

А. Б. Камінський, д-р екон. наук, доц.

кафедри економічної кібернетики

В. О. Сікач, студент магістратури

спеціальності «Економічна кібернетика»,

Київський національний університет

імені Тараса Шевченка

НЕЙРОМЕРЕЖЕВІ ТЕХНОЛОГІЇ В УПРАВЛІННІ ПОРТФЕЛЕМ ПРОСТРОЧЕНОЇ ЗАБОРГОВАНОСТІ

АННОТАЦІЯ. Стаття присвячена аналізу та розбудові стратегій управління портфелем простроченої заборгованості за споживчими кредитами. Для цього здійснено структурування проблеми стягнення заборгованості на проблему встановлення контакту та проблему оплати боргу. Показано, що фактори, які визначають контактність та платоспроможність, є різними. Для формування стратегій стягнення запроваджено скоринговий підхід до пріоритизації колекторських зусиль як у випадку контактності, так і випадку платоспроможності. Побудову скорингів пріоритизації здійснено на основі технології штучних нейронних мереж. Актуальність використання нейромережевих технологій обумовлена можливістю їх «навчання».

АННОТАЦИЯ. Статья посвящена анализу и разработке стратегий управления портфелем просроченной задолженностью по потребительским кредитам. Для этого авторами осуществлена структуризация проблемы взыскания задолженности на проблему установления контакта и проблему оплаты долга. Показано, что факторы, которые определяют контактность и платежеспособность, являются разными. Для формирования стратегий взыскания использован скоринговый подход к пріоритизации коллекторских усилий, как в случае контактности, так и в случае платежеспособности. Построение скорингов пріоритизации осуществлено на основе технологии искусственных нейронных сетей. Актуальность использования нейросетевых технологий обусловлена способностью их «обучения».

ANNOTATION. The article is devoted to analysis and development of strategies of consumer credits overdue debts portfolio management. For this purpose authors are carry out structuring of the collection problem on the problem of contact establishing and problem of pay ability. It is shown that factors which determine contact ability and pay ability are different. For collection strategies forming the scoring approach is utilized for prioritizing of collector efforts, both in the case of contact ability and in the case of pay ability. The construction of scoring for prioritizing is carried out on the basis of artificial neuron networks technology. The actuality of neural networks technologies using is conditioned by their ability of «learning».

КЛЮЧОВІ СЛОВА. Стратегія, портфель, заборгованість, скоринг, нейромережа, пріоритет.

Технології штучних нейронних мереж добре зарекомендували себе в якості інструментарію для економіко-математичного моделювання різноманітних задач в економіці та фінансах. Штучні нейронні мережі, основані на принципах функціонування їх біологічних аналогів, спроможні розв'язувати значне коло задач ідентифікації, кластеризації, прогнозування, оптимізації та управління складними об'єктами. Особливо ефективним є використання нейронних мереж тоді, коли «правильне рішення» залежить від великої кількості факторів — для нейронних мереж не існує проблеми «прокляття розмірності», яка не дозволяє ефективно моделювати лінійні залежності від великої кількості даних.

Однією із сфер, де виникають задачі класифікації на основі великої кількості факторів, є кредитна діяльність. Для фінансової установи, яка здійснює кредитну діяльність, ключовим аспектом виступає задача розпізнавання позичальників типу «Good», які повертатимуть кредити повністю та у встановлені терміни, та позичальників типу «Bad», які не здійснюватимуть цього. У сегменті кредитування фізичних осіб задача розпізнавання типів позичальників об'єктивно має бути високо автоматизованою у наслідок великої кількості позичальників та обмеженості часу на обробку кожного кредитного запиту. Широко розповсюдженим підходом до розпізнавання/класифікації позичальників у сегменті кредитування фізичних осіб виступає технологія кредитного скорингу. За своєю сутністю скоринг являє собою автоматизовану систему кількісної оцінки кредитного ризику, яка на основі використання різноманітної інформації про позичальника дозволяє класифікувати їх за типами «Good» та «Bad».

Банки та кредитні установи у країнах із розвиненими ринками фінансових послуг застосовують скоринг починаючи із 1950-х років [5]. При цьому вони використовують весь доступний математичний інструментарій для побудови скорингів та оцінки кредитних ризиків на їх основі. Обумовлюється це тим, що покращення точності прогнозу (класифікації) навіть на долю відсотка може привести до значної економії [13].

