

DOI: 10.15593/2499-9873/2020.3.06

УДК330.4: 004

А.Р. Носкова, А.О. Алексеев

Пермский национальный исследовательский
политехнический университет, Пермь, Россия

ИССЛЕДОВАНИЕ ДОСТОВЕРНОСТИ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ БАНКРОТСТВА ПРИ ВВЕДЕНИИ НОВОЙ КАТЕГОРИИ ФИНАНСОВОГО СОСТОЯНИЯ ПРЕДПРИЯТИЙ

Мотивацией для настоящего исследования послужил полученный ранее авторами результат в области разработки отраслевых моделей прогнозирования банкротства, обладающих высокой прогностической способностью. Исследуется достоверность прогнозирования финансового состояния предприятий в случае введения дополнительной категории финансового состояния, отражающей положение между финансовой состоятельностью и несостоятельностью (банкротством). Выдвигается гипотеза о снижении достоверности моделей в случае роста требований к их точности, обусловленного введением дополнительной категории финансового состояния.

Проверка гипотезы осуществляется с помощью негэнтропийного подхода, призванного снизить меру неопределенности в части нехарактерности некоторых выявленных финансовых признаков относительно исходных категорий финансового состояния. При этом под признаками финансового состояния понимаются диапазоны удельного веса статей бухгалтерского баланса, обладающие положительной или отрицательной информационной важностью. Информационная важность определяется с помощью методов системно-когнитивного анализа, реализуемого автоматически в системе «ЭЙДОС Х++», а также посредством воспроизведения информационных моделей с помощью инструментов MS Excel.

Нормализация значений информационной значимости признаков и их интерполяция позволила получить функции, аналогичные функциям принадлежности в теории нечетких множеств. При построении функций принадлежности относительно диапазонов значимых статей баланса («Основные средства», «Запасы», «Дебиторская задолженность», «Краткосрочные финансовые вложения», «Нераспределенная прибыль (непокрытый убыток)», «Кредиторская задолженность») выявлены диапазоны с нулевыми или незначительными значениями характеристических функций, соответствующих исходным категориям финансового состояния, что фактически означало высокий уровень неопределенности при прогнозировании. Для снижения неопределенности предлагается ввести дополнительные лингвистические переменные и соответствующие им нечеткие множества, носителями которых являются относительные шкалы приведенных выше статей баланса. Всего выявлено пять таких нечетких множеств, где в качестве терма, являющегося элементом лингвистических переменных, используется принятое исследователями понятие «серая зона», которое фактически использовалось как новая категория финансового состояния. Все расчеты показаны на примере основных средств.

Прогностическая способность моделей, построенных на оптимизированной выборке, где категория состояния предприятий, обладающих хотя бы тремя из пяти признаков «серой зоны», была заменена, как и предполагалось, снижается, но незначительно. А в случае воспроизведения алгоритмов системно-когнитивного анализа с помощью инструментов MS Excel наблюдается даже рост прогностической способности одной из модели. Фактически выдвинутая гипотеза о снижении достоверности моделей в случае роста требований к их точности не подтвердилась. Теоретическая значимость полученного результата с экономической точки зрения заключается в том, что с помощью негэнтропийного подхода удалось показать необходимость введения новой категории финансового состояния, как бы она ни называлась в будущем; с математической точки зрения получены функции принадлежности для лингвистических переменных на основе реальных данных о финансовом состоянии почти двух сотен российских компаний, эти функции приведения в будущем могут использовать специалисты в области теории нечетких множеств.

Полученные результаты применимы для предприятий строительной отрасли, но также могут быть воспроизведены относительно прочих отраслей экономики при формировании соответствующих выборов.

Ключевые слова: негэнтропийный подход, теория нечетких множеств, функции принадлежности, лингвистический подход, системно-когнитивный анализ, информационная значимость, аппроксимация, прогнозирование банкротства, достоверность прогнозирования, «серая зона».

A.R. Noskova, A.O. Alekseev

Perm National Research Polytechnic University, Perm, Russian Federation

RESEARCH OF THE BANKRUPTCY PREDICTION RELIABILITY IN CASE TO INTRODUCE A NEW CATEGORY OF THE COMPANIES FINANCIAL POSITION

The motivation for this research was the result obtained earlier by the authors in the field of developing industry models for predicting bankruptcy with high prognostic ability. The article examines the prediction reliability of the financial position of companies in the case of introducing an additional category of financial position that reflects the position between financial solvency and insolvency (bankruptcy). The authors hypothesize that the reliability of models decreases if the requirements for their accuracy increase due to the introduction of an additional category of financial position.

Hypothesis testing is performed using a non-entropic approach. This approach should reduce the measure of uncertainty in terms of the uncharacteristic nature of some of the identified features of financial position relative to the initial categories. At the same time, features of financial position are defined as ranges of specific weight of balance sheet items that have positive or negative information importance. Information importance is determined based on the methods of system-cognitive analysis, implemented automatically in the EIDOS X++ system, as well as by reproducing information models using MS Excel tools.

Normalization of the informational importance values of features and their interpolation allowed us to obtain functions similar to the membership functions in the theory of fuzzy sets. When constructing membership functions relative to ranges of significant balance sheet items ("Fixed assets", "Inventory", "Accounts Receivable", "Short-Term financial investments", "Retained earnings (uncovered loss)", "Accounts payable"), ranges with zero or insignificant values of characteristic functions corresponding to the initial categories of financial position are identified. This actually meant a high level of uncertainty in the prediction. The authors propose to introduce additional linguistic variables and their corresponding fuzzy sets, whose carriers are the relative scales of the above balance items, this will reduce uncertainty. A total of 5 such fuzzy sets were identified, where the researchers used the concept of "gray zone" as a linguistic variable, which was actually used as a new category of financial position. All calculations are shown on the example of fixed assets.

