

БАНКАЎСКІ ВЕСНІК

ТЭМАТЫЧНЫ ВЫПУСК • КАСТРЫЧНІК • 2013

ИССЛЕДОВАНИЯ БАНКА № 5

**Система статистических кредитных рейтингов
предприятий: методика построения,
верификации и применения**

В.И. Малюгин

Н.В. Гринь

П.С. Милевский

А.И. Зубович

ИССЛЕДОВАНИЯ БАНКА № 5

Система статистических кредитных рейтингов предприятий: методика построения, верификации и применения

В.И. Малюгин,
доцент
Белорусского государственного университета
кандидат физико-математических наук

Н.В. Гринь,
преподаватель
Гродненского государственного университета

П.С. Милевский,
главный специалист управления экономического анализа и прогнозирования
Национального банка Республики Беларусь

А.И. Зубович,
главный специалист управления экономического анализа и прогнозирования
Национального банка Республики Беларусь

Предлагается статистическая методика оценки кредитоспособности нефинансовых предприятий Республики Беларусь, а также полученная на ее основе система относительных статистических кредитных рейтингов (ССКР), включающая следующие типы рейтингов в годовом и квартальном измерении: индивидуальные кредитные рейтинги предприятий, отраслевые кредитные рейтинги для различных видов экономической деятельности и интегральный показатель кредитоспособности экономики. Приводятся результаты построения, оценки устойчивости и апробации предлагаемой методики. Проводится анализ согласованности статистической и официальной методик оценки кредитоспособности. На основе эконометрических моделей квартальных отраслевых кредитных рейтингов и интегрального показателя кредитоспособности экономики проводится анализ их зависимости от основных экономических факторов национальной экономики. Описывается программное обеспечение, реализующее предлагаемую методику.

Классификация JEL: C25, C32, C38, C81, G32, G33

Ключевые слова: кредитоспособность, кредитный рейтинг, финансовые коэффициенты, дискриминантный анализ, кластерный анализ, метод главных компонент, эконометрические модели, прогнозирование, матрицы миграции рейтингов, программное обеспечение.

E-mail авторов: Malugin@bsu.by, lebnat@tut.by, P.Milevsky@nrb.by, A.Zubovich@nrb.by

Национальный банк Республики Беларусь

Содержание

1. Обзор методологических подходов к оценке кредитоспособности нефинансовых предприятий	4
1.1. Классификация и общая характеристика методологических подходов к оценке кредитоспособности предприятий	5
1.2. Математическая модель данных и постановка задачи статистической оценки кредитоспособности предприятий	9
1.3. Методы и алгоритмы статистической классификации в задачах оценки кредитоспособности предприятий	14
2. Предлагаемая статистическая методика оценки кредитоспособности предприятий	21
2.1. Особенности используемых статистических данных и задачи их анализа	21
2.2. Этапы построения и верификации статистических рейтингов предприятий	23
2.3. Экономическая интерпретация статистических рейтингов	24
2.4. Система статистических кредитных рейтингов	26
3. Исследование устойчивости статистической методики	27
3.1. Оценка устойчивости методики к расширению базы статистических данных	27
3.2. Исследование влияния изменения формулы расчета коэффициента обеспеченности собственными оборотными средствами	40
3.3. Сравнительный анализ годовых и квартальных рейтингов	42
4. Анализ согласованности официальной и статистической методик оценки кредитоспособности	44
4.1. Сравнительный анализ согласованности методик по отраслям	44
4.2. Анализ устойчивой неплатежеспособности	47
5. Анализ и прогнозирование статистических кредитных рейтингов на основе эконометрических моделей	48
5.1. Эконометрическое моделирование и прогнозирование отраслевых кредитных рейтингов	48
5.2. Эконометрический анализ зависимостей интегральных показателей развития отраслей и экономики в целом от отраслевых кредитных рейтингов	52
6. Программная реализация статистической методики оценки кредитоспособности	56
6.1. Общая схема реализованной методологии анализа кредитоспособности	56
6.2. Приложение «Система статистических кредитных рейтингов» для анализа кредитоспособности на микро- и макроуровнях	57

7. Применение и апробация статистической методики оценки кредитоспособности	63
7.1. Возможности применения полученных результатов в практике центрального банка	63
7.2. Анализ кредитоспособности предприятий с использованием программы «Система статистических кредитных рейтингов»	65
Заключение	69
Литература	70

1. Обзор методологических подходов к оценке кредитоспособности нефинансовых предприятий

Задача оценки кредитоспособности (кредитного риска) предприятий-заемщиков является одной из важнейших в рамках системы управления банковскими рисками, регламентированной Базельским соглашением [International convergence, 2004]. В данном соглашении подчеркивается необходимость использования внутренних банковских *вероятностно-статистических моделей и количественных методов* при оценке кредитоспособности клиентов банка и кредитного банковского портфеля. Очевидно, комплексная оценка кредитного риска возможна только на основе многофакторного анализа кредитоспособности клиентов. Этим объясняется значительный интерес коммерческих банков и соответствующих надзорных органов к разработке эффективных математических методов и инструментальных средств, предназначенных для решения данной проблемы.

Под кредитоспособностью понимается такое финансово-хозяйственное состояние предприятия, которое дает уверенность в эффективном использовании заемных средств, а также свидетельствует о способности и готовности заемщика вернуть кредит в соответствии с условиями договора и законодательства. Проблема оценки кредитоспособности заемщиков выступает одной из важнейших для коммерческих банков. Изучение банками разнообразных факторов, которые могут повлечь за собой непогашение кредитов или, напротив, обеспечить их своевременный возврат, составляет содержание банковского анализа кредитоспособности.

При анализе кредитоспособности банкам необходимо установить: 1) *способен ли заемщик выполнить свои обязательства в срок, т. е. является ли он платежеспособным*; 2) *готов ли заемщик выполнить свои обязательства в срок. Способность своевременно возвращать кредит оценивается путем анализа баланса предприятия на предмет ликвидности, эффективности использования кредита и оборотных средств, уровня рентабельности, а готовность определяется посредством изучения дееспособности заемщика, перспектив его развития, кредитной истории, деловых качеств руководителей предприятий.*

Таким образом, для решения первой задачи *проводится всесторонний анализ финансово-хозяйственной деятельности* предприятий на основе набора финансовых показателей из документов финансовой отчетности предприятия. Для оценки кредитоспособности предприятия в целом должна решаться и вторая задача, имеющая дополнительные юридические аспекты. При ее решении необходимо использовать дополнительную информацию о заемщиках, которая не отражается в документах финансовой отчетности предприятия.

Классификация заемщиков может производиться на базе соответствующих внутренних банковских методик, а также методик регулирующих органов, основанных на экономическом анализе финансового состояния заемщиков (*экспертных методик*). Альтернативой такому подходу служит привлечение математико-статистического инструментария (статистических моделей и алгоритмов), называемых в дальнейшем *статистическими методиками*.

1.1. Классификация и общая характеристика методологических подходов к оценке кредитоспособности предприятий

Классификация существующих подходов анализа кредитоспособности может быть основана на различных критериях. Например, можно учитывать следующие сведения:

- 1) авторство разработки и область использования:
 - официальные, т. е. содержащиеся в нормативных правовых актах;
 - авторские;
- 2) перечень используемой информации:
 - основанные исключительно на бухгалтерской отчетности;
 - использующие дополнительную (в том числе качественную) информацию;
- 3) степень использования математического аппарата и экспертного суждения:
 - экспертные (дедуктивные);
 - статистические;
- 4) количество используемых в анализе показателей:
 - использующие ограниченный круг показателей;
 - многофакторные;
 - комплексные;
- 5) место разработки методики:
 - отечественные;
 - зарубежные.

Удачной представляется классификация, предложенная в [Ефимова, 2010] (рис. 1.1). В силу наличия существенных различий для отечественных и иностранных банков в области правового регулирования и экономических отношений в целом целесообразно разделять существующую практику оценки кредитоспособности на отечественную и зарубежную.

Рисунок 1.1 Классификация основных отечественных и зарубежных методик оценки кредитоспособности предприятий



Зарубежные методики оценки кредитоспособности предприятий можно ранжировать по четырем основным группам моделей, основанным на этих методиках.

К *первой группе* относятся модели, базирующиеся исключительно на данных бухгалтерской отчетности. В таком случае устанавливается зависимость между вероятностью дефолта и финансовыми коэффициентами, рассчитанными на основе бухгалтерских данных. Данные модели отличаются достаточно высокой точностью прогнозов, однако они подвергаются критике за то, что чаще всего не принимают во внимание такие характеристики заемщика, как кредитная история, репутация, качество менеджмента и т. п. Примерами таких моделей являются модели Альтмана [Altman, 1968], Чессера [Chesser, 1974], Фулмера [Fulmer, 1984], Олсона [Ohlson, 1980], Бивера [Beaver, 1966], Таффлера и Тишоу [Taffler, 1983], Спрингейта [Springate, 1978] и др.

Вторая группа включает в себя модели, использующие как финансовую отчетность, так дополнительные данные (рейтинговые модели), что позволяет всесторонне оценивать состояние заемщика, включая показатели развития отрасли экономики, к которой он принадлежит. В рейтинговых моделях [Карминский, 2011; Энциклопедия, 2006] преимущественно используется следующая информация:

- оценка внешней среды контрагента (состояние отрасли, в которой контрагент осуществляет свою деятельность, занимаемая доля на рынке, география операций и др.);
- оценка качества управления (опыт, компетентность, репутация и деловые качества руководителя);
- кредитная история (длительность взаимоотношений заемщика с кредитными организациями, своевременность исполнения обязательств);
- характеристики кредитного продукта (срок, сумма, процентная ставка, комиссии, вид и сумма обеспечения);
- анализ бухгалтерской отчетности и основных финансовых коэффициентов (рентабельность, оборачиваемость, соотношение собственных и заемных средств, анализ денежных потоков).

В западных странах рейтинговые модели являются эталоном технологий управления кредитным риском [Карминский, Пересецкий, 2009]. Вместе с тем сам факт существования в каждой стране национальных моделей свидетельствует о том, что при их создании важнейшую роль играет страновая специфика. В связи с этим разработка рейтинговых моделей, учитывающих специфику отечественных экономических отношений, остается одной из актуальнейших задач управления кредитным риском в коммерческих банках Республики Беларусь.

В основе *третьей группы* лежат математические (актуарные, эконометрические) модели оценки вероятности дефолта, которые рассчитываются рейтинговыми агентствами, классифицирующими предприятия и их долговые обязательства по вероятности дефолта путем присвоения им различных кредитных рейтингов [A Credit Risk Management, 2003]. Информационной основой подобных моделей выступает статистика дефолта по облигациям.

Четвертая группа содержит модели, индикатором кредитного риска в которых является рыночная стоимость обращающихся на рынке облигаций, акций и кредитных производных инструментов, отражающая ожидания участников рынка в отношении возможности дефолта предприятия-эмитента [Crosbie, Bohn, 2003]. Предполагается, что данная оценка должна быть более точной, чем основанная на математических моделях, поскольку рынок в каждый момент времени учитывает колоссальный объем поступающей информации макро- и микроэкономического, политического и психологического характера.

Отечественная практика оценки кредитоспособности. Каждый банк использует собственные методы решения проблемы оценки кредитоспособности заемщиков. Как отмечают многие отечественные эксперты в области банковского дела [Ефимова, 2010], применение иностранных моделей прогнозирования дефолта предприятий в

отечественных условиях, как правило, не дает достаточно точных результатов. Вместе с тем разработка более точных моделей, базирующихся на собственном опыте, зачастую осложняется отсутствием необходимого количества достоверных статистических данных. В связи с этим преимущественно используют качественный и количественный методы анализа.

Как известно, основным критерием кредитоспособности выступает финансовое состояние заемщика, анализ которого проводится по следующим направлениям [Савицкая, 2005]:

- финансовые результаты (прибыль, убыток);
- ликвидность (платежеспособность);
- рыночная позиция (деловая активность, конкурентоспособность, устойчивая динамика положения на рынке);
- движение денежных потоков, прогноз на срок кредитования.

Корректирующими показателями оценки могут выступать качественные факторы деятельности заемщика: положительная кредитная история; предоставление документов по первому требованию; качество управления, включая личностные характеристики и компетентность руководства предприятия-заемщика; деловая репутация; степень зависимости от государственных дотаций; общее состояние рынка по отрасли; общие позиции предприятия в конкурентной борьбе в его секторе или отрасли.

Качественные методы оценки и прогнозирования вероятности дефолта имеют определенные преимущества и недостатки [Бланк, 2005; Ковалев, 2002]. С одной стороны, в отличие от количественных методов они позволяют подробно анализировать состояние организации, а не ориентироваться на один критерий, который на практике может искажаться под воздействием различных обстоятельств (особенности сферы деятельности организации, отрасли, страны, других факторов). С другой стороны, качественным методам в большей степени присуща субъективность, и их результат во многом зависит от квалификации и убеждений эксперта, проводящего анализ. Кроме того, проведение качественного анализа требует значительных затрат, а в некоторых случаях и наличия данных о деятельности компании, доступ к которым ограничен. Указанные обстоятельства существенно снижают интерес к такого рода моделям.

Значение качественных моделей сводится к набору критериев и показателей, неблагоприятные текущие значения и (или) складывающаяся динамика которых позволяют либо не позволяют рассматривать текущее финансовое состояние как критическое.

Количественные модели основываются, как правило, на анализе некоторого набора финансовых коэффициентов, рассчитанных с учетом данных финансовой отчетности предприятия, а также сравнения рассчитанных коэффициентов с эталонными значениями [Савицкая, 2008; Зайцева, 1998; Крыжановский (и др.), 1998]. Следующим подходом, который можно отнести к количественным моделям, является оценка кредитоспособности заемщиков на основе анализа денежных потоков [Хасянова, Едронова, 2002; Лаврушин, 2005]. Эта методика в отличие от подхода, базирующегося на финансовых коэффициентах, позволяет использовать не данные об остатках по статьям активов и пассивов, а коэффициенты, определяемые по данным об оборотах ликвидных активов, запасах и краткосрочных долговых обязательствах посредством расчета чистого сальдо различных поступлений и расходов денежных средств за определенный период. Разница между притоком и оттоком средств показывает величину общего чистого денежного потока. Кратковременное превышение оттока над притоком говорит о дефиците денежных средств. Систематическое превышение оттока над притоком средств характеризует клиента как некредитоспособного. Сложившаяся средняя величина общего денежного потока может устанавливаться в ка-

честве предела выдачи новых кредитов, так как показывает размер средств, с помощью которых клиент имеет возможность погашать долговые обязательства. На основе соотношения величины общего денежного потока и размера долговых обязательств клиента определяется его класс кредитоспособности. Анализ денежного потока позволяет сделать вывод о слабых сторонах управления предприятия. При решении вопроса о выдаче кредита на длительный срок анализ денежного потока проводится не только на основе данных за истекший период, но и на прогнозных данных на планируемый период.

Таким образом, обзор существующих подходов к оценке кредитоспособности нефинансовых предприятий свидетельствует об актуальности разработки отечественных методик, учитывающих особенности существующих экономических отношений, а также использующих комплексный подход. Наибольший интерес представляет разработка рейтинговых моделей, построенных с применением математико-статистического аппарата и оцененных по данным нефинансовых организаций Республики Беларусь. Именно такие модели позволяют разрабатывать гибкие классификационные шкалы с произвольным числом градаций, использовать дополнительную актуальную информацию, а также учитывать особенности отдельных отраслей экономики.

1.2. Математическая модель данных и постановка задачи статистической оценки кредитоспособности предприятий

В пространстве \mathfrak{R}^N в моменты времени t ($t = 1, \dots, T$) наблюдается n объектов, относящихся к одному из K видов G_1, \dots, G_K . Для заданных условий t, k объект i (далее – объект (i, t, k)) характеризуется случайным N -мерным вектором значений анализируемых показателей

$$x_{i,t}^{(k)} \in \mathfrak{R}^N \quad (i = 1, \dots, n, t = 1, \dots, T, k = 1, \dots, K)$$

с некоторой вероятностной моделью, определяемой условной для заданных значений (t, k) плотностью распределения $f^{(t,k)}(u)$, $u \in \mathfrak{R}^N$ ($t = 1, \dots, T, k = 1, \dots, K$).

За период наблюдения T для всех объектов получены выборки значений анализируемых показателей:

- $X_t^{(k)} = \{x_{i,t}^{(k)}\}$ ($k = 1, \dots, K$) – выборка наблюдений в момент времени t для объектов вида G_k ;
- $X_t = \bigcup_{k=1}^K X_t^{(k)}$ – выборка наблюдений в момент времени t для всех объектов;
- $n_t^{(k)} = |X_t^{(k)}|$, $n_t = |X_t| = \sum_{k=1}^K n_t^{(k)}$ – объемы соответствующих выборок.

По степени выраженности некоторого основного свойства, характеризуемой показателем $\nu \in S(L) = \{1, \dots, L\}$, объекты делятся на L классов $\Omega_1, \dots, \Omega_L$. Для заданных i, t, k значение показателя ν обозначается $\nu_{i,t}^{(k)} \in S(L)$.

Таким образом, *полная информация* об объекте (i, t, k) определяется составным случайным вектором

$$z_{i,t}^{(k)} = \begin{pmatrix} x_{i,t}^{(k)} \\ \nu_{i,t}^{(k)} \end{pmatrix} \in \mathfrak{R}^N \times S(L) \quad (i = 1, \dots, n_t^{(k)}, t = 1, \dots, T). \quad (1.1)$$

Предполагается, что показатель $\nu \in S(L) = \{1, \dots, L\}$ является ненаблюдаемым (латентным) и описывается дискретной случайной величиной, относительно которой для фиксированного k и всех возможных значений i делается одно из двух предположений:

$\pi.1.$ $\nu_{i,t}^{(k)} \equiv \nu_t^{(k)} \in S(L)$ – независимые случайные величины с априорными вероятностями

$$\pi_l^{(k)} = \mathbf{P}\{\nu_t^{(k)} = l\} > 0 \quad (l \in S(L)); \quad (1.2)$$

$\pi.2.$ $\nu_{i,t}^{(k)} \equiv \nu_t^{(k)} \in S(L)$ – однородная цепь Маркова (ОЦМ) с параметрами

$$\pi^{(k)} = (\pi_1^{(k)}, \dots, \pi_L^{(k)})', \quad P^{(k)} = (p_{rs}^{(k)}), \quad p_{rs}^{(k)} = \mathbf{P}\{\nu_t^{(k)} = s \mid \nu_{t-1}^{(k)} = r\} \geq 0,$$

соответствующими L -мерному вектору вероятностей начального состояния ОЦМ и $(L \times L)$ - матрице вероятностей одношаговых переходов за один период наблюдения.

Параметры вероятностных моделей для $\nu \in S(L) = \{1, \dots, L\}$ не известны.

Содержательная интерпретация модели. В контексте рассматриваемой в рамках данного исследования задачи используется следующая содержательная интерпретация используемых выше понятий:

- объекты – это предприятия, относящиеся к одному из K видов экономической деятельности (отраслей) G_1, \dots, G_K и характеризуемые вектором значений финансовых показателей $x_{i,t}^{(k)}$ ($i = 1, \dots, n_k, t = 1, \dots, T, k = 1, \dots, K$);

- $\Omega_1, \dots, \Omega_L$ – классы кредитоспособности предприятий;

- $v_{i,t}^{(k)}$ – неизвестный номер класса кредитоспособности предприятия i из отрасли k (далее – предприятия (i, k) в момент времени (квартал, год) t ($i = 1, \dots, n_k, t = 1, \dots, T$)).