Скорингові підходи набувають популярності і в системах кредитного ризик-менеджменту в фінансових установах України [2, 4]. Стандартом стало використання в українських банках систем аплікаційного скорингу — скорингу який використовується для оцінки кредитоспроможності позичальників фізичних осіб на етапі видачі кредиту [3]. Перспективним є запровадження в Україні систем поведінкового скорингу, який оцінює ризик позичальника на основі доступної інформації про його кредитну істо-

рію, але розбудова таких систем поки стримується недостатнім рівнем розвитку бюро кредитних історій в Україні.

У період після фінансової кризи 2008 року актуалізувалася задача побудови скорингів для пріоритезації роботи із простроченою заборгованістю за споживчими кредитами. Об'єктивною передумовою для цього стало утворення на балансах кредитних установ великих портфелів прострочених кредитів фізичних осіб. Частка простроченої заборгованості в українській банківській системі стрімко зростала протягом 2009—2010 років. У відповідності до статистики НБУ протягом 2009 року прострочена заборгованість у банках зросла в 3,9 разу і склала на кінець 2009 року 9,36 % від загальної суми виданих кредитів. Зростання обсягів простроченої заборгованості продовжилося протягом 2010 року, хоча і значно меншими темпами: на 1 квітня 2010 року прострочена заборгованість складала 9,96 %, на 1 липня — 10,78 % та на 1 жовтня — 11,63 %. У кінці 2010 року частка прострочених кредитів стабілізувалася та навіть незначно зменшилась: на 1 січня 2011 року частка становила 11,24 % (для порівняння, у листопаді — 11,95 %). В абсолютному виразі обсяг простроченої заборгованості в українських банках на 1 січня 2011 року склав майже 85 млрд грн. За оцінками аналітиків приблизно дві третини обсягу проблемної заборгованості припадає на позичальників — фізичних осіб¹. Наведені дані вказують на те, що проблема простроченої заборгованості в українському банківському секторі є досить гострою, і це обумовлює необхідність розробки ефективних підходів до її вирішення.

У даній статті авторами представлено аналіз та скорингові підходи до розв'язання задачі пріоритезації роботи із портфелем простроченої заборгованості за споживчими кредитами. Задача формулюється наступним чином. Банк, кредитна установа чи колекторська компанія, маючи портфель простроченої заборгованості за споживчими кредитами, прагнуть побудувати оптимальним чином процес стягнення заборгованості з боржників даного портфеля. Пріоритезацію роботи із стягнення авторами пропонується здійснювати за допомогою скорингового підходу. Скоринг будується на основі нейромережевих технологій. Авторами наводяться результати власного досвіду побудови подібних скорингів.

Вихідним пунктом для побудови скорингу пріоритезації колекторських зусиль є класифікація боржників на типи «Good» та

¹ За даними Інтернет ресурсу Фокус. Режим доступу: <http://focus.ua/economy/170042>.

«Bad». У даному випадку боржниками типу «Good» виступають ті, які під впливом колекторських зусиль повертають прострочену заборгованість, а боржниками типу «Bad» — ті, хто її не повертають.

Охарактеризуємо основні групи методів побудови скорингової функції, які можуть бути використані при розв'язанні поставленої задачі. Для побудови скорингової функції у межах цих методів передбачається наявність вихідної статистичної бази (начальної вибірки). У нашому випадку в якості статистичної бази можуть виступити портфелі кредитної заборгованості, які перебували у роботі із стягнення протягом 1—2 років, та за якими є статистичні дані щодо повернення заборгованості.

1. Методи дискримінантного аналізу. Ці методи беруть початок від роботи Р. Фішера [7], який ввів дискримінантну функцію $Z = \alpha_1 X_1 + \dots + \alpha_n X_n$, що являє собою лінійну комбінацію характеристик X_1, \dots, X_n . Набір ваг $\alpha_1, \dots, \alpha_n$ визначається на основі середніх значень характеристик \bar{m}_G, \bar{m}_B та коваріаційних матриць S_G, S_B за групами «Good» та «Bad» наступним чином: $\bar{\alpha} = (S_G + S_B)^{-1}(\bar{m}_G - \bar{m}_B)$. Іншим методом у даній групі є побудова лінійної регресії для ймовірності дефолту p : $p \sim \alpha_0 + \alpha_1 X_1 + \dots + \alpha_n X_n$. Недолік останньої моделі полягає в тому, що у лівій частині рівняння знаходиться ймовірність, яка приймає значення від 0 до 1, а змінні в правій частині можуть приймати будь-які значення від $-\infty$ до $+\infty$.

