

### 3.6. АНАЛИТИЧЕСКИЕ И НЕЙРОКОМПЬЮТЕРНЫЕ МОДЕЛИ ОЦЕНКИ КРЕДИТОСПОСОБНОСТИ ПРЕДПРИЯТИЯ

Рахимкулова Г.З., аспирант

Уфимский государственный авиационный технический университет

В статье излагаются общие подходы к построению линейных моделей оценки кредитоспособности предприятий, учитывающие региональную и отраслевую специфику. Модель опирается на методы теории распознавания образов [1] и линейной оптимизации [2]. В этой части статья является развитием работы [3]. Описана реализация предлагаемых подходов для предприятий пяти отраслей республики Башкортостан. Наряду с описанным подходом для оценки кредитоспособности предприятия использовались нейронные сети.

#### Опыт применения моделей Альтмана и Спрингейта к оценке отечественных предприятий

К особенностям российской экономики относится информационная закрытость предприятий, что ведет к неопределенности при инвестировании, мощное налоговое бремя, которое заставляет предпринимателей искажать действительные результаты своей деятельности. Перечисленные особенности российской действительности не позволяют механически использовать модели американских исследователей Э. Альтмана и Спрингейта ([4, 5]).

В результате проведенного нами ретросанализа финансовых отчетов 167 работающих и 122 подлежащих ликвидации предприятий Башкортостана, был сделан вывод о неадекватности подобных моделей для российских предприятий (табл. 1).

Таблица 1

#### ТОЧНОСТЬ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ЗА ГОД ДО НЕСОСТОЯТЕЛЬНОСТИ

Модель	Подлежащие ликвидации	Работающие
Альтман	35%	31%
Спрингейт	29%	38%

Безрезультатными оказались и попытки решить задачу путем изменения числовых значений коэффициентов модели. Различия в условиях России и США настолько велики, что модели для прогнозирования банкротства предприятий в России должны строиться на иной группировке показателей. Это важно подчеркнуть, так как перенос американской практики в условия российского рынка не обеспечивает всестороннюю оценку финансового состояния предприятия.

Построение линейной модели оценки кредитоспособности предприятия

Рассматривается следующая система показателей [6]:

- $x_1 = \text{Прибыль до налогообложения} / \text{Краткосрочные обязательства};$
- $x_2 = \text{Объем реализации} / \text{Баланс};$
- $x_3 = (\text{Оборотные активы} - \text{НДС} - \text{Долгосрочная дебиторская задолженность}) / \text{Краткосрочные обязательства};$

- $x_4 = \text{Выручка} / \text{Оборотный капитал};$
- $x_5 = \text{Выручка} / \text{Собственный капитал};$
- $x_6 = \text{Краткосрочные обязательства} / \text{Собственный капитал};$
- $x_7 = \text{Собственный капитал} / \text{Баланс};$
- $x_8 = (\text{Запасы} / \text{Баланс});$
- $x_9 = \text{Денежные средства} / \text{Баланс};$
- $x_{10} = \text{Долгосрочная дебиторская задолженность} / \text{Баланс};$
- $x_{11} = \text{Краткосрочная дебиторская задолженность} / \text{Баланс}.$

Предварительный анализ показал, что модели оценки не кредитоспособности целесообразно строить для отдельных отраслей. Мы выбрали следующие 5 отраслей, по которым имеется достаточно обширная статистика:

- торговля (всего 54, из них 32 успешных);
- пищевая промышленность (всего 42, из них 30 успешных);
- строительство (всего 48, из них 30 успешных);
- сфера услуг (всего 60, из них 34 успешных);
- сельское хозяйство (всего 85, из них 44 успешных).

Для построения линейных моделей предварительно были выполнены следующие действия:

1. Вычислялись коэффициенты корреляции между показателями  $x_i - x_{11}$  для предприятий каждой отрасли.
2. Была проведена группировка финансовых коэффициентов с использованием шкалы Чеддока [7]. Значительные показатели коэффициентов корреляции (более 0,7 по модулю) свидетельствуют о высокой взаимосвязи между финансовыми коэффициентами, то есть о дублировании в показателях информации, характеризующей финансовое состояние предприятия. Коэффициенты корреляции по модулю менее 0,7 свидетельствуют о слабой взаимосвязи.
3. Для каждой отрасли строились графы с вершинами  $x_i - x_{11}$ . Вершины  $x_i, x_j$  являлись смежными, если коэффициент корреляции между соответствующими показателями по модулю менее 0,7.
4. В графе выбиралось минимальное покрывающее множество [8]. Соответствующая система показателей является минимальной, характеризующей всю их совокупность.

