запропонована в [22] модель оцінювання рівня інформаційних ризиків передбачає наступним кроком аналіз рівня вразливості CRM-системи. Для оцінювання та опрацювання лінгвістичної змінної V, що відповідає рівню вразливості, сформовано шкалу з п'яти якісних термів: V_VH — «дуже високий» рівень вразливості, V_H — «високий», V_M — «середній», V_L — «низький», V_VL — «дуже низький». Терм-множина вихідної змінної V матиме вигляд:

$$VL = \{V_VH, V_H, V_M, V_L, V_VL\}. \quad (8)$$

На попередніх етапах було визначено можливий діапазон змінювання контрольованих параметрів і шкала оцінювання загального рівня загроз (табл. 1) і рівня дієвості засобів контролю захисту CRM-системи (табл. 2). Функції належності термів вхідних змінних U (показник рівня сили загрози) та Ω (показник рівня дієвості засобів контролю захисту інформації) до власних терм-множин (1) та (6) були визначені та побудовані раніше — формули (3) та (7), відповідно.

У табл. 4 наведено набір вирішальних правил, що були сформовані з використанням бази знань [22].

Таблиця 4

БАЗА ЗНАНЬ ДЛЯ ВИЗНАЧЕННЯ РІВНЯ ВРАЗЛИВОСТІ CRM-СИСТЕМИ

Номер вхідної комбінації	Узагальнені значення груп показників		Вагові коефіцієнти q	Рівень вразливості CRM-системи V
	Рівень сили загрози U	Рівень дієвості засобів захисту Ω		
11	TC_VH	CS_VL	q_{11}	V_VH
12	TC_VH	CS_L	q_{12}	
13	TC_VH	CS_M	q_{13}	
14	TC_H	CS_VL	q_{14}	
15	TC_H	CS_L	q_{15}	
16	TC_M	CS_VL	q_{16}	
21	TC_VH	CS_H	q_{21}	V_H
22	TC_H	CS_M	q_{22}	
23	TC_M	CS_L	q_{23}	
24	TC_L	CS_VL	q_{24}	
31	TC_VH	CS_VH	q_{31}	V_M
32	TC_H	CS_H	q_{32}	
33	TC_L	CS_L	q_{33}	
34	TC_VL	CS_VL	q_{34}	
41	TC_H	CS_VH	q_{41}	V_L
42	TC_M	CS_H	q_{42}	
43	TC_L	CS_M	q_{43}	
44	TC_VL	CS_L	q_{44}	
51	TC_M	CS_VH	q_{51}	V_VL
52	TC_L	CS_H	q_{52}	
53	TC_L	CS_VH	q_{53}	
54	TC_VL	CS_M	q_{54}	
55	TC_VL	CS_H	q_{55}	
56	TC_VL	CS_VH	q_{56}	

Джерело: розробка авторів

Наступним кроком є представлення вирішальних правил з бази знань (табл. 4) щодо визначення рівня вразливості CRM-системи у математичній формі запису за допомогою функцій належності. Наприклад, вирішальне правило для визначення вразливості рівня V_M може бути записане таким чином:

$$\mu^{V_M}(U,\Omega)=q_{31}\left[\mu^{TC_VH}(U)\bullet\mu^{CS_VH}(\Omega)\right]\vee q_{32}\left[\mu^{TC_H}(U)\bullet\mu^{CS_H}(\Omega)\right]\vee \\ \vee q_{33}\left[\mu^{TC_L}(U)\bullet\mu^{CS_L}(\Omega)\right]\vee q_{34}\left[\mu^{TC_VL}(U)\bullet\mu^{CS_VL}(\Omega)\right], \quad (9)$$

де $\mu^{V_M}(U,\Omega)$ — функція належності вектора вхідних змінних (U,Ω) значенню V_M результуючої змінної V; q_{3p} — ваговий коефіцієнт p-ї комбінації $(p=\overline{1,4})$ для третього терму (V_M) вихідної змінної V; $\mu^{d_j^{3p}}(U)$ — функція належності параметра U до нечіткого терму $d_j^{3p}\in D$ (D — терм-множина (1)); $\mu^{em_l^{3p}}(\Omega)$ — функція належності параметра Ω до нечіткого терму $em_l^{3p}\in EM$ (EM — терм-множина (6)).

Представлений концептуальний підхід з використанням апарату нечіткої логіки дозволяє отримувати результати оцінювання рівня вразливості CRM-системи на основі попередньо зроблених оцінок низки факторів інформаційного ризику. Подібна модель є гнучкою, адаптивною та може бути налаштована до умов діяльності кожного окремого підприємства.

Методологія аналізу інформаційних ризиків [22] передбачає створення моделі оцінювання ризику за чинником частоти виникнення втрат, яка, в свою чергу, розглядається як складова частоти виникнення подій загрози та рівня вразливості CRM-системи. Частота виникнення загрози — можлива частота реалізації чинників ризику (агентів загрози) в межах певного часового інтервалу. Під чинниками слід розуміти опис типів зловмисників, які навмисно або випадково, діями або бездіяльністю здатні нанести збитки корпоративній системі [22].

Зазвичай, для оцінювання рівня частоти виникнення подій загрози використовуються різні методи, підґрунтям яких можуть бути:

- експертні оцінки;
- статистичні дані.

Використання подібних методик передбачає накопичення статистичних даних про події, які реально відбулися, аналіз і класифікацію їх причин, виявлення факторів, від яких вони залежать. Саме за такою інформацією можна оцінити рівень загрози в інформаційних системах. Це дозволяє абстрагуватися від несуттєвих технічних деталей, враховувати не тільки програмно-технічні, але й інші аспекти. Проте даний підхід містить значну частку суб'єктивізму конкретних експертів-аналітиків в оцінюванні того чи іншого чинника.

З огляду на недоліки існуючих підходів виникає необхідність у розробці методики аналізу рівня частоти виникнення подій загрози CRM-системі, що міститиме меншу частку суб'єктивізму та матиме властивості гнучкості й адаптивності за умов подальшого переоцінювання ризиків у процесі функціонування системи. З цією метою можна з успіхом застосувати апарат нечіткої логіки [10, 19—21], який дозволяє не лише налаштовувати модель на програмні та апаратні характеристики системи, але й ураховувати специфіку конкретної організації, підприємства, для яких проводиться аналіз.

На першому етапі необхідно сформувати набір окремих показників, які є найважливішими для оцінювання рівня частоти виникнення подій загрози CRM-системі. Наприклад, можна враховувати такий набір критеріїв:

— статистика зареєстрованих несприятливих подій у системах подібної структури;

— тенденції в статистиці за подібними порушеннями;

— наявність у системі інформації, в якій можуть бути зацікавлені потенційні внутрішні чи зовнішні порушники;

— оцінка моральних якостей персоналу;

— можливість отримати вигоду зі зміни інформації, що опрацьовується системою;

— наявність альтернативних способів доступу до інформації;

— статистика порушень в інших інформаційних системах організації.