2. Методи логістичної регресії. Логістична регресія дозволяє виправити зазначений вище недолік увівши до розгляду регресію

$\frac{p}{1-p} \sim \alpha_0 + \alpha_1 X_1 + \dots + \alpha_n X_n$. Перевагою логістичної регресії є те,

що вона може підрозділяти клієнтів як на дві групи («Good» та «Bad»), так і на кілька груп. Недоліками є чутливість до кореляції між характеристиками (факторами) та ускладненість пояснення причинно-наслідкових зв'язків [14].

3. Методи лінійного програмування. О. Мангасарьян у роботі [10] уперше застосував методи лінійного програмування до задач класифікації, запропонувавши побудову дискримінантної (скорингової) функції шляхом розв'язку відповідної задачі лінійного програмування. У подальшому ці методи були розвинені різними авторами (див., наприклад, [11]). Використовуючи цей метод неможливо провести абсолютно точну класифікацію поганих і хороших клієнтів, у зв'язку з чим задача формулюється як пошук таких вагових коефіцієнтів, при яких імовірність помилки була би зведена до мінімуму.

4. Метод генетичних алгоритмів. Цей метод ґрунтується на аналогії з біологічним процесом природного відбору. В аспекті побудови кредитного скорингу метод генетичного алгоритму полягає у генерації початкової множини скорингових функцій із подальшим застосуванням спеціальних операцій «мутації», «схрещуються» [12]. У результаті обирається модель, яка дає найточнішу класифікацію.

5. Інші методи. Окрім вищезазначених, знаходять застосування методи найближчих сусідів, байесівських мереж, опорних векторів (SVM), дерева рішень тощо. Специфіку використання цих методів окреслено, наприклад, у [6].

Окрім статистичних методів можуть використовуватися також експертні методи побудови скорингової функції [2].

У даній статті нами застосована технологія штучних нейронних мереж для побудови скорингу пріоритезації колекторських зусиль. Застосування нейронних мереж дозволяє здійснювати ефективну класифікацію боржників на групи, усередині яких боржники подібні один до одного в аспекті характеристик ризику. Нейронні мережі дозволяють класифікувати боржників навчальної вибірки у сегменти більш складної геометричної форми ніж класична лінійна дискримінантна функція та візуалізувати класифікацію. Найціннішою властивістю нейромереж є здатність навчатися на множині прикладів у тих випадках, коли невідомі закономірності і немає залежності між вхідними і вихідними даними. У таких випадках неефективними виявляються як традиційні статистичні методи, так і експертні системи. Нейронні мережі зарекомендували себе як серйозна альтернатива традиційним статистичним методам, і багато вчених у своїх дослідженнях прийшли до висновку, що нейронні мережі є ефективнішими порівняно зі статистичними методами з точки зору точності класифікації, адаптації до поставленої задачі, можливості миттєвого коригування прогнозу при появі нових даних [1, 9]. Актуальність використання нейронних мереж для побудови скорингу пріоритезації колекторських зусиль полягає в тому, що дана проблема є відносно новою для українського ринку. Характеристики, які обумовлюють сплату заборгованості за споживчими кредитами, поки не є повною мірою сформованими. За таких умов використання нейромережевих технологій є переважливим.

Разом з перевагами існує ряд недоліків при застосуванні нейромережевих технологій: проблематичність інтерпретації результатів, тривалий час навчання, необхідність достатньої репрезентативності навчальної вибірки, відсутність строгої теорії щодо

вибору структури нейромережі, обмеженості у задаванні нових правил.

При застосуванні нейромережових технологій для побудови скорингу пріоритезації колекторської діяльності проблема стягнення боргів авторами була структурована на дві проблеми:

- проблема контактності боржників;
- проблема платоспроможності боржників.

Перша проблема виявляє себе в тому, що значна частина боржників — фізичних осіб на практиці виявляється неконтактною. Це не дозволяє проводити з ними роботу із дистанційного стягнення (так званого софт-стягнення) та породжує необхідність високовартісного виїзного стягнення (так званого хард-стягнення), або застосування юридичних процедур, які також є затратними. Практика аналізу багатьох портфелів із заборгованостями фізичних осіб показує, що частка неконтактних боржників коливається в межах 70—80 %.