The prognostic ability of models based on an optimized sample, where the category of the position of companies that have at least 3 out of 5 features of the "gray zone" has been replaced, is reduced, as expected, but only slightly. And in the case of reproducing algorithms of system-cognitive analysis using MS Excel tools, there is even an increase in the prognostic ability of one of the models. In fact, the hypothesis that the reliability of models decreases if the requirements for their accuracy increase was not confirmed. From an economic point of view, the theoretical significance of the obtained result is that with the help of a non-entropic approach it was possible to show the need to introduce a new category of financial position. From a mathematical point of view, the theoretical significance lies in the fact that membership functions for linguistic variables are obtained based on real data on the financial position of almost two hundred Russian companies, these reduction functions can be used by specialists in the field of fuzzy set theory in the future.

The results obtained are applicable at least for the construction industry, but can also be replicated relative to other sectors of the economy when forming the corresponding samples.

Keywords: non-entropic approach, fuzzy set theory, membership function, linguistic approach, system-cognitive analysis, informational importance, approximation, prediction of bankruptcy, prediction reliability, "gray zone".

Введение

В статье исследуется необходимость введения новой категории финансового состояния для модели, разработанной для прогнозирования банкротства строительных предприятий [1]. Данная модель обладает высокой достоверностью относительно предприятий строительной отрасли – 79,5 % в случае разработки модели в программе для автоматической реализации методов системно-когнитивного анализа [2, 3] и 78,2 % в случае оптимизации выборки и воспроизведения алгоритма программы «ЭЙДОС X++» в книге MS Excel (рис. 1).

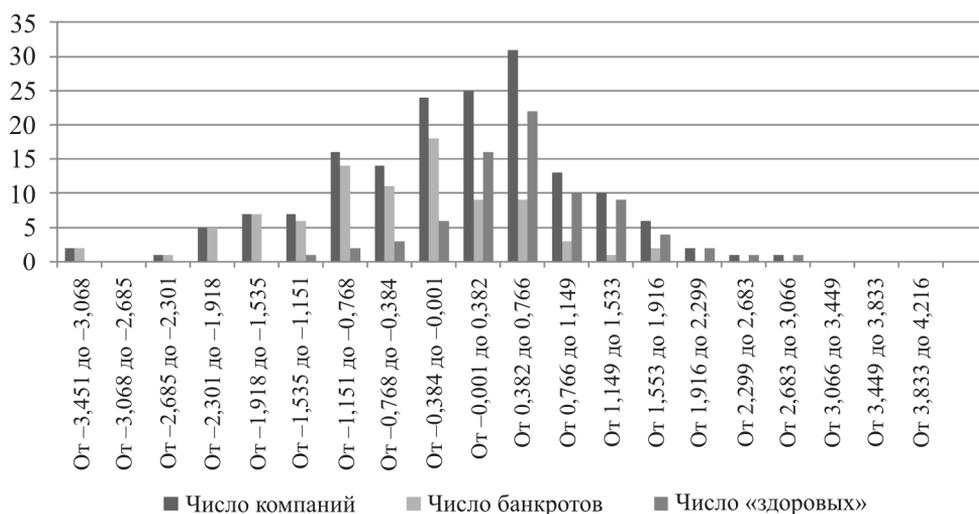


Рис. 1. Распределение исследуемых предприятий по двум категориям. По оси абсцисс указаны диапазоны значений интегрального показателя информационной важности, определяемого суммой значений информационных важностей существенных статей баланса

Из рис. 1 видно, что столбцы компаний-банкротов преимущественно расположены на отрицательной области интегральных значений, а столбцы «здоровых» компаний – на положительной. Так, если построить распределение предприятий, признанных условно «здоровыми» накопленным итогом, то видно (рис. 2), что около 25 % предприятий получают отрицательное значение интегрального показателя, на основе которого строится прогноз, т.е., согласно информационной модели, приведенной в работе [1], фактически около 25 % условно «здоровых» предприятий идентифицируются как банкроты. На самом же деле в отношении них дел о банкротстве не открывалось. Такие компа-

нии могут быть признаны финансово неустойчивыми, но все же еще финансово состоятельными. Аналогичное распределение можно построить для предприятий-банкротов.

