

**М. В. Боченина**

канд. экон. наук, доцент кафедры статистики и эконометрики Санкт-Петербургского государственного экономического университета

**М. В. Смирнов**

магистрант Санкт-Петербургского государственного экономического университета

## **ОЦЕНКА ВЕРОЯТНОСТИ БАНКРОТСТВА КРУПНЫХ И СРЕДНИХ ПРЕДПРИЯТИЙ СЕВЕРО-ЗАПАДА РОССИИ**

### **Введение**

Анализ кредитоспособности предприятия и построение прогнозов для погашения проблемных ситуаций представляют собой особый аспект как в теоретических разработках, так и в практических вопросах управления компаниями. Российская Федерация является государством с развивающейся экономикой, для которой характерно отсутствие стабильности целого комплекса факторов и процессов ведения хозяйственной деятельности, особенно тех, которые подвержены внешнему влиянию. Ранняя диагностика и прогнозирование потенциального банкротства в дополнение к текущему финансовому анализу компании в краткой и среднесрочной перспективе позволяют обеспечить максимально эффективный уровень менеджмента. Поиск негативных тенденций в жизнедеятельности компании, а также своевременное выявление кризисных ситуаций заранее занимают первоочередное место не только в управлении самим предприятием, но и в анализе контрагентов, особенно перед началом возможного сотрудничества.

Вопросы анализа кредитоспособности предприятий в настоящее время приобрели еще большую актуальность в связи с нестабильной макроэкономической конъюнктурой, включая влияние геополитических факторов. Главная проблема, с которой сейчас столкнулись российские банки, состоит в обеспечении наращивания кредитного портфеля в сочетании с минимизацией уровня допуска просроченной задолженности. Так что проблема анализа кредитоспособности предприятий крупного и среднего бизнеса актуальна для России. Стоит добавить, что существенную сложность составляет выбор наиболее релевантного метода анализа в каждом конкретном случае, так как существует множество методов и моделей прогноза неплатежеспособности, а также последующей оценки репрезентативности полученных результатов.

В исследованиях таких зарубежных экономистов, как Э. Альтман (Altman, 1968), У. Бивер (Beaver, 1966), Дж. Олсон (Ohlson, 1980) и др., не только подробно описано построение моделей банкротства, но и даны основы анализа кредитоспособности предприятий. Исследованием вопросов банкротства компаний занимались и российские ученые: (Демешев, Тихонова, 2017; Жданов, Афанасьева, 2018; Журова, Шехтман, 2016; Львова, 2015; Федорова, Гиленко, Довженко, 2013; Федорищева, 2018) и др., которые исследовали банкротство предприятий с различных позиций, выделили основные признаки будущей неплатежеспособности, провели анализ инструментов ее прогноза и определили положительные и отрицательные стороны прогнозных инструментов.

Эдварда Альтмана принято считать отцом модели прогнозирования банкротства с помощью множественного дискриминантного анализа (*MDA*). В своей работе «Финансовые коэффициенты, дискриминантный анализ и прогнозирование

банкротств», опубликованной в 1968 г. (Altman, 1968), он собрал выборку компаний-банкротов и «здоровых» предприятий из одной отрасли и выбрал несколько наиболее значимых переменных, имеющих существенные отличия в этих группах:

- $X_1$  — отношение оборотного капитала к величине общих активов;
- $X_2$  — отношение нераспределенной прибыли к величине общих активов;
- $X_3$  — отношение прибыли до уплаты процентов и налогов к величине общих активов;
- $X_4$  — отношение рыночной стоимости акционерного капитала к балансовой стоимости долга;
- $X_5$  — отношение общих продаж к величине общих активов.

Таким образом, анализируя выборку и применяя *MDA* метод, Альтман получил *Z*-формулу, используя которую, можно определенным образом прогнозировать вероятность банкротства предприятия: если число *Z* меньше 1,81, то предприятие фактически скоро будет банкротом, а если больше 2,99, банкротство ему не грозит. Интервал между 1,81 и 2,99 Э. Альтман назвал областью пересечения, так как в нее попали как «здоровые» компании, так и банкроты.

В своих последующих работах Альтман предпочел логистические регрессии, а не *MDA*, так как в *MDA* методе необходимо проводить ранжирование полученных показателей (Горбатков, Белолипецев, Макеева, 2018, с. 50–61). Например, в своей первой работе он искал универсальное правило в виде значения, отсекающего банкротов и не банкротов друг от друга. Поиск такого значения представляет основную трудность в интерпретации результатов, полученных на основе модели *MDA* (Жданов, Афанасьева, 2018, с. 126–138; Богданова, 2017, с. 50–61).

Работа Джеймса Олсона (Ohlson, 1980, с. 109–131) отличалась от предшественников одним существенным фактом — размер его выборки включал более двух тысяч компаний, а не десятки или в лучшем случае сотни, что позволило построить более полную и точную модель. К тому же Олсон был одним из основоположников направления применения логистической регрессии именно для прогнозирования банкротства предприятий (Слесаренко, 2014, с. 38–46).

Олсон взял в основу логистическую модель вида:

$$P = \frac{1}{1 + e^{-Y_i}} = \frac{1}{1 + e^{-(\beta_0 + \sum_{j=1}^k \beta_j x_{ij} + u_i)}},$$

где *P* — вероятность наступления банкротства (в долях от единицы);  $Y_i$  — непосредственно сам рейтинговый коэффициент;  $\beta_0$  — величина риска банкротства при нулевых значениях всех  $x_{ij}$ ;  $\beta_i$  — коэффициент регрессии;  $x_{ij}$  — фактор риска банкротства;  $u_i$  — случайные отклонения.

В своей модели Олсон сначала рассчитывал рейтинговый коэффициент  $Y_i$  как функцию от различных относительных финансовых показателей, например отношения совокупных обязательств или чистой прибыли к совокупным активам (Ohlson, 1980).

Подставив значения  $Y_i$  в логистическую модель, Олсон оценивал вероятность банкротства: если  $Y_i \rightarrow -\infty$ , то  $P_i \rightarrow 0$ , и наоборот. Интерпретация полученных результатов бинарной модели состояла в следующем: если полученное значение  $P_i$  больше 0,5, предприятие с существенной долей вероятности может стать банкротом, это значит, что  $P_i$  как бы приравнивается к 1, в остальных случаях финансовое состояние фирмы можно признать стабильным и  $P_i$  приравнивается к 0.

Однако рассмотренные выше модели не имеют предсказательной силы для российских предприятий. Это приводит к поиску более адекватных методов моделирования.

