

ЭКОНОМИКО-МАТЕМАТИЧЕСКИЕ МОДЕЛИ

УДК 336. 004+519.7

А. Н. Бирюков¹*Стерлитамакский филиал
Башкирского государственного университета,
г. Стерлитамак, Россия***Л. И. Касимова²***Башкирский государственный университет,
г. Уфа, Россия*

КОНЦЕПЦИИ СОВЕРШЕНСТВОВАНИЯ НЕЧЕТКИХ И НЕЙРОСЕТЕВЫХ МЕТОДОВ МОДЕЛИРОВАНИЯ БАНКРОТСТВ ПРИ УПРАВЛЕНИИ РИСКАМИ КРЕДИТНЫМ ПОРТФЕЛЕМ БАНКА

Аннотация. Разработка моделей банкротств прежде всего актуальна с точки зрения корпоративного управления в реальном и финансово-банковском секторе. Для достижения эффективности корпоративного управления должно быть создано соответствующее информационно-аналитическое обеспечение, т. е. система мониторинга риска банкротства организаций в условиях использования интеллектуальных информационных технологий. Указанный мониторинг – это один из важных инструментов обеспечения экономической безопасности деятельности организаций. Действительно, организации должны постоянно следить за своим финансовым положением и анализировать финансовую устойчивость, поскольку важнейшими свойствами экономико-политической среды в настоящее время является неопределенность и нестабильность. Под неопределенностью понимается рыночные условия, на которые одновременно оказывает воздействие неизмеримое число факторов различной природы и направленности. Нестабильность внешней среды проявляется через неопределенность направлений ее изменений и их высокую частоту. 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. Повышение эффективности управления кредитным портфелем банка основано на нейросетевом логистическом итерационном динамическом методе. Уделено большое внимание сравнению разработанной динамической модели со многими известными количественными зарубежными и отечественными статическими моделями, экспертными и рейтинговыми моделями и регламентированной методикой Правительства Российской Федерации. Сделаны предложения по обобщенному управлению кредитным портфелем банка. Сделано обобщение предложенного нейросетевого логистического итерационного динамического метода в аспекте увеличения его прогностической силы в условиях неполноты данных о промежуточных значениях вероятности банкротства организации-заемщика. Проведена апробация предложенных идей в вычислительных экспериментах на реальных данных строительных организаций России. Выводы, полученные в ходе исследования, показывают, что нейросетевой логистический итерационный динамический метод позволяет строить экстраполяционные модели банкротств организаций при управлении кредитным портфелем банка.

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

Актуальность темы исследования

В условиях развивающегося кризиса экономики в 2014–2015 гг., связанного с геополитической обстановкой, возросли кредитные риски банков. 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. Поэтому вопрос об управлении реструктуризацией кредитной задолженности предприятий весьма актуален. Подчеркнем, что в эффективности реструктуризации кредитной задолженности заинтересованы обе стороны кредитной сделки: банк и предприятие-заемщик, если конечно, исключить из рассмотрения случаи ложных (преднамеренных) банкротств.

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, например выпуск корпоративных облигаций, рекредитование корпорации [2], использование различных моделей государственного – частного партнерства на основе инвестиционного налогового кредита [3, 13].

¹ Бирюков Александр Николаевич – доктор экономических наук, доцент, профессор кафедры экономической теории и анализа Стерлитамакского филиала Башкирского государственного университета, г. Стерлитамак, Россия, (453103, Республика Башкортостан, г. Стерлитамак, пр. Ленина, 49); e-mail: biryukov_str@mail.ru.

² Касимова Лиана Ириковна – аспирант кафедры макроэкономического развития и государственного управления Башкирского государственного университета, г. Уфа, Россия, (450076, Республика Башкортостан, г. Уфа, ул. Заки Валиди, 32); e-mail: liankakasimva@ya.ru.

Для поддержки принимаемых решений по управлению кредитным портфелем банка требуется создание следующих адекватных математических моделей, обладающих высокой прогностической силой в сложных условиях моделирования:

1. На этапе входного контроля (оценки кредитных историй заемщиков), когда обычно отсутствуют достаточно полные данные о количественных финансово-экономических показателях для физических лиц и предприятий малого бизнеса, эффективно применение нечетких математических моделей [4].

2. На этапе текущего мониторинга по обслуживанию кредитного портфеля банка и отслеживанию приближения «точки невозврата» требуется разработка динамической нейросетевой прогнозной модели с непрерывным временем в условиях неполных данных, когда в некоторых временных срезах для корпораций отсутствуют метки «банкрот – не банкрот» [1].

3. На этапе после «точки невозврата», когда наступление банкротства неизбежно, для поддержки принятия решений по реструктуризации задолженности могут использоваться нечеткие модели Мамдани [4].

4. На стадии 2 для увеличения прогностической силы динамической модели банкротства целесообразно введение в нее агрегированного количественного показателя, характеризующего «дисциплину» заемщика в аспекте регулярности погашения кредита. Такая модель до настоящего времени не разработана.