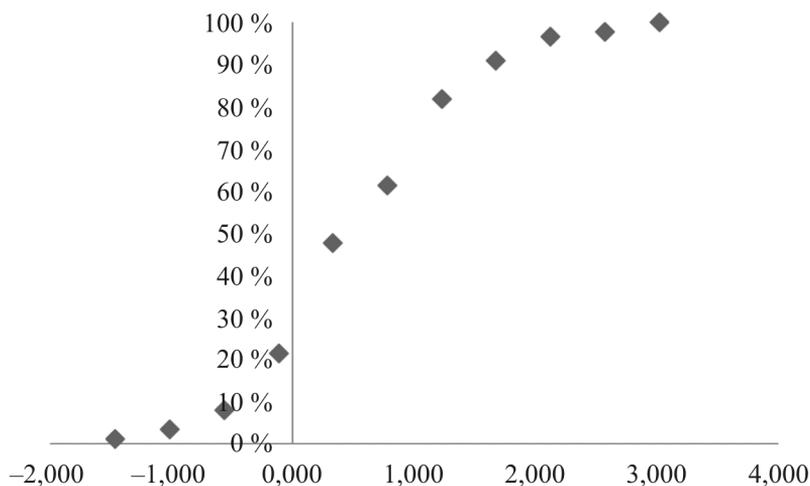


Рис. 2. Распределение условно «здоровых» предприятий накопленным итогом

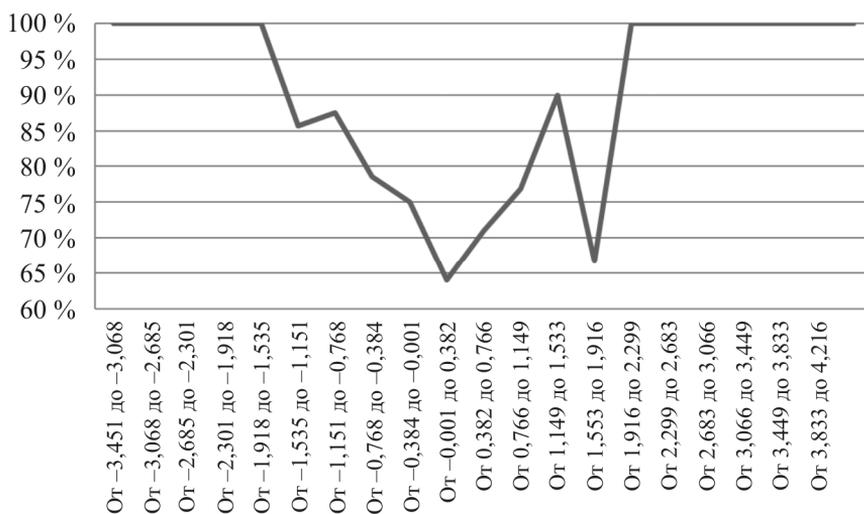


Рис. 3. Достоверность верного прогноза при диапазонах значений суммы информационной важности всех статей балансов

Наибольшее число компаний из исследуемой выборки имеют интегральный показатель информационной важности в окрестности нулевого значения $\pm 0,384$ (см. рис. 1), именно в этом диапазоне наблюда-

ется наименьшая достоверность правильной идентификации финансового состояния (рис. 3).

Важно отметить, что помимо приведенной в работе [1] математической модели прогнозирования банкротства авторами получена еще одна математическая модель, обладающая общей достоверностью на уровне 90–92 % [4, 5]. Последняя прекрасно олицетворяет собой модель «черного ящика», т.е. она хорошо аппроксимирует решающее правило, однако авторам до сих пор не удалось полностью объяснить и дать интерпретацию ее параметрам.

Обратим внимание на применение термина «достоверность». Часто данное понятие подменяют понятием «точность», что является некорректным для описания результатов исследования. Согласно определению, приведенному в источнике [6], достоверность является «отражением реальных объектов с нужной точностью», в то время как «точность – степень близости информации к реальному состоянию объекта, процесса или явления». Достоверность измеряется с доверительной вероятностью необходимой точности, т.е. вероятностью того, что отображаемое информацией значение параметра отличается от истинного значения этого параметра в пределах необходимой точности.

В связи с этим предполагается, что на высокую достоверность разработанных моделей повлияла их низкая точность, а именно распределение выборки только на две категории финансового состояния (банкроты и «здоровые»). Возможно, случаи, в которых модель неверно определяет финансовое состояние предприятия, имеют особую структуру бухгалтерского баланса и требуют классификации в отдельную категорию. Это обстоятельство определило *гипотезу настоящего исследования* – введение дополнительной категории финансового состояния, имеющей промежуточную интерпретацию между финансово состоятельной организацией и финансово несостоятельной, понизит достоверность прогнозирования.

Если гипотеза будет подтверждена, то полученные ранее математические модели прогнозирования банкротства, обладающие весьма высокой достоверностью, объясняются разделением предприятий в выборке всего на две категории. В противном случае, это будет говорить о высоком качестве информационного подхода, основанного на использовании методов системно-когнитивного анализа, и фактически будет означать необходимость введения новой категории финансового состояния предприятий.

По крайней мере, этот вывод будет применим к предприятиям строительной отрасли, так как авторами были разработаны именно отраслевые модели прогнозирования банкротства строительных предприятий. Подобные исследования могут быть выполнены в отношении других отраслей.

1. Релевантные исследования

Большинство количественных моделей оценки вероятности банкротства относят оцениваемые предприятия к одной из двух категорий финансового состояния – к банкротам или финансово «здоровым» предприятиям. Необходимость промежуточной категории одним из первых отметил Альтман [7], выделив в трактовке результатов оценки следующие зоны: зона финансовой устойчивости («зеленая» зона), зона неопределенности («серая» зона), зона финансового риска («красная» зона). Кроме того, наличие необходимости «серых зон» отмечается в моделях Бивера [8], Конана и Голдера [9], Беликова – Давыдовой (ИГЭА – Иркутская государственная экономическая академия) [10], Савицкой [11], Терещенко [12] и др.

Одномерная модель У. Бивера предлагает для диагностики банкротства значения показателей, соответствующих трем категориям финансового состояния: благоприятному, «5 лет до банкротства» и «1 год до банкротства».

Модель Беликова – Давыдовой определяет риск наступления банкротства в зависимости от полученного значения интегрального показателя, выделяя пять диапазонов: максимальный риск банкротства (90–100 %), высокий риск банкротства (60–80 %), средний риск банкротства (35–50 %), низкий риск банкротства (15–20 %), минимальный риск банкротства (до 10 %).

Аналогично определяет категории Савицкая, разделяя риск банкротства в универсальной модели на отсутствующий риск, небольшой, средний, большой и максимальный. Для модели, направленной на оценку вероятности банкротства предприятий агропромышленного комплекса, действует следующая градация: финансово устойчивое предприятие, нестабильное состояние предприятия, высокий риск банкротства предприятия в будущем.

Результаты литературного обзора свидетельствуют об актуальности темы исследования и косвенно подтверждают необходимость введения дополнительной категории финансового состояния.

2. Методология исследования

Проверка гипотезы осуществляется авторами с помощью негэнтропийного подхода, заключающегося в уменьшении энтропии – меры неопределенности информации или состояния некоторой системы [6, 13]. В данном случае под системой будет пониматься совокупность признаков финансового состояния. Негэнтропийный подход призван устранить неопределенность в части нехарактерности некоторых признаков финансового состояния относительно исходных категорий – банкротов и финансово «здоровых» организаций.