## Информационная база

Развитие компании может привести к самым разным итогам: реорганизации, упрощенной ликвидации, банкротству. Владельцы компаний в первую очередь заинтересованы в продолжении работы предприятий и готовы предпринимать попытки отсрочить неблагоприятное развитие бизнеса. Во всех случаях такого рода необходимо понимать, на каком этапе развития находится компания, насколько она платежеспособна и является ли вероятность банкротства высокой в данный момент. Наиболее актуальны вопросы банкротства для кредиторов, имеющих финансовые связи с фирмами. От точности диагностики кредитоспособности предприятия-заемщика зависит ответ на вопрос, смогут ли они вернуть инвестированные средства и в каком размере (Федорова, Гиленко, 2013, с. 85–92).

Под кредитоспособностью предприятия имеется в виду способность предприятия своевременно и в полном объеме погашать свои обязательства. Соответственно, чем выше кредитоспособность – тем выше финансовая устойчивость. В свою очередь целью оценки кредитоспособности предприятия является прогнозирование риска банкротства заемщика. Дополнительно это влияет и на размер ставки, что приводит к ее росту у потенциально менее благонадежных заемщиков (Алексеева, 2016, с. 50–60).

Мы будем рассматривать банкротство как неспособность предприятия удовлетворить требования кредиторов по обязательствам в полном объеме. Такая концепция соответствует наиболее частой трактовке этого понятия (Евстропов, 2018; Алексеева, 2016).

Информационная база была создана по данным финансовой отчетности более чем 2400 компаний Северо-Западного федерального округа с использованием ресурса «СПАРК-Интерфакс». Основным параметр отнесения компании к сегменту крупных и средних предприятий – это выручка. В соответствии с общепринятыми нормами для того, чтобы предприятие считалось относящимся к среднему бизнесу, выручка должна превышать 400 млн руб. в год, а для крупного бизнеса – 1 млрд руб. в год (Журова, 2016, с. 32). Одним из критериев отбора стала также продолжительность работы компании на рынке – не менее 5 лет, так как в таком случае она, скорее всего, не будет фирмой-однодневкой и будет функционировать в соответствии с теми целями, что были заявлены в уставе предприятия.

Необходимо также отметить два негативных аспекта, которые могут существенно влиять на результаты прогнозирования (Кован, Ряховская, Коцюба, 2014, с. 56–83):

- 1) особенности ведения бизнеса в России с применением «черной бухгалтерии»;
- 2) распространенность практики криминальных банкротств.

Первое потенциально может снижать релевантность данных всей выборки, если компания из данной выборки ведет «двойную бухгалтерию» (Демешев, 2017, с. 359–386). Второе обстоятельство может исказить данные посредством включения в выборку банкротов совершенно «здоровых» предприятий, которые фактически не имели реальных причин для банкротства, однако оно было спровоцировано намеренно.

В целях исключения возможности попадания таких предприятий в выборку рассматривались только компании, подлежащие обязательному финансовому аудиту по признаку объема выручки для Обществ с ограниченной ответственностью; по признаку организационно-правовой формы включались любые акционерные общества, а также муниципальные и государственные предприятия, а по признаку вида деятельности – кредитные организации, застройщики или профессиональные

участники рынка ценных бумаг. Обязательному аудиту подлежат некоторые конкретные организации (например, Центральный банк Российской Федерации или ОАО «Российские железные дороги») и компании, составляющие консолидированную отчетность (Вайсблат, 2018, с. 2–10; Федорищева, 2018, с. 97–103).

Дополнительным критерием при отборе предприятий служил индекс платежной дисциплины (ИПД, *Paydex*) – аналитический показатель, рассчитываемый системой СПАРК и отражающий фактический срок исполнения компанией своих финансовых обязательств по различным контрактам. Данный индекс моделируется на основе уже имеющихся данных о платежной дисциплине, источником которых служат компании – участники системы «Мониторинг платежей». Данные собираются один раз в месяц, что позволяет проверять изменения с наименьшим лагом. Более того, значение индекса будет рассчитано только при наличии в текущем месяце обратной связи как минимум от двух контрагентов. Таким образом, индекс выступает в роли универсального показателя, который дает характеристику компании как плательщика. Значение индекса может находиться в интервале от 1 до 100, где 1 – свидетельствует о наибольшей задержке платежа (не менее 120 дней), а 100 – отражает досрочное исполнение финансовых обязательств. О среднем и низком риске просрочки платежа свидетельствует значение индекса не менее 50. Это значение было установлено в качестве порогового при отборе финансово «здоровых» предприятий. Отметим, что для целей данного исследования для анализа брались только две основные финансовые формы отчетности предприятия: бухгалтерский баланс и отчет о финансовых результатах.

Система показателей финансового состояния компании позволяет разделить анализ на логически взаимосвязанные составные характеристики, отражающие устойчивость, результативность и платежеспособность компании (Фомин, 2014). Основной акцент был сделан на отборе интенсивных показателей анализа, иначе называемых финансовыми коэффициентами. Их главным достоинством является простота расчетов и элиминирование влияния инфляции. Как правило, такие показатели находятся в связи друг с другом и характеризуют финансовое состояние компании только с одного аспекта. Базой для их интерпретации являются критерии, представляющие собой целеполагающие основы ведения бизнеса (например, стабильный прирост прибыли, капитала, поддержание финансовой устойчивости на необходимом уровне). Для построения моделей отобраны показатели, которые наиболее комплексно могут продемонстрировать финансовое состояние компании, обеспечить сопоставимость полученных данных, а также быть дополненными интерпретацией полученных результатов по их величинам и соотношениям, они представлены в табл. 1.

Таблица 1

## Показатели, используемые при моделировании вероятности банкротства

Обозначение	Переменная
<i>AGE</i>	Возраст компании
<i>Bankruptcy</i>	Банкротство
<i>CANI (current assets/net income)</i>	Отношение оборотных активов к чистой прибыли
<i>CreditTurn</i>	Период оборота кредиторской задолженности
<i>CurrLiq</i>	Коэффициент текущей ликвидности
<i>DebitDebt</i>	Дебиторская задолженность, 2017 г.
<i>DebitTurn</i>	Период оборота дебиторской задолженности

Окончание табл. 1

Обозначение	Переменная
<i>EBT</i>	Прибыль до налогообложения (ПДН), 2017 г.
<i>Equity</i>	Собственный капитал, 2017 г.
<i>Liabilities/EBT</i>	Отношение обязательств к ПДН
<i>Long-term liabilities and short-term loans/EBT</i>	Отношение долгосрочных обязательств и краткосрочных займов к ПДН
<i>Revenue</i>	Выручка, 2017 г.
<i>Revenue (2017/2016)</i>	Отношение выручки в 2017 г. к выручке 2016 г.
<i>ROA</i>	Рентабельность активов
<i>ROE</i>	Рентабельность капитала
<i>ROI</i>	Рентабельность инвестиций

### Моделирование вероятности банкротства

Как уже отмечалось, в настоящее время существует множество методов анализа кредитоспособности и прогнозирования банкротства предприятий. В данной статье рассмотрена целесообразность применения логит- и тобит-моделей. Это обусловлено следующими причинами:

1) логит-модели применяют для анализа бинарных результирующих переменных. В данном случае результат равен 1 – если компания стала банкротом, и 0 – если предприятие является финансово «здоровым»;

2) логит- и тобит-модели менее восприимчивы к выбросам в наблюдениях. Это особенно актуально для крупных и средних предприятий, так как в выборке присутствуют и предприятия-монополисты, и компании с нестандартными видами деятельности, а также с существенными различиями в отчетности даже внутри одних и тех же видов деятельности;

3) на основании анализа предыдущих исследований было установлено, что такие модели при своей относительной простоте вычислений способны показывать весьма высокую точность по сравнению с другими статистическими методами.