Слід зазначити, що описаний набір критеріїв запропонований лише як приклад. Він є одним із можливих варіантів оцінювання рівня частоти виникнення подій загрози і може або формуватись експертом для кожної окремої CRM-системи індивідуально з урахуванням специфіки, або для оцінювання може використовуватися табл. 5.

Таблиця 5

ШКАЛА ОЦІНЮВАННЯ ЧАСТОТИ ВИНИКНЕННЯ ПОДІЙ ЗАГРОЗИ

дуже висока (TEF_VH)	> 100 разів на рік
висока (TEF_H)	від 10 до 100 разів на рік
середня (TEF_M)	від 1 до 10 разів на рік
низька (TEF_L)	від 0,1 до 1 разів на рік
дуже низька (TEF_V)	< 0,1 разів на рік (менше ніж раз на 10 років)

Джерело: [22]

Для оцінювання та опрацювання лінгвістичної змінної H, що відповідає частоті виникнення подій загрози, сформовано шкалу з п'яти якісних термів: TEF_VH — «дуже високий», TEF_H — «високий», TEF_M — «середній», TEF_L — «низький», TEF_VL — «дуже низький» рівень частоти виникнення подій загрози. Терм-множина пояснюючої змінної H матиме вигляд:

$$TEF = \{TEF_VH, TEF_H, TEF_M, TEF_L, TEF_VL\}. \quad (10)$$

Для оцінювання значень кінцевої лінгвістичної змінної X_1, що є множиною ступенів частоти виникнення можливих втрат, використовуються терми: LEF_VH — «дуже висока» частота, LEF_H — «висока», LEF_M — «середня», LEF_L — «низька», LEF_VL — «дуже низька». Терм-множина вихідної змінної X_1 матиме вигляд:

$$LEF = \{LEF_VH, LEF_H, LEF_M, LEF_L, LEF_VL\}. \quad (11)$$

На підставі розрахованих значень груп показників проводиться оцінювання рівня частоти виникнення можливих втрат активів інформаційної системи внаслідок впливу загроз:

$$X_1 = f_{X_1}(V, H). \quad (12)$$

Наступним етапом аналізу є формування системи нечітких знань для визначення кожного з рівнів частоти можливих втрат.

Відповідно до [22] сформовано набір вирішальних правил, які реалізують співвідношення (12). У табл. 6 наведено базу знань для визначення рівня частоти можливих втрат інформаційних активів.

Таблиця 6

БАЗА ЗНАНЬ ДЛЯ ВИЗНАЧЕННЯ РІВНЯ ЧАСТОТИ МОЖЛИВИХ ВТРАТ АКТИВІВ ВІД ІНФОРМАЦІЙНИХ РИЗИКІВ

Номер вхідної комбінації	Узагальнені значення груп показників		Вагові коефіцієнти δ	Кінцева змінна X_1
	Рівень частоти виникнення подій загрози H	Рівень вразливості V		
11	TEF_VH	V_M	δ_{11}	LEF_VH
12	TEF_VH	V_H	δ_{12}	
13	TEF_VH	V_VH	δ_{13}	
21	TEF_H	V_M	δ_{21}	LEF_H
22	TEF_H	V_H	δ_{22}	
23	TEF_H	V_VH	δ_{23}	
31	TEF_VH	V_VL	δ_{31}	LEF_M
32	TEF_H	V_L	δ_{32}	
33	TEF_M	V_M	δ_{33}	
34	TEF_M	V_H	δ_{34}	
35	TEF_M	V_VH	δ_{35}	
41	TEF_H	V_VL	δ_{41}	LEF_L
42	TEF_M	V_L	δ_{42}	
43	TEF_L	V_M	δ_{43}	
44	TEF_L	V_H	δ_{44}	
45	TEF_L	V_VH	δ_{45}	

Закінчення табл. 6

Номер вхідної комбінації	Узагальнені значення груп показників		Вагові коефіцієнти δ	Кінцева змінна X_1
	Рівень частоти виникнення подій загрози H	Рівень вразливості V		
51	TEF_M	V_VL	δ_{51}	LEF_VL
52	TEF_L	V_VL	δ_{52}	
53	TEF_L	V_L	δ_{53}	
54	TEF_VL	V_VL	δ_{54}	
55	TEF_VL	V_L	δ_{55}	
56	TEF_VL	V_M	δ_{56}	
57	TEF_VL	V_H	δ_{57}	
58	TEF_VL	V_VH	δ_{58}	

Джерело: розробка авторів

Наступним кроком є представлення у математичній формі запису вирішальних правил визначення рівнів частоти виникнення можливих втрат. Наприклад, вирішальне правило для визначення частоти можливих втрат рівня LEF_L з табл. 5 може бути записане таким чином:

$$\begin{aligned}\mu^{LEF_L}(H,V) &= \delta_{41}\left[\mu^{TEF_H}(H)\bullet\mu^{V_VL}(V)\right]\vee\\ &\vee\,\delta_{42}\left[\mu^{TEF_M}(H)\bullet\mu^{V_L}(V)\right]\vee\,\delta_{43}\left[\mu^{TEF_L}(H)\bullet\mu^{V_M}(V)\right]\vee\\ &\vee\,\delta_{44}\left[\mu^{TEF_L}(H)\bullet\mu^{V_H}(V)\right]\vee\,\delta_{45}\left[\mu^{TEF_L}(H)\bullet\mu^{V_VH}(V)\right],\end{aligned} \tag{13}$$

де $\mu^{LEF_L}(H,V)$ — функція належності вектора вхідних змінних значенню LEF_L вихідної змінної X_1; δ_{4p} — ваговий коефіцієнт для p-ї комбінації $\left(p=\overline{1,5}\right)$ четвертого терму (LEF_L) вихідної змінної; $\mu^{tf_j}(H)$ — функція належності параметра H до нечіт-

кого терму $tef_j \in TEF$ (TEF — терм-множина (10)); $\mu^{vl_i}(V)$ — функція належності параметра V до нечіткого терму $vl_i \in VL$ (VL — терм-множина (8)).

Подібним чином формується вся база знань з використанням експертних даних і виводиться система нечітких логічних рівнянь.

Аналіз факторів інформаційних ризиків дає підстави визначити шість форм збитків внаслідок дії інформаційних ризиків [12, 13, 22]:

1) зниження продуктивності — зменшення спроможності підприємства генерувати первинну пропозицію (товари, послуги тощо) з відповідним падінням прибутку;

2) реакція — витрати, що пов'язані з управлінням подіями збитків (можлива відповідь на дії агента загрози);

3) заміна — витрати, пов'язані з заміною втрачених або пошкоджених активів (ремонт обладнання, придбання та заміна комп'ютера тощо);

4) штрафи та покарання — адміністративні та інші стягнення щодо підприємства;

5) перевага конкурентів — втрати активів (комерційні таємниці, плани тощо), що призводять до зниження конкурентоспроможності підприємства;

6) репутація — втрати, що пов'язані із зовнішнім сприйняттям підприємства як некомпетентної, кримінальної чи неетичної організації.