На основе результатов анализа структуры бухгалтерских балансов выборки определены характерные для категорий финансового состояния диапазоны статей баланса.

Из процесса построения модели были исключены статьи баланса, вертикальный анализ которых показал высокую концентрацию в выборке значений удельного веса в одном диапазоне, данные статьи признаются не характерными для оценки финансового состояния. Исходя из этого, рассматриваются следующие статьи: «Основные средства», «Итого внеоборотные активы», «Запасы», «Дебиторская задолженность», «Краткосрочные финансовые вложения», «Итого оборотные активы», «Нераспределенная прибыль (непокрытый убыток)», «Кредиторская задолженность». Подытоживающие статьи баланса «Итого внеоборотные активы» и «Итого оборотные активы» также исключаются из дальнейшего исследования.

В результате реализации методов системно-когнитивного анализа получены значения информационной важности данных диапазонов. В совокупности диапазоны удельного веса статей баланса, обладающие информационной важностью, представляют собой признаки финансового состояния. Нормализация значений информационной значимости позволит получить функции, аналогичные функциям принадлежности в теории нечетких множеств. Функцией принадлежности нечеткого множества называют функцию, которая устанавливает значения степени принадлежности нечеткому множеству каждого из элементов универсального множества и принимает значения на отрезке от 0 до 1, где 0 – полная непринадлежность элемента нечеткому множеству, 1 – его полная принадлежность [14].

Последующие вычисления осуществлены авторами относительно каждой из выбранных статей баланса. В данном исследовании рассмотрим расчеты на примере статьи «Основные средства».

Шаг 1. Определяем для каждого полученного диапазона статей баланса значения информационной важности признаков для отнесения к той или иной категории финансового состояния. Информационная важность определяется с помощью методов системно-когнитивного анализа, подробно описанных в работах [2, 3, 15], а также в работах [1, 16] применительно к рассматриваемой задаче.

Шаг 2. Определяем разницу между значениями информационной важности для «здорового» предприятия и для предприятия-банкрота. Исполнение шага на примере статьи баланса «Основные средства» представлено в табл. 1. Нулевым значением обозначается абсолютная нехарактерность признака относительно определенной категории финансового состояния.

Таблица 1

Исполнение шага 2

Номер диапазона	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Значения диапазона	0–7 %	7–13 %	13–20 %	20–26 %	26–33 %	33–39 %	39–46 %	46–53 %	53–59 %	59–66 %
Разница между «здоровыми» и банкротами	0	0	0,5357	0,1339	0,5357	0,8036	2,1429	2,1429	0,8036	0,1339
Информационная важность для «здоровых»	-0,1279	-0,1295	0,2857	0,0714	0,2857	0,4286	1,1429	1,1429	0,4286	0,0714
Информационная важность для банкротов	0,1119	0,1133	-0,25	-0,0625	-0,25	-0,375	-1	-1	-0,375	-0,0625
Разница между банкротами и «здоровыми»	0,2398	0,2427	0							

Шаг 3. Определяем максимальные значения результатов расчета разницы информационной важности. Рассматривая статью «Основные средства». Определяем, что для «здоровых» предприятий максимальное значение – 2,1429, для банкротов – 0,2427.

Шаг 4. Рассчитываем соотношение между значением разницы и максимальным значением, нормализуя значения информационной важности признаков. Исполнение шага на примере статьи баланса «Основные средства» представлено в табл. 2.

Шаг 5. На основе результатов нормализации каждой из статей баланса строим столбчатую диаграмму для определения профиля функции принадлежности. Важно отметить, что обучающая выборка могла не включать ни одной компании-банкрота или «здоровой» компании со

значениями финансовых показателей в определенном диапазоне, но при этом могли присутствовать организации соответствующих классов со значениями меньше и больше. Это привело в некоторых случаях к не-монотонным функциям принадлежности. Функция принадлежности относительно диапазонов основных средств представлена на рис. 4.

Таблица 2

Исполнение шага 4

Номер диапазона	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Информационная важность для «здоровых»	0	0	0,25	0,0625	0,25	0,375	1	1	0,375	0,0625
Информационная важность для банкротов	0,988	1	0	0	0	0	0	0	0	0

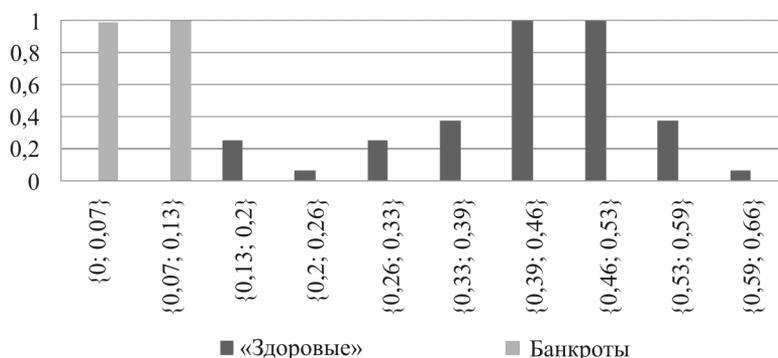


Рис. 4. Значения информационной важности признаков финансового состояния относительно диапазонов основных средств

Шаг. 6. Аппроксимируем точечные значения с помощью сигмоиды (*S*-образной кривой) для функции принадлежности, носитель которой соразориентирован в правой части области определения, *Z*-образной – для функций в левой части, колоколообразной – для функций, имеющих область плато на отрезке (рис. 5, 6). При аппроксимации функций принадлежности нулевые значения, вызванные отсутствием примеров в обучающем множестве, замещались на значения функции принадлежности в окрестности области значений носителя, для которого не было примеров.

При решении задач оценки в условиях неопределенности целесообразно использовать основанный на теории нечетких множеств лингвистический подход, предполагающий набор правил, отражающих суть предметной области. В качестве основы можно использовать продукционные правила в формате «если – то» [17].