Логистическая регрессия или логит-регрессия (*logit model*) – это статистическая модель, используемая для предсказания вероятности возникновения некоторого события путем подгонки данных к логистической кривой.

Основное преимущество применения *logit*-моделей заключается в том, что не возникает проблем с интерпретацией результирующего показателя ( $P$ ), который может принимать значения только в интервале от 0 до 1 и определяет номинальное значение вероятности наступления несостоятельности предприятия (Евстропов, 2018, с. 25–32).

Отметим, что дискриминантным моделям присуще наличие так называемых «зон неопределенности», при попадании в которые по значению рассчитанного рейтингового показателя нельзя сделать однозначный вывод о вероятности банкротства. Подобной проблемы в логит-моделях нет, поскольку, если оцененная вероятность ( $P$ ) больше, чем 0,5, то делается прогноз, что событие произойдет, а если меньше, чем 0,5 или равна – что событие не произойдет (Высоцкая, 2014, с. 1–12).

Бинарная логит-модель была построена нами в программе *Gretl*. Для результирующей переменной  $Y_i$  были приняты следующие значения: 0 – финансово «здоровое» предприятие и 1 – банкрот. Результат моделирования по общей выборке предприятий по всем отраслям имеет следующий вид:

$$Y_i = -4,85 * ROA - 1,67 * ROI - 1,91 * AGE - 0,45 * CurrLiq + 0,44 * DebitTurn$$

Все параметры модели оказались статистически значимы.

Для нахождения вероятности банкротства необходимо подставить  $Y_i$  в логи-

стическое выражение: 
$$P_i = \frac{1}{1 + e^{-Y_i}}.$$

Критерий отношения правдоподобия: Хи-квадрат (5) = 254,854 ( $p$ -значение = 0,0000), что свидетельствует о статистической значимости модели.

Количество корректно предсказанных исходов в данной модели составило 90,4%, однако стоит обратить внимание на количество корректно предсказанных банкротств и не банкротств в отдельности. Доля верно предсказанных «здоровых» предприятий составила 99%, в то время как предсказанных компаний-банкротов – 64,7%. Именно поэтому и было принято решение разбить выборку по видам экономической деятельности и построить модели для крупнейших из них, которые обладают достаточным количеством наблюдений для сохранения приемлемой репрезентативности результатов.

Следующая модель построена для обрабатывающих производств раздел (С по ОКВЭД 2), по выборке из 334 предприятий:

$$Y_i = -4,69 * ROI - 13,57 * ROA - 0,57 * CreditTurn - 0,002 * CANI - 0,06 * ROE.$$

Доля корректно предсказанных исходов составляет 84,8%. Это немного меньше доли корректных предсказаний, однако тут стоит отметить результаты прогнозирования отдельно для потенциальных банкротов и «здоровых» компаний. Снизилась точность прогноза финансово-устойчивых предприятий (она составила 85%), однако существенно выросла доля верно предсказанных фирм-банкротов на 11,5 процентных пункта (с 64,7% до 76,2%). Таким образом, было установлено, что для предприятий, осуществляющих свою деятельность в сфере обрабатывающих производств, имеет смысл прогнозировать банкротство именно по этой модели. Это помогает уменьшить вероятность ошибки 1-го рода, то есть вероятность признания компании-банкрота «здоровым» предприятием.

Следующая модель построена на основе выборки, состоящей из 123 предприятий, относящихся к разделу ОКВЭД 2F – Строительство:

$$Y_i = 1,36 - 1,38 * Revenue \left( \frac{2017}{2016} \right) - 0,003 * Equity - 27,44 * ROA.$$

Критерий отношения правдоподобия: Хи-квадрат (3) = 77,097 ( $p$ -значение = 0,0000).

В этой модели статистическую значимость помимо относительных факторов показали константа, абсолютный показатель – капитал, а также динамический показатель – отношения выручки 2017 г. к 2016 г.

Доля корректно предсказанных случаев составила 83,2%. Высокая доля правильных прогнозов у финансово устойчивых фирм – 89,2%. Точность прогноза у компаний банкротов составляет 73,3%. Это также значительно выше, чем в общей выборке: повышение составило 8,6 процентных пункта, а следовательно, это также снижает вероятность появления ошибки 1-го рода. Таким образом, еще раз подтвердилась целесообразность построения моделей по видам экономической деятельности.

Далее были рассмотрены предприятия, отнесенные к разделу ОКВЭД 2G. Эта группа включает в себя торговлю оптовую и розничную, ремонт автотранспортных

средств и мотоциклов. Заметим, что этот раздел включает совершенно разные отрасли, обладающие своими уникальными особенностями. Такие различия могут повлиять на общий результат прогноза и значимость параметров модели. Раздел включает в себя следующие группы ОКВЭД 2: 45, 46 и 47. Было решено исключить группу с кодом 45, которая состоит из предприятий, осуществляющих ремонт автотранспортных средств и мотоциклов. Группы с кодом 46 и 47 представляют предприятия оптовой и розничной торговли, соответственно. По ним была построена следующая модель, основанная на 262 наблюдениях:

$$Y_i = 2,37 \text{DebitTurn} - 3AGE - 4,28ROA,$$

Критерий отношения правдоподобия: Хи-квадрат (3) = 91,9915 ( $p$ -значение = 0,0000).

В модель вошли такие показатели, как оборачиваемость дебиторской задолженности, бинарная переменная возраста и рентабельность активов. Данная модель в целом показала высокую точность 85,1%, по «здоровым» предприятиям доля корректных предсказаний составила 91%. Однако при этом уровень точности предсказаний по выборке банкротов оказался низким, достигнув лишь отметки в 67%. Таким образом, вероятность ошибки 1-го рода несколько ниже, чем для модели, построенной на основе общей выборки. Однако все же мы считаем, что имеет смысл прогнозировать банкротства предприятий данного вида экономической деятельности по представленной модели.

