

## Нейро-нечеткое моделирование функционирования рисков банковского механизма при кредитовании организаций

А. Н. Бирюков\*, Л. И. Касимова

*Башкирский государственный университет, Стерлитамакский филиал  
Россия, Республика Башкортостан, 453103, г. Стерлитамак, пр. Ленина, 49*

*\*Email: biryukov\_str@mail.ru*

В данной статье рассмотрены вопросы и представлены результаты исследований по управлению кредитным портфелем банка с применением нейросетевых моделей, которые дают новые возможности снижать риски на стадии банкротства организаций при различной динамике изменения финансово-экономического состояния заемщиков. Сделаны предложения по обобщенному управлению кредитным портфелем банка.

**Ключевые слова:** банк, концепции, кредитоспособность заемщиков, нейросетевая модель, нечеткая модель, кредитный портфель, факторные модели банкротства.

Основными предпосылками возникновения рисков со стороны банков является низкое качество оценки кредитоспособности заемщиков при решении вопроса о выдаче кредита, а также отсутствие достаточно точных и адекватных динамических моделей оценки банком текущего финансово-экономического состояния (ФЭС) заемщиков в процессе обслуживания кредитов.

В процессе мониторинга ФЭС заемщиков при обслуживании банком своего кредитного портфеля важно уловить «точку невозврата», когда уже традиционные способы реструктуризации задолженности не могут спасти заемщика от банкротства, и требуются радикальные инструменты.

### 1. Концепция 1 трехэтапного управления кредитным портфелем банка

С системной точки зрения предлагаемая концепция базируется на известном общесистемном законе уменьшения энтропии объединенной системы  $(S_1, S_2)$ , образуемой комбинированием двух изолированных систем  $S_1$  и  $S_2$ , если системы  $S_1$  и  $S_2$  взаимодействуют рационально. Смысл закона достаточно прозрачен: при рациональном взаимодействии систем  $S_1$  и  $S_2$  в объединенной системе  $(S_1, S_2)$  появляются новые связи, сокращаются степени свободы и, соответственно, уменьшается число допустимых состояний – уменьшается энтропия.

В нашей задаче управления кредитным портфелем под системой  $S_1$  будем понимать нечеткую модель оценки кредитной истории потенциального заемщика кредитной

организации, а под системой  $S_2$  – нейросетевую логистическую итерационную динамическую модель банкротства (НЛИДМ).

**Концепция 1** введения в динамическую модель банкротства (ДМБ) качественной информацией из анализа кредитной истории формируется так: с целью увеличения прогностической силы ДМБ, используемой для мониторинга ФЭС заемщика, предлагается создать объединенную информационно-аналитическую систему  $(S_1, S_2)$  путем получения фаззифицированных нечетких показателей кредитной истории с последующим их агрегированием, дефаззификацией и введением в алгоритм НЛИДМ. При этом дефаззифицированный количественный агрегат  $y^*$  интерпретируется как поведенческий фактор, характеризующий «кредитную дисциплину» заемщика.

Идея реализации информационно-аналитической системы  $S_1$  для концепции 1 заключается в следующем. В системе кредитования большинства банков оценка кредитной истории производится кредитным экспертом по различного рода косвенным количественным и качественным характеристикам, содержащимся в кредитной истории и допускающим широкий спектр толкования. Вследствие этого в оценке чрезмерно большой вес может приобрести субъективное мнение эксперта вплоть до преднамеренной интерпретации информации и принятию ущербных для банка решений.

Эффективное разрешение этой противоречивой ситуации состоит в снижении возможности влияния эксперта на решение вопроса о кредитовании путем формализации поведения заемщика на базе нечеткой модели.

В итоге получаем информационно-аналитическую нечеткую систему  $S_1$  для предлагаемой концепции 1.

Приведем краткое описание наглядного примера из [1]. Пусть кредитная история заемщика содержит количественные показатели  $\{u_k\}, k = \overline{1, n}$ , включаемые во множество носителей  $u \in U$ . Например,  $u_1$  – общее количество просрочек;  $u_2$  – количество дней на просрочке за определенный период;  $u_3$  – отношение количество просроченных платежей к «удачным» и др. Конкретное наполнение элементов  $\{u_k\} \in U$  должно отображать политику банка в аспекте кредитных рисков.

В качестве итоговой оценки кредитной истории принята лингвистическая переменная Заде [Zadeh] [5]  $X$  = «статус кредитной истории», которая в качестве множества значений имеет два терма:  $T_1$  = «приемлемая (несколько просрочек)»;  $T_2$  = «отрицательная (много просрочек)».