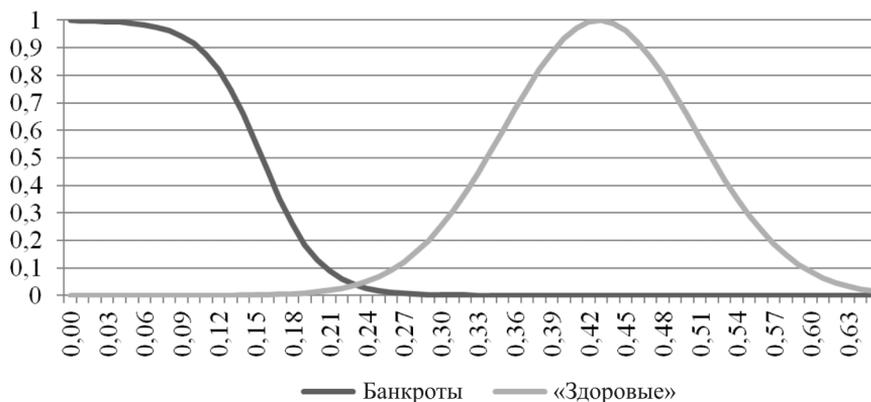


Рис. 5. Аппроксимированные функции принадлежности относительно диапазонов основных средств

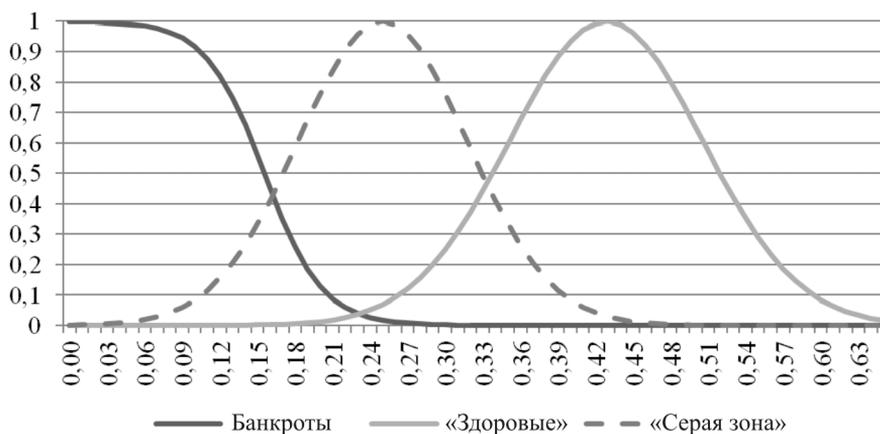


Рис. 6. Аппроксимированные функции принадлежности с дополнительной категорией финансового состояния

В нашем случае лингвистической переменной X является категория финансового состояния ($X = \text{финансовое состояние}$). Тогда исходное терм-множество (множество возможных значений лингвистической переменной) имеет вид $T(X) = \{\text{банкрот}; \text{«здоровое»}\}$. Однако область плато (см. рис. 5) свидетельствует о необходимости введения дополнительного нечеткого множества и возможного значения лингвистической переменной. Обозначим дополнительную категорию финансового состояния как «серая зона» (см. рис. 6).

3. Результаты проверки гипотезы

С одной стороны, полученные функции принадлежности не имеют пустых областей при пересечении, из чего можно сделать вывод об отсут-

ствии явной необходимости введения новой категории финансового состояния для разработанной модели прогнозирования банкротства. С другой стороны, с учетом существования относительно широких диапазонов значений статей баланса, где пересекающиеся функции принадлежности принимают весьма низкие значения, введение новой категории является перспективным направлением исследования. Необходимость введения дополнительной категории прослеживается в следующих диапазонах:

- удельный вес основных средств от 13 до 33 %;
- удельный вес запасов от 40 до 47 %;
- удельный вес дебиторской задолженности от 30 до 50 %;
- удельный вес краткосрочных финансовых вложений от 0 до 22 %;
- удельный вес кредиторской задолженности от 49 до 74 %.

Данные диапазоны соответствуют «серой зоне», определяющей промежуточное финансовое состояние, перечисленные признаки не характерны ни для «здоровых» предприятий, ни для банкротов обучающей выборки. Предприятия, обладающие совокупностью данных признаков, можно охарактеризовать как утратившие финансовую устойчивость и платежеспособность.

Введем в обучающую выборку категорию предприятий «серой зоны», выделив в выборке предприятия, обладающие обозначенными признаками. При этом категория будет заменена на «серую зону», если предприятие обладает хотя бы тремя из пяти признаков. Таким образом, из 165 предприятий оптимизированной выборки 41 предприятие было отнесено в «серую зону», 20 из них ранее относилось к «здоровым» предприятиям, 21 – к банкротам. Стоит также отметить и то, что 12 компаний, отнесенных в «серую зону», ранее неверно идентифицировались, что составляет около 33 % от всех неправильно идентифицированных компаний. Всей совокупностью признаков «серой зоны» не обладает ни одно предприятие выборки, четырем из пяти признаков – 9 предприятий, остальные предприятия «серой зоны» имеют по три признака. Причем наличие признака «удельный вес финансовых вложений от 0 до 22 %» фиксируется относительно большинства предприятий выборки в целом, поскольку многие из них не имеют на отчетную дату финансовых вложений в принципе.

Загрузим обновленную обучающую выборку в программу «ЭЙ-ДОС Х++» для повторной автоматической реализации метода системно-когнитивного анализа. Путем решения задачи идентификации объ-

ектов обучающей выборки программой осуществляется измерение достоверности заложенных в нее моделей. Результаты измерения достоверности представлены в виде экранной формы на рис. 7.