Вичерпний кількісний аналіз можливих збитків не завжди можливий через нестачу інформації про систему або діяльність підприємства, що аналізується, відсутність або нестачу даних про відмови, впливи людського фактора. За таких обставин може виявитись ефективним порівняльне кількісне або якісне ранжування ризику фахівцями, які є добре інформованими в даній галузі та функціонуванні подібних CRM-систем.

Сформулюємо формалізований підхід до оцінювання величини можливих втрат інформаційних активів з використанням нечітких описів. Для моделювання можливого обсягу збитків внаслідок дії агента загрози розглядаються тільки первинні фактори втрат, що лежать у площині вартості інформаційного активу. Так, величину втрати X_2 інформаційних активів пропонується характеризувати за факторами:

V_1 — зниження продуктивності;

V_2 — внутрішні витрати (реакція);

V_3 — вартість заміни активу;

V_4 — штрафи та санкції;

V_5 — втрати, що призводять до зниження конкурентоспроможності організації;

V_6 — репутація організації.

Оцінювання фактору V_j, $j=\overline{1,6}$, проводиться експертом за шкалою: L_VH — «збитки дуже великі», L_H — «збитки великі», L_M — «збитки середні», L_L — «збитки малі», L_VL — «збитки дуже малі». Тобто, терм-множина вхідних змінних може бути представлена у вигляді:

$$LA=\{L_VH, L_H, L_M, L_L, L_VL\}. \quad (14)$$

Для оцінювання та опрацювання лінгвістичного показника X_2 сформовано шкалу з шести якісних термів: PL_VH — «дуже високий» рівень збитків, PL_H — «високий», PL_Sg — «суттєвий», PL_M — «середній», PL_L — «низький», PL_VL — «дуже низький» рівень збитків у відповідних грошових одиницях відносно бюджету проекту інформаційної системи. Терм-множина вихідної змінної X_2 записується у вигляді:

$$LD=\{PL_VH, PL_H, PL_Sg, PL_M, PL_L, PL_VL\}. \quad (15)$$

На підставі значень групи показників V_j, $j=\overline{1,6}$, проводиться оцінювання величини можливих збитків інформаційних активів CRM-системи від інформаційних ризиків:

$$X_2=\vartheta_{X_2}(V_1, V_2, V_3, V_4, V_5, V_6). \quad (16)$$

Базу нечітких знань, що реалізує функцію (16) оцінювання величини можливих збитків інформаційних активів від інформаційних ризиків, можна подати у вигляді табл. 7.

Таблиця 7

БАЗА НЕЧІТКИХ ЗНАНЬ СТОСОВНО ВЕЛИЧИНИ МОЖЛИВИХ ЗБИТКІВ ІНФОРМАЦІЙНИХ АКТИВІВ

Номер вхідної комбінації	Вхідні змінні						Вагові коефіцієнти w	Вихідна змінна X_2
	V_1	V_2	V_3	V_4	V_5	V_6		
11	L_VH	L_VH	L_VH	L_VH	L_VH	L_VH	w_{11}	PL_VH
12	L_VH	L_VH	L_VH	L_VH	L_VH	L_H	w_{12}	
...								
$1k_1$	L_H	L_H	L_H	L_VH	L_VH	L_VH	w_{1k_1}	
21	L_H	L_H	L_H	L_H	L_VH	L_VH	w_{21}	PL_H
22	L_H	L_H	L_H	L_H	L_H	L_VH	w_{22}	
...								
$2k_2$	L_H	L_H	L_H	L_H	L_M	L_M	w_{2k_2}	
31	L_H	L_H	L_H	L_M	L_M	L_M	w_{31}	PL_Sg
32	L_H	L_H	L_M	L_M	L_M	L_M	w_{32}	
...								
$3k_3$	L_M	L_M	L_M	L_M	L_H	L_H	w_{3k_3}	
41	L_M	L_M	L_M	L_M	L_M	L_H	w_{41}	PL_M
42	L_M	L_M	L_M	L_M	L_M	L_M	w_{42}	
...								
$4k_4$	L_L	L_L	L_L	L_M	L_M	L_M	w_{4k_4}	
51	L_L	L_L	L_L	L_L	L_M	L_M	w_{51}	PL_L
52	L_L	L_L	L_L	L_L	L_L	L_M	w_{52}	
...								
$5k_5$	L_VL	L_VL	L_VL	L_L	L_L	L_L	w_{5k_5}	
61	L_VL	L_VL	L_VL	L_VL	L_L	L_L	w_{61}	PL_VL
62	L_VL	L_VL	L_VL	L_VL	L_VL	L_L	w_{62}	
...								
$6k_6$	L_VL	L_VL	L_VL	L_VL	L_VL	L_VL	w_{6k_6}	

Джерело: розробка авторів

Систему нечітких знань для опису моделі оцінювання величини можливих збитків інформаційних активів CRM-системи від інформаційних ризиків можна записати у вигляді:

$$\mu^{ld_i}(V_1,V_2,\ldots,V_6)=\bigvee_{p=1}^{k_i}\left(w_{ip}\left[\bigwedge_{j=1}^{6}\mu^{la_j^{ip}}(V_j)\right]\right), i=\overline{1,6}, \quad (17)$$

де $\mu^{ld_i}(V_1,V_2,\ldots,V_6)$ — функція належності вектора вхідних змінних $(V_1,V_2,\ldots,V_6)$ значенню вихідної змінної ld_i з множини (15); k_i — кількість комбінацій значень змінних $(V_1,V_2,\ldots,V_6)$, для яких вихідна змінна приймає значення ld_i з множини (15); w_{ip} — ваговий коефіцієнт для відповідної комбінації; $\mu^{la_j^{ip}}(V_j)$ — функція належності вхідної змінної V_j до нечіткого терму la_j^{ip} з множини (14).

На підставі розрахованих значень груп показників рівня частоти виникнення можливих втрат інформаційних активів і величини можливих збитків внаслідок інформаційних ризиків проводиться оцінювання загального рівня інформаційних ризиків у CRM-системі:

$$Y = f_Y(X_1, X_2), \quad (18)$$

де X_1 — оцінка рівня частоти виникнення втрат інформаційних активів; X_2 — попередньо оцінена величина можливих збитків.