Задача статистической классификации состоит в отнесении наблюдаемых объектов по наблюдениям $\{x_{i,t}^{(k)}\}$, удовлетворяющим рассматриваемой модели, к одному из классов $\Omega_1, \dots, \Omega_L$. Другими словами, имеет место задача статистической классификации объектов (i, t, k) , которая заключается в построении отображения

$$d_{i,t}^{(k)} \equiv d(x_{i,t}^{(k)}) : \mathfrak{R}^N \rightarrow S(L) \quad (i = 1, \dots, n_k, t = 1, \dots, T, k = 1, \dots, K).$$

При упрощающем предположении о том, что в течение всего временного периода наблюдается одна и та же («сквозная») выборка объектов, можно положить, что

$$n_k \equiv n_t^{(k)} \quad \forall t = 1, \dots, T, \quad (1.3)$$

результатом решения сформулированной задачи исследования для всех видов объектов является $(n_k \times T)$ -матрица классификации объектов

$$D^{(k)} = (d_{i,t}^{(k)}) = \begin{pmatrix} d_{1,1}^{(k)} & \dots & d_{1,T}^{(k)} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ d_{n_k,1}^{(k)} & \dots & d_{n_k,T}^{(k)} \end{pmatrix} \quad (k = 1, \dots, K). \quad (1.4)$$

Матрица классификации $D^{(k)}$ допускает представления по строкам и по столбцам, которые имеют содержательную экономическую интерпретацию

$$D^{(k)} = \begin{pmatrix} d_1^{(k)'} \\ \vdots \\ d_{n_k}^{(k)'} \end{pmatrix} \quad (k = 1, \dots, K), \quad (1.5)$$

где

$$d_i^{(k)'} = (d_{i1}^{(k)}, \dots, d_{iT}^{(k)}) \in S^T(L) \quad (i = 1, \dots, n_k)$$

– вектор классификации, отражающий динамику изменения класса кредитоспособности (рейтинга) i -го предприятия из k -й отрасли;

$$D^{(k)} = (\delta_1^{(k)}, \dots, \delta_T^{(k)}), \quad (1.6)$$

где

$$\delta_t^{(k)} = (\delta_{1,t}^{(k)}, \dots, \delta_{n_k,t}^{(k)}) \in S^{n_k}(L) \quad (t = 1, \dots, T)$$

– вектор классификации объектов k -го вида для момента (периода) времени t .

При известных векторах $\{d_i^{(k)}\} (i = 1, \dots, n_k)$, $\{\delta_t^{(k)}\} (t = 1, \dots, T)$ могут быть рассчитаны такие обобщенные показатели кредитоспособности на микро- и макроуровне, как:

– средний рейтинг предприятия за рассматриваемый период наблюдения

$$\bar{d}_i^{(k)} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T d_{it}^{(k)} \in [1, L] \quad (i = 1, \dots, n_k); \quad (1.7)$$

– средний отраслевой рейтинг в фиксированный момент времени t

$$\bar{\delta}_t^{(k)} = \frac{1}{n_k} \sum_{i=1}^{n_k} \delta_{it}^{(k)} \in [1, L] \quad (t = 1, \dots, T). \quad (1.8)$$

Временной ряд $\{\bar{\delta}_t^{(k)}\} (t = 1, \dots, T)$ описывает динамику изменения отраслевого рейтинга для k -й отрасли за рассматриваемый период наблюдения.

Особенности вероятностной модели данных и обоснование используемого подхода. Описанная выше вероятностная модель применительно к используемым в рамках настоящего исследования статистическим данным имеет следующие основные особенности:

– относится к классу моделей панельных данных с неоднородной пространственно-временной структурой;

– размерность модели, определяемая переменными N, n, T, K , для исходной выборки наблюдений имеет следующий порядок:

$$N = 43, n \approx 2000, T = 24, K = 4;$$

– отсутствует возможность построения моделей по панельным данным, поскольку выборка наблюдений является неполной: зависимая переменная (показатель кредитоспособности предприятий) не наблюдается [Greene, 2003];

– отсутствует статистика по дефолтам предприятий.

Кроме того, как показывают исследования, реальные данные имеют также ряд других существенных особенностей (наличие аномальных и экстремальных наблюдений, пропущенные значения и т. д.).

Представление рассматриваемой модели в виде модели одномоментных данных. Описанная выше вероятностная модель наблюдений с учетом условия (1.3) может рассматриваться как модель *панельных данных* (*panel data*). В качестве альтернативного представления описанной модели будем рассматривать модель так называемых *пространственных* или *одномоментных данных* (*cross-sectional data*) [Айвазян, 1989; Greene, 2003]. При определенных модельных предположениях в типичных для практики условиях малого объема данных переход к модели одномоментных данных может оказаться целесообразным для эффективного решения рассматриваемой задачи исследования.

Формально переход от панельных данных $X_t^{(k)} = \{x_{i,t}^{(k)}\} (i = 1, \dots, n, t = 1, \dots, T)$ к пространственной выборке для каждого вида объектов k осуществляется с помощью *преобразования перенумерации наблюдений*:

$$y_j^{(k)} \equiv x_{i,t}^{(k)}, \text{ где } \forall t = 1, \dots, T, i = 1, \dots, n_k : j = (t-1)n_k + i. \quad (1.9)$$

Таким образом, согласно (1.1), для каждого вида объектов k из панельных данных $X_t^{(k)} = \{x_{i,t}^{(k)}\}$ может быть получена пространственная выборка наблюдений (одномоментные данные)

$$Y^{(k)} = \{y_j^{(k)}\} (j = 1, \dots, m_k), \quad (1.10)$$

где $m_k = n_k T$.

В свою очередь по выборке $Y^{(k)} = \{y_j^{(k)}\}$ может быть однозначно восстановлено исходное представление данных $X_t^{(k)} = \{x_{i,t}^{(k)}\}$ с помощью обратного преобразования по следующим формулам:

$$x_{i,t}^{(k)} \equiv y_j^{(k)}, \quad (1.11)$$

где для любого заданного значения $j = 1, \dots, m_k$ индекс i удовлетворяет условию

$$(t-1)n_k < i \leq tn_k, \quad (1.12)$$

и для известных значений t, j вычисляется по формуле

$$i = j - (t-1)n_k. \quad (1.13)$$

В результате классификации выборок $Y^{(k)}$ ($k = 1, \dots, K$) с помощью статистических алгоритмов, т. е. после применения преобразования $d(y_j^{(k)}) \rightarrow S(L)$ ($j = 1, \dots, m_k$) получается вектор классификации

$$g^{(k)} = (g_1, \dots, g_{m_k})', g_j^{(k)} \equiv d(y_j^{(k)}) \in S(L) = \{1, \dots, L\}, j = 1, \dots, m_k. \quad (1.14)$$

Далее с учетом (1.11)–(1.13) осуществляется переход от вектора классификаций наблюдений $g^{(k)} = (g_1, \dots, g_{m_k})'$ к искомой матрице классификаций $D^{(k)} = (d_{i,t}^{(k)})$ ($k = 1, \dots, K$), учитывающей динамический характер исходных данных. При этом полагается, что

$$d_{i,t}^{(k)} \equiv g_j^{(k)}, \quad (1.15)$$

где для любого заданного значения $j = 1, \dots, m_k$ индекс i удовлетворяет условию (1.12) и для известных значений t, j вычисляется по формуле (1.13).

Заметим, что преобразования (1.9)–(1.11) приводят лишь к перенумерации наблюдений и не отражаются на самих наблюдениях, т. е. не нарушают существующие корреляционные зависимости между анализируемыми финансовыми показателями, а также кластерную структуру данных. Таким образом, переход к пространственному представлению данных $Y^{(k)}$ ($k = 1, \dots, K$) позволяет проводить весь комплекс статистических исследований, конечной целью которого является классификация предприятий рассматриваемых отраслей по уровню кредитоспособности.

Показатели кредитоспособности (статистические кредитные рейтинги). При описании и исследовании предлагаемой статистической методики будем использовать следующие обозначения для значений рейтингов, полученных с помощью статистических методов:

$R_{i,t}^{(k)} \equiv \widehat{d}_{i,t}^{(k)}$ – статистический кредитный рейтинг (статистическая оценка $d_{i,t}^{(k)}$) для предприятия (i, k) в момент времени t ;

$\overline{R}_t^{(k)} = \frac{1}{n_k} \sum_{i=1}^{n_k} R_{i,t}^{(k)} \in [1, L]$ ($t = 1, \dots, T$) – статистический отраслевой кредитный рейтинг для предприятий, принадлежащих отрасли k , в момент (период) времени t ;

$P^{(k)} = (p_{rs}^{(k)})$ ($p_{rs}^{(k)} = \mathbf{P}\{v_t^k = s \mid v_{t-1}^{(k)} = r\} \geq 0$) – матрица миграции рейтингов за один период наблюдения для отрасли l ($l = 1, \dots, L$).

В зависимости от интервала наблюдения используемых временных рядов момент времени интерпретируется как квартал или год, а соответствующие средние отраслевые рейтинги как *квартальные* или *годовые рейтинги* соответственно.

1.3. Методы и алгоритмы статистической классификации в задачах оценки кредитоспособности предприятий

Приведем краткий обзор основных подходов к решению задачи оценки кредитоспособности (платежеспособности) предприятий, основанных на статистических моделях и методах анализа данных. При описании рассматриваемых методов классификации для исключения факторов неоднородности данных по виду объектов и времени наблюдения будем рассматривать задачи статистического анализа данных для каждого вида объектов отдельно, предполагая, что используется выборка одномоментных данных. На этом основании для упрощения записи индекс k ($k = 1, \dots, K$), указывающий на номер вида объектов, и индекс момента наблюдения t ($t = 1, \dots, T$) будем опускать.

Различают два уровня априорной неопределенности в описании модели:

- параметрический, когда функции $\{f_i(x)\}$, определяющие модель данных, заданы с точностью до параметров $\theta_i \in \Theta \subseteq \mathfrak{R}^m$ ($m \geq 1$), т. е. $f_i(x) = f(x, \theta_i), \theta_i \in \Theta$;
- непараметрический, когда функции $\{f_i(x)\}$ не известны.

Если $f_i(x)$ – условная плотность распределения случайного вектора $x = (x_1, \dots, x_N)' \in \mathfrak{R}^N$ при условии, что наблюдается объект из класса Ω_l ($l = 1, \dots, L$) и параметры $\{\pi_l, \theta_l\}$ точно известны, то оптимальное решающее правило в смысле *минимума вероятности ошибки классификации* называется байесовским и имеет вид [Харин, Малюгин, Абрамович, 2008]

$$d = d(x) = \arg \max_{l \in S(L)} \{\pi_l f_l(x)\}, x \in \mathfrak{R}^N. \quad (1.16)$$

Априорная неопределенность в описании моделей классов может быть восполнена обучающей выборкой наблюдений $X = \{x_k\}$ ($k = 1, \dots, n$) объема n , где $x_k = (x_{k1}, \dots, x_{kN})' \in \mathfrak{R}^N$ – k -е выборочное наблюдение.

Если в формуле (1.16) вместо неизвестных характеристик используются их статистические оценки $\{\hat{\pi}_l, \hat{f}_l(\cdot)\}$ по выборке $X = \{x_k\}$ ($k = 1, \dots, n$), то имеет место подстановочное байесовское решающее правило вида

$$d = \hat{d}(x) = \arg \max_{l \in S(L)} \{\hat{\pi}_l \hat{f}_l(x)\}, x \in \mathfrak{R}^N. \quad (1.17)$$

Обучающая выборка $X = \{x_k\}$ ($k = 1, \dots, n$) может быть двух типов: классифицированная и неклассифицированная. Классифицированная выборка допускает разбиение на подвыборки наблюдений для каждого из рассматриваемых классов

$$X = \bigcup_{l=1}^L X_l, X_l = \{x_{lk}\} (k = 1, \dots, n_l, l = 1, \dots, L), n_1 + \dots + n_L = n.$$

Для классифицированной обучающей выборки известен вектор классификации $d = (d_i) \in S^n(L)$, компоненты которого $d_i \in \{1, \dots, L\}$ ($i = 1, \dots, n$) задают номера классов для соответствующих наблюдений. При этом задача вычисления оценок $\{\hat{\pi}_l, \hat{f}_l(\cdot)\}$ решается автономно для каждого класса по выборкам $\{X_l\}$ объема n_l ($l = 1, \dots, L$) соответственно.

Найденные оценки $\{\hat{\pi}_l, \hat{f}_l(\cdot)\}$ затем используются в решающем правиле (1.17).

В случае неклассифицированной обучающей выборки $X = \{x_k\} (k = 1, \dots, n)$ задачи оценивания неизвестных вероятностных характеристик классов $\{\pi_l, f_l(\cdot)\}$ и классификации самой выборки решаются одновременно с помощью алгоритмов кластерного анализа и расщепления смесей распределений [Айвазян, 1989; Харин, Малюгин, Абрамович, 2008].

Построенные подстановочные решающие правила вида (1.17) используются в дальнейшем для классификации вновь поступающих наблюдений. Качество решающих правил характеризуется точностью решений, которая описывается условными вероятностями ошибок, где $P_l = P\{d \neq l | d^0 = l\}$, при классификации наблюдений из классов $\Omega_l (l \in S(L))$ и безусловной вероятностью ошибок $P = \pi_1 P_1 + \dots + \pi_L P_L$.

Выбор метода классификации наблюдений зависит от следующих основных факторов:

- 1) вероятностно-статистической модели наблюдений;
- 2) типа используемой обучающей выборки.

Приведем краткий анализ наиболее часто используемых в задачах оценки кредитоспособности заемщиков статистических методов и алгоритмов для различных типов моделей и обучающих выборок.

Методы и алгоритмы, использующие классифицированную обучающую выборку, активно применяются для разработки внутренних рейтинговых систем и скоринговых моделей коммерческих банков. Знание вектора классификации $d = (d_i) \in S^n(L)$ для обучающей выборки позволяет использовать разнообразные «методы классификации с обучением» [Айвазян, 1989; Харин, Малюгин, Абрамович, 2008].

Впервые задача классификации заемщиков на «плохих» и «хороших» с помощью статистических алгоритмов была рассмотрена Дэвидом Дюраном [Durand, 1941]. В рамках предложенной статистической методики оценки кредитоспособности заемщиков были определены факторы риска и соответствующие им коэффициенты, характеризующие кредитоспособность заемщика. Решение принималось на основе набранного заемщиком количества баллов (скорингового числа – *score value*).

Для разработки рейтинговых систем и скоринговых моделей по классифицированной обучающей выборке в зависимости от уровня априорной информации относительно модели случайного вектора наблюдений могут использоваться следующие группы методов [Айвазян, 1989; Харин, 1992; Харин, Малюгин, Абрамович, 2008]:

- *параметрические методы*, когда функции $\{f_l(x)\}$, определяющие модель, заданы с точностью до параметров $f_l(x) = f(x, \theta_l), \theta_l \in \Theta$;

- *непараметрические методы*, когда функции $\{f_l(x)\}$ не известны.

Параметрические модели и методы. Наиболее популярные в рассматриваемых задачах параметрические методы:

- дискриминантный анализ в предположении совместного нормального распределения компонент вектора $x = (x_1, \dots, x_N)' \in \mathfrak{R}^N$;

- методы классификации на основе пробит- и логит-моделей бинарного и множественного выбора.

В случае двух классов $\{\Omega_1, \Omega_2\}$ надежных и ненадежных заемщиков соответственно оптимальное решающее правило дискриминантного анализа (1.16) принимает вид

$$d = d(x) = \begin{cases} 1, & G(x) < 0, \\ 2, & G(x) \geq 0, \end{cases} \quad (1.18)$$

где

$$G(x) = (\mu_2 - \mu_1)^T \Sigma^{-1} x - \frac{1}{2} (\mu_2 + \mu_1)^T \Sigma^{-1} (\mu_2 - \mu_1) - \ln \frac{\pi_1}{1 - \pi_1} \quad (1.19)$$

– линейная дискриминантная функция для класса Ω_i : μ_i – вектор математического ожидания, а $\Sigma = E\{(x - \mu_i)(x - \mu_i)' | d^0 = i\}$ – одинаковая для обоих классов невырожденная ковариационная матрица размерности $(N \times N)$ случайного вектора наблюдений $x = (x_1, \dots, x_N)' \in \mathfrak{R}^N$.

В рассматриваемом случае:

$P_1 = P\{d = 2 | d^0 = 1\}$ – условная вероятность ошибки при классификации надежных заемщиков из класса Ω_1 , т. е. ошибки первого рода, возникающей при отнесении надежного заемщика к классу ненадежных, данные ошибки ведут к потерям типа упущенной выгоды;

$P_2 = P\{d = 1 | d^0 = 2\}$ – условная вероятность ошибки при классификации ненадежных заемщиков из класса Ω_2 , т. е. ошибки второго рода, возникающей при отнесении ненадежного заемщика к классу надежных, данные ошибки ведут к прямым потерям банка.

С использованием представления для дискриминантной функции

$$G(x) = Z(x) + \delta,$$

где

$$Z(x) = (\mu_1 - \mu_0)^T \Sigma^{-1} x, \quad \delta = -\frac{1}{2} (\mu_2 + \mu_1)^T \Sigma^{-1} (\mu_2 - \mu_1) - \ln \frac{\pi_1}{1 - \pi_1},$$

решающее правило (1.18)–(1.19) преобразуется к виду

$$d = d(x) = \begin{cases} 1, & Z(x) > \delta, \\ 2, & Z(x) \leq \delta. \end{cases} \quad (1.20)$$

Функция

$$Z(x) = (\mu_2 - \mu_1)^T \Sigma^{-1} x \equiv \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_N x_N \quad (1.21)$$

представляет собой линейную комбинацию используемых коэффициентов и интерпретируется как *интегральный коэффициент (индикатор) кредитоспособности (Z-score)*.

За счет добавления области неопределенности принятия решений (так называемой «серой зоны») $[\Delta_-, \Delta_+] = [\delta - \gamma_1, \delta + \gamma_2]$, где $\gamma_2 < \gamma_1$ – заданные константы, можно обеспечить требуемые ограничения на вероятности условных ошибок классификации P_1, P_2 . В этом случае формула (1.19) принимает вид

$$d = d(x) = \begin{cases} 1, & Z(x) > \Delta_+, \\ 2, & Z(x) < \Delta_-, \\ \text{нет решения,} & \Delta_- \leq Z(x) \leq \Delta_+. \end{cases} \quad (1.22)$$

Частным случаем решающего правила (1.22) является так называемая *Z-модель Альтмана* [Altman, 1968]. Приведем ее краткое описание.

Модель Альтмана. Эдвард Альтман в 1968 г. применил линейный дискриминантный анализ для классификации выборки компаний на два класса кредитоспособности. Использовалась выборка годовых значений некоторых аналитических коэффициентов 66 компаний США ($n=66$) за период наблюдения с 1946 по 1965 г. Из 22 исходных коэффициентов было отобрано $n=5$ коэффициентов: x_1 – оборотный капитал/сумма активов; x_2 – нераспределенная прибыль/сумма активов; x_3 – операционная прибыль/сумма активов; x_4 – рыночная стоимость акции/задолженность; x_5 – выручка/сумма активов.

В предположении, что вектор коэффициентов $x = (x_1, \dots, x_5)' \in \mathfrak{R}^5$ имеет нормальное распределение, было построено решающее правило вида (1.21), (1.22), для которого $[\Delta_-, \Delta_+] = [1.81, 2.99]$, а функция $Z(x)$ с оцененными по выборке коэффициентами описывается выражением

$$Z(x) = 1.2x_1 + 1.4x_2 + 3.3x_3 + 0.6x_4 + x_5.$$

Модель Альтмана вызвала интерес у практиков в силу своей простоты, а также удобной и наглядной интерпретации «интегрального коэффициента» Z .

Предпринимались и предпринимаются многочисленные попытки построить аналоги *Z-модели* Альтмана за счет выбора соответствующих конкретным экономическим условиям наборов коэффициентов [Altman, 1984, 1987; Deakin, 1972; Fulmer, 1984; Panntelona, 1987; Platt, 1990]. Вместе с тем модели данного типа имеют существенное ограничение, вытекающее из строгих модельных предположений о совместном нормальном распределении и равных ковариационных матрицах используемых аналитических коэффициентов $x = (x_1, \dots, x_N)' \in \mathfrak{R}^N$. На практике данные предположения часто не выполняются.

Модели бинарного и множественного выбора. Среди используемых в моделях объясняющих переменных могут быть качественные, принимающие дискретные значения из заданного множества (например, показатели, указывающие на отраслевую и страновую принадлежность заемщика, вид или срок кредита, качество обслуживания ранее полученных кредитов и т. д.). В этом случае описанные решающие правила теряют свои оптимальные свойства и, следовательно, могут иметь низкую точность классификации. В таких случаях оптимальным является использование алгоритмов классификации, основанных на моделях бинарного и множественного выбора [Panntelona, 1987; Zmijewski, 1984; Platt, 1990; Back, 1997; Lennox, 1999]. Применительно к задаче оценки кредитного риска (риска дефолта) для белорусских коммерческих банков данные алгоритмы описаны в [Малюгин, Пытляк, 2007]. С учетом этого приведем лишь краткую интерпретацию данного подхода в контексте рассматриваемой задачи для случая двух классов ($L = 2$).

При $L = 2$ имеет место модель бинарного выбора, включающая два типа переменных: зависимую бинарную $y \equiv d \in S(L) = \{0, 1\}$ и независимые (объясняющие) переменные или факторы, образующие вектор $x \in \mathfrak{R}^N$ [Магнус, Катъшев, Пересец-

кий, 2004; Малюгин, Пытляк, 2007]. Зависимая переменная совпадает с номером класса (рейтингом заемщика) и имеет следующую интерпретацию: $y = 0$, если заемщик является надежным (относится к классу Ω_1); $y = 1$, если заемщик ненадежный (относится к классу Ω_2). На этапе обучения алгоритма значения зависимой переменной и соответствующих факторов выбираются из кредитной базы данных по ранее выданным и погашенным кредитам.