К сожалению, методы и модели по пунктам 1, 3 и 4 практически мало исследованы применительно к задачам прогноза банкротств, поскольку до конца не решены вопросы выбора достаточно полной системы факторов для оценки кредитных историй потенциальных заемщиков, построения функций принадлежности при фаззификации количественных показате-

телей и их последующем агрегировании, оценки адекватности получаемых нечетких и нейросетевых моделей. Что касается предложенного нейросетевого логистического итерационного динамического метода (НЛИДМ) экстраполяции вероятности риска банкротства [1], то в предварительных экспериментах этот метод показывает хорошую прогностическую силу (87,6 % правильной идентификации банкротств) и быструю сходимость итераций по восстановлению неполных данных во временных срезах.

В данной статье анализируются недостатки широко известных отечественных и зарубежных моделей банкротств и предлагается ряд идей по совершенствованию и обобщению методов, перечисленных выше в пунктах 1–4.

Степень изученности и проработанности проблемы

На конкретном примере данных 136 организаций строительной отрасли России (Международная база данных «Bevera Van Dijk») проведен анализ широко известных отечественных и зарубежных моделей банкротств в аспекте их адекватности и чувствительности, т. е. способности дифференцировать характер динамических зависимостей вероятности риска банкротства для различных корпораций [5].

Финансово-правовые инструментари управления реструктуризацией кредитной задолженности тесно связаны с анализом соответствующих стадий развивающегося процесса кризиса в организации. В различных источниках эти стадии выделяются по-разному.

Представляется достаточно удобной подробная классификация стадий с приближенной оценкой вероятности риска банкротства P на каждой стадии и соответствующие им вероятности риска банкротства [6] (табл. 1).

В табл. 1 этапы кризиса можно условно разбить на три периода: предкризисный, острого кризиса, хронического кризиса. Предкризисный период включает этапы 1–3 и характеризуется отсутствием в организации четкой системы стратегического управления (управленческий кризис). Банк, анализируя отчетность заемщика, может выявить падение объемов производства и сбыта и уже на данном этапе начать вести переговоры с заемщиком на предмет санации его финансового состояния.

Период острого кризиса (финансовый кризис) начинается с кризиса ликвидности (этап 4). Кредитным инспекторам необходимо обращать внимание на увеличение задолженности организации перед всеми кредиторами и ухудшение показателей ликвидности. Неплатежеспособность организации может быть временной и вызванной недостатком денежных средств, например вследствие сезонного характера производства или неполной реализации дебиторской задолженности. Хроническая задолженность может быть вызвана недостатком имущества в своих активах. Особое внимание банк должен обращать на хроническую неплатежеспособность, которая может привести к убыткам банка.

В периоде острого непреодолимого кризиса (этапы 4 и 5) организация уже не имеет ликвидных собственных внутренних ресурсов, и, для того чтобы восстановить платежеспособность, ему необходимы внешние источники финансирования. В этом случае, когда банк установил проблемы заемщика на данном этапе, решение вопросов на уровне реструктуризации задолженности не будет действенным, и банк не может вернуть свой актив без убытка. Одним из путей решения вопроса может быть рефинансирование задолженности, однако такой шаг вызовет рост объема рискованных активов, а значит, снижение достаточности собственного капитала.

За этапом хронической неплатежеспособности организация переходит в заключительный период экономико-правового кризиса (этапы 6 и 7). В этом периоде организация характеризуется несостоятельностью (абсолютной неплатежеспособностью), которая является критической (бифуркационной) точкой развития, после которой она преодолевает либо кризисный процесс и продолжает развиваться, либо переходит на 6 и 7 этапы банкротства с запуском процедур экономико-правового регулирования несостоятельности.

Из приведенного краткого анализа видно, что при управлении кредитным портфелем для банка очень важно в любой текущий момент времени t знать объективную и достоверную информацию об этапах развивающегося банкротства заемщика, и в частности динамическую кривую вероятности риска банкротства $P(t)$. Для этого и предназначена динамическая модель банкротства с непрерывным временем t , разработанная в [1].

Предлагаемые методы и подходы и их оригинальность

1. Концепция 1 трехэтапного управления кредитным портфелем банка

Согласно предлагаемой концепции 1, первый этап – это анализ кредитной истории потенциального заемщика; второй этап – это мониторинг финансово-экономического состояния (ФЭС) заемщика в процессе обслуживания банком своего кредитного портфеля; третий этап – это принятие решения по реструктуризации кредитной задолженности.