Для оцінювання та опрацювання лінгвістичної змінної Y вирішено скористатись шкалою з чотирьох якісних термів: C — «критичний», H — «високий», M — «середній», L — «низький» рівень ризику. Терм-множина вихідної змінної Y представляється у вигляді:

$$IR = \{C, H, M, L\}. \quad (19)$$

Для опису функції (18) здійснюється формування системи нечітких знань для визначення кожного з рівнів інформаційних ризиків. Використовуючи [10, 19] сформовано набір вирішальних правил, які реалізують співвідношення (18), що зведено до табл. 8.

Таблиця 8

БАЗА ЗНАНЬ ДЛЯ ВИЗНАЧЕННЯ РІВНЯ ІНФОРМАЦІЙНИХ РИЗИКІВ

Номер вхідної комбінації	Узагальнені значення груп показників		Вагові коефіцієнти m	Вихідна змінна Y
	Рівень частоти виникнення можливих втрат X_1	Величина можливих збитків X_2		
11	LEF_M	PL_VH	m_{11}	C
12	LEF_H	PL_VH	m_{12}	
13	LEF_VH	PL_VH	m_{13}	
14	LEF_H	PL_H	m_{14}	
15	LEF_VH	PL_H	m_{15}	
16	LEF_VH	L_Sg	m_{16}	
21	LEF_VL	PL_VH	m_{21}	H
22	LEF_L	PL_VH	m_{22}	
23	LEF_L	PL_H	m_{23}	
24	LEF_M	PL_H	m_{24}	
25	LEF_M	L_Sg	m_{25}	
26	LEF_H	L_Sg	m_{26}	
27	LEF_H	PL_M	m_{27}	
28	LEF_VH	PL_M	m_{28}	
29	LEF_VH	PL_L	m_{29}	
31	LEF_VL	PL_H	m_{31}	M
32	LEF_VL	L_Sg	m_{32}	
33	LEF_L	L_Sg	m_{33}	
34	LEF_L	PL_M	m_{34}	
35	LEF_M	PL_M	m_{35}	
36	LEF_M	PL_L	m_{36}	
37	LEF_H	PL_L	m_{37}	
38	LEF_H	PL_VL	m_{38}	
39	LEF_VH	PL_VL	m_{39}	

Закінчення табл. 8

Номер вхідної комбінації	Узагальнені значення груп показників		Вагові коефіцієнти m	Вихідна змінна Y
	Рівень частоти виникнення можливих втрат X_1	Величина можливих збитків X_2		
41	LEF_VL	PL_M	m_{41}	L
42	LEF_VL	PL_L	m_{42}	
43	LEF_L	PL_L	m_{43}	
44	LEF_VL	PL_VL	m_{44}	
45	LEF_L	PL_VL	m_{45}	
46	LEF_M	PL_VL	m_{46}	

Джерело: розробка авторів

Вирішальні правила визначення рівнів інформаційних ризиків з табл. 8 за допомогою функцій належності набувають математичної форми запису, приклад якого для визначення інформаційних ризиків рівня *M* може бути представлений таким чином:

$$\begin{aligned}
&\mu^{M}(X_1, X_2) = m_{31}\left[\mu^{LEF_VL}(X_1)\bullet\mu^{PL_H}(X_2)\right]\vee \\
&\vee m_{32}\left[\mu^{LEF_VL}(X_1)\bullet\mu^{PL_Sg}(X_2)\right]\vee m_{33}\left[\mu^{LEF_L}(X_1)\bullet\mu^{PL_Sg}(X_2)\right]\vee \\
&\vee m_{34}\left[\mu^{LEF_L}(X_1)\bullet\mu^{PL_M}(X_2)\right]\vee m_{35}\left[\mu^{LEF_M}(X_1)\bullet\mu^{PL_M}(X_2)\right]\vee \\
&\vee m_{36}\left[\mu^{LEF_M}(X_1)\bullet\mu^{PL_L}(X_2)\right]\vee m_{37}\left[\mu^{LEF_H}(X_1)\bullet\mu^{PL_L}(X_2)\right]\vee \\
&\vee m_{38}\left[\mu^{LEF_H}(X_1)\bullet\mu^{PL_VL}(X_2)\right]\vee m_{39}\left[\mu^{LEF_VH}(X_1)\bullet\mu^{PL_VL}(X_2)\right],
\end{aligned} \tag{20}$$

де $\mu^{M}(X_1, X_2)$ — функція належності вихідної змінної Y нечіткому значенню M з терм-множини (19); $m_{3p}(p=\overline{1,9})$ — ваговий коефіцієнт *p*-ї комбінації для визначення третього терму (*M*) вихідної змінної; $\mu^{lef_j}(X_1)$ — функція належності параметра X_1 до

нечіткого терму lef_j з терм-множини LEF (11); $\mu^{ld_i}(X_2)$ — функція належності параметра X_2 до нечіткого терму ld_i з терм-множини LD (15).

Аналогічним чином виводиться система нечітких логічних рівнянь для інших термів вихідної змінної на основі бази знань з табл. 8. Результатом застосування запропонованого концептуального підходу та інструментарію оцінювання частоти виникнення втрат і величини можливих втрат інформаційних активів є лінгвістичний опис загального рівня інформаційних ризиків у CRM-системі.

Графічне представлення функції належності вихідної змінної Y та результату моделювання інформаційних ризиків в CRM-системі на основі сконструйованої бази логічного висновку зображені на рис. 2 та 3, відповідно.

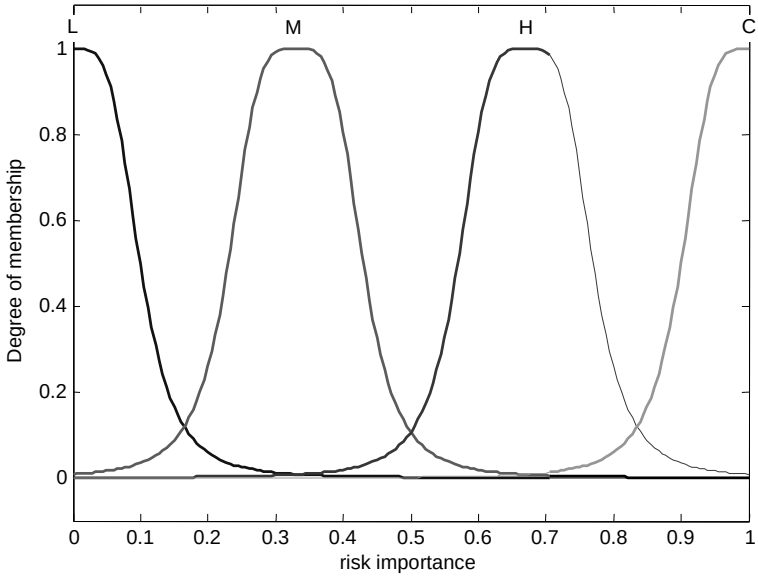


Рис. 2. Графіки функцій належності показника рівня інформаційних ризиків у CRM-системі