Функции принадлежности значений носителя к нечетким термам  $\mu_T(u)$  определяются как нормированные компоненты собственного вектора для матрицы попарных сравнений  $A_{ij}$  метода Саати [3]. Например, для четырех кредитных историй матрица попарных сравнений  $A$  имеет вид таблицы 1:

Таблица 1. Матрица попарных сравнений для показателя  $u_1$

i \ j	3	5	7	8	
	3	1	3	5	6
A = 5	5	1/3	1	3	5
	7	1/5	1/3	1	3
8	1/6	1/5	1/3	1	1

Элементы матрицы A выделены квадратными скобками [...]. Здесь  $i, j = 3; 5; 7; 8$  – число просрочек для кредитных историй с номерами 1.2.3,4 соответственно расположены в порядке возрастания слева направо. Элементы матрицы A – это экспертные оценки (коэффициенты Саати) попарных сравнений. Количество таких матриц попарных сравнений должно быть равно числу фаззифицируемых количественных показателей  $u_k$ . Для таблицы 1 функции принадлежности вычисляются как нормированные компоненты собственных векторов матрицы A:

$$\mu_{T_k}(u) \in [0; 1]; \quad (1)$$

$$\{\mu_{T_1}(u)\} = \frac{\omega_{i1}}{\omega_{max.1}}; i = 1,2,3,4. \quad (2)$$

Если количественных показателей в кредитной истории несколько, то для учета их совместного влияния на нечеткий логистический вывод о статусе кредитной истории после деффазификации всех  $u_k$  необходимо построить базу знаний (систему продукционных правил) вида: ЕСЛИ «набор условий», ТО «вывод».

В методе Мамдани [4] агрегированный нечеткий логистический вывод получается по формуле:

$$\tilde{y} = \text{agg} \left( \sum_{j=1,m} \text{imp}(\mu_{d_j}(\vec{X}), \mu_{d_j}(y)) / y \right) \quad (3)$$

где  $\text{imp}$  – нечеткая операция импликации, обычно реализуемая как операция нахождения минимума (пересечения множеств);  $\text{agg}$  – нечеткая операция агрегирования, обычно реализуемая как операция нахождения максимума (объединение множеств);  $\vec{X}$  – вектор входных переменных в базе знаний;  $d_j$  – нечеткий терм вывода для j-го продукционного правила;  $y_j$  – нечеткая классификация кредитной истории по j-му правилу;  $\mu_{d_j}(y)$  – функция принадлежности значения нечеткого логического вывода терму  $d_j$ .

**2. Концепция 2 обобщения нейросетевого логистического итерационного динамического метода**

В статье предлагается следующий подход к обобщению нейросетевого логистического итерационного динамического метода (НЛИДМ):

Таблица 2. Сводная таблица результатов расчета по известным моделям с использованием программы QFinAnalysis

Методы анализа финансового состояния предприятия	ОАО "Главстрой Девелопмент"	ОАО "Группа Компаний ПИК"	ОАО "Жил-дор-ипотека"	ОАО "Казань-центрстрой"
Двухфакторная модель Альтмана	меньше 50%	меньше 50%	меньше 50%	меньше 50%
Пятифакторная модель Альтмана	несостоятельно	несостоятельно	несостоятельно	несостоятельно
Четырехфакторная модель Лиса	малая	малая	малая	малая
Четырех факторная модель ИГЭА	90–100%	90–100%	90–100%	90–100%
Модель Республики Беларусь	небольшой риск	небольшой риск	небольшой риск	небольшой риск
Модель Савицкой	финансово устойчиво	финансово устойчиво	финансово устойчиво	финансово устойчиво
<b>Модель Альтмана-Сабато</b>	<b>100%</b>	<b>98%</b>	<b>98%</b>	<b>0%</b>
Модель Лина-Пьессе	45%	45%	45%	45%
Модель ДжуХа-Техонга	50%	48%	48%	38%
Модель Грузчинского	1%	1%	1%	1%
Модель Жданова	1%	1%	1%	1%
Модель Зайцевой	высокая	высокая	высокая	высокая
Модель КГТУ	3	3	3	3
Модель Бивера	2	2	2	2
Регламентированная методика Модель Правительства РФ 1994 г.	Б	Б	Б	Б