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. Использование этого закона в нейросетевом моделировании сложных экономических систем подробно описано [7]. Смысл закона доста-

Таблица 1

Этапы кризиса

| Тип кризиса | Интервалы изменения вероятности банкротства предприятия | Лингвистическая характеристика риска банкротства |
|---------------------------|---|--|
| Кризис управления | $0 \leq P < 0,15$ | Очень низкий риск банкротства |
| Кризис управления | $0,15 \leq P < 0,3$ | Низкий риск банкротства |
| Кризис управления | $0,3 \leq P < 0,45$ | Средний риск банкротства |
| Финансовый кризис | $0,45 \leq P < 0,6$ | Средний риск банкротства |
| Финансовый кризис | $0,6 \leq P < 0,8$ | Высокий риск банкротства |
| Финансовый кризис | $0,8 \leq P < 1$ | Очень высокий риск банкротства |
| Финансово-правовой кризис | $0,8 \leq P < 1$ | Очень высокий риск банкротства |

точно 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 [14] кредитной истории потенциального заемщика кредитной организации, а под системой S_2 – нейросетевую логистическую итерационную динамическую модель банкротства (НЛИДМ) из [1].

Вначале сформулируем предлагаемую концепцию, а затем дадим к ней подробные комментарии.

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 фазифицированных нечетких показателей кредитной истории с последующим их агрегированием, дефазификацией и введением в алгоритм НЛИДМ. При этом дефазифицированный 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. С одной стороны, такой экспертный способ оценки позволяет привлечь ценный опыт и профессиональную интуицию бан-

ковских специалистов системы кредитования, что повышает качество оценки. Но с другой стороны, этот способ может приводить к внесению в принимаемые решения по выдаче кредитов субъективных соображений, не имеющих достаточных оснований. Вследствие этого в оценке чрезмерно большой вес может приобрести субъективное мнение эксперта вплоть до преднамеренной интерпретации информации и принятию ущербных для банка решений.

Особенно сложным является описание характеристик кредитной истории заемщика. Задание жестких (четких) ограничений на значения ее составляющих может привести к потере потенциальных заемщиков и уменьшению прибыли банка. Наоборот, излишнее расширение допустимых границ характеристик сопровождается ухудшением качества кредитного портфеля (растут ошибки второго рода при принятии решения о выдаче кредита).

Эффективное разрешение этой противоречивой ситуации состоит в снижении возможности влияния эксперта на решение вопроса о кредитовании путем формализации поведения заемщика на базе нечеткой модели [9].

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

Приведем краткое описание наглядного примера [9]: 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] [10] X = «статус кредитной истории», которая в качестве множества значений имеет два термина: T_1 = «приемлемая (несколько просрочек)»; T_2 = «отрицательная (много просрочек)».

Функции принадлежности значений носителя к нечетким терминам $\mu_{T_i}(u)$ в [4] определяются как нормированные компоненты собственного вектора для матрицы попарных сравнений A_{ij} метода Саати [7]. Например, для четырех кредитных историй матрица попарных сравнений A имеет вид табл. 2.

Элементы матрицы A выделены квадратными скобками. Здесь $i, j = 3; 5; 7; 8$ – число просрочек для кредитных историй с номерами 1–4 соответственно расположены в порядке возрастания слева направо. Элементы матрицы A – это экспертные оценки (коэффициенты Саати) попарных сравнений. Например, цифра 6 в клетке (1;4) означает, что количество просрочек $u_1 = 3$ в шесть раз предпочтительнее количества просрочек $u_4 = 8$. Количество таких матриц попарных сравнений должно быть равно числу фазифицируемых количественных показателей u_k . Для табл. 2 функции принадлежности вычисляются как нормированные компоненты собственных векторов матрицы A :

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

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

Для таблицы 2 в [9] получены значения функции принадлежности каждой i -й кредитной истории к нечеткому терму T_1 = «несколько просроченных платежей»:

$$\mu_{T_1} = 1; 0,06; 0,217; 0,106.$$

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:

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

где imp – нечеткая операция импликации, обычно реализуемая как операция нахождения минимума (пересечения множеств); agg – нечеткая операция агрегирования, обычно реализуемая как операция нахождения максимума (объединение множеств); \tilde{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; μ_{d_j} – функция принадлежности значения нечеткого логического вывода терму d_j .

Приведем конечный результат для рассматриваемого примера. Четкое агрегиро-

Таблица 2

Матрица попарных сравнений для показателя u_1

| $i \backslash j$ | 3 | 5 | 7 | 8 |
|------------------|-----|-----|-----|---|
| 3 | 1 | 3 | 5 | 6 |
| $A = 5$ | 1/3 | 1 | 3 | 5 |
| 7 | 1/5 | 1/3 | 1 | 3 |
| 8 | 1/6 | 1/5 | 1/3 | 1 |

ванное значение выхода y^* , соответствующее вектору входа \vec{x} , определяется в результате дефаззификации нечеткого множества \tilde{y} . В [9] использован метод центра тяжести:

$$y_i^* = \frac{\sum_{j=1,m} d_j \mu_{d_j}(\vec{x})}{\left| \sum_{j=1,m} \mu_{d_j}(\vec{x}) \right|} = 0,392. \quad (4)$$

Значения $\{y_i^*\}$, $i = 1, 2, \dots, l$ – вычисляются для каждой кредитной истории и согласно предлагаемой концепции 1 вводятся в качестве дополнительного («поведенческого») фактора в нейросетевую модель (НСМ) [15] для НЛИДМ диагностики прогнозирования (экстраполяции) риска банкротства.