Джерело: розробка авторів

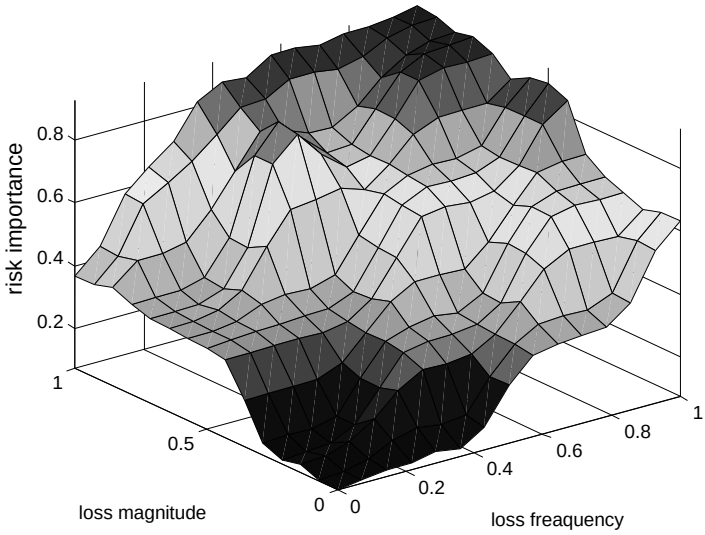


Рис. 3. Моделювання рівня інформаційних ризиків

Джерело: розробка авторів

Результати проведених модельних розрахунків щодо оцінювання рівня інформаційних ризиків у CRM-системах трьох підприємств представлено в табл. 9.

Таблиця 9

ОЦІНЮВАННЯ РІВНЯ ІНФОРМАЦІЙНИХ РИЗИКІВ В CRM-СИСТЕМАХ ПІДПРИЄМСТВ

Назва підприємства	Величина можливих збитків	Рівень частоти можливих втрат	Рівень інформаційних ризиків
Підприємство 1	PL_M	LEF_L	M
	0,41	0,34	0,38
Підприємство 2	PL_Sg	LEF_M	H
	0,49	0,57	0,63
Підприємство 3	PL_Sg	LEF_VH	C
	0,61	0,98	0,89

Джерело: розробка авторів

Дані розрахунків у табл. 9 свідчать, що на Підприємстві 1 рівень інформаційних ризиків відповідає оцінці «середній», на Підприємстві 2 — оцінці «високий», на Підприємстві 3 — оцінці «критичний».

Відповідно до результатів оцінювання чинників інформаційних ризиків було прийняте рішення щодо методів зниження рівня інформаційних ризиків на підприємствах. Наприклад, на Підприємстві 2 були вжиті додаткові заходи з підвищення рівня дієвості засобів захисту, оскільки високий рівень вразливості був викликаний саме недоліками роботи цих ресурсів та їх невідповідності високому рівню загроз інформаційній безпеці підприємства. Підприємству 3 було надано рекомендації щодо перегляду політики інформаційної безпеки, що була прийнята раніше.

Висновки і перспективи подальших досліджень

Аналіз інформаційних ризиків є основою для побудови системи управління інформаційною безпекою підприємства. В результаті проведення дослідження сформульовано концептуальний підхід, що передбачає в процесі аналізу інформаційних ризиків дотримання таких кроків: ідентифікація інформаційних ресурсів (активів) компанії, що можуть бути об’єктом ризику, можливих загроз активу та визначення рівня загроз безпеки CRM-системі підприємства; оцінювання рівня дієвості засобів контролю безпеки CRM-системи; оцінювання вразливості CRM-системи, що розглядається як результат впливу факторів імовірного рівня сили загрози та рівня дієвості засобів контролю; оцінювання частоти виникнення можливих втрат від інформаційних ризиків як результат впливу факторів частоти виникнення загрози та вразливості CRM-системи; оцінювання величини можливих збитків від інформаційних ризиків у CRM-системі; оцінювання рівня інформаційних ризиків у CRM-системі як результуючої двох факторів: частоти виникнення втрат і величини можливих втрат від інформаційних ризиків.

Побудовано модель оцінювання загального рівня інформаційних ризиків у CRM-системі з застосуванням лінгвістичного підходу, що забезпечує кількісний опис окремих елементів моделі за умов нечіткої інформації про значення критеріїв оцінювання чинників (факторів) ризику. Це дає можливість виділити значущі чинники ризику, їх наслідки в умовах дії агента загрози і, тим самим, визначити альтернативні шляхи для уникнення негативного впливу ризику: заміну чи модифікацію засобів контролю безпе-

ки; впровадження механізмів захисту відповідно до можливого рівня загроз певних класів порушників інформаційної безпеки; реалізацію режиму функціональної замкнутості, який виключав би використання апаратного та програмного забезпечення, що не має відповідного паспорту безпеки, тощо.

Результатом застосування запропонованого концептуального підходу та інструментарію оцінювання рівня інформаційних ризиків у CRM-системі є лінгвістичний опис і кількісна оцінка факторів інформаційних ризиків, а саме — рівня частоти виникнення можливих загроз і вразливості CRM-системи. Розроблений концептуальний підхід дозволяє формувати модель не тільки з можливістю її адаптації до конкретної інформаційної системи, але й із забезпеченням здатності до переоцінки ризику надалі. Подібна модель характеризується властивостями гнучкості та адаптивності, можливістю налаштування у відповідності до одержаної бази даних.

Запропонована модель оцінювання рівня інформаційних ризиків може бути покладена в основу розбудови системи управління інформаційними ризиками як на стадії проектування CRM-системи підприємства, так і в ході її експлуатації. При цьому не вимагається кардинально змінювати організаційну структуру підприємства. Необхідно лише реорганізувати її, максимально пристосувати до розв’язання задач управління інформаційними ризиками.

Незважаючи на обсяг виконаних досліджень, залишається низка невирішених проблем, а саме: розбудова математичних моделей і відповідного інструментарію для зниження (для факторів вразливості) чи підвищення (для факторів дієвості засобів захисту) впливу чинників на загальний рівень інформаційних ризиків; розробка положень щодо застосування механізмів управління окремими чинниками інформаційних ризиків.

Література

1. Функции CRM-систем [Електронний ресурс]. — Режим доступу: http://www.crmonline.ru/crm/functions.

2. Information Technology. Information Security. Information Assurancy [Електронний ресурс]. — Режим доступу : http://www.isaca.org.

3. *Bernstein P.* Against the Gods: The Remarkable Story of Risk / P. Bernstein. — New York : John Wiley & Sons, Inc, 1996. — 395 p.

4. *Markovitz H.* Portfolio Selection. Efficient diversification of investments / H. Markovitz. — New York : John Wiley & Sons, Inc, 1959. — 344 p.