Таким образом, на основе логит-модели была проведена оценка вероятности банкротства предприятий по видам экономической деятельности. Построенные модели позволяют получить хорошие результаты, но уровень точности предсказания компаний-банкротов оказался недостаточно высок. Это определило необходимость применения комплексной оценки. В качестве дополнительного метода было предложено построение тобит-модели, которая учитывает не только сферу деятельности, но и размер выручки компании, а результатом является оценка степени потенциального банкротства компании.

Результаты, полученные на основе логит-моделей, послужили предпосылкой исследования возможности и целесообразности использования тобит-моделей в прогнозировании процесса банкротства. Название модель получила по имени лауреата Нобелевской премии по экономике Джеймса Тобина (1918–2002). Эта модель используется для описания регрессионной зависимости цензурированной переменной  $y_t$  от влияющих на нее факторов. Тобит-модель исходит из того, что сама цензурированная переменная  $y_t$  описывается следующим выражением:

$$y_t = ax_t + e_t,$$

где  $y_t$  – наблюдаемые значения зависимой переменной;  $x_t$  – вектор независимых переменных, в свою очередь оказывающих влияние на зависимую переменную  $y_t$ ;  $a$  – вектор параметров;  $e_t$  – ошибка модели.

Попытки построения модели по общей выборке не дали результатов со значимыми параметрами и распределением ошибок по нормальному закону, поэтому было принято решение продолжить построение моделей по отдельным видам деятельности, обладающих достаточным количеством наблюдений.

За зависимую переменную  $y_t$  был принят относительный показатель: отношение прибыли до налогообложения к выручке –  $EBT/Revenue$ , так как именно эта переменная показала значимые отличия между предприятиями-банкротами

и «здоровыми» фирмами. Была проведена оценка коэффициентов для расчета значения результирующего признака ( $Z$ ), на основании которого предприятия относили к группе с высоким, средним или низким риском банкротства.

Анализ взаимосвязи зависимой переменной  $EBT/Revenue$  и общей выручки показал необходимость разбить предприятия на группы по размеру выручки, что позволило получить более релевантные и индивидуализированные модели для предприятий, принимая во внимание не только их сферу деятельности, но также и их размеры с тем, чтобы исключить эффект масштаба.

В целях улучшения точности прогнозных моделей вся выборка была разбита на три группы:

- предприятия с суммарной выручкой до 1,5 млрд руб. за год;
- предприятия с суммарной выручкой от 1,5 до 5 млрд руб. ежегодно;
- предприятия с общей выручкой от 5 млрд руб. в год.

Для предприятий, осуществляющих свою деятельность в сфере обрабатывающей промышленности и с выручкой до 1,5 млрд руб. за 2017 г., построенная модель имеет следующий вид:

$$Z = 0,51ROA + 0,008CurrLiq.$$

Ошибки распределены по нормальному закону,  $p$ -значение = 0,13.

Далее по спрогнозированным значениям зависимой переменной были вычислены нормативные интервалы для групп предприятий-банкротов и «здоровых» компаний:

$$\left\{ \begin{array}{l} Z < 0,022 - \text{высокий риск банкротства;} \\ 0,022 \leq Z \leq 0,14 - \text{средний риск банкротства;} \\ Z > 0,14 - \text{низкий риск банкротства;} \end{array} \right.$$

Высокий риск банкротства предполагает, что если предприятие не предпримет кардинальных действий для улучшения финансовой ситуации, то банкротство неизбежно.

Средний риск банкротства характеризуется тем, что при сохранении существующей тенденции в деятельности развития предприятия нельзя однозначно оценить, станет ли предприятие банкротом или будет успешно развиваться, но подозрение на банкротство имеется.

Низкий риск банкротства показывает, что при существующем положении дел на предприятии банкротство ему практически не грозит.

Из выборки размером в 109 наблюдений предсказаны некорректно 23 наблюдения. Таким образом, точность предсказания банкротства компаний составила 79%. Точность предсказания в выборке банкротов – 71%, в выборке финансово устойчивых предприятий – 86%.

Следующая модель раздела С по ОКВЭД 2 с годовой выручкой от 1,5 до 5 млрд руб. построена по выборке из 98 предприятий. Наилучший результат в отношении точности прогноза, значимости параметров и нормальности распределения ошибок показала следующая модель:

$$Z = 1,94 * CurrLiq.$$

Минимальные и максимальные значения зависимой переменной  $Z$  по «здоровым» фирмам и компаниям-банкротам распределились следующим образом:

$$\left\{ \begin{array}{l} Z < 0,05 \text{ – высокий риск банкротства;} \\ 0,05 \leq Z \leq 0,15 \text{ – средний риск банкротства;} \\ Z > 0,15 \text{ – низкий риск банкротства;} \end{array} \right.$$

Хотя в этой модели всего один фактор, она весьма точно прогнозирует зависимую переменную. Количество некорректных предсказаний составило 18, общая точность модели 82%. Верные предсказания банкротства составили 77%, а у «здоровых» компаний точность достигла отметки в 89%. Также стоит отметить то, что  $p$ -значение теста на нормальное распределение ошибок составило 0,14, что позволяет говорить о подтверждении гипотезы и работоспособности модели в целом.

Модель для предприятий с размером общей годовой выручки, превышающим 5 млрд руб., раздела С по ОКВЭД 2. Объем выборки 123 предприятия. Модель включает в себя фактор текущей ликвидности, как и предыдущая модель, и дополнительно вошла рентабельность капитала ( $ROE$ ):

$$Z = 0,048ROE + 0,021CurrLiq.$$

Ошибки распределены по нормальному закону  $p$ -значение = 0,15, параметры статистически значимы. В итоге получили следующие интервальные отрезки для прогноза:

$$\left\{ \begin{array}{l} Z < 0,08 \text{ – высокий риск банкротства;} \\ 0,08 \leq Z \leq 0,23 \text{ – средний риск банкротства;} \\ Z > 0,23 \text{ – низкий риск банкротства;} \end{array} \right.$$

Следующим этапом стала проверка точности предсказания. Правильно удалось определить статус 72% компаний, у финансово «здоровых» предприятий – 78%, это самое низкое значение по сравнению с остальными моделями для предприятий с меньшей выручкой. Точность корректно спрогнозированных банкротств оказалась еще меньше – лишь 67%. Возможно, это связано с тем, что предприятия со столь большим размером выручки все же имеют больше различий между собой, чем предприятия меньшего размера, и, следовательно, хуже поддаются прогнозированию.

Следующей отраслью, на примере которой были построены модели, является раздел  $F$  по ОКВЭД 2 – Строительство. Эта группа включает в себя компании, сферой деятельности которых являются строительство и практически все связанные с ним операции.