Соответствующие множества показателей оказались следующими:

- торговля – 1, 3, 5, 6, 7;
- пищевая промышленность – 1, 3, 4, 5, 7;
- строительство – 1, 3, 5, 7, 8;
- сфера услуг – 1, 2, 5, 7, 8;
- сельское хозяйство – 1, 2, 4, 5, 7.

Для каждой отрасли число ведущих показателей равно 5. Следует отметить, что для всех отраслей в числе ведущих оказались 1, 5, 7 показатели, ни для одной отрасли значимыми не являются 6, 9, 10, 11 показатели.

В качестве интегрального показателя, характеризующего финансовое состояние предприятия, принимаем линейную функцию от выделенных показателей  $Z = a_1x_1 + a_2x_2 + a_3x_3 + a_4x_4 + a_5x_5$  (здесь нумерация показателей отлична от исходной).

Имеются статистические данные о финансовом состоянии предприятий отрасли к некоторому моменту времени и выделены неплатежеспособные предприятия. Финансовые показатели платежеспособных предприятий обозначим через  $x_{ij}$  ( $i = 1..5, j = 1..n$ ),

где  $n$  – число предприятий, оцениваемых как платежеспособные.

Финансовые показатели неплатежеспособных предприятий обозначим через  $y_{ij}$  ( $i=1..5, j=1..m$ ),

где  $m$  – число предприятий, оцениваемых как неплатежеспособные;

$i$  -номер показателя;

$j$  -номер предприятия.

Целью формирования модели является подбор коэффициентов  $a_i$ , при которых показатель  $Z$  позволяет надежно отделить платежеспособные предприятия от неплатежеспособных. Разделив все коэффициенты  $a_i$  на максимальный по модулю, можно считать, что  $|a_i| \leq 1$ .

Для определения коэффициентов  $a_i$ , рассмотрим следующую задачу линейного программирования.

Найти значения  $a_1, \dots, a_5, u, v$ , удовлетворяющие следующим условиям:

$$\begin{aligned} &u-v \rightarrow \max ; u-v \geq 0 ; \\ &\sum a_i x_{ij} \geq u \quad (i=1..5, j=1..n); \\ &\sum a_i y_{ij} \leq v \quad (i=1..5, j=1..m); \\ &-1 \leq a_i \leq 1 \quad (i=1..5). \end{aligned} \tag{1}$$

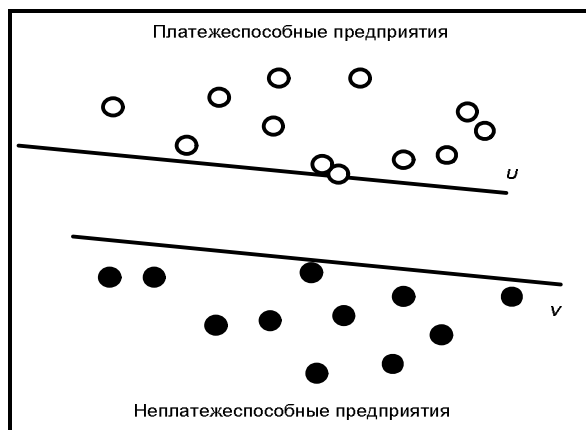


Рис. 1. Задача 1

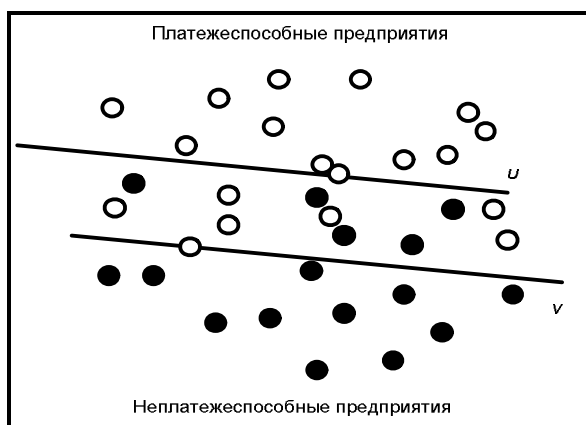


Рис. 2. Задача 2

Если задача имеет решение, то разумно предполагать, что в рассматриваемой отрасли разделение платежеспособных и неплатежеспособных предприятий с помощью линейной модели является весьма надежным.

Если задача не имеет решения, то мы решали модифицированную задачу:

$$\begin{aligned} &u-v \rightarrow \max ; \\ &u-v \leq 0 ; \\ &\sum a_i x_{ij} \geq u \quad (i=1..5, j=1..n); \\ &\sum a_i y_{ij} \leq v \quad (i=1..5, j=1..m); \\ &-1 \leq a_i \leq 1 \quad (i=1..5). \end{aligned} \tag{2}$$

В этом случае предприятия, для которых значение  $Z$  попадает между  $u$  и  $v$  не подлежат устойчивой идентификации. В рамках данной модели их следует отнести к неустойчивым с точки зрения платежеспособности.