5. *Найт Ф. Х.* Риск, неопределенность и прибыль / Ф. Х. Найт. — М.: Дело, 2003. — 360 с.

6. *Самуэльсон П.* Экономика / П. Самуэльсон, В. Нордхаус. — М. : Вильямс, 2006. — 1360 с.

7. *Вітлінський В. В.* Ризикологія в економіці та підприємництві / В. В. Вітлінський, Г. І. Великоіваненко. — К. : КНЕУ, 2004. — 480 с.

8. *Галіцин В. К.* Структурно-функціональний аналіз та моделювання розвитку економіки: монографія / В. К. Галіцин, О. П. Суслов, О. В. Галіцина, Н. К. Самченко. — К. : КНЕУ, 2013. — 377 с.

9. *Клейнер Г. Б.* Предприятия в нестабильной экономической среде: риски, стратегия, безопасность / Г. Б. Клейнер, В. П. Тамбовцев, Р. М. Качалов; под общей ред. Панова С. А. — М. : ОАО Экономика, 1997. — 288 с.

10. *Матвійчук А. В.* Моделювання економічних процесів із застосуванням методів нечіткої логіки / А. В. Матвійчук. — К. : КНЕУ, 2007. — 264 с.

11. *Галіцин В. К.* Теорія керування : навч. посібник / В. К. Галіцин, О. П. Суслов. — К. : КНЕУ, 2016. — 416 с.

12. *Завгородний В. И.* Информационные риски и экономическая безопасность предприятия / В. И. Завгородний. — М. : Финакадемия, 2008. — 160 с.

13. *Липаев В. В.* Функциональная безопасность программных средств / В. В. Липаев. — М. : СИНТЕГ, 2004. — 348 с.

14. *Мельник Г. В.* Моделювання загроз ефективного функціонування інформаційної системи на підґрунті інструментарію нечіткої логіки / Г. В. Мельник, В. В. Вітлінський // Моделювання та інформаційні системи в економіці: Збірник наукових праць. — К. : КНЕУ, 2009. — Вип. 79. — С. 22—29.

15. *Байхельт Ф.* Надежность и техническое обслуживание. Математический подход / Ф. Байхельт, П. Франкен. — М. : Радио и связь, 1988. — 392 с.

16. *Зегжда П. Д.* Теория и практика обеспечения информационной безопасности / П. Д. Зегжда. — М. : Яхтсмен, 1996. — 192 с.

17. *Мур М.* Управление информационными рисками / М. Мур // Финансовый директор. — 2003. — № 9. — С. 64—69.

18. *Стенг Д. И.* Секреты безопасности сетей / Д. И. Стенг, С. Мун. — К.: Диалектика, 1996. — 544 с.

19. *Zadeh L. A.* Fuzzy sets / L. A. Zadeh // Information and Control, 1965. — № 8.— P. 338—353.

20. *Zadeh L. A.* On optimal control and linear programming / L. A. Zadeh, B. H. Whalen // IRE Trans. Automatic control. — 1962. — No. 7 (4). — P. 45—46.

21. *Zimmermann H.-J.* Fuzzy Sets, Decision Making and Expert Systems / H.-J. Zimmermann. — Kluwer : Dordrecht, 1987. — 335 p.

22. *Jones J. A.* An Introduction to FAIR / J. A. Jones. — Norwich: Norwich University, 2005. — 67 p.

References

1. CRMonline. (2016). *Functions of the CRM-systems*. Retrieved from: http://www.crmonline.ru/crm/functions.

2. Information Technology. Information Security. Information Assurancy. (2016). Retrieved from: http://www.isaca.org.

3. Bernstein, P. (1996). *Against the Gods: The Remarkable Story of Risk*. New York: John Wiley & Sons, Inc.

4. Markovitz, H. (1959). *Portfolio Selection. Efficient diversification of investments*. New York : John Wiley & Sons, Inc.

5. Nayt, F. H. (2003). *Risk, neopredelennost' i pribyl'*. Moscow, Russia: Delo [in Russian].

6. Samuelson, P., & Nordhaus, V. (2006). *Ekonomika*. Moscow, Russia: Vilyams [in Russian].

7. Vitlins'kyy, V. V. (2004). *Ryzykolohiya v ekonomitsi ta pidpryyemnytstvi*. Kyiv, Ukraine : KNEU [in Ukrainian].

8. Halitsyn, V. K., Suslov, O. P., Halitsyna, O. V., & Samchenko, N. K. (2013). *Strukturno-funktsional'nyy analiz ta modelyuvannya rozvytku ekonomiky*. Kyiv, Ukraine : KNEU [in Ukrainian].

9. Klevner, H. B., Tambovtsev, V. P., & Kachalov, R. M. (1997). *Predprivatiya v nestabilnov ekonomicheskoy srede: riski, strategiya, bezopasnost*. — Moscow, Russia : Ekonomika [in Russian].

10. Matviychuk, A. V. (2007). *Modeljuvannja ekonomichnih procesiv iz zastosuvannjam metodiv nechitkoï logiky.* Kyiv, Ukraine : KNEU [in Ukrainian].

11. Halitsyn, V. K., & Suslov, O. P. (2016). *Teoriya keruvannya*. Kyiv, Ukraine : KNEU [in Ukrainian].

12. Zavgorodnij, V. I. (2008). *Informacionnye riski i jekonomicheskaja bezopasnost' predprijatija*. Moscow, Russia: Finakademija [in Russian].

13. Lipaev, V. V. (2004). *Funkcional'naja bezopasnost' programmnyh sredstv*. Moscow, Russia: SINTEG [in Russian].

14. Melnyk, H. V., & Vitlins'kyy, V. V. (2009). Modelyuvannya zahroz efektyvnoho funktsionuvannya informatsiynoyi systemy na pidgrunti instrumentariyu nechitkoyi lohiky. *Modelyuvannya ta informatsiyni systemy v ekonomitsi (Modeling and information systems in the economy), 79*, 22—29 [in Ukrainian].

15. Bayhelt, F., & Franken, P. (1988). *Nadezhnost i tehnicheskoe obslu zhivanie. Matematicheskiy podhod*. Moscow, Russia: Radio i svyaz [in Russian].

16. Zegzhda, P. D. (1996). *Teoriya i praktika obespecheniya informatsionnoy bezopasnosti*. Moscow, Russia : Yahtsmen [in Russian].

17. Mur, M. (2003). Upravlenie informacionnymi riskami. *Finansovyj direktor (Financial Director), 9*, 64—69 [in Russian].

18. Steng, D. I., & Mun, S. (1996). *Sekrety bezopasnosti setej*. Kyiv, Ukraine: Dialektika [in Russian].

19. Zadeh, L. A. (1965). Fuzzy sets. *Information and Control*, *8*, 338—353.

20. Zadeh, L. A., & Whalen, B. H. (1962). On optimal control and linear programming. *IRE Trans. Automatic control*, *7*(4), 45—46.