Продолжение таблицы 2

Методы анализа финансового состояния предприятия	ОАО "Пензастрой"	ОАО "Первый РС Трест"	ОАО "Южно-Уральская Корпорация жилищного строительства и ипотеки"
Двухфакторная модель Альтмана	меньше 50%	меньше 50%	меньше 50%
Пятифакторная модель Альтмана	несостоятельно	несостоятельно	несостоятельно
Четырехфакторная модель Лиса	малая	малая	малая
Четырехфакторная модель ИГЭА	90–100%	90–100%	90–100%
Модель Республики Беларусь	небольшой риск	небольшой риск	небольшой риск
Модель Савицкой	финансово устойчиво	финансово устойчиво	финансово устойчиво
<b>Модель Альтмана-Сабато</b>	0%	98%	97%
Модель Лина-Пьессе	45%	45%	45%
Модель ДжуХа-Техонга	48%	48%	46%
Модель Грузчинского	1%	1%	1%
Модель Жданова	1%	1%	1%
Модель Зайцевой	высокая	высокая	высокая
Модель КГТУ	3	3	3
Модель Бивера	2	2	2
Регламентированная методика Модель Правительства РФ 1994 г.	Б	Б	Б

**Концепция 2** повышения информативности обучающего множества нейросети, и соответственно, обобщения НЛИДМ формируется так: с целью увеличения прогностической силы НЛИДМ предлагается введение в модель априорной информации о промежуточных значениях вероятности риска банкротства  $P \in [0; 1]$ , получаемой на основе байесовского ансамбля статических логистических моделей банкротств В. Ю. Жданова, Олсона [2] и других вида:

$$P_q(\hat{y}(\vec{x})) = 1/[1 + \exp(\hat{y}_q(\vec{x}))], \quad (5)$$

где  $\hat{y}_q(\vec{x})$  – регрессионная зависимость показателя экспоненты от вектора факторов (финансовых коэффициентов)  $\vec{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n)$  для  $q$ -ой модели – априорной гипотезы.

Сравнение нейросетевого логистического итерационного динамического метода (НЛИДМ) банкротств по чувствительности и обнаружению стадий развивающегося процесса банкротства проводилась для 7 строительных предприятий (рис. 1 и табл. 2). Для сравнения использовались 15 известные модели банкротств из групп таблицы 2: линейные модели типа множественного дискриминантного анализа (MDA); современные «продвинутое» logit-модели; экспертные модели; рейтинговые модели; модель по регламентированной методике Правительства РФ.

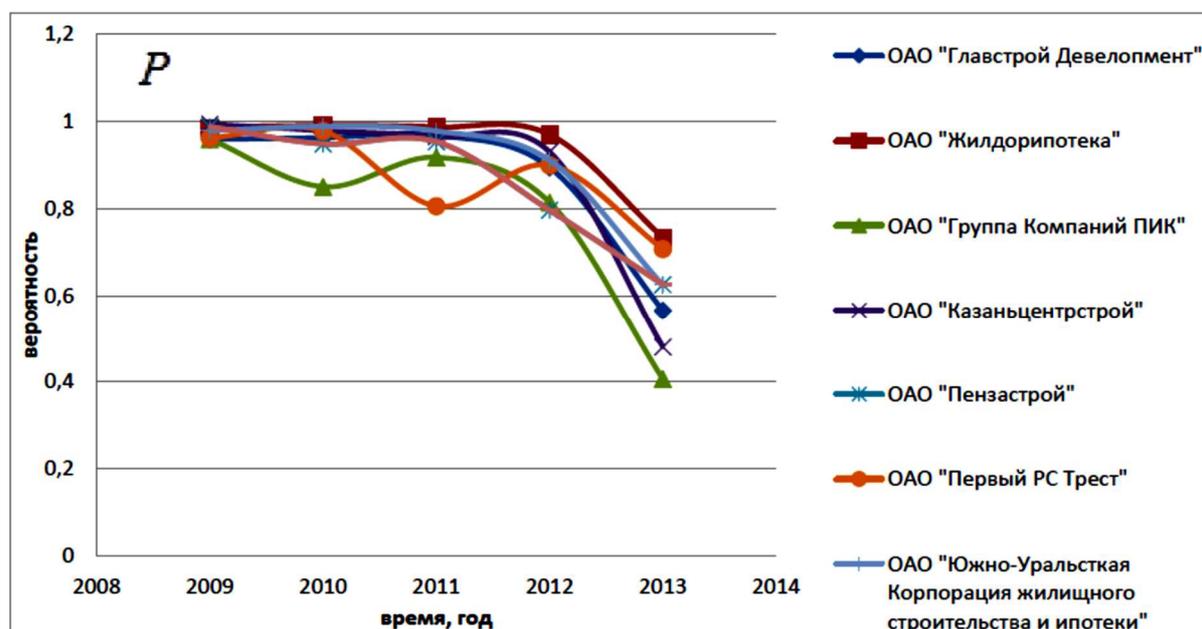


Рис. 1. Динамика риска банкротства 7 строительных предприятий из таблицы 3, рассчитанная НЛИДМ