Для предприятий всех отраслей разделение оказалось надежным.

Модели, построенные по описанной методике, применялись для прогноза кредитоспособности по финансовым показателям рассмотренных предприятий годичной давности. В табл. 2 приведены значения коэффициентов моделей, значения  $u$  и  $v$  (результаты решения задачи линейного программирования) и точность прогноза.

Таблица 2

**ЗНАЧЕНИЯ КОЭФФИЦИЕНТОВ МОДЕЛЕЙ**

Отрасль	I	$a_i$	$u$	$v$	Точность прогноза
Торговля	1, 3, 5, 6, 7	1; -0,2; 0; -1; 0,1	15	0	67%
Пищ. пром	1, 3, 4, 5, 7	1; 0,4; 0; 1; -0,2	6	0	72%
Строительство	1, 3, 5, 7, 8	1; 0; 1; -1; -0,5	2,5	1	79%
Сфера услуг	1, 2, 5, 7, 8	0,1; 0; -1; 1; -0,1	10	0	69%
Сельск. хоз-во	1, 2, 4, 5, 7	0; 0,2; -1; 1; -1	6	0	65%

Прокомментируем некоторые из полученных коэффициентов.

Для всех отраслей коэффициенты при показателях  $x_1 = \text{Прибыль до налогообложения} / \text{Краткосрочные обязательства}$

и  $x_7 = \text{Собственный капитал} / \text{Баланс}$

положительные.

Коэффициенты при  $x_5 = \text{Выручка} / \text{Собственный капитал}$

положительные в пищевой промышленности и сельском хозяйстве и отрицательные – в строительстве и сфере услуг. По-видимому, в последних отраслях рост этого показателя связан не столько с ростом выручки предприятий, сколько с уменьшением собственного капитала. В моделях для торговли и пищевой промышленности коэффициенты при

$x_3 = (\text{Оборотные активы} - \text{НДС} - \text{Долгосрочная дебиторская задолженность}) / \text{Краткосрочные обязательства}$

имеют противоположные знаки (для торговли значение отрицательное). Это может отражать то обстоятельство, что для предприятий торговли рост этого показателя связан с сокращением краткосрочных обязательств.

В строительстве и сфере услуг коэффициенты при  $x_8 = (\text{Запасы} / \text{Баланс})$

имеют отрицательное значение. Для предприятий этих отраслей, чем меньше запасов, тем лучше. Для сельского хозяйства коэффициент при

$x_4 = \text{Выручка} / \text{Оборотный капитал}$

отрицательный. Это связано с хронической дотационностью отрасли.

Прогнозы, приведенные в табл. 2, демонстрируют весьма высокий уровень прогностичности построенных моделей.

### Оценка кредитоспособности предприятия на основе нейронных сетей

Одной из первых областей банковской деятельности, в которой применение нейронных сетей дало заметный эффект, стала оценка платежеспособности клиентов, обращавшихся в банк за денежными ссудами. Банковские структуры прибегают к помощи нейросетевых технологий для предсказания банкротства. Фактическое банкротство может наступить задолго до того, как бедственная ситуация станет очевидной[9].

Наряду с линейными моделями мы использовали и нейронные сети. Нейросети были построены с использованием пакета MatLab. Для нашей модели мы в качестве типа сети выбрали персептрон – наиболее известную и распространенную конфигурацию нейронных сетей. Использовались те же показатели, на основании которых строилась линейная модель. Были проанализированы те же предприятия, что и в предыдущем пункте. В качестве тестирующей выборки использованы данные для тех же предприятий на год вперед.

Точность прогноза нейронных сетей:

1. Торговля – 87%.
2. Пищевая промышленность – 85%.
3. Строительство – 74%.
4. Сфера услуг – 79%.
5. Сельское хозяйство – 82%.

Как видно, в большинстве отраслей (кроме строительства) нейрокомпьютерный подход обладает большей прогностичностью, поскольку использует нелинейные модели.

### Совместное использование оптимизационного и нейрокомпьютерного подходов

Мы проанализировали также совместное применение обоих рассмотренных подходов.