21. Zimmermann, H.-J. (1987). *Fuzzy Sets, Decision Making and Expert Systems*. Kluwer: Dordrecht.

22. Jones, J. A. (2005). *An Introduction to FAIR*. Norwich: Norwich University.

Стаття надійшла до редакції 3.03.2016

ІНФОРМАЦІЯ

Шановні колеги!

Державний вищий навчальний заклад «Київський національний економічний університет імені Вадима Гетьмана» запрошує Вас до публікацій у науково-аналітичному журналі «Нейро-нечіткі технології моделювання в економіці». Журнал виходить раз на рік.

Умови подання статті до журналу

Для публікації статті до редакції журналу необхідно подати:

1. Електронний варіант статті, оформлений відповідно до наведених нижче вимог.

Статті повинні містити вагомі наукові результати, які можуть носити як теоретичний (внесок в розвиток теорії та методології нейронних мереж чи нечіткої логіки), так і практичний характер (містити розв'язок конкретної прикладної задачі з побудовою економіко-математичних моделей, їх програмною реалізацією та експериментальним дослідженням їх ефективності). Результати будуть оцінюватися за рівнем їх науково-практичного потенціалу.

2. Заявку мовою статті та англійською, оформлену за наступною формою:

«Нейро-нечіткі технології моделювання в економіці»

Назва статті _____

П.І.Б. автора _____

Науковий ступінь, вчене звання _____

Місце роботи _____

Посада _____

Контактний телефон _____

E-mail _____

Поштова адреса _____

Прим. Уся ця інформація подається на кожного автора (крім назви статті, яка дається один раз на весь авторський колектив).

Статті в електронному вигляді українською, російською або англійською мовою разом із заявкою надсилаються на адресу editor@nfmte.com.

Файли називати прізвищем першого автора латинськими літерами (наприклад, Savina.doc, Savina_zayav.doc).

Вимоги до наукових статей, що подаються до науково-аналітичного журналу «Нейро-нечіткі технології моделювання в економіці»

Вимоги до стуктури статті

1. Індекс УДК до статті.

На першій сторінці у правому верхньому кутку, прописними літерами, шрифт — жирний.

2. Назва статті.

Через рядок по центру, прописними літерами, шрифт — жирний. Подається назва статті українською, російською та англійською мовами (переклад).

3. Автор статті.

Через рядок по центру вказується ініціали та прізвище автора прописними літерами, шрифт — жирний. Інформація подається українською, російською та англійською мовами (транслітерація). Транслітерувати власні назви, прізвища та імена необхідно згідно постанови Кабінету Міністрів України від 27.01.2010 №55 «Про впорядкування транслітерації українського алфавіту латиницею».

4. Відомості про авторів.

З наступного рядка по центру вказати без скорочень науковий ступінь, вчене звання автора. З нового рядка — посаду і місце роботи автора (повністю без скорочень і абревіатур). З нового рядка — повну робочу адресу з поштовим індексом і назвою країни. Всі відомості вказати *українською, російською та англійською мовами* (використовувати повний офіційний переклад назви організацій). З нового рядка — адресу електронної пошти.

Якщо у статті кілька авторів, то по кожному автору наводиться повна інформація згідно пп. 3, 4 з пропущеним рядком між авторами. Більше чотирьох авторів не допускається.

5. Анотація.

Через рядок. Анотація має бути структурованою, лаконічною, інформативною та містити такі аспекти: предмет, мету, метод чи методологію дослідження, результати дослідження, сферу застосування результатів, ступінь наукової новизни, висновки. Обсяг анотації — від 100 до 250 слів. Анотація має бути *українською, російською та англійською мовами.*

6. Ключові слова.

Не менше п’яти та не більше десяти слів або словосполучень, курсивом, *українською, російською та англійською мовами*.

7. Код JEL класифікації до статті.

У наступному рядку після ключових слів, кількість може бути від 1 до 5 кодів, в одному рядку, через кому, жирним. Наприклад:

JEL Classification: C12, H12.

8. Текст статті.

Через рядок. У стуктурі статті необхідно виділити:

— вступ (у якому необхідно висвітлити: постановку проблеми та її зв'язок із важливими науковими чи практичними завданнями; аналіз останніх досліджень та публікацій з обов'язковим посиланням на використані джерела; невирішені раніше частини загальної проблеми, котрим присвячується стаття);

— формулювання мети і завдань дослідження;

— виклад основного матеріалу дослідження з повним обґрунтуванням отриманих наукових результатів;

— висновки і перспективи подальших досліджень у даному напрямку;

— два переліки використаних літературних джерел.

Перший перелік використаних літературних джерел подається під заголовком **«Список літератури»** мовою оригіналу і має містити не менше 8 джерел. Бібліографічний опис літературних джерел оформлюється згідно з ДСТУ ГОСТ 7.1:2006 «Система стандартів з інформації, бібліотечної та видавничої справи. Бібліографічний запис. Бібліографічний опис. Загальні вимоги та правила складання». (Приклади оформлення бібліографічного опису наведено в «Бюлетені ВАК України». — 2009. — № 5. — С. 26—30.).

Другий перелік використаних літературних джерел подається під заголовком **«References»**, що містить ті самі літературні джерела, але у латинському алфавіті, оформлені за міжнародним бібліографічним стандартом APA-2010. Якщо наукова праця написана мовою, що використовує кирилицю, то її бібліографічний опис необхідно транслітерувати латинськими літерами. Транслітерувати власні назви, прізвища та імена слід згідно з постановою Кабінету Міністрів України від 27.01.2010 № 55 «Про впорядкування транслітерації українського алфавіту латиницею». Назви періодичних україно- та російськомовних видань (журналів, збірників та ін.) подаються транслітерацією, а в дужках — англійською мовою. Наприклад: *Finansy Ukrainy (Finance of Ukraine).* У кінці кожної позиції необхідно зазначити мову оригіналу: [in Ukrainian], [in Russian] тощо.

У кінці статті має бути примітка, що стаття подана для публікації лише до журналу «Нейро-нечіткі технології моделювання в економіці».

Технічні вимоги до оформлення статті

1. Вимоги до оформлення тексту:

— використовувати текстовий редактор MS Word 2003 чи вище;

— текстові файли подаються у форматі MS Word з розширенням «doc»;

— формат паперу — А4;

— гарнітура — Times New Roman Cyr;

— кегль — 14;

— міжрядковий інтервал — 1,5;

— нумерація сторінок — з правого нижнього краю сторінки;

— усі поля сторінки по 2 см; від краю аркуша до колонтитула — 1,25 см;

— абзац — 1,25 см;

— не здійснювати перенос частин слів;

— встановити заборону висячих рядків в абзаці;

— обсяг статті 0,5 — 2 друк. арк. (12 — 48 стор.);

— назви розділів у тексті статті — по центру жирним шрифтом, назви підрозділів — по центру курсивом;

— нумерація сторінок, пунктів, рисунків, таблиць, формул подаються арабськими цифрами без символу «№»;

— при наборі не застосовувати для форматування тексту додаткові пробіли;

— не встановлювати відступ (абзац) першого рядка табуляцією або пробілами (форматування здійснювати лише через параметри абзацу);

— лапки необхідно набирати однакові по всій статті;

— не використовувати дефіс замість тире.