4.1.3.6. Обобщенная форма по достов. моделям при разн. крит. Текущая модель: "INF1"

Наименование модели и частного критерия	Интегральный критерий	Всего логических объектов выборки	Число истинно-положительных решений (TP)	Число истинно-отрицательных решений (TN)	Число ложноположительных решений (FP)	Число ложноотрицательных решений (FN)	Точность модели	Полнота модели	F-мера Ван Ризбергена
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний "клас...	Корреляция абс частот с обр...	165	165	5	325		0.337	1.000	0.504
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний "клас...	Связь абс частот по призна...	165	165		330		0.333	1.000	0.500
2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность иго признака сред...	Корреляция усл.отп частот с о...	165	165	5	325		0.337	1.000	0.504
2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность иго признака сред...	Связь усл.отп частот по приз...	165	165		330		0.333	1.000	0.500
3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность иго признака...	Корреляция усл.отп частот с о...	165	165	5	325		0.337	1.000	0.504
3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность иго признака...	Связь усл.отп частот по приз...	165	165		330		0.333	1.000	0.500
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; в...	Семантический резонанс зна...	165	108	290	40	57	0.730	0.655	0.690
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; в...	Связь знаний	165	131	266	64	34	0.672	0.794	0.728
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; в...	Семантический резонанс зна...	165	108	290	40	57	0.730	0.655	0.690
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; в...	Связь знаний	165	130	265	65	35	0.667	0.788	0.722
6. INF3 - частный критерий: Уинквардт, разности между факти...	Семантический резонанс зна...	165	136	218	112	29	0.548	0.824	0.659
6. INF3 - частный критерий: Уинквардт, разности между факти...	Связь знаний	165	136	218	112	29	0.548	0.824	0.629
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); веротно...	Семантический резонанс зна...	165	85	306	24	80	0.780	0.515	0.620
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); веротно...	Связь знаний	165	146	213	117	19	0.555	0.885	0.682
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); веротно...	Семантический резонанс зна...	165	85	306	24	80	0.780	0.515	0.620
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); веротно...	Связь знаний	165	146	213	117	19	0.555	0.885	0.682
9. INF6 - частный критерий: разн. усл. и безусловностей; вер...	Семантический резонанс зна...	165	128	223	107	37	0.545	0.776	0.640
9. INF6 - частный критерий: разн. усл. и безусловностей; вер...	Связь знаний	165	136	210	120	29	0.531	0.824	0.646
10. INF7 - частный критерий: разн. усл. и безусловностей; ве...	Семантический резонанс зна...	165	128	223	107	37	0.545	0.776	0.640
10. INF7 - частный критерий: разн. усл. и безусловностей; ве...	Связь знаний	165	135	209	121	30	0.527	0.818	0.641

Рис. 7. Экранная форма результата измерения достоверности моделей в программе «ЭЙДОС Х++»

В качестве показателя достоверности используется F-мера Ван Ризбергена, основанная на подсчете суммарного количества верно и ошибочно классифицированных и неклассифицированных объектов обучающей выборки. Наиболее достоверной моделью с тремя градациями классификационной шкалы является INF1, для которой F-мера составляет 72,8 %. Исходная модель прогнозирования банкротства основана на модели INF4, достоверность исходной модели составляет 79,5 %. Полученные результаты свидетельствуют о незначительном снижении достоверности модели как относительно INF4, так и относительно моделей системно-когнитивного анализа в целом.

Рассмотрим достоверность гипотезы также посредством воспроизведения алгоритма программы «ЭЙДОС Х++» в MS Excel. Путем реализации этапов системно-когнитивного анализа (от формализации предметной области до синтеза и верификации моделей) получим количественные данные о прогностических способностях новых моделей. В табл. 3 представлены значения достоверности исходных моделей, а также моделей, полученных после введения дополнительной категории финансового состояния.

Таблица 3

Достоверность моделей в MS Excel

№ п/п	Обозначение модели	Общая достоверность прогнозирования, %	
		Исходная модель	Новая модель
1	INF1	76,4	75
2	INF2	78,2	81
3	INF3	68,5	63
4	INF4	78,2	77
5	INF5	78,2	77
6	INF6	78,2	77
7	INF7	78,2	77

Как и предполагалось, достоверность моделей INF1, INF3–INF7 снизилась за счет роста требований к их точности, а именно распределения предприятий на три категории финансового состояния вместо двух. Однако относительно модели INF2 получен примечательный результат – наблюдается рост достоверности модели с 78,2 до 81 %. Достоверность прогнозирования модели INF2 относительно банкротов составила 69 % (–3,7 % по сравнению с исходной моделью), относительно «здоровых» предприятий – 88 % (+3,5 % по сравнению с исходной моделью), относительно предприятий «серой зоны» – 93 %. Повышение прогностической способности относительно «здоровых» предприятий повлияло на рост общей достоверности модели INF2. В прочих моделях системно-когнитивного анализа подобной тенденции не наблюдается. Таким образом, можно говорить о том, что в рамках воспроизведения системно-когнитивного анализа с помощью инструментов MS Excel гипотеза не подтверждается. А это, как было отмечено выше, означает необходимость введения новой категории финансового состояния.

Заключение

В ходе исследования была выявлена необходимость введения новой категории финансового состояния для моделей прогнозирования банкротства строительных предприятий. Данная категория соответствует промежуточному положению между «здоровыми» предприятиями и банкротами и определяется как «серая зона». Новая категория обладает признаками, которые малохарактерны или абсолютно не характерны для исходных категорий (согласно низкой информационной значимости признаков относительно категорий).

Введение новой категории финансового состояния повышает точность моделей. При этом предполагается, что рост точности приведет к снижению достоверности исходных моделей. Однако данную гипотезу авторы считают опровергнутой. В рамках реализации методов системно-когнитивного анализа в программе «ЭЙДОС Х++» прогностическая способность моделей снижается незначительно, при этом в случае воспроизведения системно-когнитивного анализа с помощью инструментов MS Excel наблюдается рост достоверности одной из моделей.