По аналогии с разделом  $C$  предприятия группировались по объему выручки. Анализ показал необходимость построения двух моделей для предприятий с годовой выручкой до 5 млрд руб. и свыше 5 млрд руб.

В выборку предприятий, имеющих годовую выручку менее 5 млрд руб., попали 15 компаний. Статистически значимая модель с нормально распределенными остатками ( $p$ -значение = 0,18) имеет следующий вид:

$$Z = 1,178ROI.$$

Оценка интервалов, определяющих вероятность банкротства, позволила получить следующие интервалы:

$$\left\{ \begin{array}{l} Z < 0,06 \text{ – высокий риск банкротства;} \\ 0,06 \leq Z \leq 0,12 \text{ – средний риск банкротства;} \\ Z > 0,12 \text{ – низкий риск банкротства;} \end{array} \right.$$

Точность прогноза по предприятиям банкротам составила 80%, по финансово «здоровым» предприятиям 90%, соответственно общая точность модели – 86,7%. Такие результаты в целом говорят о робастности и значимости полученной модели для предприятий строительной отрасли с годовой выручкой до 5 млрд руб.

Пороговые значения немного ниже, чем у предприятий предыдущей отрасли, что вполне логично, учитывая особенности ведения бизнеса по данному виду деятельности.

Для предприятий с выручкой от 5 млрд руб. объем выборки составил 60 предприятий. Была получена следующая модель:

$$Z = 0,22 + 0,59ROA - 0,003CANI.$$

Отнесение фирмы к одной из групп банкротства определяется по следующим значениям показателя  $Z$ :

$$\left\{ \begin{array}{l} Z < 0,05 \text{ – высокий риск банкротства;} \\ 0,05 \leq Z \leq 0,18 \text{ – средний риск банкротства;} \\ Z > 0,18 \text{ – низкий риск банкротства;} \end{array} \right.$$

Тест на распределение ошибок показал его нормальность,  $p$ -значение = 0,11. Точность прогноза также оказалась весьма высокой: 88% по выборке финансово устойчивых компаний и 75% по выборке предприятий банкротов, по общей выборке – 85%.

По аналогии были исследованы предприятия вида деятельности Торговля, раздел  $G$ , коды деятельности 46, 47 по ОКВЭД 2. В эту выборку вошли 112 компаний крупного и среднего бизнеса.

Аналогично предприятиям, относящимся к разделу  $F$ , эту выборку было решено разделить на две подгруппы: с выручкой до 5 млрд руб. и с выручкой 5 млрд руб. и более, так как именно при таких значениях наблюдаются наибольшие различия между рассматриваемыми показателями.

На примере выборки из 35 предприятий с выручкой от 5 млрд руб. в год получена следующая модель:

$$Z = 1,25ROI + 7 \cdot 10^{-7}DebitDebt.$$

Модель позволяет отнести предприятия к конкретной группе банкротов по следующим значениям  $Z$ :

$$\left\{ \begin{array}{l} Z < 0,02 \text{ – высокий риск банкротства;} \\ 0,02 \leq Z \leq 0,08 \text{ – средний риск банкротства;} \\ Z > 0,08 \text{ – низкий риск банкротства;} \end{array} \right.$$

Заметим, что малое значение коэффициента при дебиторской задолженности –  $DebitDebt$  связано с тем, что сам показатель является абсолютным, а не относительным.

Все параметры модели являются значимыми на уровне 95%. Также сама модель является значимой, ошибки распределены по нормальному закону,  $p$ -значение = 0,1. Модель показала высокую точность прогноза на выборке «здоровых» предприятий – 84%, однако на выборке компаний-банкротов точность снизилась до 75,7%, что, впрочем, является неплохим значением, точность по общей выборке – 82,7%.

По 77 торговым предприятиям с годовой выручкой, не превышающей 5 млрд руб., получена модель:

$$Z = 0,478ROA + 2 \cdot 10^{-5}DebitDebt.$$

При отнесении компании к той или иной группе вероятности банкротства следует принимать во внимание следующее:

$$\left\{ \begin{array}{l} Z < 0,05 \text{ – высокий риск банкротства;} \\ 0,05 \leq Z \leq 0,13 \text{ – средний риск банкротства;} \\ Z > 0,13 \text{ – низкий риск банкротства;} \end{array} \right.$$

$p$ -значение теста на распределение ошибок в модели по нормальному закону равно 0,13. По выборке «здоровых» предприятий точность предсказания оказалась чуть ниже, чем у других моделей и составила 80%, однако количество корректно предсказанных банкротств достигло уровня 89,8%, в то время как общая доля корректных предсказаний составила 83%.

Таким образом, благодаря полученным значимым моделям и высокой точности прогнозирования была подтверждена целесообразность применения тобит-моделей для оценки риска банкротства предприятий оптовой и розничной торговли.

Доля корректно предсказанных результатов по общей выборке выше у логит-моделей 85–90%, в то время как у тобит-моделей – лишь 72–86%. Также нужно отметить то, что они более универсальны, не требуют отнесения предприятия к группе в зависимости от объема выручки. Однако стоит обратить внимание, что в первую очередь нам важна точность прогнозирования банкротств, так как ущерб, причиненный от ошибки 1-го рода, несравнимо больше, чем от ошибки 2-го рода, ведь внезапное банкротство компаний крупного и среднего бизнеса влечет за собой череду серьезных последствий экономического и социального характера, в то время как диагностика угрозы банкротства на первый взгляд «здорового» предприятия не сделает его автоматически банкротом, а лишь поможет обратить более пристальное внимание на текущие показатели его работы и, при необходимости, скорректировать финансовую и операционную деятельность. Поэтому для наиболее точного прогноза имеет смысл совместно использовать логит-, и тобит-модели.

### Проверка результатов предсказания банкротства компаний

Первой компанией, деятельность которой была проверена, стало ПАО «Северсталь». Это одна из ведущих горнодобывающих и металлургических компаний мира, которая выделяется своими внушительными объемами производства, выручки и одними из самых высоких показателей рентабельности в отрасли. Именно эти особенности и стали причиной выбора данной компании для анализа.

Сначала была протестирована общая логит-модель, не зависящая от вида экономической деятельности. По данным годового отчета получено:

$$Y_i = -4,85 \cdot 0,3 - 1,67 \cdot 0,48 - 1,91 \cdot 1 - 0,45 \cdot 1,02 + 0,44 \cdot 0,03 = -4,6.$$

Подставив данную величину  $Y_i$  в логистическую функцию, получили следующее:

$$P_i = \frac{1}{1 + e^{-(-4,6)}} = 0,01.$$

Это значение меньше 0,5, таким образом, полученная оценка показала крайне низкую вероятность банкротства ПАО «Северсталь» при использовании общей логит-модели.