2. Вимоги до оформлення ілюстрацій:

— якість ілюстрації повинна забезпечити її чітке відтворення;

— рисунки та графіки у статтю вставляють або у графічному редакторі MS Word, або в одному з форматів jpeg, bmp чи tif з роздільною здатністю не менше ніж 300 dpi (подавати якісні оригінали);

— всі об’єкти в рисунках, зроблених у MS Word, мають бути обов’язково згруповані. Текст статті не повинен містити рисунків і/або тексту в рамках рисунків, розташованих поверх/за текстом тощо;

— рисунки підписують і нумерують (якщо їх більше ніж один);

— підпис має бути під ілюстрацією і позначається скороченим словом «Рис.»;

— схеми слід розміщувати після першого посилання на них по тексту;

— ілюстрації не повинні виходити на поля;

— оскільки друк чорно-білий, не застосовувати фон і колір у графіках, діаграмах тощо.

3. Вимоги до оформлення таблиць:

— перед кожною таблицею необхідно подати слово «Таблиця» з її порядковим номером у статті з вирівнюванням по правому боку;

— у наступному рядку наводиться назва таблиці курсивом з вирівнюванням посередині поля, за якою розміщується сама таблиця;

— текст таблиці може бути дещо меншим від основного тексту.

4. Вимоги до оформлення формул:

— формули набираються тільки допоміжною програмою MS Equation 3.0 (редактор формул в MS Word);

— формули вирівнюють по центру;

— формули нумерують в круглих дужках праворуч сторінки наскрізною нумерацією.

5. Посилання на використані джерела:

— при посиланні в тексті на літературне джерело слід навести порядковий номер у квадратних дужках, який відповідна праця має у списку літератури;

— список літератури наводять у кінці статті у порядку згадуваних джерел;

— на всі наведені в списку літератури джерела мають бути посилання у тексті статті;

— усі цитування у тексті або згадування про отримані іншими авторами результати мають супроводжуватись відповідним посиланням.

6. Примітки:

— примітки до тексту розміщуються внизу сторінки з текстом, що потребує пояснень;

— примітки до тексту робляться автоматично і нумеруються послідовно арабськими цифрами;

— примітки до таблиць та рисунків, в яких наводяться довідкові і пояснювальні дані, можуть нумеруватись послідовно в межах однієї сторінки;

— якщо приміток до таблиць чи рисунків на одному аркуші кілька, то після слова «Примітки» ставлять двокрапку, наприклад:

Примітки:

1. …

2. …

Якщо є одна примітка, то її не нумерують і після слова «Примітка» ставлять крапку.

Додатково:

— усі статті проходять обов’язкове рецензування;

— у тексті статті можуть бути внесені редакційні виправлення під час опрацювання редактором та вичитки коректором;

— автори статті несуть відповідальність за правильність і точність наведених у статті термінів, даних, фактів, цитат, статистичних матеріалів тощо, а також за наведення в статті даних, що не є предметом відкритої публікації;

в одному номері може бути опублікована тільки одна стаття автора.

ЗМІСТ

Г. І. Великоіваненко, В. В. Корчинський, В. В. Чернишова
Дослідження ефекту перенавчання нейронних мереж
на прикладі задачі аплікаційного скорингу 3

Т. В. Касянчук
Моделювання оптимального інвестиційного
портфеля диверсифікованої бізнес-групи в умовах невизначеності . . . 24

Ю. В. Коляда, В. А. Бондар
Біннінг у нейромережевих скорингових моделях 60

К. Ю. Кононова, А. О. Дек
Прогнозування фінансових рядів: семантичний аналіз
економічних новин 81

О. Д. Лук'яненко, І. В. Мірошниченко
Комплекс моделей оцінювання інвестиційного потенціалу країни 93

С. С. Савіна, В. П. Бень
Вибір архітектури нейромережі для розв'язання задачі класифікації
надійності позичальників-фізичних осіб 123

В. М. Соловйов, А. Ш. Тулякова
Графодинамічні методи дослідження складності сучасних фондових
ринків 152

І. І. Стрельченко
Моделювання трансграничного розповсюдження кризових явищ
на основі комплексу нейронних мереж 180

О. І. Черняк, Д. О. Сікорський
Нечіткий підхід до оцінювання рівня інформаційних ризиків
у CRM-системах 199

CONTENTS

Halyna Velykoivanenko, Vladislav Korchynskyi, Vika Chernyshova
Study of the neural networks overfitting effect on the example of the problem of application scoring 3

Tetyana Kasyanchuk
Modelling of optimal investment portfolio of diversified business-group under uncertainty 24

Yuriy Kolada, Volodymyr Bondar
Binning in neural network scoring models 60

Kateryna Kononova, Anton Dek
Financial time series forecasting: semantic analysis of economic news 81

Olha Lukianenko, Ihor Miroshnychenko
Complex of evaluation models of investment potential 93

Svitlana Savina, Vladyslav Ben'
Selection of neural network architecture for solving problem of borrowers-individuals trustability classification 123

Vladimir Soloviev, Anna Tuliakova
Graphodynamical research methods for complexity of modern stock markets 152

Inna Strelchenko
Modeling of crisis transboundary contagion spread based on a set of neural networks 180

Oleksandr Chernyak, Dmytro Sikorskyi
Fuzzy approach to information risks' measurement in CRM-systems 199

Наукове видання

НЕЙРО-НЕЧІТКІ ТЕХНОЛОГІЇ МОДЕЛЮВАННЯ В ЕКОНОМІЦІ

Науково-аналітичний журнал

Заснований у 2011 р.

Виходить двічі на рік

№ 5

Художники обкладинки *Г. Мір Алленде, М. Мейдич*
Коректор *Ю. Пригорницький*
Верстка *І. Грибанової*

Підписано до друку 15.09.16. Формат 60×84/16. Папір офсет. № 1.
Гарнітура Тип Таймс. Друк офсетний. Ум. друк. арк. 13,94.
Обл.-вид. арк. 15,88. Наклад 100 пр. Зам. № 16-5247

Державний вищий навчальний заклад
«Київський національний економічний університет імені Вадима Гетьмана»
03680, м. Київ, проспект Перемоги, 54/1

Тел./факс (044) 537-61-41; тел. (044) 537-61-44
E-mail: publish@kneu.kiev.ua