Модель бинарного выбора для рассматриваемой задачи описывает зависимость вероятности невыполнения кредитных обязательств (*вероятности дефолта*) i -го заемщика ($i = 1, 2, \dots, n$) от включенных в модель факторов

$$p_i = P(y_i = 1) = F(x_i' \beta),$$

где $\beta \in \mathfrak{R}^N$ – вектор неизвестных параметров модели.

Вероятность того, что заемщик является надежным, равна $P(y_i = 0) = 1 - p_i = 1 - F(x_i' \beta)$. В зависимости от вида функции $F(\cdot)$ различают два основных типа модели бинарного выбора: *пробит-модель* (*probit model*), если $F(\cdot) = \Phi(\cdot)$ – функция стандартного нормального распределения, и *логит-модель* (*logit model*), если $F(\cdot)$ – функция логистического распределения вероятностей.

Модель бинарного выбора позволяет по имеющимся эмпирическим данным $\{y_i, x_i\}$ ($i = 1, 2, \dots, n$) вычислить оценку (прогноз) вероятности дефолта i -го заемщика для заданного значения вектора факторов в соответствии с соотношением $\hat{p}_i = F(x_i' \hat{\beta})$, где $\hat{\beta}$ – статистическая оценка по методу максимального правдоподобия вектора параметров $\beta \in \mathfrak{R}^N$ [Магнус, Катъшев, Пересецкий, 2004]. Исследование точности классификации данного алгоритма (прогностической способности модели) основано на использовании классификационных таблиц, содержащих оценки вероятностей ошибок классификации первого и второго рода. Первый способ построения классификационных таблиц основан на использовании порогового значения, второй – на вычислении ожидаемых значений зависимой переменной [Малюгин, Пытляк, 2007]. Недостаток данного метода заключается в чувствительности к высокой корреляции между объясняющими переменными и пропущенным значениям.

Более детальное описание алгоритмов классификации на основе линейного дискриминантного анализа и логит-модели, а также сравнительный анализ этих алгоритмов и экспертной методики [Инструкция, 2004] на реальных данных Республики Беларусь приводится в [Гринь, Малюгин, 2008; Малюгин, Корчагин, Гринь, 2009], где показано преимущество алгоритма классификации на основе логит-модели.

Использование многомерных эконометрических моделей. В [Малюгин, Харин, 1986; Малюгин 2008-А; Малюгин 2008-Б] предложены методы и алгоритмы классификации многомерных случайных наблюдений, различающихся уравнениями регрессионного и авторегрессионного типов. Данные модели позволяют учитывать влияние на анализируемые показатели $x = (x_1, \dots, x_N)' \in \mathfrak{R}^N$ со стороны внешних (макроэкономических) факторов. Предполагается, что каждый класс Ω_l ($l = 1, 2$) описывается многомерной моделью вида

$$x = B_l z + \xi, \tag{1.24}$$

где $x \in \mathfrak{R}^N$ – случайный вектор наблюдений (характеристик заемщиков); $z = (z_j) \in Z \subset \mathfrak{R}^M$ – известный вектор M объясняющих переменных (факторов), характеризующих влияние на состояние заемщиков внешних экономических условий; $\xi \in \mathfrak{R}^N$ – случайный вектор ошибок. Описание данного подхода применительно к классификации заемщиков коммерческого банка, а также общий вид байесовского решающего правила для этого случая можно найти в [Малюгин, Гринь, 2008].

Непараметрические методы и алгоритмы. Непараметрические методы и алгоритмы делят на следующие основные группы.

1. Методы, основанные на использовании различных непараметрических оценок условных плотностей распределения $\{f_i(x)\}$, включая ядерные оценки Розенблатта – Парзена (классификатор Розенблатта – Парзена) и оценки по методу k ближайших соседей (k -Nearest Neighbors) – k – NN-классификатор [Айвазян, 1989; Харин, Жук, 2005; Харин, Малюгин, Абрамович, 2008; Малюгин, Васильков, 2011]. Их применение на практике ограничено существенно более высокими требованиями к объему данных и значительно большими вычислительными затратами (низким быстродействием).

2. Алгоритмы класса *Data Mining* [Berry, 2004], предназначенные для статистического анализа больших массивов данных сложной структуры с целью выявления скрытых в них закономерностей. Термин *Data Mining* переводится как интеллектуальный анализ данных или «обнаружение знаний в базах данных» (*knowledge discovering in databases – KDD*). Наиболее известные алгоритмы данного класса – это деревья решений, генетические алгоритмы, нейронные сети и др. [Berry, 2004; Coffman, 1986; Tam, M.Y. Kiang, 1992; Back, 1996].

Методы и алгоритмы, использующие неклассифицированную обучающую выборку. Если вектор классификации $d = (d_i) \in S^n(L)$ для обучающей выборки не известен, то это существенно ограничивает класс возможных статистических алгоритмов для классификации заемщиков на основе доступной информации в виде векторов значений их финансовых показателей $x = (x_1, \dots, x_N)' \in \mathfrak{R}^N$. Практически остаются две основные возможности:

1) использование алгоритмов кластерного анализа (непараметрический случай) и алгоритмов расщепления смесей распределения (параметрический случай) [Айвазян, 1989];
2) классификация на основе интегрального показателя (индикатора), для построения которого обычно используются методы факторного анализа [Айвазян, 2001].

Алгоритмы кластерного анализа. Применительно к рассматриваемой задаче классификации предприятий на заданное число L классов кредитоспособности (платежеспособности) наиболее предпочтительными из первой группы алгоритмов являются алгоритмы кластерного анализа типа L -средних (k -средних). Данные алгоритмы основываются на предположении о взаимной компактности «кластеров», образованных из наблюдений одного класса. В соответствии с алгоритмом L -средних для классификации наблюдения $x = (x_1, \dots, x_N)' \in \mathfrak{R}^N$ используется решающее правило

$$d = d(x, X) = \arg \min_{l \in S(L)} |x - \hat{\mu}_l|, \quad X \in \mathfrak{R}^{nN}, \quad (1.25)$$

где центры кластеров $\{\hat{\mu}_l\}$ зависят от классифицируемой выборки $X \in \mathfrak{R}^{nN}$ и определяются итерационным образом. Обозначение $|x - \hat{\mu}_l|$ – расстояние между двумя точками с координатами $x, \hat{\mu}_l$ в пространстве \mathfrak{R}^N .

Таким образом, правило (1.25) имеет простую интерпретацию: наблюдение $x = (x_1, \dots, x_N)' \in \mathfrak{R}^N$ относится к тому классу, расстояние до центра которого минимально [Харин, Малюгин, Абрамович, 2008]. Алгоритмы указанного типа просты в реализации и не имеют технических требований к объему выборки. В то же время существует проблема интерпретации получаемых разбиений выборки на кластеры, поскольку нумерация кластеров осуществляется в процессе работы алгоритма случайным образом. Следовательно, возникает необходимость перенумерации кластеров в соответствии со степенью выраженности оцениваемого качества классифицируемых объектов, которое не имеет однозначной интерпретации.

Если число классов априорно не задано и подлежит оцениванию в процессе классификации выборки, то может применяться алгоритм иерархического кластерного анализа, для которого начальное число кластеров полагается равным числу наблюдений. Существенным недостатком таких алгоритмов является медленная сходимость.

Методы, основанные на применении интегрального показателя. Использование альтернативного подхода, основанного на формировании с помощью статистических методов интегрального показателя, имеет свои достоинства и недостатки [Айвазян, 2001]. Можно указать следующие достоинства данного подхода:

- 1) при корректном применении данного подхода интегральный показатель анализируемого качества классифицируемых объектов может иметь содержательную интерпретацию, соответствующую целям исследования;
- 2) в контексте рассматриваемой задачи оценки кредитоспособности (кредитного риска) предприятий концепция классификации на основе статистического интегрального показателя близка к концепции классификации на основе применяемых в экономических методиках интегральных индикаторов.

К относительным недостаткам данного подхода следует отнести:

- 1) более высокую сложность и трудоемкость процедуры построения решающих правил классификации;
- 2) высокую требовательность к объему и качеству данных;
- 3) менее строгую интерпретацию результатов классификации по сравнению с алгоритмами, использующими классифицированную обучающую выборку: интерпретация результатов классификации зависит от выбора множества исходных показателей заемщиков.

Для всех подходов существенное значение имеют экономическое обоснование исходного пространства показателей и углубленный предварительный анализ используемой выборки данных с целью их очистки от «выбросов», пропусков и технических погрешностей.

Так как в рамках данного исследования вектор классификации $d = (d_i) \in S^n(L)$ для обучающей выборки не известен, то далее применяются только алгоритмы, использующие неклассифицированную обучающую выборку.

2. Предлагаемая статистическая методика оценки кредитоспособности предприятий

Отметим проблемы, возникающие при использовании статистических методов для решения поставленных задач, а также приведем краткое описание предлагаемой статистической методики оценки кредитоспособности нефинансовых предприятий.

2.1. Особенности используемых статистических данных и задачи их анализа

Выбор используемых методов и алгоритмов в рамках предлагаемой методики обусловлен особенностями используемых статистических данных.

К числу основных особенностей анализируемых данных относятся:

- 1) отсутствие классифицированной обучающей выборки предприятий с априорно известным разбиением предприятий на заданное число классов платежеспособности (кредитоспособности) и отсутствие статистики по банкротствам (дефолтам) предприятий;
- 2) состав и форма представления исходных показателей финансового состояния предприятий в рамках системы мониторинга;
- 3) наличие резко выделяющихся (аномальных и экстремальных) наблюдений, обусловленных как особенностями расчета используемых показателей, так и техническими погрешностями данных;
- 4) неоднородность данных по таким факторам, как отраслевая принадлежность предприятий, размер и срок функционирования предприятий (в течение всего периода исследования либо нет) и др.;
- 5) динамический характер статистических данных с различным интервалом (годовой, квартальный) регистрации.

Очевидно, что неиспользование в ходе классификации предприятий статистики по банкротствам несколько сужает возможности экономической интерпретации получаемых в итоге классов кредитоспособности и оценки вероятности дефолта для различных классов. Вместе с тем эта проблема технически разрешима в рамках предлагаемой статистической методики при наличии «качественной» статистики по банкротствам, т. е. репрезентативной выборки достаточного объема. На практике доля банкротств не обеспечивает репрезентативность указанной выборки, однако имеющаяся статистика по банкротствам может применяться для приближенной оценки вероятностей дефолтов получаемых классов кредитоспособности.

Приведем краткую характеристику влияния перечисленных особенностей на формирование описываемой статистической методики.

1. В силу первого отличия для классификации предприятий по уровням (классам) платежеспособности могут использоваться лишь так называемые статистические методы автоматической классификации (методы классификации без обучения), известные также как методы (алгоритмы) кластерного анализа [Айвазян, 1989; Харин, Малюгин, Абрамович, 2008]. Альтернативным подходом в рассматриваемом случае может выступать предложенная в [Айвазян, 2001] методология, основанная на построении интегрального показателя (индикатора) степени выраженности латентной (скрытой) целевой переменной на основе факторного анализа данных или метода главных компонент. Этот подход получил широкое применение в задачах социально-экономического анализа и управления, статистической оценки инвестиционной привлекательности и др.

2. Состав и форма представления исходных показателей определили с учетом теории и практики анализа финансового состояния предприятий начальный набор коэффициентов, характеризующих различные аспекты состояния предприятий, оказывающие влияние на степень их кредитоспособности [Малюгин, Корчагин, Гринь, 2009], а также соответствующую им методику анализа. Используемые финансовые коэффициенты разделены на группы исходя из их экономического смысла [Савицкая, 2008]: коэффициенты ликвидности; коэффициенты финансовой устойчивости; коэффициенты деловой активности; коэффициенты динамики развития; коэффициенты рентабельности.

3. Используемые методы многомерного статистического анализа чувствительны к наличию аномальных и экстремальных наблюдений в выборках, что приводит к необходимости цензурирования и исключения указанных наблюдений соответственно. Особенностью рассматриваемых данных является ярко выраженная асимметричность распределений вероятностей выборок значений коэффициентов, используемых в анализе. Это осложняет проблему выявления многомерных аномальных и экстремальных наблюдений с помощью традиционных алгоритмов, для которых распределение основной массы наблюдений предполагается симметричным. Исследования показали, что формальное применение указанных методов приводит к сокращению исходной выборки до 30 % за счет удаления наблюдений, которые не рассматриваются как аномальные для асимметричного распределения.

4. Неоднородность данных по отраслевой принадлежности приводит к необходимости автономного анализа платежеспособности нефинансовых предприятий по отраслям. Дальнейшее дробление выборок по подотраслевому признаку ограничивается малым числом предприятий в отдельных подотраслях.

С целью получения сопоставимых результатов анализа для всего периода исследования представляется целесообразным использование для построения алгоритмов классификации лишь выборки тех предприятий, которые функционируют на протяжении всего периода наблюдения, т. е. так называемой «сквозной выборки». Предприятия, не попавшие в данную выборку, затем классифицируются с помощью алгоритмов дискриминантного анализа, оцененных по полученной «обучающей выборке».

5. Динамика и различные интервалы регистрации данных определяют необходимость решения рассматриваемой задачи на основе годовых (значения показателей на конец года) и квартальных (значения показателей на конец квартала) данных. Специфика квартальных и годовых значений анализируемых показателей может быть причиной особенностей применения предлагаемой методики, разработанных моделей и алгоритмов принятия решений. Решение задачи оценки платежеспособности предприятий для каждого интервала наблюдения дает возможность анализа динамики изменения интегральных показателей отраслей на макроуровне, а также интегральных показателей и рейтинга предприятий на микроуровне. В то же время следует ожидать некоторые (некритические) расхождения в значениях интегральных показателей кредитоспособности (платежеспособности) предприятий, рассчитанных по квартальным и годовым данным, что обуславливает необходимость использования двух типов рейтингов – *квартальных* и *годовых*.

При автономном анализе выборок, соответствующих последовательным временным периодам, также возникает проблема согласования результатов классификации предприятий по степени выраженности анализируемого качества. Данная проблема решается путем представления всей выборки значений анализируемых показателей как пространственных (одномоментных) данных за весь период наблюдения (см. § 1.2).

2.2. Этапы построения и верификации статистических рейтингов предприятий

Процесс решения задачи статистической классификации предприятий по уровням кредитоспособности с учетом описанных выше особенностей данных предусматривает выполнение следующих основных этапов исследования.

Этап 1. Формирование на основе исходного множества показателей набора безразмерных аналитических коэффициентов, которые представляются важными в контексте целей исследования.

Этап 2. Предварительная обработка данных с целью формирования репрезентативной выборки.

Этап 3. Проведение предварительного статистического анализа выборок значений коэффициентов для установления статистических свойств данных на основе анализа описательной статистики и гистограмм, выявление и исключение экстремальных наблюдений, обработка пропусков и технических погрешностей в данных.

Этап 4. Исследование корреляционных зависимостей между коэффициентами на основе корреляционной матрицы для используемых коэффициентов x_1, \dots, x_N , оцененной по однородной и «очищенной» выборке.

Этап 5. Преобразование переменных: приведение значений всех рассчитанных финансовых коэффициентов к шкале $[0,1]$ таким образом, чтобы более высокие значения показателей соответствовали предприятиям с более высокой степенью кредитоспособности путем задания максимальных и минимальных границ экономически обоснованных интервалов значений для каждого коэффициента. Данное преобразование позволяет осуществлять также цензурирование значений используемых финансовых коэффициентов с целью смягчения влияния на результаты анализа «аномально» больших либо малых значений.

Этап 6. Применение факторного анализа (метода главных компонент) для расчета интегрального показателя кредитоспособности на множестве главных компонент, оценки устойчивости корреляционных связей между используемыми коэффициентами во времени. Интегральный показатель применяется как один из способов интерпретации классов (кластеров), полученных с помощью алгоритма кластерного анализа в пространстве используемых финансовых коэффициентов: классу предприятий с более высоким рейтингом соответствует большее значение интегрального показателя, рассчитанного на основе метода главных компонент.

Этап 7. Кластерный анализ выборки в пространстве исходных финансовых коэффициентов.

Этап 8. Экономическая интерпретация результатов факторного и кластерного анализа и оценка согласованности статистической и действующей экспертной методики на основе статистических критериев для таблиц сопряженностей и ранговых коэффициентов корреляции.

Этап 9. Классификация новых предприятий на основе алгоритмов дискриминантного анализа, оцененных по классифицированной обучающей выборке на предыдущих этапах. Анализ динамики изменения индивидуальных рейтингов предприятий.

Этап 10. Вычисление, эконометрическое моделирование и прогнозирование показателей кредитоспособности на макроуровне: средних отраслевых квартальных и годовых рейтингов, а также интегрального индикатора кредитоспособности для экономики в целом. Анализ динамики миграции рейтингов по отраслям.

Для практического применения описанной выше методики предназначено программное обеспечение ССКР, рассматриваемое в гл. 6.

2.3. Экономическая интерпретация статистических рейтингов

На основании исходного набора показателей из документов финансовой отчетности предприятий были рассчитаны 20 коэффициентов, характеризующих различные стороны финансово-хозяйственной деятельности предприятий [Савицкая, 2008]. В табл. 2.1 приведен пример экономического анализа финансового состояния и уровня платежеспособности одного из предприятий по его значениям на основе рассчитанных 20 финансовых коэффициентов. Каждому значению коэффициента соответствует экспертная оценка, формируемая согласно диаграммам оценки коэффициентов, и дается экономическая интерпретация полученных результатов. В целом по приведенным данным можно сделать вывод о высоком уровне платежеспособности и финансовой надежности рассматриваемого предприятия.

Аналогичная методика экономического анализа используется в настоящем исследовании при экономической интерпретации классов кредитоспособности (платежеспособности), полученных с помощью статистических алгоритмов кластерного анализа предприятий. По результатам статистического анализа, а также экспертного экономического анализа важности коэффициентов с точки зрения анализа кредитоспособности предприятий из множества исходных коэффициентов был определен итоговый список коэффициентов. При выборе коэффициентов учитывались следующие условия: 1) корреляционные связи (из дальнейшего анализа исключались коэффициенты, имеющие наиболее сильные корреляции с другими переменными); 2) распределение факторных нагрузок для полученных результатов факторного анализа (не учитывались переменные, имеющие слабую связь со всеми главными факторами); 3) степень важности каждого коэффициента, присвоенная экспертом; 4) точность вычисления (наличие большого разброса, а также числа аномальных значений коэффициентов и другого являлось основанием для исключения).

Таким образом, в итоговый список наиболее информативных в контексте рассматриваемой задачи были включены 14 финансовых коэффициентов: *K1* – коэффициент текущей ликвидности; *K2* – коэффициент абсолютной ликвидности; *K4* – коэффициент обеспеченности собственными оборотными средствами; *K5* – коэффициент обеспеченности финансовых обязательств активами; *K6* – качество дебиторской задолженности; *K7* – качество кредиторской задолженности; *K9* – коэффициент финансирования; *K10* – коэффициент мобильности средств; *K11* – темп роста выручки; *K13* – коэффициент оборачиваемости активов; *K14* – коэффициент оборачиваемости кредиторской задолженности; *K15* – коэффициент оборачиваемости дебиторской задолженности; *K18* – коэффициент рентабельности продаж; *K19* – коэффициент рентабельности активов [Савицкая, 2008].