Замечание. Введение в нейросетевую модель (НСМ) «поведенческого» фактора заемщика, характеризующая его склонность к просрочкам в процессе погашения кредита, реализует связь первого и второго этапов управления кредитным портфелем банка.

2. Концепция 2 обобщения нейросетевого логистического итерационного динамического метода

Как показали вычислительные эксперименты на реальных данных [1], прогностическая сила динамической модели банкротств, получаемой по НЛИДМ, оценивается в примерно 87,6 % правильно идентифицируемых заемщиков. Дальнейшее увеличение точности НЛИДМ наталкивается на принципиально неустранимую неполноту исходных данных в обучающем множестве нейросети, которая состоит в задании дискретных меток: « $P = 1$ (банкрот)», « $P = 0$ (не банкрот)». Последнее обусловлено юридическими аспектами признания заемщика банкротом. Динамическая модель банкротства, получаемая с помощью НЛИДМ, приобрела бы значительно более высокое качество, если бы в обучающем множестве появились промежуточные значения вероятности P между 0 и 1.

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

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, Ольсона [6] и других вида:

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

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 -й модели – априорной гипотезы.

В наших исследованиях применялись 16 коэффициентов из четырех групп [8]: группа 1 – «рентабельность»; группа 2 – «ликвидность и платежеспособность»; группа 3 – «деловая активность»; группа 4 – «финансовая устойчивость».

Модели – априорные гипотезы $\{h_q\}$, $q = \overline{1, Q}$ в байесовском ансамбле отличаются коэффициентами регрессии и составом факторов:

$$\hat{y}(\vec{x}) = b_0 + b_1 x_1 + \dots + b_j x_j + \dots + b_n x_n. \quad (6)$$

Для повышения достоверности оценок в (5) они усреднялись на отфильтрованном байесовском ансамбле [12]:

$$\bar{P} = \left[\sum_{q=1}^Q P_q(\hat{y}(\vec{x})) \right] / Q^*, \quad (7)$$

где Q^* – число моделей на отфильтрованном ансамбле.

Анализ полученных результатов

1. Способы реструктуризации кредитной задолженности

Выбор способов реструктуризации задолженности в основном зависит от двух факторов:

- от этапа развивающегося банкротства (этапы 1–7 в табл. 1);
- от кредитной политики банка.

В данной статье нет возможности подробного анализа способов реструктуризации. Поэтому просто перечислим их, отметив, что для многокритериального выбора конкретного способа из многих альтернатив можно использовать метод попарных экспертных оценок, т. е. метод анализа иерархий (МАИ, иногда МетАНИе), разработанный Т. Саати [7].

Способы реструктуризации: 1) изменение сроков погашения долга; 2) изменение размера платежа; 3) изменение обязательства с прекращением первоначального обя-

зательства; 4) выдача стабилизационного кредита; 5) снижение процентной ставки; 6) увеличение сроков кредита; 7) приостановка начисления процентов; 8) перекредитование и др. [3].

2. Оценка чувствительности к вариации факторов и верификация нейросетевой логистической динамической модели банкротств

Сравнение нейросетевого логистического итерационного динамического метода банкротств по чувствительности и обнаружению стадий развивающегося процесса банкротства проводилась для восьми строительных предприятий (рис. 1 и табл. 2). Для сравнения использовались 22 известные модели банкротств из групп табл. 2: линейные модели типа множественного дискриминантного анализа (MDA); современные «продвинутые» logit-модели; экспертные модели; рейтинговые модели; модель по ре-