Экономический смысл полученного результата заключается в том, что при относительно высоком уровне рентабельности активов, инвестиций и значении коэффициента текущей ликвидности у ПАО «Северсталь» вероятность его банкротства стремится к нулю, именно эти показатели и составили наибольший удельный вес оценки  $Y_i$ .

Проанализируем вероятность наступления банкротства по логит-модели, построенной по виду деятельности, получаем:

$$Y_i = -4,69 \cdot 0,48 - 13,57 \cdot 0,3 - 0,57 \cdot 0,03 - 0,002 \cdot 160979 - 0,06 \cdot 0,79 = -328,3.$$

$$P_i = \frac{1}{1 + e^{-(-328,3)}} = 0.$$

Вероятность банкротства не обнаружена.

Проанализируем итоги финансовой деятельности компании сквозь призму тобит-модели. ПАО «Северсталь» относится к группе предприятий с годовой выручкой свыше 5 млрд руб., поэтому для расчета используется соответствующая модель, построение которой описано выше:

$$Z = 0,048 \cdot 0,3 + 0,021 \cdot 15,2 = 0,33.$$

Данное значение входит в интервал для компаний с низкой вероятностью банкротства и подтверждает предыдущий результат. Так что в соответствии с построенной моделью на вероятность банкротства ПАО «Северсталь» влияют в основном рентабельность капитала и значение коэффициента текущей ликвидности.

Оценим вероятность банкротства ООО «Лента», которая является федеральной сетью гипермаркетов со штаб-квартирой в Санкт-Петербурге, занимаясь преимущественно розничной торговлей пищевыми продуктами и потребительскими товарами.

На основании данных финансовой отчетности универсальная логит-модель показала:

$$Y_i = -4,85 \cdot 0,03 - 1,67 \cdot 0,067 - 1,91 \cdot 1 - 0,45 \cdot 0,66 + 0,44 \cdot 0,06 = -2,43.$$

Рассчитав  $P_i$ , получаем ничтожно малую вероятность банкротства торгового предприятия.

Здесь ведущую роль играет коэффициент текущей ликвидности, так как именно его высокое значение обусловило большую часть результирующей переменной  $Y_i$ , что весьма характерно для предприятия, занимающегося розничной торговлей.

По модели для предприятий сферы торговли получено:

$$Y_i = 2,37 \cdot 0,05 - 3 \cdot 1 - 4,28 \cdot 0,03 = -3.$$

Значение  $P_i$ , подтверждает тот факт, что предприятие в ближайшее время не станет банкротом при сохранении текущей макроэкономической конъюнктуры.

Протестируем тобит-модель для торговых предприятий, так как выручка этой розничной сети превышает 5 млрд руб. в год. В результате имеем:

$$Z = 1,25 \cdot 0,067 + 0,0000007 \cdot 158\,027 = 0,19.$$

Так как этот результат превышает порог в 0,08, то предприятие можно отнести к категории финансово устойчивых с низкой вероятностью банкротства, что совпадает с результатом расчета по логит-моделям.

Компания имеет немалую дебиторскую задолженность к погашению, что, вероятно, вызвано расчетами в рамках текущей операционной деятельности торгового предприятия. Таким образом, вероятность банкротства при погашении задолженности в пользу ООО «Лента» не будет расти, так как не будет оттока активов.

Этот результат также вполне ожидаем, так как ООО «Лента» представляет собой стабильно развивающуюся компанию, открывая гипермаркеты в разных регионах России, имеет ясное позиционирование и целевую аудиторию.

В качестве примера предприятия, которое относится к строительной отрасли, рассмотрено АО «Эталон ЛенСпецСму». Данный строительный холдинг является одним из самых известных в Северо-Западном федеральном округе, имея множество завершенных объектов за 30 лет работы, а также находящихся в процессе строительства.

Обратимся к общей модели:

$$Y_i = -4,85 \cdot 0,05 - 1,67 \cdot 0,09 - 1,91 \cdot 1 - 0,45 \cdot 0,91 + 0,44 \cdot 0,002 = -2,71.$$

Подставив в расчет  $P_i$ , величину  $-2,71$ , получим крайне низкую вероятность компании стать банкротом по общей модели прогнозирования.

Для проверки логит-модели по виду деятельности получили:

$$Y_i = 1,36 - 1,38 \cdot \left( \frac{15\,659\,758}{20\,910\,893} \right) - 0,003 \cdot 33\,700\,984 - 27,44 \cdot 0,05 = -102,5.$$

Такое значение при подстановке в знаменатель  $P_i$  дает почти бесконечную величину, на которую делится единица в числителе, что приводит выражение к нулю, а экономически дает уверенность в финансовом будущем компании, хотя стоит обратить внимание на снижение выручки в период 2016–2017 гг.

Проверка вероятности банкротства по тобит-модели:

$$Z = 1,178 \cdot 0,11 = 0,13.$$

Так как получившееся значение превышает 0,11, то можно с уверенностью говорить о том, что АО «Эталон ЛенСпецСму» едва ли может обанкротиться в ближайшее время при сохранении текущих показателей деятельности.

Учитывая то, что предприятие является региональным лидером в сфере строительства, а также высокое качество менеджмента холдинга, исключение вероятности банкротства является вполне логичным следствием анализа кредитоспособности.

Другой пример строительной компании представляет анализ АО «Евромонолит». Данное предприятие было основано в 1998 г., являлось одним из главных игроков на рынке строительства Санкт-Петербурга, преимущественно специализируясь на строительстве жилой и коммерческой недвижимости. В данный момент фирма проходит стадию банкротства. Выручка за 2017 г. составила 4,3 млрд руб. К негативной динамике строительную компанию привела чрезмерная финансовая

нагрузка, вызванная снижением прибыли, обострением конкуренции, рыночным демпингом, а также кризисом неплатежей.

Для расчета вероятности банкротства обратимся к выражениям (3) и (4) и проанализируем финансовые показатели в моделях:

$$Y_i = -4,85 \cdot (-0,33) - 1,67 \cdot (-0,25) - 1,91 \cdot 1 - 0,45 \cdot 0,03 + 0,44 \cdot 0,01 = 0,1.$$

$$P_i = \frac{1}{1 + e^{-(0,1)}} = 0,52.$$

Вероятность наступления банкротства предсказана неоднозначно, а значит, нужно использовать другие инструменты для прогноза. Однако стоит отметить более негативный результат, чем у АО «ЛенСпецСму», настораживают и более плохие показатели рентабельности инвестиций и активов, что выглядит весьма правдоподобно для потенциального банкрота.

Проверка прогноза банкротства по логит-модели по виду деятельности показала:

$$Y_i = 1,36 - 1,38 \cdot \left( \frac{4933000}{5167000} \right) - 0,003 \cdot (-124000) - 27,44 \cdot (-0,33) = 381.$$

Эта модель позволила получить намного более однозначный результат банкротства, так как  $P_i$  максимально близко к 1, что свидетельствует о фактическом банкротстве.