Таблица 2.1 Пример расчета оценок коэффициентов

Коэффициент	Значение коэффициента	Значение оценки	Экономическая интерпретация
<i>Группа 1. Коэффициенты ликвидности</i>			
<i>K1</i> – коэффициент текущей ликвидности	4,96	1,00	Высокий уровень ликвидности. Большой запас ликвидных средств
<i>K2</i> – коэффициент абсолютной ликвидности	0,98	1,00	
<i>K3</i> – коэффициент ликвидности средств в обращении	0,30	0,80	
<i>Группа 2. Коэффициенты финансовой устойчивости</i>			
<i>K4</i> – коэффициент обеспеченности собственными оборотными средствами	0,67	1,00	Средняя степень финансовой устойчивости. Качество дебиторской задолженности низкое
<i>K5</i> – коэффициент обеспеченности финансовых обязательств активами	0,14	1,00	
<i>K6</i> – качество дебиторской задолженности	0,25	-0,75	
<i>K7</i> – качество кредит. задолженности	0,05	0,50	
<i>K8</i> – коэффициент финансовой независимости	0,45	0,50	
<i>K9</i> – коэффициент финансирования	13,56	1,00	
<i>K10</i> – коэффициент мобильности средств	0,94	1,00	
<i>Группа 3. Коэффициенты динамики развития</i>			
<i>K11</i> – темп роста выручки	1,05	1,00	Темпы роста выручки превосходят темпы роста индекса цен. Рост капитала отстает от роста цен
<i>K12</i> – темп роста капитала	0,95	-1,00	
<i>Группа 4. Коэффициенты деловой активности</i>			
<i>K13</i> – коэффициент оборачиваемости активов	1,40	1,00	Очень высокие показатели деловой активности
<i>K14</i> – коэффициент оборачиваемости кредиторской задолженности	17,44	1,00	
<i>K15</i> – коэффициент оборачиваемости дебиторской задолженности	12,68	1,00	
<i>K16</i> – коэффициент соотношения длительности периодов оборачиваемости дебиторской и кредиторской задолженности	0,73	1,00	
<i>K17</i> – коэффициент оборачиваемости товарных запасов	3,50	0,50	
<i>Группа 5. Коэффициенты рентабельности</i>			
<i>K18</i> – коэффициент рентабельности продаж	0,10	0,00	Средний уровень эффективности
<i>K19</i> – коэффициент рентабельности активов	0,16	1,00	
<i>K20</i> – коэффициент рентабельности капитала	0,07	0,40	
Источник. Расчеты авторов.			

2.4. Система статистических кредитных рейтингов

Для анализа кредитоспособности предприятия, отрасли и экономики в целом предлагается использовать систему статистических *кредитных рейтингов* нефинансовых предприятий, указывающих на соответствующий *номер класса кредитоспособности*. Предлагаемая система включает следующие типы рейтингов в годовом и квартальном измерении:

- индивидуальные кредитные рейтинги предприятий;
- средние отраслевые кредитные рейтинги;
- средневзвешенный интегральный кредитный рейтинг экономики в целом.

Первый из указанных кредитных рейтингов используется для анализа кредитоспособности отдельных предприятий, т. е. при анализе кредитоспособности на *микроуровне*, остальные применяются для анализа кредитоспособности на *макроуровне*. Кроме того, для анализа динамики миграции рейтингов на макроуровне (динамики переходов предприятий из одного класса кредитоспособности в другой) предлагается использовать матрицы вероятностей одношаговых переходов за один период, называемые *матрицами миграции рейтингов*.

При описании и исследовании предлагаемой статистической методики будем использовать следующие обозначения для значений рейтингов, полученных с помощью статистических методов (см. § 1.2):

$R_{i,t}^{(k)} \equiv \widehat{d}_{i,t}^{(k)}$ – *статистический индивидуальный кредитный рейтинг* (статистическая оценка $d_{i,t}^{(k)}$) для предприятия (i, k) в момент времени t ;

$\bar{R}_t^{(k)} = \frac{1}{n_k} \sum_{i=1}^{n_k} R_{i,t}^{(k)} \in [1, L]$ ($t = 1, \dots, T$) – *статистический отраслевой кредитный рейтинг* для предприятий, принадлежащих отрасли k , в момент (период) времени t ;

$P^{(k)} = (p_{rs}^{(k)})$ ($p_{rs}^{(k)} = \mathbf{P}\{v_t^k = s | v_{t-1}^{(k)} = r\} \geq 0$) – *матрица миграции рейтингов за один период наблюдения для отрасли l ($l = 1, \dots, L$)*.

На основе *статистических отраслевых кредитных рейтингов* в § 5.2 рассчитывается также *интегральный показатель кредитоспособности экономики в целом* (формула (5.1)).

В рамках предлагаемой статистической методики оценки кредитоспособности предусматривается использование четырех основных классов кредитоспособности, обозначаемых в порядке убывания степени кредитоспособности 1, 2, 3 и 4, а также трех промежуточных классов кредитоспособности: 1.2, 2.3 и 3.4.

В зависимости от интервала наблюдения используемых временных рядов момент времени интерпретируется как квартал или год, а соответствующие средние отраслевые рейтинги как *квартальные* или *годовые*.

3. Исследование устойчивости статистической методики

В данном разделе приводятся результаты исследования устойчивости предлагаемой статистической методики оценки кредитоспособности по отношению к таким факторам, как:

- расширение базы статистических данных за счет включения в выборку новых наблюдений;
- изменение методики расчета коэффициента обеспеченности собственными оборотными средствами, лежащего в основе действующей официальной методики [Инструкция, 2011].

В качестве новых наблюдений используются данные за 2011 г., исключенные в целях исследования из исходной выборки. При этом одновременно анализируется влияние эффекта изменения экономических условий функционирования предприятий в 2011 г. (называемого далее «эффектом 2011 г.»), вызванного существенной девальвацией национальной денежной единицы. Для сокращения объема в данный материал включаются результаты исследований для промышленных предприятий. Для других видов экономической деятельности («Строительство», «Транспорт» и «Торговля») проводятся аналогичные исследования, по которым сообщаются только основные итоговые результаты.

3.1. Оценка устойчивости методики к расширению базы статистических данных

Приведем подробное описание полного цикла проводимых исследований на примере одномоментной выборки значений финансовых коэффициентов промышленных предприятий за 2006–2011 гг., для других отраслей перечислим основные результаты.

Результаты факторного анализа данных за 2006–2010 гг. Как отмечалось ранее, на первом этапе анализа в целях исследования влияния «эффекта 2011 г.» на устойчивость корреляционных зависимостей между анализируемыми коэффициентами из рассматриваемой выборки исключаются данные за 2011 г.

Для анализа и оценки устойчивости корреляционных зависимостей применяется факторный анализ, а именно *метод главных компонент* (МГК). Для оценки возможности применения данного метода для конкретной выборки данных используются специальные критерии и тестовые статистики, позволяющие исследовать требуемые свойства выборочной корреляционной матрицы. Проводимый анализ основывается на *критерии сферичности Бартлетта* [Bartlett, 1950] и *статистике Кайзера–Мейера–Олкина* (КМО) [Kaiser, 1958]. Критерий сферичности Бартлетта проверяет нулевую гипотезу об отсутствии корреляций между переменными в генеральной совокупности. Статистика Кайзера–Мейера–Олкина (КМО) позволяет проверить, насколько корреляцию между парами переменных можно объяснить другими переменными (факторами).

В соответствии с полученными результатами нулевая гипотеза о том, что корреляционная матрица является единичной, отклоняется критерием сферичности Бартлетта. Приближенное значение статистики равно 46990,421, она является значимой на уровне 0,05. Значение статистики КМО, равное 0,684, свидетельствует о приемлемом качестве выборки для применения факторного анализа. Пороговым в данном случае обычно считается значение 0,6. Следовательно, целесообразно использование факторного анализа применительно к данной выборке.

Учитывая величины собственных значений, соответствующие отдельным факторам, а также суммарную величину объясненной дисперсии, для дальнейшего анализа использовались пять главных факторов, объясняющих 74,213 % дисперсии исходных показателей. В частности, на долю первого фактора после вращения приходится 26,977 % объясненной дисперсии, второго – 14,713, третьего – 12,859, четвертого – 10,356, пятого – 9,308 %. Факторные нагрузки после вращения содержатся в таблице 3.1.

Таблица 3.1 Факторные нагрузки после вращения

Коэффициент	Фактор				
	F1	F2	F3	F4	F5
<i>k1_n</i>	0,902				
<i>k2_n</i>	0,766				
<i>k4_n</i>	0,886				
<i>k5_n</i>	0,642	-0,619			
<i>k6_n</i>				0,872	
<i>k7_n</i>				0,739	
<i>k9_n</i>	0,539	-0,683			
<i>k10_n</i>		0,877			
<i>k11_n</i>					0,860
<i>k13_n</i>		0,442	0,767		
<i>k14_n</i>	0,467		0,646		
<i>k15_n</i>			0,700		
<i>k18_n</i>	0,516				0,587
<i>k19_n</i>	0,523		0,428		0,429

Источник. Расчеты авторов.

Как видно из табл. 3.1, наиболее тесная корреляция с первой главной компонентой, сохраняющей наибольший процент дисперсии исходных показателей, существует со следующими коэффициентами: *k1_n* – *k5_n*, *k9_n*, *k14_n*, *k18_n* – *k20_n*. Все исходные показатели имеют достоверную связь с одной из пяти компонент.

Результаты факторного анализа данных за 2006–2011 гг. В соответствии с полученными результатами гипотеза об отсутствии корреляционных зависимостей между анализируемыми переменными отклоняется. Приближенное значение статистики критерия сферичности Бартлетта равно 46990,4, оно является статистически значимым на уровне 0,05. Значение статистики КМО, равное 0,674, свидетельствует о приемлемом качестве выборки для применения факторного анализа. Следовательно, использование факторного анализа применительно к данной выборке целесообразно. В совокупности выделенные факторы объясняют 73,5 % дисперсии исходных показателей. В частности, первый фактор после вращения объясняет 27,2 % дисперсии, второй – 15,2, третий – 13,0, четвертый – 10,6, пятый – 7,5 %.

Как видно из табл. 3.2, наиболее тесная корреляция с первой главной компонентой, сохраняющей наибольший процент дисперсии исходных показателей, существует со следующими коэффициентами: *k1_n* – *k5_n*, *k9_n*, *k14_n*, *k18_n*, *k19_n*. Отметим также, что все исходные показатели имеют достоверную связь хотя бы с одной из шести компонент.

Таблица 3.2 Факторные нагрузки после вращения

Коэффициент	Фактор				
	F1	F2	F3	F4	F5
<i>k1_n</i>	0,890				
<i>k2_n</i>	0,764				
<i>k4_n</i>	0,874				
<i>k5_n</i>	0,643	-0,597			
<i>k6_n</i>				0,869	
<i>k7_n</i>				0,730	
<i>k9_n</i>	0,543	-0,679			
<i>k10_n</i>		0,868			
<i>k11_n</i>					0,942
<i>k13_n</i>		0,432	0,780		
<i>k14_n</i>	0,460		0,649		
<i>k15_n</i>			0,693		
<i>k18_n</i>	0,560				
<i>k19_n</i>	0,559	0,425	0,426		

Источник. Расчеты авторов.

Сравнительный анализ результатов факторного анализа (табл. 3.1, 3.2) для двух временных диапазонов (2006–2010 гг. и 2006–2011 гг.) и других исследований свидетельствует о том, что в целом корреляционные зависимости между анализируемыми переменными, а также их интерпретация и вклад в главные компоненты сохраняются, т. е. особые экономические условия 2011 г. не отражаются существенно на результатах корреляционного и факторного анализа финансовых показателей. Аналогичные результаты получены для других отраслей экономики. Постоянство во времени корреляционных зависимостей между анализируемыми финансовыми показателями, т. е. корреляционных матриц случайных векторов признаков, дает основание рассматривать используемые данные как выборки пространственных (одномоментных) наблюдений (см. § 1.2) на дальнейших этапах анализа. Кроме того, это позволяет полагать, что кластерная структура данных, т. е. различия между классами кредитоспособности, обусловлена различием средних значений векторов признаков для классов, соответствующих разным уровням кредитоспособности.

Результаты кластерного анализа данных за 2006–2010 гг. Кластерный анализ применяется для классификации предприятий, входящих в сформированные на этапе предварительного анализа выборки, в пространстве выбранных классификационных признаков (описанные выше 14 финансовых коэффициентов) на заданное число классов. Для кластерного анализа выборок в рамках настоящего исследования применяется алгоритм *k*-средних (см. § 1.3). С помощью экономической интерпретации полученных результатов кластерного анализа для различных отраслей было установлено, что наиболее обоснованным является предположение о наличии четырех классов (кластеров) кредитоспособности. Координаты центров 4 кластеров, полученных с помощью алгоритма *k*-средних в пространстве исходных и нормированных коэффициентов, представляют собой точки многомерного (14-мерного) пространства классификационных признаков, координатами которых выступают средние значения коэффициентов для предприятий, отнесенных к данному классу. Иными словами, центр класса (кластера) может быть интерпретирован как среднестатистическое предприятие этого класса. В табл. 3.3 дана экономическая интерпретация центров классов в соответствии с экономической методикой анализа, описанной в § 2.3.

Таблица 3.3 Экономическая интерпретация классов кредитоспособности, полученных с помощью статистической методики применительно к данным за 2006–2010 гг.

Показатели	Класс 1	Класс 2	Класс 3	Класс 4
Показатели ликвидности (K1, K2)	Высокий уровень ликвидности. Большой запас ликвидных средств	Умеренный уровень ликвидности. Запаса ликвидных средств хватает на ведение текущей деятельности	Низкий уровень ликвидности. Отсутствие необходимого запаса ликвидных средств	Низкий уровень ликвидности. Отсутствие необходимого запаса ликвидных средств
Коэффициенты финансовой устойчивости (K4, K5, K6, K7, K9, K10)	Высокая степень финансовой устойчивости	Средняя степень финансовой устойчивости.	Уровень финансовой устойчивости ниже среднего	Уровень финансовой устойчивости ниже среднего
Коэффициенты динамики развития (K11)	Темпы роста выручки превосходят темпы роста индекса цен	Темпы роста выручки превосходят темпы роста индекса цен	Темпы роста выручки превосходят темпы роста индекса цен	Темпы роста выручки превосходят темпы роста индекса цен
Коэффициенты деловой активности (K13, K14, K15)	Очень высокие показатели деловой активности	Очень высокие показатели деловой активности	Высокие показатели деловой активности	Умеренные показатели деловой активности
Коэффициенты рентабельности (K18, K19)	Высокая эффективность деятельности. Стабильный положительный финансовый результат	Средний уровень эффективности	Уровень эффективности ниже среднего. Финансовый результат нестабилен	Низкий уровень эффективности деятельности, граничащий с убыточностью
Источник. Расчеты авторов.				

Информация, представленная в табл. 3.4, отражает распределение наблюдений по кластерам. Большинство наблюдений по результатам кластерного анализа относятся ко второму и четвертому классам.

Таблица 3.4 Распределение наблюдений по кластерам

Номер кластера	Количество наблюдений	Относительная частота, %
1	1025	16,6
2	1948	31,5
3	1348	21,8
4	1855	30,0
Источник. Расчеты авторов.		

Анализ значений интегрального показателя кредитоспособности. Анализ описательной статистики для интегрального показателя, полученного на основе МГК как средневзвешенное значение соответствующих главных факторов [Айвазян, 2001], в разрезе выделенных кластеров (табл. 3.5) свидетельствует о наличии пересечений для сформированных кластеров, в меньшей степени это характерно для первого и четвертого кластеров и в большей – для второго и третьего. Средние значения и медианы интегрального показателя платежеспособности для этих кластеров отличаются не значительно.

Таблица 3.5 Описательная статистика для интегральных показателей

Кластер	Среднее	Медиана	Минимум	Максимум	Стандартное отклонение
1	0,5346	-0,0900	1,2000	0,2417	0,5274
2	0,0111	-0,4700	0,7900	0,2126	0,0322
3	0,0052	-0,5000	0,8900	0,2573	0,0309
4	-0,3676	-0,6400	0,2900	0,1731	-0,3476

Источник. Расчеты авторов.

Анализ согласованности статистической и официальной методик. Результаты анализа согласованности результатов классификации предприятий на основе используемого статистического алгоритма и действующей экспертной методики говорят о наличии статистически значимой связи между обеими классификационными переменными в смысле коэффициентов корреляции Спирмена и Кендалла. Их значения соответственно равны 0,402 и 0,452, а p -значение для обоих случаев значительно меньше 0,05. Анализ связи между исследуемыми переменными на основе таблиц сопряженности также в целом указывает на согласованность решений: количественные меры сопряженности Фи-статистика и V -статистика Крамера равны 0,554 и 0,392 соответственно и статистически значимы на уровне 0,05.

Анализ динамики кредитных рейтингов. В табл. 3.6 представлены средние значения интегрального показателя для 4 кластеров в разрезе анализируемых пяти лет. Во всех случаях наблюдаются близкие значения интегрального показателя для 2-го и 3-го классов.

Таблица 3.6 Средние значения интегральных показателей платежеспособности для 4 кластеров за 2006–2010 гг.

Кластер	Среднее значение интегрального показателя				
	2006	2007	2008	2009	2010
1	0,5436	0,5107	0,5565	0,4942	0,5309
2	0,0211	0,0654	0,0562	-0,0208	0,0289
3	0,0082	0,0114	0,0648	0,0126	0,0563
4	-0,3810	-0,3573	-0,3384	-0,3223	-0,3350

Источник. Расчеты авторов.

В табл. 3.7–3.8 приведены отраслевые годовые и квартальные рейтинги для рассматриваемого периода. Наиболее высокие средние рейтинги соответствуют 2008 и 2010 гг. На рис. 3.1 дана графическая интерпретация информации, представленной в табл. 3.7–3.8.

Таблица 3.7 Характеристики отраслевого годового рейтинга для 2006–2010 гг.

Год	Среднее	Медиана	Стандартное отклонение
2006	2,740	3,000	1,063
2007	2,680	3,000	1,085
2008	2,550	2,000	1,050
2009	2,720	3,000	1,086
2010	2,570	3,000	1,087

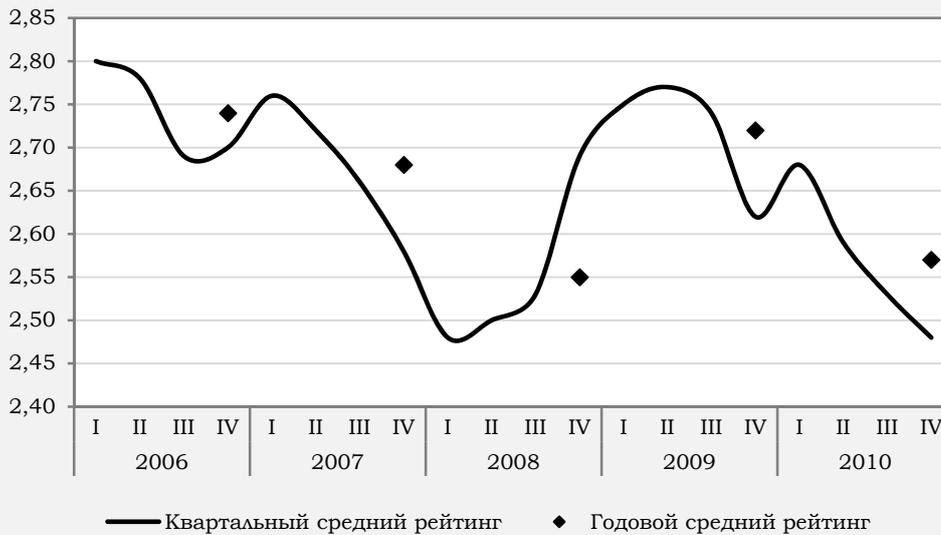
Источник. Расчеты авторов.

Таблица 3.8 Характеристики отраслевого квартального рейтинга для 2006–2010 гг.

Год	Период	Количество наблюдений	Среднее значение	Медиана	Стандартное отклонение
2006	1-й квартал	309	2,800	3,000	1,043
	1-е полугодие	309	2,780	3,000	1,045
	9 месяцев	309	2,690	3,000	1,052
	12 месяцев	309	2,700	3,000	1,112
2007	1-й квартал	308	2,760	3,000	1,061
	1-е полугодие	308	2,720	3,000	1,080
	9 месяцев	309	2,660	3,000	1,095
	12 месяцев	309	2,580	2,000	1,098
2008	1-й квартал	307	2,480	2,000	1,049
	1-е полугодие	309	2,500	2,000	1,040
	9 месяцев	309	2,530	2,000	1,005
	12 месяцев	309	2,690	3,000	1,096
2009	1-й квартал	309	2,750	3,000	1,063
	1-е полугодие	309	2,770	3,000	1,066
	9 месяцев	309	2,740	3,000	1,098
	12 месяцев	309	2,620	3,000	1,115
2010	1-й квартал	309	2,680	3,000	1,113
	1-е полугодие	309	2,590	3,000	1,094
	9 месяцев	309	2,530	2,000	1,049
	12 месяцев	309	2,480	2,000	1,086

Источник. Расчеты авторов.