Список литературы

1. Носкова А.Р., Алексеев А.О., Луценко Е.В. Применение системно-когнитивного анализа в отраслевом прогнозировании финансового положения предприятий (на примере строительной отрасли) // Прикладная математика и вопросы управления. – 2019. – № 1. – С. 87–99.
2. Луценко Е.В. Автоматизированный системно-когнитивный анализ // Экономика знаний: стратегические проблемы и системно-когнитивные решения. – 2016. – С. 26–37.
3. Луценко Е.В. Теоретические основы, технология и инструментарий автоматизированного системно-когнитивного анализа [Электронный ресурс]. – URL: <http://lc.kubagro.ru/aidos/index.htm> (дата обращения: 11.11.2019).
4. Носкова А.Р., Алексеев А.О. Достоверное прогнозирование вероятности банкротства предприятий строительной отрасли с помощью метода системно-когнитивного анализа // Управление финансовыми рисками. – 2018. – № 3. – С. 218–224.
5. Носкова А.Р. Решение задачи прогнозирования банкротства строительных предприятий с помощью применения технологии искусственного интеллекта // Искусственный интеллект в решении актуальных социальных и экономических проблем XXI века: материалы 3-й Всерос. науч.-практ. конф., проводимой в рамках Пермского естественно-научного форума «Математика и глобальные вызовы XXI века», г. Пермь, 14–18 мая 2018 г. / Перм. гос. нац. исслед. ун-т. – Пермь, 2018. – С. 23–27.
6. Николаев А.В., Садыков Р.И. Основы информатики, программирования и вычислительной математики: учеб. пособие. Ч. 1. Основы информатики. – Пермь: Изд-во Перм. нац. исслед. политехн. ун-та, 2013. – 86 с.
7. Altman E.I. Financial ratios, discriminant analysis, and the prediction of corporate bankruptcy // The Journal of Finance. – 1968. – No. 4. – P. 589–609.
8. Beaver W.H. Financial ratios as predictors of failure // Empirical Research in Accounting: Selected Studies. – 1966. – No. 4. – P. 71–111.

9. Conan J., Holder M. Explicative variables of performance and management control: doctoral thesis / CERG, Universite Paris Dauphine. – Paris, 1979. – 448 p.
10. Давыдова Г.В., Беликов А.Ю. Методика количественной оценки риска банкротства предприятий // Управление риском. – 1999. – № 3. – С. 13–20.
11. Савицкая Г.В. Анализ хозяйственной деятельности предприятий АПК: учебник. – М.: ИНФРА-М, 2014. – 519 с.
12. Терещенко О.А. Дискриминантная модель интегральной оценки финансового состояния предприятия // Экономика Украины. – 2003. – № 8. – С. 38–45.
13. Лотоцкий В.Л. Энтропия и негэнтропия // Перспективы науки и образования. – 2017. – № 1 (25). – С. 20–23.
14. Рыжов А.П. Элементы теории нечетких множеств и ее приложений. – М.: Диалог-МГУ, 1998. – 81 с.
15. Открытая персональная интеллектуальная технология разработки и применения адаптивных методик оценки инвестиционной привлекательности и кредитоспособности предприятий / Е.В. Луценко, А.В. Коваленко, Е.К. Печурина, М.А.Х. Ургенов // Вестник Пермского университета. Серия «Экономика» = Perm University Herald. ECONOMY. – 2019. – Т. 14, № 1. – С. 20–50. DOI: 10.17072/1994-9960-2019-1-20-50
16. Математические методы и инструментальные средства отраслевой идентификации предприятий и организаций по видам экономической деятельности / А.О. Алексеев, И.Е. Алексеева, А.Р. Носкова, В.В. Кылосова, А.И. Князева // Известия Саратовского университета. Новая серия. Экономика. Управление. Право. – 2019. – № 2. – С. 172–180.
17. Борисова Л.В., Димитров В.П. Практикум по дисциплине «Теория нечетких множеств». – Ростов-н/Д., 2017. – 88 с.

References

1. Noskova A.R., Alekseev A.O., Lutsenko E.V. Primenenie sistemno-kognitivnogo analiza v otraslevom prognozirovanii finansovogo polozheniia predpriatii (na primere stroitel'noi otrasli) [The application of systemic-cognitive analysis in the industry forecasting the financial situation of enterprises (for example construction industry)]. *Applied Mathematics and Control Sciences*, 2019, no.1, pp. 87–99.
2. Lutsenko E.V. Avtomatizirovannyi sistemno-kognitivnyi analiz [Automated systemic cognitive analysis]. *Ekonomika znanii: strategicheskie problem sistemno-kognitivnye resheniia*, 2016, pp. 26–37.
3. Lucenko E.V. Teoreticheskie osnovy, tekhnologiya i instrumentarij avtomatizirovannogo sistemno-kognitivnogo analiza (Theoretical foundations, technology and tools of automated system-cognitive analysis), available at: <http://lc.kubagro.ru/aidos/index.htm> (accessed: 11 November 2019).

4. Noskova A.R., Alekseev A.O. Dostovernoe prognozirovanie veroiatnosti bankrotstva predpriatii stroitel'noi otrasli s pomoshch'iu metodasistemno-kognitivnogo analiza [Reliable predicting of the probability of bankruptcy of construction industry companies using the method of system-cognitive analysis]. *Upravlenie finansovymi riskami*, 2018, no. 3, pp. 218-224.

5. Noskova A.R. Reshenie zadachi prognozirovaniia bankrotstva stroitel'nykh predpriatii s pomoshch'iu primeneniia tekhnologii iskusstvennogo intellekta [Solving the problem of predicting bankruptcy of construction companies using artificial intelligence technology]. *Iskusstvennyi intellekt v reshenii aktual'nykh sotsial'nykh i ekonomicheskikh problem XXI veka*, 2018, pp. 23-27.