Друга проблема полягає в тому, що частина контактних боржників відмовляється сплачувати борг через різні причини: відсутність коштів, небажання сплачувати заборгованість через нараховані високі пені та штрафи тощо. Практика показує, що таких боржників серед контактних близько 40—50 %.

Математично дана проблема структурується у ієрархію, зображену на рис. 1.

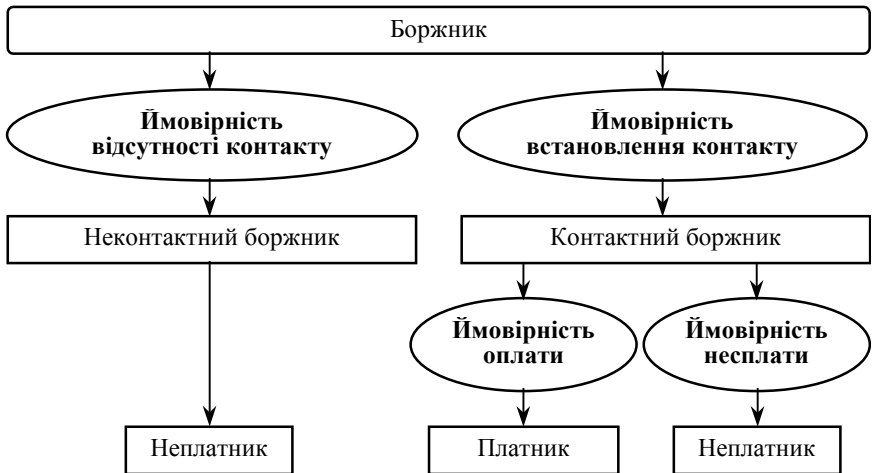


Рис. 1. Структуризація проблеми сплати заборгованості позичальником — фізичною особою

Здійснений за допомогою нейромережових технологій аналіз показує, що значимість факторів, які визначають контактність та платоспроможність, різна. Це обумовлює доцільність побудови двох окремих скорингів пріоритезації роботи із стягнення: скорингу контактності та скорингу платоспроможності.

В якості груп характеристик боржників, які авторами були включені до нейромережового аналізу, виступили соціально-демографічні, професійно-кваліфікаційні характеристики, характеристики кредиту та прострочення, а також, поведінкові характеристики. Соціально-демографічні характеристики включали: стать, вік, сімейний стан, освітній рівень, регіон проживання, коефіцієнт урбанізації (частка міського населення) регіону проживання боржника. Професійно-кваліфікаційні характеристики боржників включали: сфера зайнятості, стаж роботи, статус за місцем роботи та деякі інші показники. Однак, в аплікаційних заявах на отримання кредиту інформація про ці характеристики записується, як правило, зі слів позичальника, а тому може бути ненадійною та неточною.

Важливими групами характеристик для аналізу виявилися характеристики кредиту, прострочення та поведінкові характеристики. Характеристики кредиту включають суму кредиту, термін кредиту, щомісячний платіж. У групі характеристик прострочення важливими є наступні: час з моменту виходу на прострочення, час з останнього платежу, сума прострочення. В групі поведінкових характеристик значимим є коефіцієнт відношення наявної заборгованості до щомісячного платежу у співставленні з терміном кредиту, тобто коефіцієнт, який показує, по-суті, скільки платежів має заплатити боржник у відсотках від загальної кількості платежів за цим кредитом. Найгіршими боржниками виступають ті, в кого зазначений коефіцієнт дорівнює 100 %. Такі боржники є неплатниками з першого ж платежу, тобто ті, хто з самого початку не планував віддавати кредит. Важливою характеристикою може виявитися історія стягнення заборгованості з даного боржника. Якщо з боржником раніше працювало колекторське агентство, то ймовірність повернення коштів зменшується.

Пропонована нами логіка використання нейромережових технологій полягає у поетапному їх застосуванні спочатку для побудови скорингу контактності, а потім для побудови скорингу платоспроможності.

У ієрархічному вигляді вихідну модель колекторського скорингу (базова як для аналізу контактності, так і для аналізу платоспроможності) подано на рис. 2.