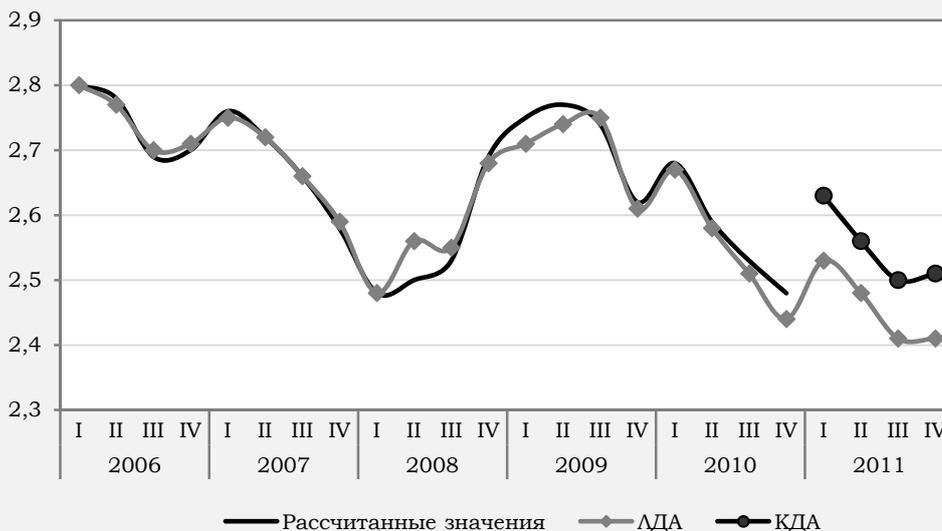
Рисунок 3.1 Динамика средних рейтингов за 2006–2010 гг.



Источник. Расчеты авторов.

Результаты дискриминантного анализа данных за 2011 г. С целью классификации данных за 2011 г. в настоящем исследовании используются линейный и квадратичный дискриминантный анализ. Дискриминантный анализ новых наблюдений проводится в пространстве 14 коэффициентов по классифицированной с помощью кластерного анализа обучающей выборке данных за 2006–2010 гг. В табл. 3.9 приведены значения средних отраслевых квартальных рейтингов, полученные с помощью кластерного анализа (КА), а также значения тех же рейтингов, рассчитанных с использованием алгоритмов линейного и квадратичного (для 2011 г.) дискриминантного анализа (обозначаются ЛДА и КДА соответственно). На рис. 3.2 дана соответствующая графическая интерпретация.

Рисунок 3.2 Сравнение рассчитанных и прогнозных средних рейтингов



Источник. Расчеты авторов.

Таблица 3.9 Сравнение средних рейтингов, полученных с помощью кластерного анализа и различных алгоритмов дискриминантного анализа

Год	Период	Средний рейтинг на основе КА	Средний рейтинг на основе ЛДА	Средний рейтинг на основе КДА
2006	1-й квартал	2,80	2,80	-
	1-е полугодие	2,78	2,77	-
	9 месяцев	2,69	2,70	-
	12 месяцев	2,70	2,71	-
2007	1-й квартал	2,76	2,75	-
	1-е полугодие	2,72	2,72	-
	9 месяцев	2,66	2,66	-
	12 месяцев	2,58	2,59	-
2008	1-й квартал	2,48	2,48	-
	1-е полугодие	2,50	2,56	-
	9 месяцев	2,53	2,55	-
	12 месяцев	2,69	2,68	-
2009	1-й квартал	2,75	2,71	-
	1-е полугодие	2,77	2,74	-
	9 месяцев	2,74	2,75	-
	12 месяцев	2,62	2,61	-
2010	1-й квартал	2,68	2,67	-
	1-е полугодие	2,59	2,58	-
	9 месяцев	2,53	2,51	-
	12 месяцев	2,48	2,44	-
2011	1-й квартал	-	2,53	2,63
	1-е полугодие	-	2,48	2,56
	9 месяцев	-	2,41	2,50
	12 месяцев	-	2,41	2,51

Источник. Расчеты авторов.

Как видно из рис. 3.2 и табл. 3.9, дискриминантный анализ в рассматриваемом случае позволяет довольно точно предсказывать значения средних квартальных рейтингов. Прогнозы на 2011 г. для линейного и квадратичного дискриминантного анализа имеют различия. Значения среднего квартального рейтинга, полученные на основе линейного дискриминантного анализа, оказались более оптимистичными.

Результаты кластерного анализа данных за 2006–2011 гг. В табл. 3.10 дана экономическая интерпретация центров кластеров в пространстве 14 коэффициентов, полученных при классификации данных за 2006–2011 гг.

Таблица 3.10 Экономическая интерпретация классов кредитоспособности, полученных с помощью статистической методики применительно к данным за 2006-2011 гг.

Показатели	Класс 1	Класс 2	Класс 3	Класс 4
Показатели ликвидности (K1, K2)	Высокий уровень ликвидности. Большой запас ликвидных средств	Умеренный уровень ликвидности. Запаса ликвидных средств хватает на ведение текущей деятельности	Умеренный уровень ликвидности. Запаса ликвидных средств хватает на ведение текущей деятельности	Низкий уровень ликвидности. Отсутствие необходимого запаса ликвидных средств
Коэффициенты финансовой устойчивости (K4, K5, K6, K7, K9, K10)	Высокая степень финансовой устойчивости	Средняя степень финансовой устойчивости	Средняя степень финансовой устойчивости	Уровень финансовой устойчивости ниже среднего
Коэффициенты динамики развития (K11)	Темпы роста выручки превосходят темпы роста индекса цен	Темпы роста выручки превосходят темпы роста индекса цен	Темпы роста выручки превосходят темпы роста индекса цен	Темпы роста выручки превосходят темпы роста индекса цен
Коэффициенты деловой активности (K13, K14, K15)	Очень высокие показатели деловой активности	Очень высокие показатели деловой активности	Высокие показатели деловой активности	Умеренные показатели деловой активности
Коэффициенты рентабельности (K18, K19)	Высокая эффективность деятельности. Стабильный положительный финансовый результат	Средний уровень эффективности	Уровень эффективности ниже среднего. Финансовый результат нестабилен	Низкий уровень эффективности деятельности, граничащий с убыточностью
<i>Источник. Расчеты авторов.</i>				

Наибольшее количество предприятий в соответствии с полученной классификацией относятся к 3-му и 4-му классам, к 1-му и 2-му классам – около 40 % всех наблюдений (табл. 3.11).

Таблица 3.11 Распределение наблюдений по кластерам

Номер кластера	Количество наблюдений	Относительная частота
1	1264	17,1
2	2292	31,0
3	1498	20,3
4	2332	31,6
<i>Источник. Расчеты авторов.</i>		

Анализ согласованности статистической и официальной методик. Величины ранговых коэффициентов корреляций для классификационной переменной, полученной в результате использования метода k -средних, и аналогичной переменной, сформированной для каждого наблюдения в соответствии с официальной методикой, свидетельствуют о наличии статистически значимой связи между переменными. Значения коэффициентов корреляции Спирмена и Кендалла в данном случае 0,434 и 0,491, а p -значение для обоих случаев значительно меньше 0,05. Анализ связи между исследуемыми переменными на основе таблиц сопряженности также указывает на согласованность решений в целом: количественные меры сопряженности Фи-статистика и V -статистика Крамера [Аптон, 1982; Харин, Малюгин, Абрамович, 2008] равны 0,547 и 0,387 соответственно и статистически значимы на уровне 0,05.

Анализ динамики кредитных рейтингов. В табл. 3.12 представлены средние значения интегрального показателя для 4 кластеров в разрезе анализируемых 6 лет. Во всех случаях можно отметить монотонное убывание среднего значения интегрального показателя с ростом номера кластера.

Таблица 3.12 Средние значения интегральных показателей платежеспособности для 4 кластеров за 2006–2011 гг.

Кластер	Среднее значение интегрального показателя					
	2006 г.	2007 г.	2008 г.	2009 г.	2010 г.	2011 г.
1-й	0,5356	0,4989	0,5533	0,4468	0,5174	0,5229
2-й	-0,0326	-0,0044	0,0143	-0,0858	-0,0399	-0,0764
3-й	0,1266	0,1121	0,1615	0,0673	0,1485	0,1281
4-й	-0,3485	-0,3366	-0,2953	-0,3068	-0,3213	-0,3404

Источник. Расчеты авторов.

Характеристики общего рейтинга платежеспособности для различных кварталов за весь рассматриваемый период приведены в табл. 3.13.

Таблица 3.13 Характеристики отраслевого квартального рейтинга для 2006–2011 гг.

Год	Период	Количество наблюдений	Среднее значение	Медиана	Стандартное отклонение
2006	1-й квартал	309	2,830	3,000	1,073
	1-е полугодие	309	2,820	3,000	1,078
	9 месяцев	309	2,740	3,000	1,082
	12 месяцев	309	2,720	3,000	1,116
2007	1-й квартал	308	2,760	3,000	1,071
	1-е полугодие	308	2,690	3,000	1,094
	9 месяцев	309	2,700	3,000	1,104
	12 месяцев	309	2,580	2,000	1,118
2008	1-й квартал	307	2,490	2,000	1,055
	1-е полугодие	309	2,500	2,000	1,049
	9 месяцев	309	2,580	2,000	1,071
	12 месяцев	309	2,710	3,000	1,113
2009	1-й квартал	309	2,780	3,000	1,106
	1-е полугодие	309	2,830	3,000	1,097
	9 месяцев	309	2,830	3,000	1,135
	12 месяцев	309	2,680	3,000	1,128
2010	1-й квартал	309	2,710	3,000	1,116
	1-е полугодие	309	2,660	3,000	1,118
	9 месяцев	309	2,560	2,000	1,093
	12 месяцев	309	2,490	2,000	1,089
2011	1-й квартал	303	2,630	3,000	1,075
	1-е полугодие	302	2,620	3,000	1,043
	9 месяцев	303	2,530	3,000	1,038
	12 месяцев	302	2,470	2,000	1,086

Источник. Расчеты авторов.

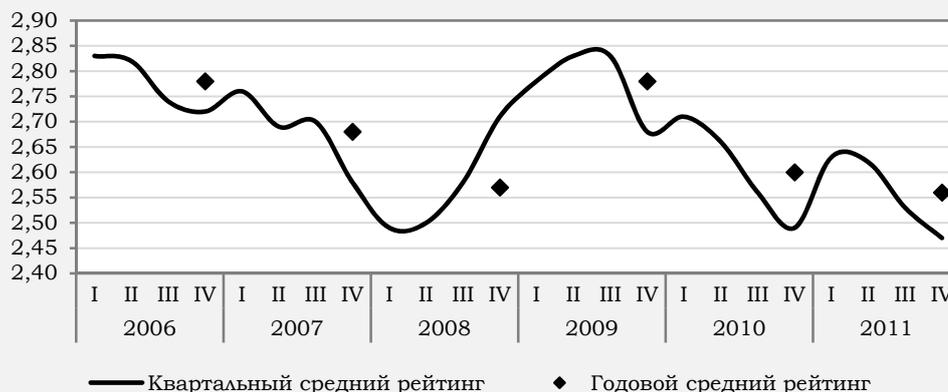
Как видно из табл. 3.13 и 3.14, наиболее высокие отраслевые рейтинги кредитоспособности (платежеспособности) наблюдаются для 2008 г., 2010–2011 гг. Полученные результаты представлены на рис. 3.3.

Таблица 3.14 Характеристики отраслевого годового рейтинга кредитоспособности для 2006–2011 гг.

Год	Среднее	Медиана	Стандартное отклонение
2006	2,780	3,000	1,087
2007	2,680	3,000	1,098
2008	2,570	2,000	1,075
2009	2,780	3,000	1,117
2010	2,600	3,000	1,106
2011	2,560	3,000	1,061

Источник. Расчеты авторов.

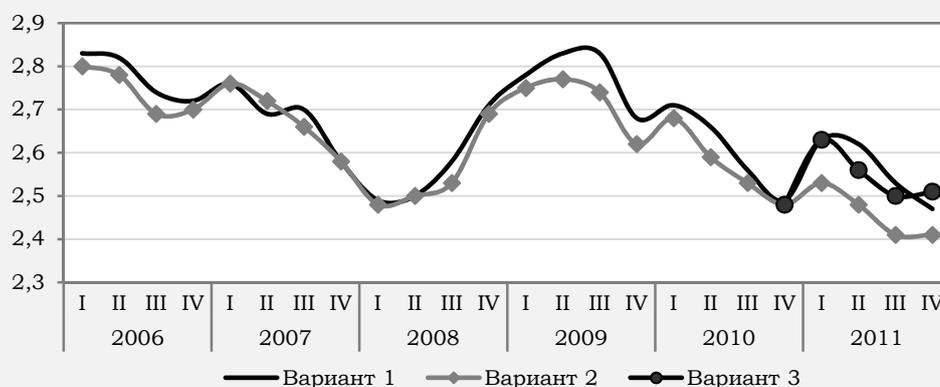
Рисунок 3.3 Динамика средних рейтингов за 2006–2011 гг.



Источник. Расчеты авторов.

Сравнительный анализ средних рейтингов предприятий для альтернативных условий классификации. В табл. 3.15 приведены результаты, полученные для альтернативных условий классификации. Сравниваются средние квартальные рейтинги, рассчитанные по выборке данных за 2006–2011 г. (вариант 1) со средними квартальными рейтингами, полученными по результатам анализа данных за 2006–2010 гг. и дискриминантного анализа промышленных предприятий за 2011 г. (приведены результаты, полученные с помощью линейного (вариант 2) и квадратичного дискриминантного анализа (вариант 3)). На рис. 3.4 приведена соответствующая графическая интерпретация.

Рисунок 3.4 Сравнение средних рейтингов для альтернативных условий



Источник. Расчеты авторов.

В соответствии с полученными результатами можно сделать вывод о том, что включение в обучающую выборку данных за 2011 г. не приводит к существенным отличиям в результатах для периода с 2006 по 2008 г. Начиная со второго квартала 2009 г. имеются некоторые расхождения в результатах анализа для альтернативных условий классификации. Использование данных за 2011 г. на этапе кластерного анализа приводит к росту среднего кредитного рейтинга (ухудшение кредитоспособности) в среднем менее чем на 0,1 для временного интервала 2009–2010 гг. Наибольшие различия в средних рейтингах (максимальное 0,14) наблюдаются для 2011 г., что соответствует допустимой ошибке. Более точный прогноз для 2011 г. получен с помощью квадратичного дискриминантного анализа. В этом случае расхождения с наблюдаемыми значениями среднего кредитного рейтинга составляют не более 0,06.

Таблица 3.15 Сравнение результатов, полученных для альтернативных условий

Год	Квартал	Вариант 1	Вариант 2	Вариант 3
2006	1 квартал	2,83	2,80	2,80
	1 полугодие	2,82	2,78	2,78
	9 месяцев	2,74	2,69	2,69
	12 месяцев	2,72	2,70	2,70
2007	1 квартал	2,76	2,76	2,76
	1 полугодие	2,69	2,72	2,72
	9 месяцев	2,70	2,66	2,66
	12 месяцев	2,58	2,58	2,58
2008	1 квартал	2,49	2,48	2,48
	1 полугодие	2,50	2,50	2,50
	9 месяцев	2,58	2,53	2,53
	12 месяцев	2,71	2,69	2,69
2009	1 квартал	2,78	2,75	2,75
	1 полугодие	2,83	2,77	2,77
	9 месяцев	2,83	2,74	2,74
	12 месяцев	2,68	2,62	2,62
2010	1 квартал	2,71	2,68	2,68
	1 полугодие	2,66	2,59	2,59
	9 месяцев	2,56	2,53	2,53
	12 месяцев	2,49	2,48	2,48
2011	1 квартал	2,63	2,53	2,63
	1 полугодие	2,62	2,48	2,56
	9 месяцев	2,53	2,41	2,50
	12 месяцев	2,47	2,41	2,51

Источник. Расчеты авторов.

Таким образом, с учетом существенной специфики экономических условий 2011 г. можно сделать вывод о достаточно высокой устойчивости предлагаемой статистической методики оценки кредитоспособности по отношению к расширению базы статистических данных за счет включения новых наблюдений: альтернативные варианты ее применения приводят к близким результатам.

Дискриминантный анализ новых наблюдений целесообразно использовать до накопления достаточного объема новых данных, например в течение календарного года. Перерасчет рейтингов с помощью процедуры кластерного анализа по всем накопленным данным при этом может осуществляться после получения данных за прошедший год.

Сравнительный анализ средних рейтингов предприятий для альтернативных условий (транспортная, строительная, торговая отрасли). Присутствие в классифицируемых выборках данных 2011 г. показателей *транспортной и строительной отраслей* за 2008–2011 гг. не привело к существенным различиям по сравнению с данными за 2008–2010 гг. Использование линейного дискриминантного анализа для прогнозирования квартальных рейтингов *транспортной отрасли* за 2011 г. привело к достаточно точным результатам для II–IV кварталов этого года. Для I квартала 2011 г. расхождение между прогнозируемым и наблюдаемым рейтингом составило 0,09. Для *строительной отрасли* «эффект 2011 г.» проявился лишь в ожидаемом снижении кредитоспособности предприятий отрасли в условиях 2011 г.

Применение в анализируемой выборке данных по предприятиям *торговли* за 2011 г. в целом не выявило существенных отличий в результатах при расчете отраслевых рейтингов за 2008–2010 гг. Динамика изменения средних рейтингов для обоих случаев довольно близка. Вместе с тем рейтинг, рассчитанный для 2011 г., по данным 2008–2011 гг., отличается от рейтинга, рассчитанного при помощи дискриминантного анализа. Наличие в выборке данных за 2011 г. в среднем привело к улучшению квартальных рейтингов на 0,15. Таким образом, 2011 г. статистически отличен от периода 2008–2010 гг. Возможно, результат кластерного анализа данных за 2011 г. оказался лучше, чем прогнозное значение, полученное с помощью дискриминантного анализа, вследствие благоприятных условий, сложившихся для *торговой отрасли* в 2011 г.

3.2. Исследование влияния изменения формулы расчета коэффициента обеспеченности собственными оборотными средствами

В данном параграфе приводятся результаты исследования влияния на оценку кредитоспособности промышленных предприятий изменения методики расчета коэффициента обеспеченности собственными оборотными средствами. Анализируется выборка данных по промышленным предприятиям за 2008–2011 гг. На основании этой выборки производится расчет 14 финансовых коэффициентов (см. § 2.3), при этом коэффициент обеспеченности собственными оборотными средствами рассчитывается двумя способами: в соответствии со старой методикой [Инструкция, 2004] и новой [Инструкция, 2011]. Выбор указанного периода обусловлен возможностями расчета коэффициента обеспеченности собственными оборотными средствами по новой формуле [Инструкция, 2011]. Для обоих вариантов производится полный цикл исследований, рассмотренный выше, после чего проводится сравнительный анализ полученных результатов.

Сравнительный анализ рейтингов промышленных предприятий для альтернативных условий. Сравнительный анализ полученных результатов для обеих методик расчета коэффициента обеспеченности собственными оборотными средствами (табл. 3.16–3.17) свидетельствует о более благоприятном прогнозе уровня кредитоспособности в случае использования новой методики расчета коэффициента обеспеченности собственными оборотными средствами. В этом случае отраслевые квартальные и годовые рейтинги, рассчитанные по квартальным данным, оказываются выше на 0,05–0,1. Эту закономерность наглядно демонстрирует график динамики средних квартальных рейтингов для альтернативных способов расчета K_4 (рис. 3.5).

Таблица 3.16 Отраслевые годовые рейтинги, полученные для альтернативных условий

Год	Старая методика расчета K_4	Новая методика расчета K_4
2008	2,56	2,50
2009	2,77	2,68
2010	2,64	2,54
2011	2,54	2,50

Источник. Расчеты авторов.

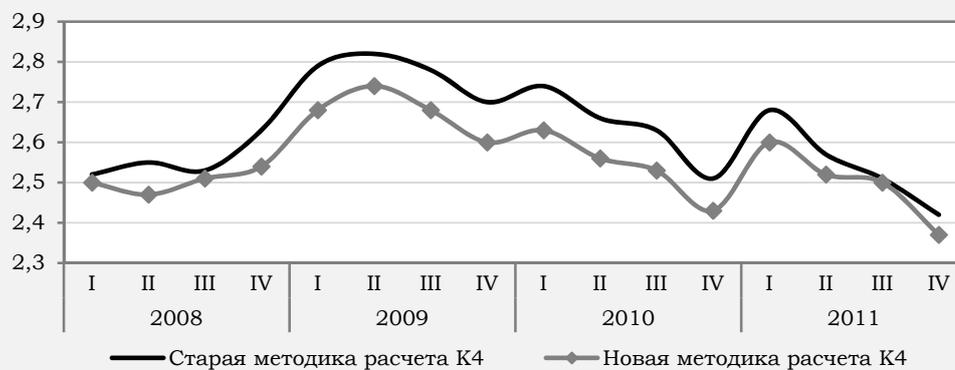
Таблица 3.17 Отраслевые квартальные рейтинги, полученные для альтернативных условий

Год	Квартал	Старая методика расчета K_4	Новая методика расчета K_4
2008	1 квартал	2,52	2,50
	1 полугодие	2,55	2,47
	9 месяцев	2,53	2,51
	12 месяцев	2,63	2,54
2009	1 квартал	2,79	2,68
	1 полугодие	2,82	2,74
	9 месяцев	2,78	2,68
	12 месяцев	2,70	2,60
2010	1 квартал	2,74	2,63
	1 полугодие	2,66	2,56
	9 месяцев	2,63	2,53
	12 месяцев	2,51	2,43
2011	1 квартал	2,68	2,60
	1 полугодие	2,57	2,52
	9 месяцев	2,51	2,50
	12 месяцев	2,42	2,37

Источник. Расчеты авторов.