6. Nikolaev A.V. Sadykov R.I. Osnovy informatiki, programmirovaniia I vychislitel'noi matematiki [Fundamentals of computer science, programming and computational mathematics]. Perm, Perm National Research Polytechnic University, 2013, 86 p.

7. Altman E.I. Financial Ratios, Discriminant Analysis, and the Prediction of Corporate Bankruptcy. *The Journal of Finance*, 1968, no. 4, pp. 589-609.

8. Beaver W.H. Financial Ratios as Predictors of Failure. *Empirical Research in Accounting: Selected Studies*, 1966, no. 4, pp. 71-111.

9. Conan J., Holder M. Explicative variables of performance and management control, Doctoral Thesis, CERG, Universite Paris Dauphine, 1979, 448 p.

10. Davydova G.V., Belikov A.Iu. Metodika kolichestvennoi otsenki riska bankrotstva predpriatii [Methodology for quantitative assessment of enterprise bankruptcy risk]. *Upravlenie riskom*, 1999, no. 3, pp.13-20.

11. Savitskaia G.V. Analiz khoziaistvennoi deiatel'nosti predpriatii agropromyshlennogo kompleksa [Analysis of economic activity of agricultural enterprises]. Moscow, INFRA-M, 2014, 519 p.

12. Tereshchenko O.A. Diskriminantnaia model' integral'noi otsenki finansovogo sostoianiia predpriatii [Discriminant model of integrated assessment of the financial condition of an enterprise]. *Ekonomika Ukrainy*, 2003, no. 8, pp. 38-45.

13. Lototskii V.L. Entropiia I negentropiia [Entropy and negentropy]. *Perspektivynauki i obrazovaniia*, 2017, no. 1 (25), pp. 20-23.

14. Ryzhov A.P. Elementy teorii nechetkik hmnozhestv i ee prilozhenii [Elements of fuzzy set theory and its applications]. Moscow, Dialog-MGU, 1998, 81 p.

15. Lutsenko E.V., Kovalenko A.V., Pechurina E.K. Urtenov M.A.Kh. Otkrytaya personal'naya intellektual'naya tekhnologiya razrabotki I primeneniya adaptivnykh metodik ocenki investicionnoj privlekatel'nosti I kreditosposobnosti predpriyatij [Open personal intellectual technology for development and application of adaptive methods of assessment of investment attractiveness and creditworthiness of enterprises]. *Perm University Herald. ECONOMY*. 2019. Vol. 14, no. 1, pp. 20-50. DOI: 10.17072/1994-9960-2019-1-20-5

16. Alekseev A.O., Alekseeva I.E., Noskova A.R., Kylosova V.V., Kniazeva A.I. Matematicheskie metody i instrumental'nye sredstva otraslevoi identifikatsii predpriatii i organizatsii po vidam ekonomicheskoi deiatel'nosti [Mathematical Methods and Instrumental Means of Industrial Identification of Enterprises and Organizations by Economic Activities]. *Izv. Saratov Univ. (N. S.), Ser. Economics. Management. Law*, 2019, no. 2, pp. 172–180. DOI: 10.18500/1994-2540-2019-19-2-172-180

17. Borisova L.V., Dimitrov V.P. Praktikum po distsipline «Teoriia nechetkikh mnozhestv» [Workshop on the discipline "Theory of fuzzy sets]. *Ros-tov-na-Donu*, 2017, 88 p.

Статья получена: 11.03.2020

Статья принята: 11.06.2020

Сведения об авторах

Носкова Александра Романовна (Пермь, Россия) – аспирант кафедры «Строительный инжиниринг и материаловедение», Пермский национальный исследовательский политехнический университет (614990, Пермь, Комсомольский пр., 29, e-mail: noskovaaleksandra95@gmail.com).

Алексеев Александр Олегович (Пермь, Россия) – кандидат экономических наук, доцент кафедры «Строительный инжиниринг и материаловедение», Пермский национальный исследовательский политехнический университет (614990, Пермь, Комсомольский пр., 29, e-mail: alekseev@cems.pstu.ru).

About the authors

Aleksandra R. Noskova (Perm, Russian Federation) – Ph.D. Student, Department of Construction Engineering and Materials Science, Perm National Research Polytechnic University (614990, Perm, Komsomolsky av., 29, e-mail: noskovaaleksandra95@gmail.com).

Aleksandr O. Alekseev (Perm, Russian Federation) – Ph.D. in Economics, Department of Construction Engineering and Materials Science, Perm National Research Polytechnic University (614990, Perm, Komsomolsky av., 29, e-mail: alekseev@cems.pstu.ru).

Библиографическое описание статьи согласно ГОСТ Р 7.0.100–2018:

Носкова, А.Р. Исследование достоверности прогнозирования банкротства при введении новой категории финансового состояния предприятий / А. Р. Носкова, А. О. Алексеев. – DOI 10.15593/2499-9873/2020.3.06. – Текст: непосредственный // Прикладная математика и вопросы управления = Applied Mathematics and Control Sciences. – 2020. – № 3. – С. 105–122.

Цитирование статьи в изданиях РИНЦ:

Носкова А.Р., Алексеев А.О. Исследование достоверности прогнозирования банкротства при введении новой категории финансового состояния предприятий // Прикладная математика и вопросы управления. – 2020. – № 3. – С. 105–122. DOI: 10.15593/2499-9873/2020.3.06

Цитирование статьи в references и международных изданиях:

Cite this article as:

Noskova A.R., Alekseev A.O. Research of the bankruptcy prediction reliability in case to introduce a new category of the companies financial position. *Applied Mathematics and Control Sciences*, 2020, no. 3, pp. 105–122. DOI: 10.15593/2499-9873/2020.3.06 (in Russian)