Рис. 2. Вихідна (базова) модель скорингу пріоритизації колекторських зусиль

В обох випадках побудови скорингів першим кроком має бути застосування технології самоорганізованих карт (Self Organizing Maps, SOM) або карт Кохонена [9] до навчальної вибірки. Карт Кохонена є спеціальним типом нейронної мережі, який дозволяє виявляти приховані структури й закономірності за допомогою навчання нейронних мереж. За спеціальним алгоритмом здійснюється кластеризація, заснована на двовимірній візуалізації. Відмітимо, що у роботі [8] метод карт Кохонена ефективно використаний для побудови кредитного аплікаційного скорингу.

Сутність аналізу на основі карт Кохонена подано на рис. 3. Нейромережева технологія формує низку кластерів, які містять боржників, гомогенних в аспекті ризику (нижня права діаграма на рис. 3). Карт Кохонена дозволяють візуалізувати значимість інших характеристик при розгляді контактності та платоспроможності, що також видно на рис. 3.

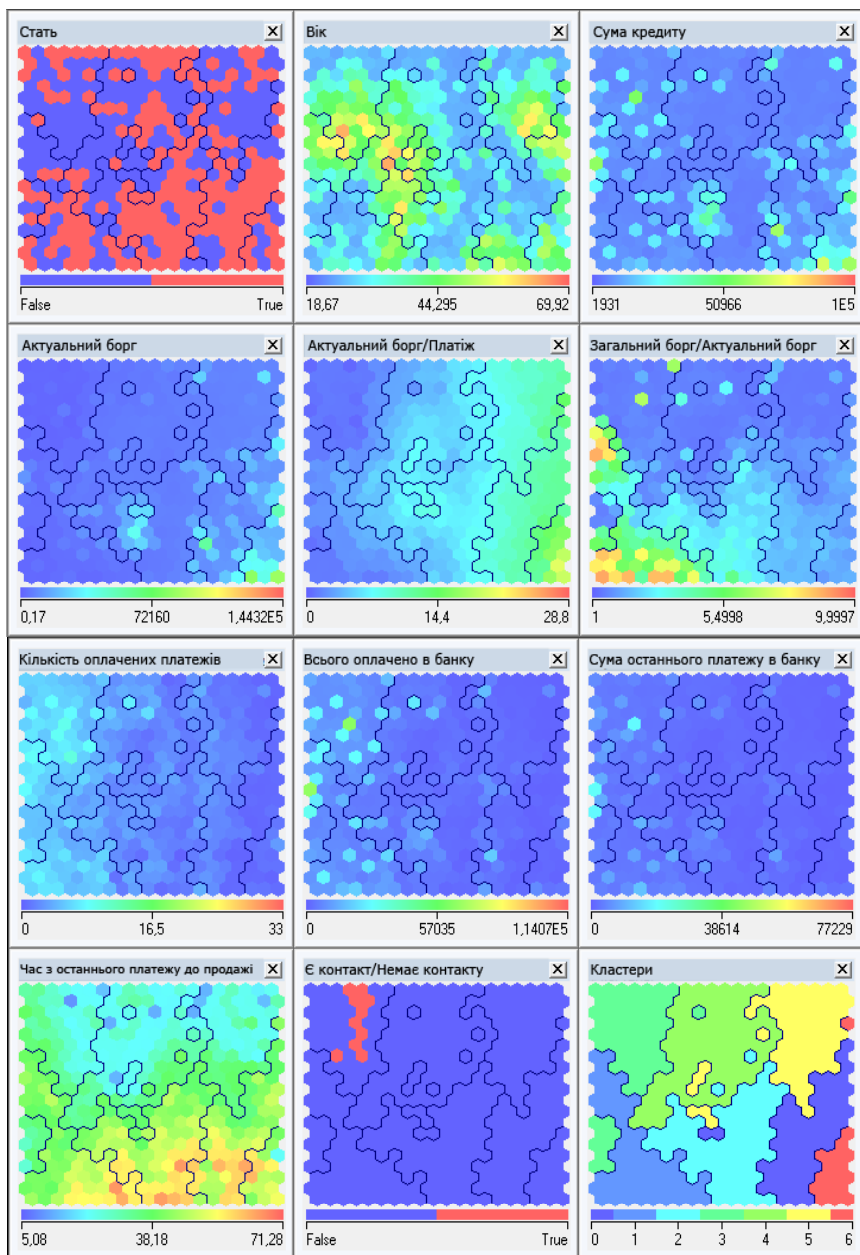


Рис. 3. Візуалізація на основі карт Кохонена

Для аналізу контактності боржників на навчальній вибірці має використовуватися технологія карт Кохонена з вихідним вектором, який містить інформацію про наявність чи відсутність контакту («Good» — є контакт, «Bad» — немає контакту). Вибірка, що використовується для аналізу контактності, не передбачає відомостей про погашення заборгованості, а має містити тільки інформацію про контактність чи неконтактність.