В обоих случаях в динамике отраслевых квартальных рейтингов просматриваются сезонные эффекты, характеризующиеся наиболее высоким средним рейтингом для IV квартала соответствующего года.

Рисунок 3.5 Динамика среднего рейтинга для различных способов расчета К4



Источник. Расчеты авторов.

3.3. Сравнительный анализ годовых и квартальных рейтингов

Исследования влияния на оценку уровня платежеспособности промышленных предприятий «эффекта 2011 года» и изменения методики расчета коэффициента обеспеченности собственными оборотными средствами также проводились на основании годовых данных. Краткое описание полученных результатов такого исследования приводится в данном параграфе.

В табл. 3.18 представлены сравнительные результаты средних годовых рейтингов, полученных для: а) периода наблюдения 2006–2010 гг. на основе кластерного анализа (вариант 1); б) периода наблюдения 2006–2011 гг. на основе линейного дискриминантного анализа с предварительным обучением по данным 2006–2010 гг. (вариант 2); в) периода наблюдения 2006–2011 гг. на основе кластерного анализа (вариант 3). На рис. 3.6. дана графическая интерпретация полученных результатов.

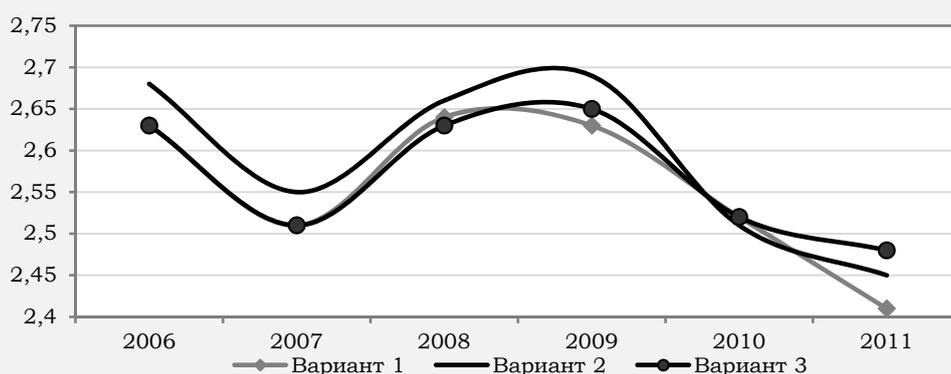
Таблица 3.18 Сравнение результатов, полученных для различных наборов данных

Год	Вариант 1	Вариант 2	Вариант 3
2006	2,63	2,68	2,63
2007	2,51	2,55	2,51
2008	2,64	2,66	2,63
2009	2,63	2,69	2,65
2010	2,52	2,51	2,52
2011	2,41	2,45	2,48

Источник. Расчеты авторов.

Полученные результаты демонстрируют достаточно хорошую согласованность, наибольшее расхождение в средних годовых рейтингах, как и в случае анализа квартальных данных, наблюдается для 2011 г.: 0,04 и 0,07 для линейного и квадратичного дискриминантного анализа соответственно. В связи с этим можно сделать заключение о том, что для годовых данных по промышленным предприятиям включение в анализируемую выборку 2011 г. не привело к существенно отличающимся результатам, т. е. в данном случае «эффект 2011 г.» минимален.

Рисунок 3.6 Динамика среднего рейтинга для различных наборов данных



Источник. Расчеты авторов.

В табл. 3.19 приведены сравнительные результаты средних годовых рейтингов, полученных для двух способов расчета коэффициента обеспеченности собственными оборотными средствами. В отличие от результатов анализа квартальных данных в рассматриваемом случае для 2008 и 2011 гг. и новой методики для К4 наблюдается небольшое ухудшение средних годовых рейтингов. Для 2009 и 2010 гг. в обоих случаях получены близкие результаты.

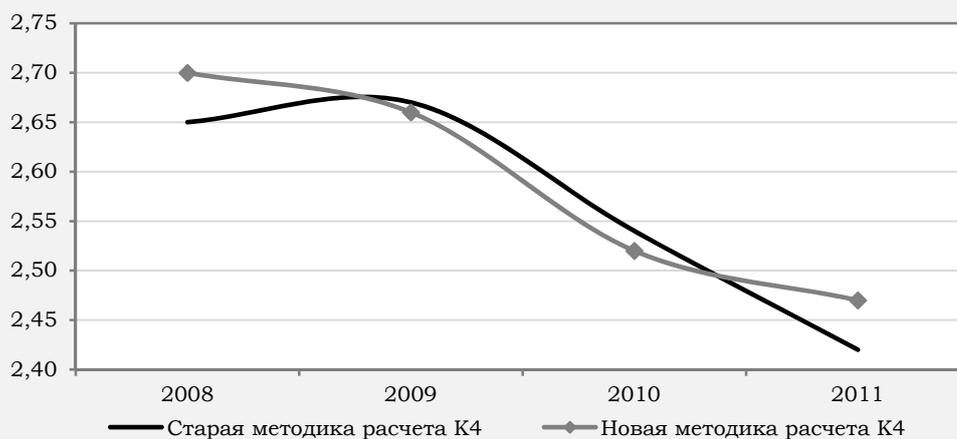
Таблица 3.19 Сравнение результатов, полученных для различных методик расчета коэффициента К4

Год	Среднее (старая методика)	Среднее (новая методика)
2008	2,65	2,70
2009	2,67	2,66
2010	2,54	2,52
2011	2,42	2,47

Источник. Расчеты авторов.

Графическая интерпретация полученных результатов приведена на рис. 3.7.

Рисунок 3.7 Динамика среднего рейтинга для различных способов расчета К4



Источник. Расчеты авторов.

4. Анализ согласованности официальной и статистической методик оценки кредитоспособности

Для более детального анализа степени согласованности действующей официальной и предлагаемой статистической методик, а также большей наглядности результатов анализа было произведено укрупнение классов, полученных с помощью алгоритма статистической классификации. 1-й и 2-й классы были условно объединены в 1-й класс (предприятия с более высоким уровнем кредитоспособности), а 3-й и 4-й – во 2-й класс (предприятия с более низким уровнем кредитоспособности).

4.1. Сравнительный анализ согласованности методик по отраслям

Анализ согласованности методик для промышленных предприятий. Вычисленные ранговые коэффициенты корреляции Кендалла и Спирмена (их значения равны 0,389 и 0,389 соответственно, p -значение в обоих случаях менее 0,05), а также количественные коэффициенты меры сопряженности Фи-статистика и V-статистика Крамера (0,389 с p -значениями менее 0,05 в обоих случаях) свидетельствуют о наличии статистически значимой зависимости между рассматриваемыми классификационными переменными.

Относительные частоты случаев совпадения и несовпадения решений о классе кредитоспособности предприятий по официальной (ОМ) и статистической (СМ) методикам представлены в табл. 4.1.

Таблица 4.1 Количество ошибок первого и второго рода

Решения: ОМ/СМ	Количество предприятий	Относительная частота
1/1	2 051	42,7 %
2/2	1 193	24,9 %
1/2	1 258	26,2 %
2/1	298	6,2 %
Итого	4 800	

Источник. Расчеты авторов.

Основные выводы:

- 1) доля согласованных решений равна 67,6 %;
- 2) доля случаев, когда статистическая методика относит неплатежеспособное предприятие (класс 2) к платежеспособным (класс 1) равна 6,2 %, т. е. по «проблемным» предприятиям доля несогласованных решений достаточно мала.

Наличие ошибок первого рода (предприятие отнесено официальной методикой к 1-му классу, а статистической методикой – ко 2-му классу) во многом определено условностью объединения 3-го и 4-го классов статистической методики во 2-й класс. 2-й и 3-й классы статистической методики находятся на стыке 1-го и 2-го класса по официальной методике. Предприятия, отнесенные к 3-му классу по статистической методике, менее платежеспособны, чем предприятия из 2-го класса согласно статистической методике, однако они не являются полностью неплатежеспособными, как предприятия, отнесенные официальной методикой ко 2-му классу. Это объясняется еще и тем, что классификация по статистической методике учитывает намного больше различных экономических показателей, чем официальная классификация. Данное различие объясняет, вероятно, и наличие ошибок второго рода (предприятие отнесено официальной методикой ко 2-му классу, а статистической методикой – к 1-му классу), которых, при этом, намного меньше, чем ошибок первого рода.

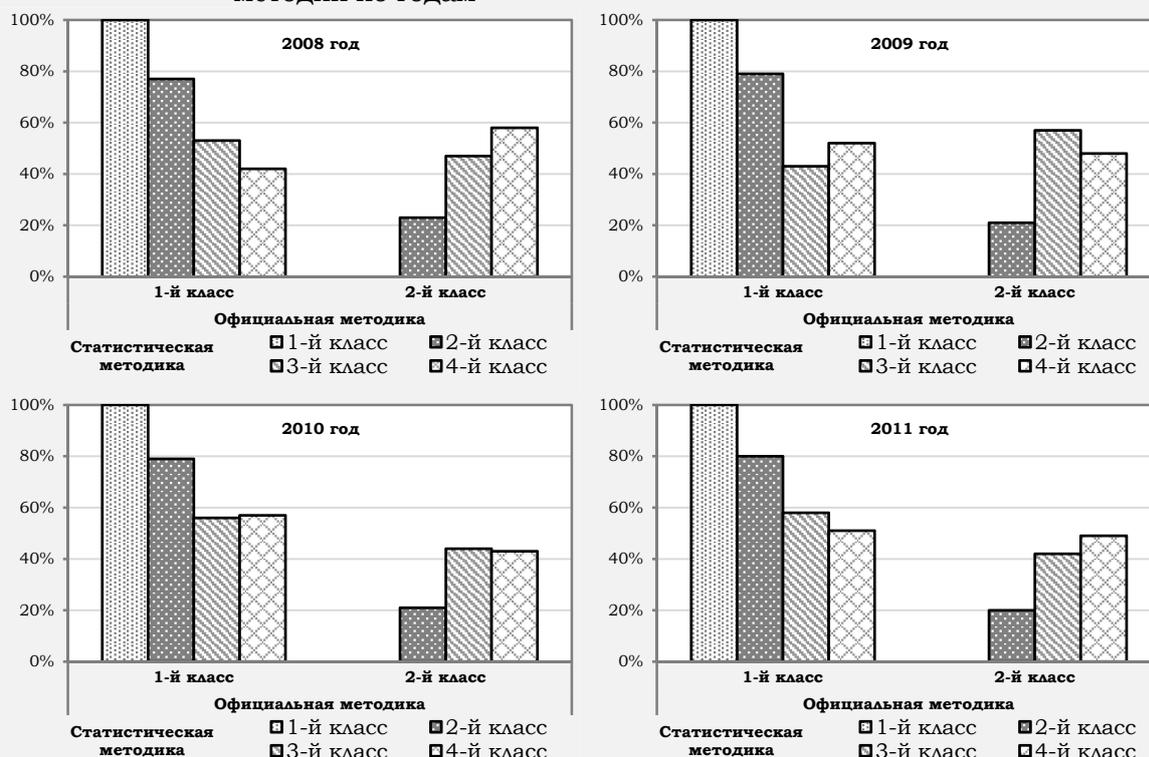
Для анализа несопадений в классификациях удобным представляется рассмотрение столбиковых диаграмм (рис. 4.1, 4.2). Установлено, что все предприятия, отнесенные статистической методикой к 1-му классу, и около 80 % предприятий из 2-го класса по статистической методике попадают в 1-й класс по официальной методике. Предприятия же из 3-го и 4-го классов по статистической методике распределились практически поровну между двумя классами официальной классификации. Данные наблюдения подтверждают наличие статистически значимой зависимости между рассматриваемыми классификациями, а также указывают на специфику распределения статистической методикой предприятий на 3-й и 4-й класс.

Рисунок 4.1 Соответствие распределения предприятий по классам для обеих методик за период наблюдения в целом



Источник. Расчеты авторов.

Рисунок 4.2 Соответствие распределения предприятий по классам для обеих методик по годам



Источник. Расчеты авторов.

Процент попадания предприятий в 1-й или 2-й класс по официальной методике для всех четырех классов статистической методике практически постоянен для всех лет (2008–2011 гг.).

Важным выводом, который следует из проведенного анализа, является то, что за период наблюдения в целом не было случаев, когда предприятия из 1-го класса по статистической методике были бы отнесены официальной методикой ко 2-му классу.

Анализ согласованности методик для транспортной, строительной, торговой отраслей. Результаты анализа согласованности классификаций обеих рассматриваемых методик для предприятий альтернативных отраслей приводят к аналогичным выводам, как и в случае промышленности. Значения ранговых коэффициентов корреляции Кендалла и Спирмена, а также соответствующих p -значений во всех случаях свидетельствуют о наличии статистически значимой связи между обеими классификационными переменными. Анализ таблиц сопряженности и количественных мер сопряженности также указывает на согласованность решений.

Доля согласованных решений в рассматриваемых случаях колеблется в пределах 60–62 %. Доля ошибок второго рода во всех случаях менее 10 %, а для транспортной отрасли этот показатель составил 1,2 %. Значения ошибки первого рода находятся в пределах 30–39,5 %.

Структура распределения предприятий альтернативных отраслей по классам для обеих методик в целом сохраняется в разрезе лет.

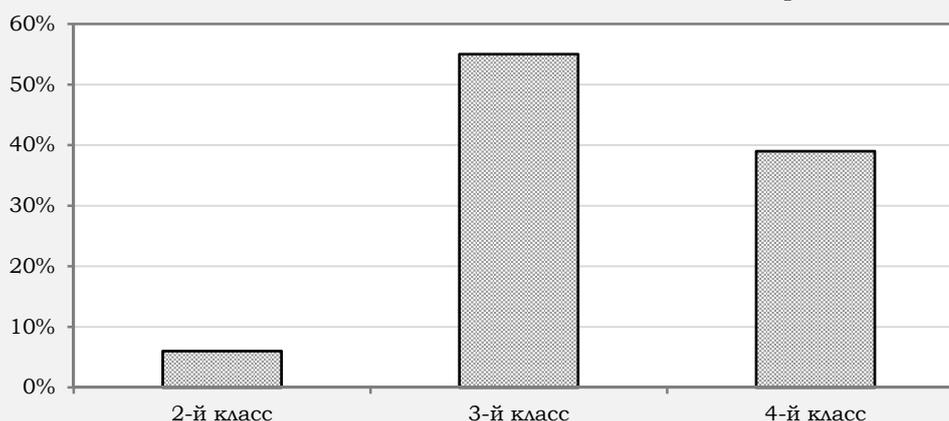
4.2. Анализ устойчивой неплатежеспособности

Большой интерес представляет собой изучение предприятий, которые в соответствии с официальной методикой признаются устойчиво неплатежеспособными, т. е. для них существует хотя бы один период, состоящий не менее чем из четырех кварталов, на протяжении которого предприятие попадало во 2-й класс по официальной методике. Рассмотрим распределение таких предприятий по классам статистической методики для данных промышленности.

Среди промышленных предприятий на протяжении всего рассматриваемого периода к устойчиво неплатежеспособным в разное время было отнесено 60 предприятий из 207 (28,98 %). Распределение данных предприятий статистической методикой по классам 1–4 представлено на рис. 4.3.

Из диаграммы видно, что устойчиво неплатежеспособными являются, как правило, предприятия, отнесенные по статистической методике к 3-му, 4-му классам (более 95 %). Из 2-го класса по статистической методике в эту категорию попадают менее 5 %, из 1-го класса – 0 %.

Рисунок 4.3 Распределение устойчиво неплатежеспособных предприятий по классам статистической методики за весь период наблюдения



Источник. Расчеты авторов.

Для предприятий альтернативных отраслей около 90 % устойчиво неплатежеспособных предприятий относятся к 3-му и 4-му классам кредитоспособности статистической методики.

Таким образом, дополнительные исследования согласованности статистической и официальной методик свидетельствуют о наличии большой доли согласованных решений. Предприятия, признанные официальной методикой устойчиво неплатежеспособными, в большинстве случаев относятся статистической методикой к 3-му и 4-му классам кредитоспособности.

5. Анализ и прогнозирование статистических кредитных рейтингов на основе эконометрических моделей

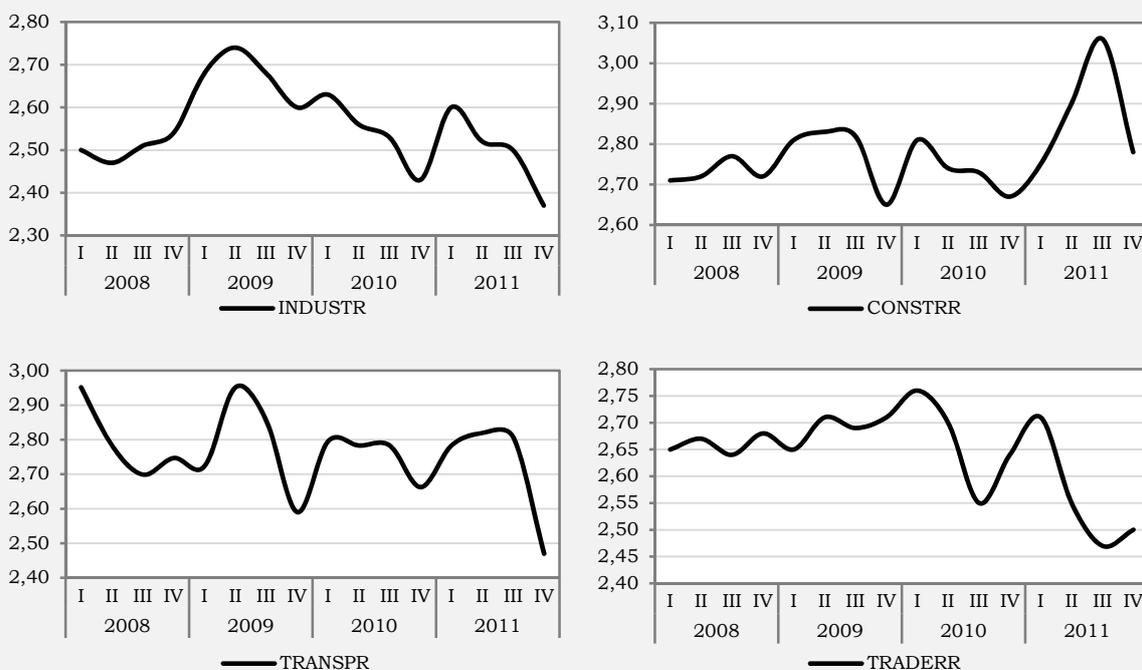
В данном разделе представляются результаты исследований по следующим направлениям:

- 1) эконометрическое моделирование и прогнозирование динамики разработанных показателей кредитоспособности (*статистических рейтингов*) на макроуровне;
- 2) эконометрическое моделирование и анализ зависимости *интегральных показателей развития отраслей* (ИПРО) [Статистический ежегодник, 2011], а также экономики в целом от разработанных показателей кредитоспособности – *отраслевых кредитных рейтингов* и *интегрального индикатора кредитоспособности* (*интегрального кредитного рейтинга*) для четырех основных отраслей и экономики в целом с целью верификации разработанных показателей кредитоспособности.

5.1. Эконометрическое моделирование и прогнозирование отраслевых кредитных рейтингов

Анализ структурных и сезонных изменений в моделях отраслевых кредитных рейтингов. Объектами исследования в данном пункте являются квартальные отраслевые кредитные рейтинги, описанные в разделах 1, 2. При анализе результатов моделирования используются следующие обозначения для отраслевых кредитных рейтингов: *INDUSTR* (промышленность), *CONSTRR* (строительство), *TRANSPR* (транспорт), *TRADERR* (торговля). Для построения моделей в данном параграфе используются квартальные данные за 2008 – 2011 гг. с коэффициентом *K4*, рассчитанным по новой методике (рис. 5.1).

Рисунок 5.1 Графики квартальных временных рядов отраслевых кредитных рейтингов



Источник. Расчеты авторов.

Анализ графиков временных рядов, представленных на рис. 5.1, позволяет предположить, что они описываются моделями с детерминированным линейным трендом, а также структурными и в некоторых случаях сезонными изменениями, которые могут быть учтены с помощью фиктивных переменных.