Был проведен анализ по тобит-модели. Выручка компании за 2017 г. не превышала 5 млрд руб. Отсюда:

$$Z = 0,22 + 0,59 \cdot (-0,33) - 0,003 \cdot 10,6 = -0,007.$$

Так как полученное значение  $Z$  меньше, чем 0,05, предприятие можно отнести к категории высокого риска банкротства, что и было подтверждено эмпирически на примере логит-моделей и фактических данных.

Следующим «показательным примером» компании-банкрота стала компания ООО «Нордик-Нева». По аналогии с ООО «Лента» это предприятие занималось розничной торговлей, преимущественно пищевыми продуктами.

Обладая широкой сетью из 49 супермаркетов в Санкт-Петербурге под брендом «Нетто», после 21 года на рынке компания прекратила свою деятельность и стала банкротом, закрыв все торговые точки.

Для этой компании согласно общей логит-модели, имеем:

$$Y_i = -4,85 \cdot (-0,22) - 1,67 \cdot (-0,33) - 1,91 \cdot 1 - 0,45 \cdot 0,97 + 0,44 \cdot 0,0005 = -0,7.$$

$P_i = 0,33$  – общая логит-модель не совсем корректно предсказывает банкротство ООО «Нордик-Нева», оценив его как низкое.

На основе логит-модели для торговых предприятий получено:

$$Y_i = 2,37 \cdot 0,0005 - 3 \cdot 1 - 4,28 \cdot (-0,22) = 1,23.$$

$P_i$ , близко к единице, что означает, что фирма в данный момент проходит стадию банкротства.

Затем была использована тобит-модель для торговых предприятий с выручкой менее 5 млрд за год (выручка компании составила 3,9 млрд руб. в 2017 г.):

$$Z = 0,478 \cdot (-0,22) + 0,00002 \cdot 1430 = -0,08.$$

Так как значение переменной  $Z$  составило меньше 0,05, то данный результат фактически показывает высокий риск банкротства торговой сети, принадлежащей ООО «Нордик-Нева».

В основном столь низкое значение обусловлено немалым отрицательным значением рентабельности активов аналогично предприятиям-банкротам строительной сферы. При этом значение дебиторской задолженности невелико, что также вполне логично для компании-банкрота. Причиной банкротства предприятия может являться неспособность сети противостоять крупным федеральным игрокам, например таким, как ООО «Лента». У торговой сети «Нетто» не было таргетированного сегмента, и с несравнимо более низким уровнем финансовой прочности компания пришла к банкротству.

Таким образом, эмпирические результаты исследования доказывают целесообразность применения как логит- так и тобит-моделей. В качестве примера были рассмотрены ведущие компании различных отраслевых принадлежностей. В отдельном случае (на примере ООО «Нордик-Нева») была показана необходимость совместного применения предложенных моделей, что способствует повышению точности прогноза.

## Заключение

Банкротство является одним из важнейших институтов рыночной экономики. Однако при этом не существует единой концепции этого явления, которая бы представила исчерпывающие определения так же, как и не существует универсальных количественных методов определения банкротства.

На основе рассмотрения уже существующих работ были предложены новые модели, которые являются более релевантными для прогнозирования банкротств именно российских предприятий, принадлежащих к сегменту крупного и среднего бизнеса, учитывающие региональную специфику и дифференцированные по видам экономической деятельности. Все это повышает точность прогноза, так как невозможно установить одинаковые нормы и привести данные предприятий совершенно разных видов деятельности «к одному знаменателю».

Была обоснована и показана целесообразность применения тобит-моделей для прогнозирования риска банкротства предприятий, что редко встречается в отечественных научных работах, в отличие от моделей дискриминантного анализа или логит-решений.

Важность применения статистических методов анализа кредитоспособности и прогнозирования банкротства заключается в том, что именно эти методы позволяют не упустить так называемую «точку невозврата» и вовремя принять меры по стабилизации ситуации на предприятии. При этом полагаться стоит лишь на комплексный анализ, не ограничиваясь использованием оценки, полученной лишь одним каким-то методом.

## Источники

*Алексеева Ю. А.* Прогнозирование вероятности банкротства предприятий с учетом изменения финансовых показателей в динамике // Бизнес-информатика. 2016. № 1. С. 50–60.

*Богданова Т. К.* Прогнозирование вероятности банкротства предприятий // Бизнес-информатика. Моделирование и анализ бизнес-процессов. 2017. № 5 (20). С. 50–61.

*Вайсблат Б. И., Любушин Н. П.* Оценка риска несостоятельности организаций // Экономический анализ: теория и практика. 2018. № 42 (345). С. 2–10.

Высоцкая Т. В. Оценка вероятности банкротства предприятия // Научный журнал КубГАУ. 2014. № 89(05). С. 1–12.

Горбатов С. А., Белоллицев И. И., Макеева Е. Ю. Выбор системы экономических показателей для диагностики и прогнозирования банкротств // Вестник финансового университета. 2018. № 4. С. 50–61.

Демешев Б. Б., Тихонова А. С. Прогнозирование банкротства российских компаний: межотраслевое сравнение // Экономический журнал ВШЭ. 2017. № 3. С. 359–386.

Евструпов М. В. Оценка возможностей прогнозирования банкротства предприятий в России // Вестник ОГУ. 2018. № 85. С. 25–32.

Жданов В. Ю., Афанасьева О. А. Модель диагностики риска банкротства для предприятий с учетом экономических факторов внешней среды // Вестник УрФУ. 2018. № 6. С. 126–138.

Журова Л. И., Шехтман А. Ю. Банкротство предприятий: причины и методы прогнозирования // Вестник волжского университета им. В. Н. Татищева. 2016. № 23. С. 32–38.

Федеральный закон от 26 октября 2002 г. № 127-ФЗ «О несостоятельности (банкротстве)» // РГ. 2002. № 10. Ст. 43.

Кован С. Е., Ряховская А. Н., Коцуба Н. В. Системные проблемы банкротства в России // Эффективное антикризисное управление. 2014. № 4. С. 56–63.

Львова Н. А. Финансовая диагностика российских предприятий с применением модели Альтмана для развитых и формирующихся рынков // Финансовая аналитика: проблемы и решения. 2015. № 7 (241). С. 37–45.

Федорищева О. В. Исследование причин и факторов, приводящих отечественное промышленное предприятие к кризисному состоянию // Вестник ОГУ. 2018. № 8. С. 97–103.

Федорова Е. А., Гиленко Е. В., Довженко С. Е. Модели прогнозирования банкротства: особенности российских предприятий // Проблемы прогнозирования. 2013. № 2. С. 85–92.