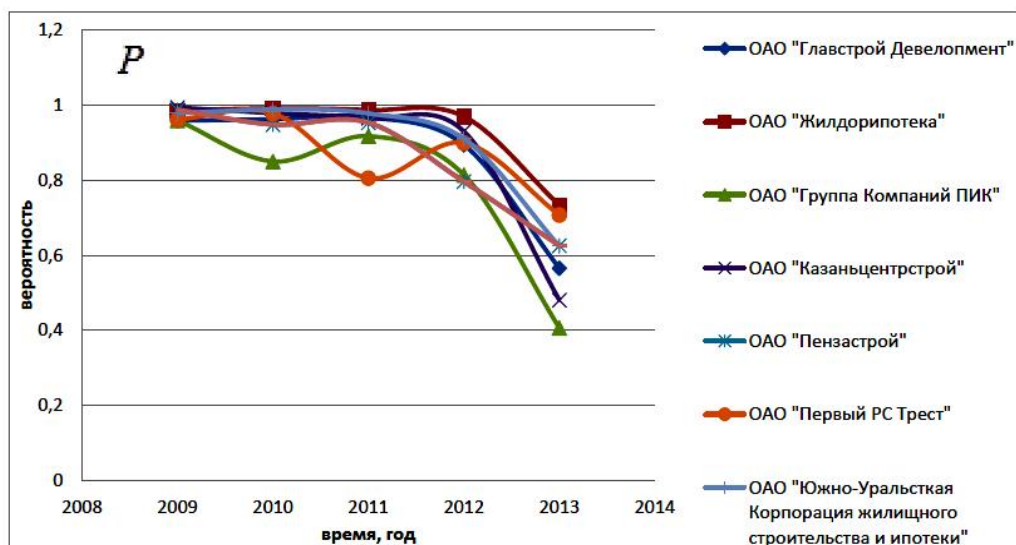


Рис. 1. Динамика риска банкротства восьми строительных предприятий из таблицы 3, рассчитанная НЛИДМ

гламентированной методике Правительства РФ.

Все эти модели и методики охвачены программным продуктом QFinAnalysis (версия 1.9), разработанным В.Ю. Ждановым и И.Ю. Ждановым в Московском авиационном университете [6]. Исходными данными служила стандартная бухгалтерская отчетность. Результаты оценок показаны в табл. 3, где вероятность риска банкротства указана в процентах либо в виде качествен-

ного показателя. В регламентированной методике Правительства РФ буква «Б» означает, что у предприятия присутствуют признаки банкротства [8, 11, 12].

Анализ результатов расчетов, представленных на рис. 1 и в табл. 3 позволяют сделать следующие выводы (табл. 3).

Результаты оценок. Если зафиксировать корпорации, т. е. колонки таблицы 3, то все методы и регламентированная методика Правительства РФ 1994 г. дают существен-

Таблица 3

Сводная таблица результатов расчета по известным моделям с использованием программы QFinAnalysis

| Методы анализа финансового состояния предприятия | ОАО «Главстрой Девелопмент» | ОАО «Группа Компаний ПИК» | ОАО «Жилдор-Ипотека» | ОАО «Казань-Центрстрой» |
|--|-----------------------------|---------------------------|----------------------|-------------------------|
| 1 | 2 | 3 | 4 | 5 |
| Двухфакторная модель Альтмана | меньше 50 % | меньше 50 % | меньше 50 % | меньше 50 % |
| Двухфакторная модель Федотовой | очень высокая | очень высокая | очень высокая | очень высокая |
| Пятифакторная модель Альтмана | несостоятельно | несостоятельно | несостоятельно | несостоятельно |
| Пятифакторная модель Альтмана модифицированная | несостоятельно | несостоятельно | несостоятельно | несостоятельно |
| Четырехфакторная модель Таффлера | не определено | не определено | не определено | не определено |
| Четырехфакторная модель Лиса | малая | малая | малая | малая |
| Четырехфакторная модель Лиса скорректированная | малая | малая | малая | малая |
| Четырехфакторная модель Спрингейта | низкая | низкая | низкая | низкая |
| Четырехфакторная модель ИГЭА | 90–100 % | 90–100 % | 90–100 % | 90–100 % |
| Модель Сайфуллина – Кадькова | низкая | низкая | низкая | низкая |
| Модель Пареной – Долголаева | средняя | средняя | средняя | средняя |

Бирюков А. Н., Касимова Л. И.

Продолжение табл. 3

| 1 | 2 | 3 | 4 | 5 |
|--|---------------------|---------------------|---------------------|---------------------|
| Модель Республики Беларусь | небольшой риск | небольшой риск | небольшой риск | небольшой риск |
| Модель Савицкой | финансово устойчиво | финансово устойчиво | финансово устойчиво | финансово устойчиво |
| Модель Альтмана – Сабато | 100 % | 98 % | 98 % | 0 % |
| 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 | Б | Б | Б | Б |
| Модель Правительства РФ 1994 г. | | | | |
| Двухфакторная модель Альтмана | меньше 50 % | меньше 50 % | меньше 50 % | меньше 50 % |
| Двухфакторная модель Федотовой | очень высокая | очень высокая | очень высокая | очень высокая |
| Пятифакторная модель Альтмана | несостоятельно | несостоятельно | несостоятельно | несостоятельно |
| Пятифакторная модель Альтмана модифицированная | несостоятельно | несостоятельно | несостоятельно | несостоятельно |
| Четырехфакторная модель Таффлера | не определено | не определено | не определено | не определено |
| Четырехфакторная модель Лиса | малая | малая | малая | малая |
| Четырехфакторная модель Лиса скорректированная | малая | малая | малая | малая |
| Четырехфакторная модель Спрингейта | низкая | низкая | низкая | низкая |
| Четырехфакторная модель ИГЭА | 90–100 % | 90–100 % | 90–100 % | 90–100 % |
| Модель Сайфулина – Кадыкова | низкая | низкая | низкая | низкая |