Построенные эконометрические модели для данных показателей в указанном классе моделей описываются следующими соотношениями:

$$INDUSTR = 0,048 \cdot T - 0,091 \cdot DUM_2009_2 \cdot T + 0,599 \cdot DUM_2009_2 + \\ + 0,009 \cdot DUM_2011_1 \cdot T + 0,049 \cdot S1 - 0,052 \cdot S4 + 2,386,$$

$$R^2 = 0,98, P_{LM} = 0,13, P_{JB} = 0,49;$$

$$CONSTRR = 0,165 \cdot DUM_2011_1 + 2,748,$$

$$R^2 = 0,38, P_{LM} = 0,31, P_{JB} = 0,71;$$

$$TRANSPR = 0,273 \cdot DUM_2009_2 + 0,160 \cdot S1 + 2,606,$$

$$R^2 = 0,86, P_{LM} = 0,87, P_{JB} = 0,8;$$

$$TRADERR = 0,348 \cdot DUM_2010_1 - 0,033 \cdot DUM_2010_1 \cdot T - 0,062 \cdot S3 + 2,7,$$

$$R^2 = 0,76, P_{LM} = 0,15, P_{JB} = 0,23,$$

где T – переменная, соответствующая линейному тренду; DUM_2009_2 , DUM_2010_1 , DUM_2011_1 – фиктивные переменные для учета структурных изменений соответственно в следующие моменты времени: II кв. 2009 г., I кв. 2010 г., I кв. 2011 г.; $S1$, $S2$, $S3$ и $S4$ – сезонные фиктивные переменные для I–IV кв.

Установленные структурные и сезонные изменения моделируемых показателей имеют содержательную экономическую интерпретацию. Оценки параметров во всех моделях статистически значимые (t -статистика по модулю больше 2, максимальное P -значение для t -статистики во всех уравнениях равно 0,03). Согласно тесту множителей Лагранжа сериальной корреляции (LM -тест) и тесту нормальности распределения остатков Жака–Бера (JB -тест), на уровне значимости 0,05 остатки для всех построенных моделей являются некоррелированными и имеют нормальный закон распределения. Перечисленные свойства моделей указывают на их статистическую адекватность [Харин, Малюгин, Харин, 2003]. Построение моделей из рассматриваемого класса служит одним из этапов верификации предлагаемой статистической методики.

Другими этапами процесса верификации являются:

- построение эконометрических моделей отраслевых кредитных рейтингов, использующих в качестве объясняющих переменных (факторов) соответствующие экономические показатели;
- исследование зависимостей интегральных показателей развития отраслей от предлагаемых отраслевых кредитных рейтингов.

Результаты этих исследований представлены в следующих параграфах данного раздела.

Эконометрические модели отраслевых кредитных рейтингов и результаты прогнозирования. В качестве факторов в предлагаемых ниже моделях используются следующие экономические показатели:

RATEDISC – ставка по вновь выданным кредитам коммерческими банками (без МБК) в национальной валюте с учетом выданных за счет ресурсов Национального банка и Правительства;

USDI – темп роста обменного курса белорусского рубля по отношению к доллару США;

OLI – темп роста цены на нефть.

Таблица 5.1 Прогнозные значения отраслевых рейтингов

	<i>INDUSTRF</i>	<i>CONSTRRF</i>	<i>TRANSPRF</i>	<i>TRADERF</i>
2012Q1	2,61	2,82	3,01	2,76
2012Q2	2,84	2,65	2,96	2,72
2012Q3	2,50	2,39	2,93	2,65
2012Q4	2,43	2,30	2,89	2,63
МАРЕ	1,31	1,82	2,26	0,27

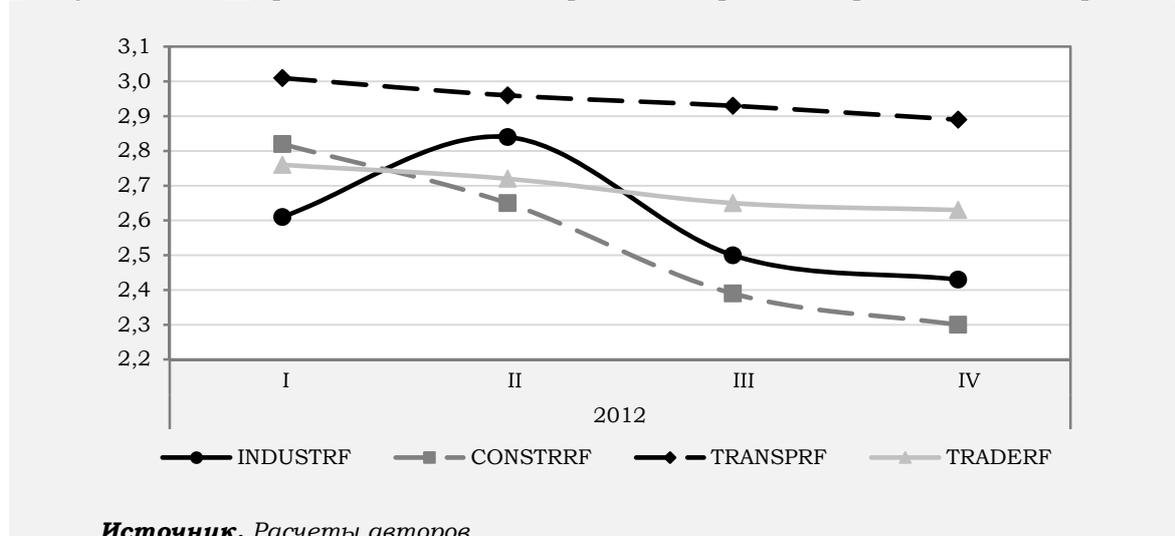
Источник. Расчеты авторов.

Таблица 5.2 Значения экзогенных переменных

Дата	<i>USDI</i>	<i>OILI</i>
2012Q1	105,30	104,94
2012Q2	99,02	77,68
2012Q3	102,24	120,03
2012Q4	102,84	120,00

Источник. Расчеты авторов.

Рисунок 5.2 Прогнозные значения средних квартальных рейтингов для отраслей



Общий вывод, согласно полученным результатам прогнозирования, состоит в следующем: в рамках рассматриваемого экономического сценария в прогнозном периоде ожидаются стабилизация и улучшение кредитоспособности в целом для всех рассматриваемых отраслей по сравнению с начальным уровнем кредитоспособности. Наиболее существенных положительных изменений в уровне кредитоспособности следует ожидать в целом от предприятий строительства и промышленности. В меньшей степени это касается предприятий транспорта и торговли.

5.2. Эконометрический анализ зависимостей интегральных показателей развития отраслей и экономики в целом от отраслевых кредитных рейтингов

Используются следующие *интегральные показатели развития отраслей*, рассчитанные по квартальным временным рядам [Статистический ежегодник, 2011]:

- *INDUSTI* – индекс промышленного производства (темп роста объема промышленного производства по отношению к предыдущему периоду); *объем промышленного производства* – это совокупность произведенной готовой продукции и полуфабрикатов, выполненных работ, оказанных услуг, согласно Общегосударственному классификатору в сопоставимых ценах;

- *CONSTRI* – индекс объема подрядных работ, выполненных по виду экономической деятельности (отрасли) «Строительство» (темп роста объема подрядных работ по отношению к предыдущему периоду); *объем подрядных работ* – это выполненные по договорам (контрактам) строительного подряда работы, классифицируемые в секции *F* «Строительство» в сопоставимых ценах;

- *TRANSPI* – индекс грузооборота транспорта (темп роста грузооборота транспорта по отношению к предыдущему периоду); *грузооборот транспорта* – это объем работы транспорта по перевозкам грузов (единица измерения – тонно-километр);

- *TRADERI* – индекс физического объема *розничного (retail)* товарооборота торговли (темп роста физического объема товарооборота торговли по отношению к предыдущему периоду); *розничный товароборот торговли* – это стоимость товаров, проданных населению торговыми организациями через розничную сеть, за наличный расчет для личного потребления в сопоставимых ценах.

Приведем описание построенных моделей.

Модели индекса промышленного производства. Для данного показателя построены две модели: одномерная модель зависимости индекса промышленного производства *INDUSTI* от отраслевого рейтинга *INDUSTR* и многомерная модель векторной авторегрессии *VAR* [Харин, Малюгин, Харин, 2003], которая позволяет учесть влияние друг на друга данных показателей.

Одномерная модель

$$INDUSTI = -66,389 \cdot INDUSTR(-1) + 0,299 \cdot OILI + 11,586 \cdot DUM_{2009_2} + 233,647,$$

(-4,2) (5,0) (3,9) (6,0)

$$R^2 = 0,81, P_{LM} = 0,47, P_{JB} = 0,51.$$

Модель векторной авторегрессии VAR(1)

$$INDUSTI = 0,088 \cdot INDUSTI(-1) - 35,550 INDUSTR(-1) + 141,599 + 0,322 \cdot OILI + 0,998 \cdot T;$$

$$INDUSTR = -0,003 \cdot INDUSTI(-1) + 0,499 \cdot INDUSTR(-1) + 0,0006 \cdot OILI - 0,007 \cdot T + 1,635;$$

$$R^2 = 0,62 \text{ (для первого уравнения)}, R^2 = 0,80 \text{ (для второго уравнения)},$$

$$P_{VAR LM} = 0,2, P_{Joint JB} = 0,51.$$

Здесь и далее жирным шрифтом в моделях *VAR* отмечены оценки параметров, для которых значение *t*-статистики по модулю больше 2; $P_{VAR LM}$ – *P*-значение теста множителей Лагранжа для *VAR* при проверке автокорреляции остатков, $P_{Joint JB}$ – *P*-значение теста Жака–Бера о совместном нормальном распределении остатков двух уравнений. Обе модели указывают на статистически значимые и имеющие содержательную экономическую интерпретацию зависимости между индексом промышлен-

ного производства и соответствующим отраслевым рейтингом: с ухудшением кредитоспособности в целом по отрасли снижается объем промышленного производства. При этом отраслевой рейтинг играет роль *опережающего индикатора (leading indicator)* для индекса промышленного производства.

Модели индекса объема подрядных работ. Модель зависимости индекса объема подрядных работ *CONSTRI* от отраслевого рейтинга *CONSTRR* описывается соотношениями:

$$CONSTRI = -80,111 \cdot CONSTRR(-1) - 46,923 \cdot S1 + 339,163 + (MA(1) = -0,997),$$

(-3,0)
(-4,4)
(-4,5)
(-5,5)

$$R^2 = 0,75, P_{LM} = 0,07, P_{JB} = 0,49.$$

В соответствии с построенной моделью, как и предполагалось, имеет место обратная зависимость между темпом роста объема подрядных работ и отраслевым кредитным рейтингом: увеличение значений рейтинга, т. е. снижение уровня кредитоспособности отрасли в предыдущем периоде ведет к снижению темпа роста объема подрядных работ в текущем периоде. Особое положение, согласно модели, имеет I квартал, который отрицательно влияет на вклад в темп роста объема подрядных работ за год. Модель включает компоненту скользящего среднего *MA(1)*, используемую для устранения автокорреляции остатков, что позволяет рассчитать более точно оценки параметров модели.

Модель индекса грузооборота транспорта. Особенностью индекса *TRANSPI* от других рассматриваемых в данном исследовании является то, что он характеризует темп роста объема работы транспорта по перевозкам грузов, который имеет не стоимостное выражение (единица измерения – тонно-километр). В то же время удалось установить статистически значимую и имеющую содержательную экономическую интерпретацию зависимость между данным показателем и отраслевым рейтингом. Данная зависимость с учетом ярко выраженных сезонных изменений индекса *TRANSPI*, а также структурных изменений во II кв. 2009 г. и II кв. 2011 г. описывается моделью:

$$TRANSPI = -50,796 \cdot TRANSPRR(-1) + 22,057 \cdot DUM_2009_2 - 6,057 \cdot DUM_2011_2 +$$

(-2,0)
(2,5)
(-5,78)

$$+ 26,23 \cdot S2 + 11,128 \cdot S3 + 221,760 + (MA(1) = -0,997),$$

(4,0)
(3,9)
(2,9)
(-4,94)

$$R^2 = 0,93, P_{LM} = 0,23, P_{JB} = 0,41.$$

В соответствии с моделью имеет место обратная зависимость между темпом роста объема подрядных работ и отраслевым кредитным рейтингом: увеличение значений рейтинга, т. е. снижение уровня кредитоспособности отрасли в предыдущем периоде ведет к снижению темпа роста объема работы транспорта по перевозкам грузов в текущем периоде.

Модель индекса физического объема розничного товарооборота торговли. Как и в случае индекса промышленного производства, для индекса *TRADERI* удалось построить одномерную и многомерную модели зависимости темпа роста физического объема товарооборота торговли от отраслевого кредитного рейтинга.

Одномерная модель

$$TRADERI = -51,334 \cdot TRADERR(-1) + 1,253 \cdot RATEDISC(-3) - 21,344 \cdot S1 + 226,321,$$

(-2,7)
(2,1)
(6,1)
(4,6)

$$R^2 = 0,82, P_{LM} = 0,3, P_{JB} = 0,96.$$

Модель векторной авторегрессии VAR

$$\begin{aligned} \text{TRADERR} &= 0,648 \cdot \text{TRADERR}(-1) + 0,0027 \cdot \text{TRADERI}(-1) + 0,0014 \cdot \text{RATEDISC}(-3) + 0,629, \\ \text{TRADERI} &= -108,805 \cdot \text{TRADERR}(-1) - 0,585 \cdot \text{TRADERI}(-1) + 3,066 \cdot \text{RATEDISC}(-3) + 408,537, \\ R^2 &= 0,42 \text{ (для первого уравнения)}, R^2 = 0,62 \text{ (для второго уравнения)}, \\ P_{\text{VAR LM}} &= 0,29, P_{\text{Joint JB}} = 0,38. \end{aligned}$$

Обе модели указывают на статистически значимые и имеющие содержательную экономическую интерпретацию зависимости между индексом физического объема розничного товарооборота торговли и соответствующим отраслевым рейтингом: с ухудшением кредитоспособности отрасли в предшествующем периоде снижается объем розничного товарооборота торговли в текущем периоде. При этом отраслевой рейтинг играет роль опережающего индикатора для физического объема розничного товарооборота торговли.

Эконометрическое моделирование интегральных показателей хозяйственной активности и кредитоспособности.

Используются следующие интегральные показатели: *IEA* – индекс хозяйственной активности, разработанный в Национальном банке Республики Беларусь;

ICR – интегральный показатель кредитоспособности экономики, разработанный в рамках данного исследования.

Показатель *IEA* вычисляется как взвешенная сумма интегральных показателей развития отраслей, описанных выше, и представляет собой агрегированный индикатор экономической активности в стране. Для вычисления *ICR* для момента времени *t* используется следующая формула:

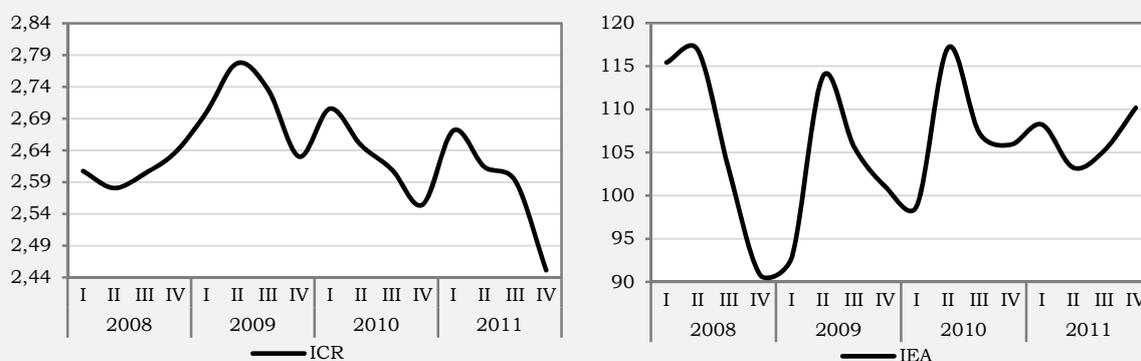
$$ICR_t = \alpha_{1,t} INDUSTR_t + \alpha_{2,t} CONSTRR_t + \alpha_{3,t} TRANSPR_t + \alpha_{4,t} TRADERR_t. \quad (5.1)$$

Весовые коэффициенты $\alpha_{1,t}, \alpha_{2,t}, \alpha_{3,t}, \alpha_{4,t}$, характеризующие долю вкладов соответствующих отраслей в интегральный показатель кредитоспособности в момент времени *t* [Квартальные расчеты ВВП, 2011], рассчитываются по формуле:

$$\alpha_{i,t} = \frac{\Delta_{i,t}}{\Delta_t} \quad (i = 1, 2, 3, 4), \quad (5.2)$$

где $\Delta_{i,t}$ – доля добавленной стоимости в ВВП для *i*-й отрасли в момент времени *t*, $\Delta_t = \Delta_{1,t} + \Delta_{2,t} + \Delta_{3,t} + \Delta_{4,t}$. При этом $\alpha_{1,t} + \alpha_{2,t} + \alpha_{3,t} + \alpha_{4,t} = 1$. Очевидно, для вычисления *ICR* по формулам (5.1), (5.2) может использоваться более широкий перечень видов экономической деятельности.

Рисунок 5.3 Графики квартальных временных рядов *ICR* и *IEA*



Источник. Расчеты авторов.

6. Программная реализация статистической методики оценки кредитоспособности

6.1. Общая схема реализованной методологии анализа кредитоспособности

В рамках проведенного исследования разработана *система статистических кредитных рейтингов* (ССКР) нефинансовых предприятий, включающая следующие типы рейтингов в годовом и квартальном измерении:

- индивидуальные кредитные рейтинги предприятий (КРП),
- отраслевые кредитные рейтинги для видов экономической деятельности (отраслей) «Промышленность», «Строительство», «Торговля», «Транспорт»;
- интегральный показатель кредитоспособности экономики – средневзвешенный по долям вкладов рассматриваемых отраслей в добавленную стоимость ВВП.

Первый из указанных кредитных рейтингов используется для анализа кредитоспособности на *микроуровне*. Остальные рейтинги применяются для анализа кредитоспособности на *макроуровне*. Кроме того, для анализа динамики перехода предприятий из одного класса кредитоспособности в другой предлагается использовать матрицы вероятностей одношаговых переходов за один период, называемые *матрицами миграции рейтингов*.

Предлагаемая методология оценивания и анализа кредитоспособности предусматривает два этапа применения.

Этап 1. *Кластерный анализ* выборки предприятий за определенный промежуток (период переоценки) времени для каждой отрасли в сформированном пространстве признаков (14 признаков) и получение временных рядов значений кредитных рейтингов (КРП) для всех предприятий, включенных в выборку, на основании которых:

- 1) рассчитываются отраслевые кредитные рейтинги (ОКР);
- 2) оцениваются параметры для реализации алгоритмов дискриминантного анализа кредитоспособности предприятий.

Этап 2. *Дискриминантный анализ* предприятий, не входящих в исходную выборку, например новых, либо предприятий из исходной выборки в новые моменты времени (в течение периода до переоценки системы).

Предусматривается использование семи классов (рейтингов кредитоспособности) с выделением областей неопределенности. Основные классы: 1, 2, 3, 4. Промежуточные классы: 1.2, 2.3, 3.4. Апостериорная вероятность класса для отнесения наблюдения к основному классу задается не менее 0,95.

Для экономического анализа и интерпретации результатов классификации используется разработанный алгоритм экономического анализа кредитоспособности в пространстве 14 признаков (см. § 2.3). Для визуализации результатов статистического и экономического анализа используются различные графические представления.

6.2. Приложение «Система статистических кредитных рейтингов» для анализа кредитоспособности на микро- и макроуровнях

Назначение и функциональные возможности приложения ССКР. Для практической реализации и применения описанной выше методологии разработано программное обеспечение (приложение) «Система статистических кредитных рейтингов (ССКР)». Ниже приводится описание базовой версии программы – приложения ССКР 1.0.

Для разработки приложения ССКР используется среда Microsoft Visual Basic Editor в составе Microsoft Office 2007. Программа реализована как книга Microsoft Excel 2007 с поддержкой макросов и хранится в файле «SSCR 1.0.xlsm». В качестве источника данных, необходимого для работы программы, применяется база данных Microsoft Access 2003, которая располагается в файле «Database.mdb».

Основные функции данной программы, реализованные с использованием технологий HTML5, JavaScript, Dojo Toolkit, могут также применяться для проведения дистанционной оценки кредитоспособности предприятий в соответствии с предлагаемой методикой через Интернет.