Федорова Е. А., Гиленко Е. В. Применение моделей бинарного выбора для прогнозирования банкротства банков // Экономика и математические методы. 2016. № 1. С. 106–118.

Система «СПАРК» [Электронный ресурс]. Режим доступа: <http://www.spark-interfax.ru> (дата обращения: 03.04.2019).

Altman E. I. Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy // The Journal of Finance. 1968. Vol. 23. N 4. P. 589–609.

Beaver W. H. Financial Ratios as Predictors of Failure. Empirical Research in Accounting Selected Studies // Supplement to Journal of Accounting Research. 1966. Vol. 4. P. 71–111.

Ohlson J. A. Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy // Journal of Accounting Research. 1980. Vol. 18. N 1. P. 109–131.

## References

Alekseeva Yu. A. Prognozirovanie veroyatnosti bankrotstva predpriyatii s uchedom izmeneniya finansovykh pokazateley v dinamike [Forecasting the probability of bankruptcy of enterprises taking into account changes in financial indicators in dynamics]. *Biznes-informatika* [Business Informatics], 2016, N 1, pp. 50–60. (In Russian)

Altman E. I. Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy. *The Journal of Finance*, 1968, vol. 23, N 4, pp. 589–609.

Beaver W. H. Financial Ratios as Predictors of Failure. Empirical Research in Accounting Selected Studies. *Supplement to Journal of Accounting Research*, 1966, vol. 4, pp. 71–111.

Bogdanova T. K. Prognozirovanie veroyatnosti bankrotstva predpriyatii [Prediction of the probability of bankruptcy of enterprises]. *Biznes-informatika. Modelirovanie i analiz biznes-protsessov* [Business Informatics. Modeling and analysis of business processes], 2017, N 5 (20), pp. 50–61. (In Russian)

Demeshev B. B., Tikhonova A. S. Prognozirovanie bankrotstva rossiyskikh kompaniy: mezhotraslevoe sravnenie [Bankruptcy Forecasting of Russian Companies: Cross-Industry Comparison]. *Ekonomicheskii zhurnal VShE* [HSE Economic Journal], 2017, N 3, pp. 359–386. (In Russian)

Evstropov M. V. Otsenka vozmozhnostey prognozirovaniya bankrotstva predpriyatii v Rossii [Assessment of the possibilities of predicting bankruptcy of enterprises in Russia]. *Vestnik OGU* [Vestnik OGU], 2018, N 85, pp. 25–32. (In Russian)

Fedorishcheva O. V. Issledovanie prichin i faktorov, privodyashchikh otechestvennoe promyshlennoe predpriyatie k krizisnomu sostoyaniyu [Investigation of the causes and factors leading the domestic industrial enterprise to a crisis state]. *Vestnik OGU* [Herald of the OSU], 2018, N 8, pp. 97–103. (In Russian)

Fedorova E. A., Gilenko E. V. Primenenie modeley binarnogo vybora dlya prognozirovaniya bankrotstva bankov [Application of binary choice models for predicting bank bankruptcy]. *Ekonomika i matematicheskie metody* [Economics and Mathematical Methods], 2016, N 1, pp. 106–118. (In Russian)

Fedorova E. A., Gilenko E. V., Dovzhenko S. E. Modeli prognozirovaniya bankrotstva: osobennosti rossiyskikh predpriyatiy [Bankruptcy forecasting models: features of Russian enterprises]. *Problemy prognozirovaniya* [*Problems of forecasting*], 2013, N 2, pp. 85–92. (In Russian)

Gorbatkov S. A., Beloliptsev I. I., Makeeva E. Yu. Vybor sistemy ekonomicheskikh pokazateley dlya diagnostiki i prognozirovaniya bankrotstv [Choice of a system of economic indicators for the diagnosis and forecasting of bankruptcies]. *Vestnik finansovogo universiteta* [*Bulletin of the Financial University*], 2018, N 4, pp. 50–61. (In Russian)

Kovan S. E., Ryakhovskaya A. N., Kotsyuba N. V. Sistemnye problemy bankrotstva v Rossii [Systemic problems of bankruptcy in Russia]. *Effektivnoe antikrizisnoe upravlenie* [*Effective Anti-Crisis Management*], 2014, N 4, pp. 56–63. (In Russian)

L'vova N. A. Finansovaya diagnostika rossiyskikh predpriyatiy s primeneniem modeli Al'tmana dlya razvitykh i formiruyushchikhsya rynkov [Financial diagnostics of Russian enterprises using the Altman model for developed and emerging markets]. *Finansovaya analitika: problemy i resheniya* [*Financial analytics: problems and solutions*], 2015, N 7 (241), pp. 37–45. (In Russian)

Ohlson J. A. Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy. *Journal of Accounting Research*, 1980, vol. 18, N 1, pp. 109–131.

Sistema «SPARK» [System “SPARK”] [Electronic resource]. Available at: <http://www.spark-interfax.ru> (data obrashcheniya: 03.04.2019). (In Russian)

Vaysblat B. I., Lyubushin N. P. Otsenka riska nesostoyatel'nosti organizatsiy [Assessment of the risk of insolvency of organizations]. *Ekonomicheskyy analiz: teoriya i praktika* [*Economic analysis: theory and practice*], 2018, N 42 (345), pp. 2–10. (In Russian)

Vysotskaya T. V. Otsenka veroyatnosti bankrotstva predpriyatiya [Estimation of the probability of bankruptcy of an enterprise]. *Nauchnyy zhurnal KubGAU* [*Scientific journal KubGAU*], 2014, N 89(05), pp. 1–12. (In Russian)

Federal'nyy zakon ot 26 oktabrja 2002 g. № 127-FZ «O nesostoyatel'nosti (bankrotstve)» [Federal Law dated 10.26.2002 N 127-FL “On Insolvency (Bankruptcy)”]. *Rossiyskaya gazeta* [*Russian Newspaper*], 2002, N 10, art. 43 (27.12.2018). (In Russian)

Zhdanov V. Yu., Afanas'yeva O. A. Model' diagnostiki riska bankrotstva dlya predpriyatiy s uchetom ekonomicheskikh faktorov vneshney sredy [Bankruptcy risk diagnosis model for enterprises taking into account economic factors of the environment]. *Vestnik UrFU* [*Vestnik UrFU*], 2018, N 6, pp. 126–138. (In Russian)

Zhurova L. I., Shekhtman A. Yu. Bankrotstvo predpriyatiy: prichiny i metody prognozirovaniya [Bankruptcy of enterprises: causes and methods of forecasting]. *Vestnik volzhskogo universiteta im. V. N. Tatishcheva* [*Bulletin of the Volga University. V. N. Tatishchev*], 2016, N 23, pp. 32–38. (In Russian)