Все эти модели и методики охвачены программным продуктом QFinAnalysis (версия 1.9) разработанным В. Ю. Ждановым и И. Ю. Ждановым в Московском авиационном университете [2]. Исходными данными служила стандартная бухгалтерская отчетность. Результаты оценок показаны в таблице 2, где вероятность риска банкротства указана в %, либо в виде качественного показателя. В регламентированной методике Правительства РФ буква «Б» означает, что у предприятия присутствуют признаки банкротства [4.6,7].

Анализ результатов расчетов, представленных на рис. 1 и в табл. 2 позволяют сделать следующие выводы:

**Результаты оценок.** Если же зафиксировать строки таблицы 2, то все корпорации оцениваются одинаково в смысле близости к банкротству, т.е. зафиксированная модель их не различает. Исключением является модель *Альтмана – Сабато*, которая выделила два предприятия (ОАО «Казаньцентрстрой» и ОАО «Пензастрой») как далекие от банкротства.

Следовательно, нейросетевой логистический итерационный динамический метод (НЛИДМ) в сравнении с нечетким методом Мамдани расширяет возможности современных экономико-математических инструментариев и, главное, позволяет более эффективно решать прикладные задачи финансового менеджмента, а также строить экстраполяционные модели банкротств с непрерывным временем, получать дифференцированную оценку динамики  $P(t)$ .

### Литература

1. Горбатков С. А., Белолипец И. И., Макеева Е. Ю. Выбор системы экономических показателей для диагностики и прогнозирования банкротств на основе нейросетевого байесовского подхода // Вестник Финансового университета. – 2013. – №4 (76). С. 50–61.
2. Жданов В. Ю. Диагностика риска банкротства предприятия в трехмерном пространстве // Управление экономическими системами. – 2011. – №8. №. гос. регистрации статьи 0421100034/0277 от 31.08.11.-20 с.
3. Бирюков А. Н. Теоретические основы разработки нейросетевых моделей в системе налогового администрирования. – Уфа: Академия наук РБ, Издательство «Гилем», 2011. – 380 с.
4. Горбатков С. А., Полупанов Д. В., Макеева Е. Ю., Бирюков А. Н. Методологические основы разработки нейросетевых моделей экономических объектов в условиях неопределенности: Монография. – М.: Издательский дом «Экономическая газета», 2012. – 494 с.
5. Заде Л. Понятие лингвистической переменной и его применение к принятию приближенных решений: Монография. – М.: Мир, 1976. – 164 с.
6. Горбатков С. А. , Касимова Л. И. , Фарваев И. Р. Оценка чувствительности нейросетевого метода построения динамической модели банкротства к выявлению признаков развивающегося процесса кризиса корпорации // Современные технологии управления. ISSN 2226–9339. – №11 (59). Номер статьи: 5902. Дата публикации: 2015–11–08 . Режим доступа: <http://sovman.ru/article/5902/>
7. Бирюков А. Н. Байесовская регуляризация нейросетевых моделей ранжирования и кластеризации экономических объектов. – Уфа: Академия наук РБ, Издательство «Гилем», 2011. – 292 с.

Статья рекомендована к печати кафедрой экономической теории и анализа Стерлитамакского филиала БашГУ (к.э.н., доцент, Н. Г. Алексеева)

## **Neuro-fuzzy modeling of risk the functioning of the banking mechanism in the lending organizations**

A. N. Biryukov\*, L. I. Kasimova

Bashkir state University, Sterlitamak branch

Russia, Republic Bashkortostan, 453103, Sterlitamak, PR. of Lenina  
,49

*\*Email: biryukov\_str@mail.ru*

This article discusses the issues and presents the results of research on the management of credit portfolio of the Bank with the use of neural network models that provide new opportunities to reduce risks at the stage of bankruptcy of organizations with different change dynamics of financial-economic condition of borrowers. Made proposals for a consolidated management of credit portfolio of the Bank. Conducted testing of the proposed ideas in computational experiments on real data of the construction companies of Russia.

**Keywords:** bank, concepts, credit-worthiness of borrowers, neural network model, fuzzy model, loan portfolio, factor models of bankruptcy.