При використанні карт Кохонена виникає проблема вибору між деталізацією та візуалізацією. Збільшення однієї з цих характеристик призводить до погіршення іншої. Так, більша деталізація ускладнює економічний аналіз через труднощі візуалізації, а зменшення рівня деталізації може привести до втрати важливих закономірностей. Здійснений нами аналіз показав, що доцільним є виокремлення від 6 до 9 кластерів. Наш досвід показує, що оптимальним у більшості випадків виявляється розбиття на 7 кластерів.

Після кореляційного аналізу, задля покращення точності моделі, визначаються оптимальні рівні впливу (значущості) характеристик за допомогою класифікаційних дерев рішень. Аналіз методом дерев рішень багатьох портфельів заборгованості за споживчими кредитами без забезпечення дав можливість авторам визначити² найбільш значимі характеристики контактності (табл. 1).

Таблиця 1

Характеристики контактності боржника	Середній рівень значимості за дослідженими портфелями заборгованості, %
Основний борг та відсотки/щомісячний платіж	36,55
Основний борг та відсотки	22,25
Час з моменту останнього платежу до початку стягнення	13,04
Вік боржника	6,54
Сума, сплачена боржником до прострочення	6,33
Сума кредиту	5,42
Загальний/основний борг та відсотки	4,33
Сума останнього сплаченого боржником платежу	3,9
Кількість сплачених платежів	1,11
Стать боржника	0,41

² Розрахунки та аналіз здійснювалися на основі аналітичної платформи Deductor Studio Academic 5.2.

Наступним кроком має бути здійснений кореляційний аналіз характеристик. Для уникнення проблем корельованості та включення в скоринг взаємозалежних характеристик доцільно обирати лише ті, коефіцієнт кореляції яких не перевищує 0,6 або здійснювати виокремлення головних компонент (наприклад, [5, розділ 9]). Однак, застосування методу головних компонент у даному випадку утруднено через складність економічної інтерпретації головних компонент.

Як можна побачити з результатів проведеного аналізу, найбільш значимими характеристиками, що визначають контактність боржника, є: величина основного боргу виражена у кількості платежів, які необхідно сплатити; величина основного боргу (у грошовому виразі) та час, який пройшов з останнього платежу. Чим більшою є величина основного боргу, тим частіше боржники є неконтактними. Те саме стосується часу з моменту останнього платежу — чим «старіше» борг, тим меншою є ймовірність контакту.

На основі отриманого рівня значимості характеристик та їх нормування, отримуються ваги характеристик. Визначення ваг атрибутів у межах кожної характеристики може бути здійснено звичайним способом на основі співвідношення «Good» та «Bad» (наприклад, [5, Розділ 8]), що остаточно формує скоринг контактності. Отриманий скоринг дозволяє впорядковувати боржників за рівнем ймовірності контакту: більше значення скорингу відповідає більшій ймовірності контакту з ним.

На основі скорингу контактності може бути запропонована наступна логіка управління простроченою заборгованістю. Перед початком дистанційної роботи з новим портфелем боржників за допомогою скорингу здійснюється оцінка ймовірності встановлення контактів. На цій основі всі боржники портфелю розподіляються за класами скорингу: високо контактні, середньо та низько контактні. Після запровадження дистанційної роботи з портфелем боржники вже за фактом розподіляються на контактних та неконтактних. Як наслідок, зі всіма контактними за фактом проводиться подальша робота із стягнення заборгованості. У той же час, для неконтактних за фактом, але із високими значеннями контакт-скорингу, слід продовжувати спроби встановити контакт. Стосовно тих боржників, з якими не встановлено контакт і які мають низькі значення контакт-скорингу, логічно не витрачати час на продовження встановлення контакту, а застосувати інші стратегії. А саме, для неконтактних боржників із низькими значеннями контакт-скорингу можуть бути задіяні наступні стратегії:

— стратегія списання коштів, якщо сума боргу не велика;

— стратегія здобуття додаткової інформації через запит до бюро кредитних історій. У випадку наявності у даного боржника значної кількості заборгованості за кредитами виставити низький пріоритет подальшої роботи з ним. У випадку наявності малої кількості кредитів виставити високий пріоритет;

— переведення боржника в системи виїзного чи юридичного стягнення, якщо сума боргу є значною.