Окончание табл. 3

| 1 | 2 | 3 | 4 | 5 |
|---------------------------------|---------------------|---------------------|---------------------|---------------------|
| Модель Пареной – Долголаева | средняя | средняя | средняя | средняя |
| Модель Республики Беларусь | небольшой риск | небольшой риск | небольшой риск | небольшой риск |
| Модель Савицкой | финансово устойчиво | финансово устойчиво | финансово устойчиво | финансово устойчиво |
| Модель Альтмана – Сабата | 0 % | 98 % | 0 % | 97 % |
| Модель Лина – Пьессе | 45 % | 45 % | 45 % | 45 % |
| Модель ДжуХа – Техонга | 48 % | 48 % | 8 % | 46 % |
| 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 | Б | Б | Б | Б |
| Модель Правительства РФ 1994 г. | | | | |

но разноречивые результаты, которые не позволяют разработать эффективные практические рекомендации по реструктуризации кредиторской задолженности.

Если же зафиксировать строки табл. 3, то все корпорации оцениваются одинаково в смысле близости к банкротству, т. е. зафиксированная модель их не различает. Исключением является модель Альтмана – Сабата, которая выделила два предприятия (ОАО «Казаньцентрстрой» и ОАО «Пензастрой») как далекие от банкротства.

Таким образом, 21 модель из 22 не обладают достаточной чувствительностью к признакам и стадиям развивающегося процесса кризиса на предприятиях. С другой стороны, оригинальный НЛИДМ из [8], как было показано выше на рис. 1, обладает требуемой чувствительностью в динамике, т. е. дифференцирует предприятия по стадиям банкротства, наблюдаемым в данный

момент времени t , и, главное, метод позволяет сделать прогноз для заданного временного горизонта ($t = t_{np}$). Так для корпорации ОАО «Группа компаний ПИК» антикризисные меры в течение 2009–2013 гг. позволили снизить риск банкротства с 0,95 до 0,4. В то же время корпорация ОАО «Жилдори-потека» к 2013 г. имела довольно высокий риск банкротства ($P = 0,75$).

Основные выводы

1. Для оригинального нейросетевого логистического итерационного динамического метода построения модели оценки риска банкротства с учетом непрерывного времени t , который восстанавливает неполные данные во временных «срезах», проведена всесторонняя верификация чувствительности метода к выявлению признаков и стадий развивающегося кризиса корпораций.

2. Путем сравнения с оценками по 22 известным методам, включая современные «продвинутые» логистические методы, показано, что НЛИДМ обладает достаточной контрастностью, т. е. способен дифференцировать характер динамических зависимостей $P(\vec{x}(t), t)$ вероятности риска банкротства. Для различных корпораций это позволяет кредитору отслеживать динамику $P(\vec{x}(t), t)$ при обслуживании кредитного портфеля и своевременно начать процедуры реструктуризации задолженности. Упомянутые 21 метод и методики, которые в основном охватывают современный арсенал моделей риска банкротства, таким свойством контрастности оценок не обладает.

Следовательно, НЛИДМ расширяет возможности современных экономико-математических инструментариев и, главное, позволяет более эффективно решать прикладные задачи финансового менеджмента.

3. На широком круге известных моделей банкротств проведен анализ их

чувствительности, т. е. способности дифференцировать характер динамических зависимостей риска банкротства для различных организаций. Показано, что из 22 моделей, в основном охватывающих современный инструментарий моделирования банкротств, способностью к дифференцированной оценке вероятности банкротства обладают только модель (Альтмана – Сабато).

4. Нейросетевой логистический итерационный динамический метод [1] позволяет строить экстраполяционные модели банкротств с непрерывным временем, получить дифференцированную оценку динамики $P(t)$. Метод имеет прогностическую силу порядка 87 % верной идентификации корпораций.

5. Предложены две концепции повышения эффективности управления кредитным портфелем банка, основанные на нейросетевом логистическом итерационном динамическом методе и нечетком методе Мамдани.