Таблица 3

#### СОВМЕСТНОЕ ПРИМЕНЕНИЕ РАССМОТРЕННЫХ ПОДХОДОВ

Отрасль	+ +, %	+ -, %	- +, %	- -, %
Торговля	78	9	7	5
Пищ. пром	83	8	12	7
Строительство	75	11	9	11
Сфера услуг	85	9	9	7
Сельск. хоз-во	79	10	11	8

Здесь первый знак + (-) означает, что предприятие по данным годичной давности имеет благоприятный (неблагоприятный) прогноз по линейной модели, второй знак – соответственно по нейросетевой. В таблице приведены доли предприятий, которые фактически оказались кредитоспособными. В торговле, пищевой промышленности, сфере услуг, сельском хозяйстве качество совместного прогноза уступает нейросетевому, в строительстве – качеству прогноза по линейной модели, в сфере услуг качество совместного прогноза превосходит соответствующие значения обоих исходных.

### ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В работе предложен подход к построению линейных моделей прогнозирования не кредитоспособности предприятий, даны оценки его прогностичности на годичном временном горизонте для предприятий 5 отраслей республики Башкортостан. Существенное различие построенных моделей подтверждает целесообразность отраслевого подхода к построению подобных моделей. Результаты прогнозирования кредитоспособности по подобным моделям оказались достаточно качественными. Универсальные линейные модели типа Альтмана, распространенные в развитых странах, неприменимы в условиях российской экономики.

Наряду с линейными исследовалась возможность использования нейронных сетей. Качество прогнозирования по таким моделям для большинства отраслей оказалось несколько выше, нежели по линейным.

Для некоторых отраслей более качественный прогноз обеспечивает совместное применение обоих подходов.

### Литература

1. Ту Дж., Гонсалес Р. Принципы распознавания образов. М.: Мир, 1978.
2. Кузнецов Ю.Н., Кузубов В.И., Волощенко А.Б. Математическое программирование. Высшая школа. Москва. 1980.
3. Бронштейн Е.М., Рахимкулова Г.З. Аналитические модели оценки не кредитоспособности предприятий. Аудит и финансовый анализ, №2, 2004.
4. Altman, E.I. Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy. Journal of Finance, September, 1968.
5. Арутюнян А.Б. Опыт применения моделей Фуллера и Спринггейта в оценке венгерских предприятий сельского хозяйства и пищевой промышленности. Аудит и финансовый анализ, №2, 2002.
6. Любушин Н.П. Анализ финансового состояния коммерческой организации. Аудит и финансовый анализ. №3, 2003.
7. Спирин А.А., Башина О.Э. Общая теория статистики: Статистическая методология в изучении коммерческой деятельности. М.: Финансы и статистика, 1998.
8. Кристофидес Н.М. Теория графов: алгоритмический подход. М.: Мир, 1978.
9. Дун И. Как живут нейросети в России. Компьютерная неделя. №12, 1999.

Рахимкулова Гульназ Зарифовна

### РЕЦЕНЗИЯ

На современном этапе развития российской экономики, выявление неблагоприятных тенденций развития предприятия, и в особенности оценка состояния кредитоспособности, приобретают первостепенное значение. Вместе с тем, в настоящее время практически отсутствуют эффективные методики, позволяющие с достаточной степенью достоверности прогнозировать неблагоприятный исход.

В данной статье предлагается новый подход к построению модели оценки кредитоспособности предприятия, учитывающий региональную и отраслевую специфику рассматриваемых групп предприятий. Метод опирается на дискриминатный анализ и линейную оптимизацию. Предложенные оптимизационные модели были опробованы на предприятиях пяти отраслей Республики Башкортостан, и показали весьма высокий уровень прогностичности. Наряду с описанным подходом, для оценки кредитоспособности предприятия использовались нейронные сети. Качество прогнозирования по таким моделям для большинства отраслей оказалось намного выше, чем по линейным. Для отдельных отраслей более качественный прогноз обеспечивается при совместном применении обоих подходов.

Учитывая актуальность и востребованность новых подходов к оценке кредитоспособности предприятий, обеспечивающих достаточно высокую степень достоверности прогноза, я рекомендую к публикации данную статью в журнале «Аудит и финансовый анализ».

Бронштейн Е.М., д.ф.м.н., профессор, Уфимский государственный авиационный технический университет

### **3.6. ANALYTICAL AND NEUROCOMPUTER MODELS FORECASTING OF INSOLVENCY COMPANY**

Gulnaz Rakhimkulova

*Ufa State Aviation Technical University )*

In this article we expounded general approaches of construction on the linear model forecasting of insolvency company. The approaches are taking into consideration regional and branch specific of companies. The model lean on methods of pattern recognition[1] and linear optimization[2]. In this part the article is development of the work[3]. There is a describing of realization approaches for the companies of 5 branches in Republic Bashkortostan. The neuron nets was used equally with discribing approach for forecasting of insolvency company.