Застосування підходу, заснованого на зазначених стратегіях, даватиме можливість оптимального використання ресурсів, виділених на стягнення.

Побудова скорингу платоспроможності на основі нейромережових технологій здійснюється за такою ж логікою, як для скорингу контактності. Навчальна вибірка при цьому звужується до множини контактних боржників. У якості групи «Good» виступатимуть контактні боржники, що повертають борг, а в якості «Bad» — контактні, які відмовляються повертати борг.

Аналіз методом дерев рішень багатьох портфелів заборгованості за споживчими кредитами без забезпечення дав можливість авторам визначити найбільш значимі характеристики платоспроможності контактних боржників (табл. 2).

Таблиця 2

Характеристики платоспроможності контактних боржників	Середній рівень значимості за дослідженими портфелями заборгованості, %
Загальний борг (включаючи пені, штрафи, комісії тощо)	25,51
Час з моменту останнього платежу за кредитом	14,82
Вік боржника	12,42
Розмір щомісячного платежу за кредитом	10,19
Загальний борг/(основний борг та відсотки)	8,83
Сума останнього платежу	7,49
Неоплачена частина кредиту	7,47
Загальна сума сплачених платежів до прострочення	6,75
Регіон проживання боржника	1,59
Стать боржника	0,93

З табл. 2 можна побачити, що фактори, які пливають на платоспроможність, відрізняються від факторів, визначальних для контактності. На платоспроможність впливає в першу чергу величина загального боргу, який складається із основного боргу, відсотків, нарахованої пені, штрафів та різноманітних комісій. У деяких випадках банки зловживають розмірами пені та штрафів за прострочення, в результаті цього їх величина може суттєво перевищувати величину основного боргу. В подібних випадках значна частина боржників відмовляється сплачувати заборгованість.

На основі значимості характеристик та їх нормування отримуються ваги характеристик. Визначення ваг атрибутів у межах жорсткої характеристики платоспроможності здійснюється звичайним способом на основі співвідношення «Good» та «Bad», що остаточно формує скоринг платоспроможності. Отриманий скоринг дозволяє впорядковувати боржників за рівнем ймовірності сплати заборгованості: більше значення скорингу відповідає більшій ймовірності оплати (повної чи часткової).

Наявність контакту значно розширює можливості застосування інструментарію стягнення заборгованості. Так, боржникам може бути запропоновано реструктуризацію боргу на різних умовах, запропоновано певний дисконт у випадку швидкої оплати тощо. Значно спрощуються в цьому випадку і процедури виїзного та юридичного стягнення.

Для високо скорингових боржників доцільно застосовувати стандартні стратегії стягнення, а для низько скорингових можуть бути використані стратегії реструктуризації та дисконту. На наш погляд, стратегія реструктуризації більше підходить для випадків великої заборгованості за основним боргом та відсотками. У випадках незначної величини основного боргу, але відносно значної суми нарахованих пені та штрафів, більш ефективною може виявитися стратегія пропонування дисконту за швидке погашення заборгованості.

Висновки. У період після кризи на балансах банків та інших кредитних установ утворилися великі обсяги прострочених кредитів. Значна частина з них припадає на заборгованість за споживчими кредитами без забезпечення, в наслідок чого актуалізується проблема оптимізації роботи із портфелями боргів. У випадку продажу чи передачі на обслуговування портфелів боргів така сама проблема виникає перед колекторськими компаніями.

Ефективним підходом до управління портфелем простроченої заборгованості є структуризація роботи із боржниками на роботу із встановлення контакту та роботу із стягнення заборгованості. Проведене дослідження вказує на те, що контактність та платоспроможність визначаються різними факторами. На контактність впливають, у першу чергу, сума основного боргу та «старість» боргу, а на платоспроможність — величина загального боргу (з урахуванням пені та штрафів за прострочення).