Список использованных источников

1. Полупанов Д.В., Горбатков С.А., Саетова Г.Д., Касимова Л.И. Исследование скорости сходимости итерационного нейросетевого метода оценки риска банкротства // Математические методы и модели в исследовании финансовых рынков : сборник материалов Всероссийской молодежной научно-практической конференции (27–28 апреля 2015 г., г. Уфа) : в 3-х частях. Ч. II. Уфа: Аэтерна, 2015. С. 142–146.
2. Доронина Н.И., Федорова А.Ю. Реструктуризация как наиболее эффективный способ оптимизации кредиторской задолженности предприятия // Известия Юго-Западного государственного университета. 2014. № 1. С. 217–222.
3. Парфенова Л.Б., Пугачев А.А. Банковский маркетинг моделей государственно-частного партнерства на основе инвестиционного налогового кредита // Маркетинг в сфере финансовых и страховых услуг. 2012. № 2 (02). [Электронный ресурс]. URL: <http://elib.fa.ru>.
4. Борисов В.В., Круглов В.В., Федурлов А.С. Нечеткие модели и сети: монография. М.: Горячая линия – Телеком, 2007. 284 с.
5. Горбатков С.А., Белолицев 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.
6. Жданов В.Ю. Диагностика риска банкротства предприятия в трехмерном пространстве // Управление экономическими системами: электронный научный журнал. 2011. № 8.
 7. Бирюков А.Н. Теоретические основы разработки нейросетевых моделей в системе налогового администрирования. Уфа: Академия наук РБ, Издательство «Гилем», 2011. 380 с.
 8. 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.
 9. Кузнецов Л.А., Перевозчиков А.В. Оценка кредитной истории физических лиц на основе нечетких моделей // Управление большими системами : сборник трудов. 2008. Вып. 21. С. 84–106.
 10. Заде Л. Понятие лингвистической переменной и его применение к принятию приближенных решений : монография. М.: Мир, 1976. 164 с.
 11. 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. 2015. № 11 (59). С. 7–17 [Электронный ресурс]. URL : <http://sovman.ru/article/5902/>.
 12. Бирюков А.Н. Байесовская регуляризация нейросетевых моделей ранжирования и кластеризации экономических объектов. Уфа: Академия наук РБ, Издательство «Гилем», 2011. 292 с.
 13. Miroliubova T., Biryukov A. Spatial Differentiation and Market Potential of the Regions: the Case of Russia // Asian Social Science. 2015. Vol. 11, No. 9. P. 96–117.
 14. Holvoet T., Valckenaers P. Exploiting the Environment for Coordinating Agent Intentions // Environments for Multi-Agent Systems III. Lecture Notes in Artificial Intelligence. Springer: Berlin et al., 2007. Vol. 4389. P. 51–66.
 15. Xianjun Ni. Research of Data Mining Based on Neural Networks // World Academy of Science, Engineering and Technology. 2008. Vol. 39. P. 381–384.

Biryukov A.N.*Sterlitamak Branch of Bashkir State University,
Sterlitamak, Russia***Kasimova L.I.***Bashkir State University,
Ufa, Russia*

CONCEPTS OF IMPROVEMENT OF INDISTINCT AND NEURAL NETWORK METHODS OF MODELLING OF BANKRUPTCIES AT RISK MANAGEMENT BY THE LOAN PORTFOLIO OF BANK

Abstract. Modelling of failures is highly relevant from the point of view of corporate management in the real and financial-banking sector. To achieve effective corporate governance appropriate information and analytical support should be created, i.e. a system of monitoring the risk of bankruptcy of organizations in terms of the use of intellectual information technology. The specified monitoring is an important tool of ensuring the economic security of activity of the organizations. Indeed, organizations must constantly monitor their financial situation and analyze their financial stability because uncertainty and instability are the crucial properties of the economic and political environment today. Uncertainty is market conditions which are simultaneously affected by an immeasurable number of factors of different nature and orientation. Instability of the external environment is manifested through the uncertainty of the directions of change and their high frequency. This article discusses the issues and presents the results of research on the management of credit portfolio of a bank with the use of neural network models that provide new opportunities for reducing risks at the stage of bankruptcy of organizations with different change dynamics of the financial-economic condition of borrowers. Improving the efficiency of management of the bank's credit portfolio based on the neural network logistic iterative dynamic method and the Mamdani fuzzy method. Much attention is paid to comparison of dynamic models with many famous foreign and domestic quantitative static models and expert rating models and methodology regulated by the government of the Russian Federation. Proposals are made for the consolidated management of credit portfolio of the bank. The proposed neural network logistic iterative dynamic method is summarized in terms of increasing its predictive power under the conditions of insufficient information about the intermediate values of probability of the bankruptcy of the borrower. The proposed ideas are tested in computational experiments on the real data from construction companies of Russia. The findings of the study show that the neural network iterative dynamic method allows us to build extrapolation models of failures of organizations in managing the credit portfolio of the Bank.

Key words: bank; solvency of borrowers; neural network model; fuzzy model; loan portfolio; factor models of bankruptcy of the concept.