Пріоритезація роботи в аспектах контактності та платоспроможності може бути реалізована на основі скорингових підходів. Маючи скорингові оцінки контактності та платоспроможності можна сформулювати стратегії роботи із портфелем заборгованості. Застосування стратегій, заснованих на скоринговому підході, дозволить оптимальним чином використати ресурси на стягнення, збільшивши прибуток від колекторської діяльності.

Ефективними технологіями побудови скорингів пріоритезації колекторських зусиль виступають нейромережеві технології. Це пояснюється новизною для українського ринку задач роботи із простроченою заборгованістю за споживчими кредитами. Зокрема тим, що визначальні фактори впливу на повернення боргів ще не ідентифіковано повною мірою. І саме нейромережеві технології, включаючи карти Кохонена, дозволяють упоратися із задачею ідентифікації факторів та побудови скорингу пріоритезації зусиль за таких умов.

Література

1. *Єжов А., Шумський С.* Нейрокомп'ютинг та його застосування в економіці та бізнесі. — М.: МИФИ, 1998. — 224 с.
2. *Камінський А. Б.* Експертна модель кредитного скорингу позичальника банку // Банківська справа. — 2006. — № 1.
3. *Кириченко О., Патерікіна Л.* Аплікаційний кредитний скоринг, його побудова та застосування комерційними банками України // Банківська справа. — 2009. — № 2.
4. *Михайловський Н.* Кредитный скоринг и проблемы потребительского кредитования на постсоветском пространстве // Банковский менеджмент. — 2008. — № 1.
5. *Anderson R.* The Credit Scoring Toolkit. — Oxford University Press Inc., New York, 2007. — 731 p.
6. *Brand E., Gerritsen R.* Naive-Bayes and Nearest Neighbour // DBMS. — 1998. — No.7.

7. Fisher R. The Use of Multiple Measurements in Taxonomic Problems // Annals of Eugenics. — 2009. — V. 7.
8. Huysmans J., Baesens B., Vanthienen J., Gestel T. Failure Prediction with Self Organizing Maps // Computer Journal of Expert Systems with Applications. — 2006. — Vol. 30. — No. 4.
9. Kohonen T. Self Organizing Maps (2nd edition). — Springer Verlag, 1997. — 426 p.
10. Mangasarian O. L. Linear and nonlinear separation of patterns by linear programming // Operation Research. — 1965. — V.13.
11. Nath R., Jones T. W. A variable selection criterion in the linear programming approaches to discriminant analysis // Decision Sciences. — 1988. — V. 19.
12. Thomas L., Edelman D., Croock J. Credit scoring and its application. — SIAM Monographs on Mathematical Modeling and Computation, 2001. — 248 p.
13. West D., Dellana S., Qian J. Neural Network Ensemble Strategies for Financial Decision Applications // Computer Journal of Operations Research. — 2005. — Vol. 32. — No. 2.
14. Zadehn L. A. Fuzzy logic, neural network and soft computing // Communications of the ACM. — 1994. — Vol. 37. — No 3.

Стаття надійшла до редакції 03.05.2011 р.

УДК 330:51(075.8)+519.86

В. В. Вітлінський, д-р екон. наук, проф.,
зав. кафедри економіко-математичного
моделювання (ЕММ),

Ю. В. Коляда, докторант кафедри ЕММ,
ДВНЗ «КНЕУ імені Вадима Гетьмана»

А. Я. Махоткіна, співробітник кафедри інформатики
ДВНЗ «КНЕУ імені В. Гетьмана»

КОНЦЕПЦІЯ ТА ІНСТРУМЕНТАРІЙ НЕЛІНІЙНОЇ ЕКОНОМІЧНОЇ ДИНАМІКИ НА ПІДГРУНТІ АДАПТИВНИХ НЕПЕРЕРВНИХ СИНЕРГЕТИЧНИХ МОДЕЛЕЙ

АНОТАЦІЯ. Описано підґрунтя моделювання динаміки нелінійної економіки, у якості інструментарію якого фігурують модифікації однієї відносно простої синергетичної моделі. Розглянуто адаптологія математичних моделей (ММ), приведено окремі результати обчислювального експерименту. Сформульовано концептуальні положення адаптивного синергетичного моделювання.

КЛЮЧОВІ СЛОВА. Моделювання економіки, синергетична модель, нелінійна динаміка, адаптація.