References

1. Polupanov, D.V., Gorbatkov, S.A., Saetova, G.D., Kasimova, L.I. (2015). Issledovanie skorosti skhodimosti iteratsionnogo neirosетеvogo metoda otsenki riska bankrotstva [A study of the rate of convergence of the iterative neural network method for assessment of bankruptcy risk]. *Matematicheskie metody i modeli v issledovanii finansovykh rynkov : sbornik materialov Vserossiiskoi molodezhnoi nauchno-prakticheskoi konferentsii [Proceedings of the All-Russia Youth Scientific Conference "Mathematical methods and models in the study of financial markets"]*, Part II, 142–146.
2. Dorozhkina, N.I., Fedorova, A.Iu. (2014). Restrukturizatsiia kak naibolee effektivnyi sposob optimizatsii kreditorskoii zadolzhennosti predpriiatiia (Restructuring as the most effective way to optimize accountas payable). *Izvestiia Iugo-Zapadnogo gosudarstvennogo universiteta (Proceedings of the Southwest State University. Series Economics. Sociology. Management)*, No 1, 217–222.
3. Parfenova, L.B., Pugachev, A.A. (2012). Bankovskii marketing modelei gosudarstvenno-chastnogo partnerstva na osnove investitsionnogo nalogovogo kredita [Bank marketing of public-private partnership models on the basis of investment tax credit]. *Marketing v sfere finansovykh i strakhovykh uslug [Marketing in finance and insurance]*, No 2 (02). Available at: <http://elib.fa.ru>.
4. Borisov, V.V., Kruglov, V.V., Fedulov, A.S. (2007). *Nechetkie modeli i seti [Fuzzy models and networks]*. Moscow, Goriachaia liniia – Telekom.
5. Gorbatkov S.A., Beloliptsev I.I., Makeeva E.Iu. (2013). Vybór sistemy ekonomicheskikh pokazatelei dlia diagnostiki i prognozirovaniia bankrotstv na osnove neirosетеvogo baiesovskogo podkhoda (Selection of the system of economic indicators for diagnostics and prediction of bankruptcies based on neural network Bayesian approach). *Vestnik Finansovogo universiteta (Bulletin of the Financial University)*, No 4 (76), 50–61.
6. Zhdanov, V.Iu. (2011). Diagnostika riska bankrotstva predpriiatiia v trekhmernom prostranstve [Diagnostics of bankruptcy risk in companies in 3D space]. *Upravlenie ekonomicheskimi sistemami (Management of economic systems)*, No 8.
7. Biriukov, A.N. (2011). *Teoreticheskie osnovy razrabotki neirosетеvykh modelei v sisteme nalogovogo administrirovaniia [Theoretical foundations of the development of neural network models in the system of tax administration]*. Ufa, Bashkortostan Academy of Sciences, Gilem Pubising House.
8. Gorbatkov, S.A., Polupanov, D.V., Makeeva, E.Iu., Biriukov, A.N. (2012). *Metodologicheskie osnovy razrabotki neirosетеvykh modelei ekonomicheskikh ob"ektov v usloviakh neopredelennosti [Methodological foundations for developing neural network models of economic entities in the face of uncertainty]*. Moscow, Ekonomicheskaiа gazeta.
9. Kuznetsov, L.A., Perevozchikov, A.V. (2008). Otsenka kreditnoi istorii fizicheskikh lits na osnove nechetkikh

- modelei [Assessment of the credit history of an individual on the basis of fuzzy models]. *Upravlenie bol'shimi sistemami [Managing large systems]*, Issue 21, 84–106.
10. Zadeh, L.A. (1975). The concept of a linguistic variable and its application to approximate reasoning. *Information Sciences*, No 8, 9.
 11. Gorbatkov, S.A., Kasimova, L.I., Farvaev, I.R. (2015). Otsenka chuvstvitel'nosti neirosetevogo metoda postroeniia dinamicheskoi modeli bankrotstva k vyivleniiu priznakov razvivaiushchegosia protsessa krizisa korporatsii (Evaluation of the sensitivity of neural network method for constructing the dynamic model of bankruptcy to identify signs of a developing process of the crisis of the Corporation). *Sovremennye tekhnologii upravleniia (Modern Management Technology)*, No 11 (59), 7–17. Available at: <http://sovman.ru/article/5902/>.
 12. Biriukov, A.N. (2011). *Baiesovskaia regularizatsiia neirosetevykh modelei ranzhirovaniia i klasterizatsii ekonomicheskikh ob'ektov [Bayesian regularization of neural network models of ranking and clustering economic entities]*. Ufa, Bashkortostan Academy of Sciences, Gilem Pubising House.
 13. Miroljubova, T., Biryukov, A. (2015). Spatial Differentiation and Market Potential of the Regions: the Case of Russia. *Asian Social Science*, Vol. 11, No. 9, 96–117.
 14. Holvoet, T., Valckenaers, P. (2007). Exploiting the Environment for Coordinating Agent Intentions. *Environments for Multi-Agent Systems III. Lecture Notes in Artificial Intelligence*. Springer: Berlin et al., Vol. 4389, 51–66.
 15. Xianjun Ni (2008). Research of Data Mining Based on Neural Networks. *World Academy of Science, Engineering and Technology*, Vol. 39, 381–384.

Information about the authors

Biryukov Aleksandr Nikolaevich – Doctor of Economics, Associate Professor, Professor of the Department of Economic Theory and Analysis, Sterlitamak Branch of Bashkir State University, Sterlitamak, Russia (453103, Republic of Bashkortostan, Sterlitamak, Lenin Avenue, 49); e-mail: biryukov_str@mail.ru.

Kasimova Liana Irikovna – Post-Graduate Student, Department of Department of Macroeconomic Development and Public Administration, Bashkir State University, Ufa, Russia (450076, Republic of Bashkortostan, Ufa, Zaki Validi street, 32); e-mail: liankakasimva@ya.ru.