Приложение ССКР (версия 1.0) предназначено для оценки кредитоспособности на основании предлагаемой системы статистических кредитных рейтингов на микро (уровне отдельных предприятий) и макроуровнях (на уровне заданных отраслей и экономики в целом). Для оценки кредитоспособности на *микроуровне* в программе решаются следующие основные задачи:

- 1) расчет финансовых коэффициентов на основе вводимой пользователем информации из документов финансовой отчетности для заданного предприятия;
- 2) расчет рейтингов предприятий, т. е. оценка класса кредитоспособности для рассматриваемого предприятия на основе введенной информации с помощью алгоритма дискриминантного анализа с параметрами, оцененными по обучающей выборке;
- 3) экспертная оценка состояния предприятия на основании алгоритма экономического анализа;
- 4) сравнительный графический анализ состояния рассматриваемого предприятия с состоянием среднестатистического предприятия из установленного для данного предприятия класса кредитоспособности;
- 5) анализ динамики изменения рейтинга предприятия за период наблюдения в целом.

Для анализа кредитоспособности на *макроуровне* в программе с помощью различных графических и табличных представлений решаются следующие основные задачи:

- 1) анализ динамики средних квартальных отраслевых рейтингов кредитоспособности;
- 2) анализ динамики изменения численности предприятий в основных классах кредитоспособности;
- 3) анализ динамики миграции предприятий между классами кредитоспособности в течение заданного периода наблюдения на основе матриц миграции рейтингов.

Для построения графиков используются полученные в ходе исследования результаты исследований кредитоспособности на макроуровне для временного диапазона 2008–2011 гг.

Описание приложения ССКР 1.0 и примеры его применения. Меню программы располагается на странице «Главная» (рис. 6.1), из которого с помощью гиперссылок обеспечивается переход на другие страницы приложения, где решается задача соот-

ветствующая названию ссылки. Для представления результатов решения некоторых задач используются несколько страниц. Переход с главной страницы осуществляется на первую из них. Также между страницами имеется возможность перехода в пределах разделов, в которые группируются задачи, а также на главную страницу программы.

Приведем более детальное описание возможностей приложения, группируя их в соответствии с названиями страниц программы, доступных для них.

Главная страница.

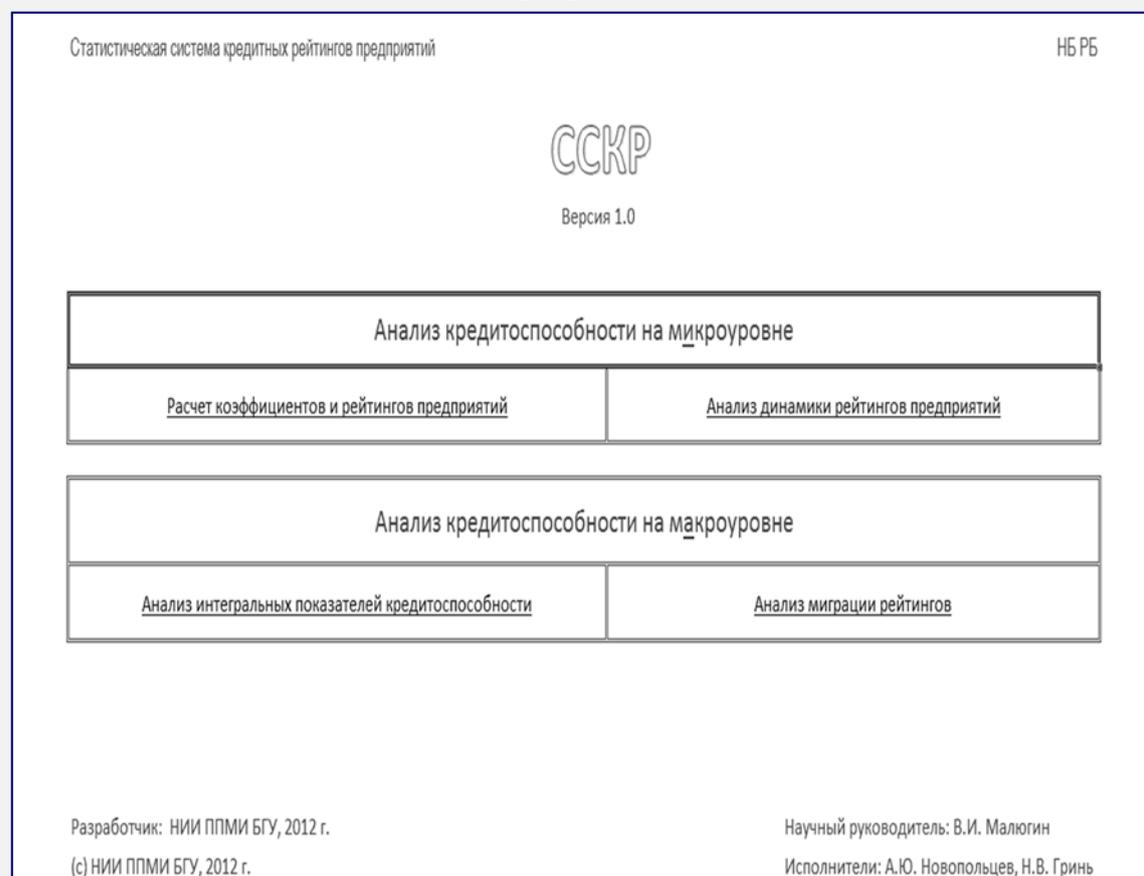
1. Анализ кредитоспособности на микроуровне:
 - расчет коэффициентов и рейтингов предприятий;
 - анализ динамики рейтингов предприятий.
2. Анализ кредитоспособности на макроуровне:
 - анализ интегральных показателей кредитоспособности;
 - анализ миграции рейтингов.

В результате решения задачи 1.1 выводятся следующие результаты:

1. На листе «Расчет коэффициентов»:

- ненормированные и нормированные финансовые коэффициенты;
- средние значения нормированных коэффициентов по отрасли, которой принадлежит данное предприятие;
- экономический анализ по группам ненормированных коэффициентов;
- лепестковая диаграмма для нормированных коэффициентов рассматриваемого предприятия, а также среднестатистического по соответствующей отрасли.

Рисунок 6.1 Главная страница программы



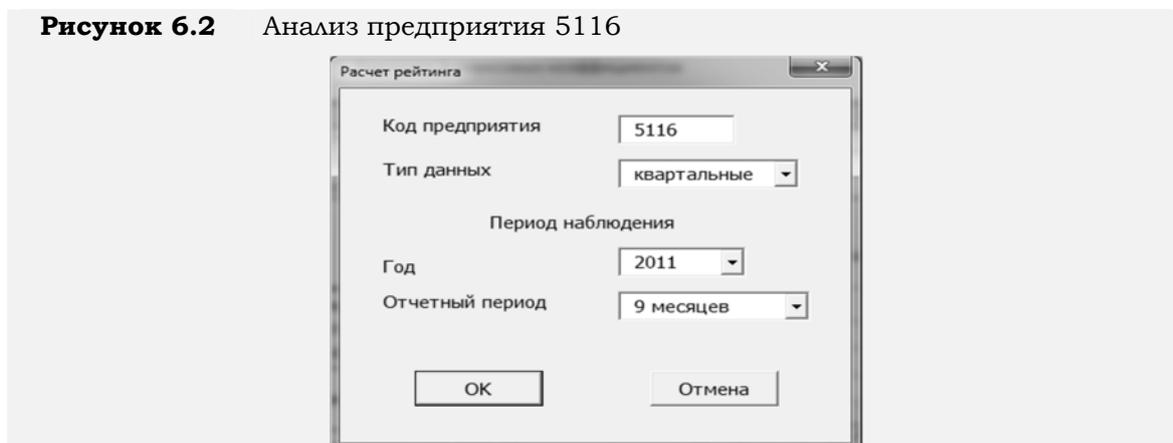
Если предприятие анализируется за период, не принадлежащий временному диапазону исследования 2008–2011 гг., то в таблицу и на график выводятся средние значения по отрасли за 2011 г. в случае годовых данных, за 12 месяцев 2011 г. – в случае квартальных данных.

2. На листе «Расчет рейтинга»:

- статистический рейтинг;
- апостериорная вероятность рейтинга;
- рейтинг по официальной методике;
- лепестковая диаграмма нормированных коэффициентов анализируемого предприятия и среднестатистического по соответствующему классу.

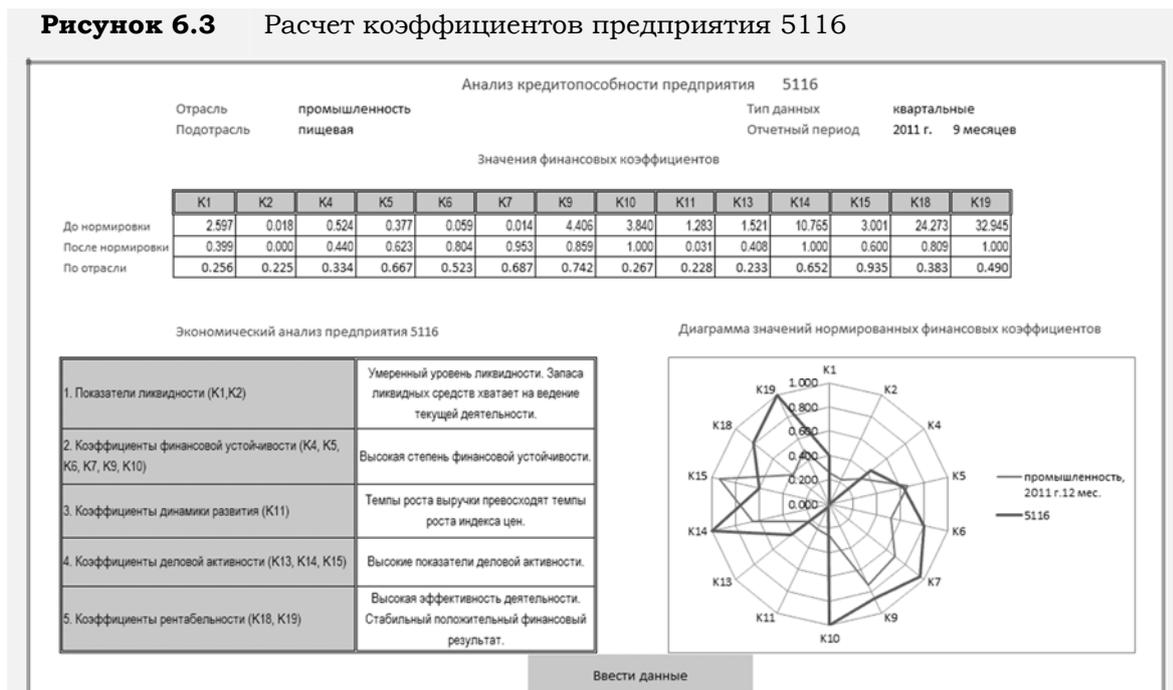
Анализ кредитоспособности на микроуровне. Проиллюстрируем работу описанного приложения на примере произвольного предприятия с кодом 5116 на отчетный период «9 месяцев 2011 г.» Для тестирования программы в данном случае используются данные по этому предприятию за 9 месяцев 2011 г. Диалоговое окно «Расчет рейтинга» для рассматриваемого случая выглядит, как на рис. 6.2.

Рисунок 6.2 Анализ предприятия 5116



Полученные результаты представляются на страницах «Расчет коэффициентов» (рис. 6.3) и «Расчет рейтинга» (рис. 6.4).

Рисунок 6.3 Расчет коэффициентов предприятия 5116



Из рис. 6.4 видно, что предприятие отнесено к области неопределенности 1.2, поскольку апостериорная вероятность рейтинга меньше пороговой апостериорной вероятности равной 0,95. Для анализа динамики кредитного рейтинга отдельного предприятия нужно перейти на страницу «Динамика рейтинга», ее содержимое для рассматриваемого случая отражено на рис. 6.5. Из рис. 6.5 видно, что на отчетный период «2011-3» (9 месяцев 2011 г.) рейтинг, полученный с помощью кластерного анализа, равнялся 2, причем в прошлом периоде (2011-2 – 1-е полугодие 2011 г.) он был на уровне 1. В связи с этим результаты, полученные при прогнозировании с помощью КДА (рейтинг 1.2), согласуются с ранее полученными данными.

Рисунок. 6.4 Расчет рейтингов для предприятия 5116



Рисунок 6.5 Динамика рейтинга предприятия 5116



Анализ кредитоспособности на макроуровне. На всех страницах данного раздела отображаются результаты, полученные на основании анализа данных за 2008–2011 гг. Приводимая информация в данной версии программы носит демонстративный характер. В то же время в указанном разделе программы реализованы различные подходы по наглядной визуализации результатов анализа кредитоспособности предприятий на макроуровне.

Анализ интегральных показателей кредитоспособности представлен двумя разными задачами:

- 1) анализ отраслевых рейтингов;
- 2) анализ динамики размеров классов.

Анализ отраслевых рейтингов реализуется на странице «Отраслевые рейтинги». В таблице, размещенной на данной странице, содержатся средние отраслевые годовые и квартальные рейтинги за период 2008–2011 гг., а также интегральный показатель кредитоспособности экономики, рассчитанный за этот же период. На графике всегда отображается динамика интегрального рейтинга кредитоспособности экономики. С помощью выбора соответствующих опций в разделе «Отраслевые индикаторы» можно добавлять на диаграмму графики средних отраслевых рейтингов в произвольном порядке и комбинации для их наглядного сравнения с интегральным рейтингом. Также можно выбрать тип данных (годовой или квартальный) для задания нужной детализации. Пример сравнительного анализа промышленности и транспорта с интегральным показателем кредитоспособности экономики представлен на рис. 6.6.

Рисунок 6.6 Анализ отраслевых рейтингов



Анализ динамики размеров классов реализуется на странице программы «Динамика размеров классов». На диаграмме отображается динамика изменения процентного соотношения предприятий в каждом классе кредитоспособности для выбранной отрасли и типа данных в пределах 2008–2011 гг. На рис. 6.7 приведен пример анализа квартальной динамики размеров классов для предприятий промышленности. Нижняя область диаграммы соответствует 1-му классу, область выше нее – 2-му и т. д.

Анализ матриц миграции рейтингов располагается на последней странице программы под названием «Миграция рейтингов». В зависимости от типа данных и отрасли выводится матрица миграции рейтингов за весь период исследования 2008–2011 гг., а также в выпадающем списке под заголовком «за пару периодов» выбираются по-

следовательные отчетные периоды (лет, кварталов), на основе наблюдений которых рассчитывается промежуточная матрица миграции рейтингов. Диагональные элементы обеих матриц одновременно изображаются на лепестковой диаграмме. Данные элементы являются вероятностями того, что рейтинг сохраняет свои значения в течение периода, за который рассчитана матрица. Например, диагональный элемент первой строки служит вероятностью того, что предприятия рассматриваемой отрасли в течение заданного периода будут оставаться в 1-м классе и т.д. На рис. 6.8 изображены результаты по промышленности в случае квартальных данных с выбором промежуточного периода III квартал 2011 г. – IV квартал 2011 г.

Рисунок 6.7 Анализ динамики размеров классов

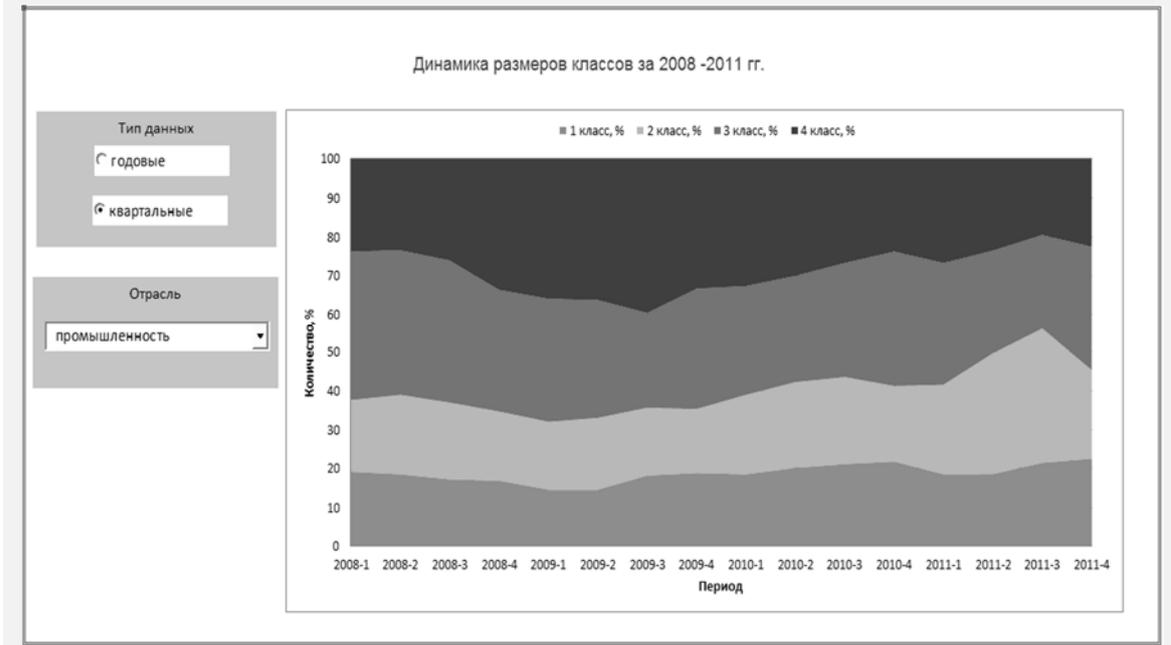
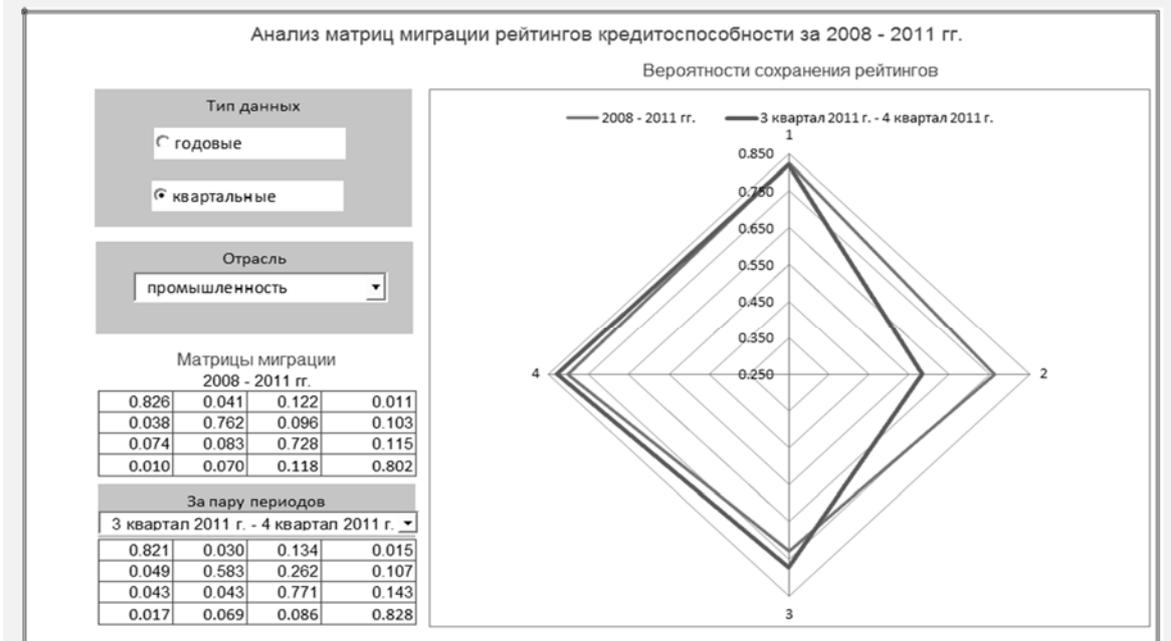


Рисунок 6.8 Анализ матриц миграции рейтингов



7. Применение и апробация статистической методики оценки кредитоспособности

Национальным банком Республики Беларусь на постоянной основе проводятся научные исследования по различным актуальным аспектам денежно-кредитной политики (ДКП), в том числе по оценке кредитоспособности предприятий при анализе и прогнозировании тенденций развития экономики и денежно-кредитной сферы. Разработка модельного инструментария в виде систем эконометрических моделей в интересах Национального банка Республики Беларусь ведется в НИИ ППМИ БГУ совместно с заинтересованными аналитическими подразделениями банка. Результатом такого сотрудничества стала разработка двух систем эконометрических моделей, предназначенных для прогнозирования целевых индикаторов и оценки вариантов денежно-кредитной политики (СЭМ-ДКП): система СЭМ-ДКП-1 (2004 г.) [Малюгин и др., 2005] и система СЭМ-ДКП-2 (2007 г.) [Малюгин и др., 2009].

В течение 2012 г. в НИИ ППМИ БГУ выполнялся проект «Оценка кредитоспособности предприятий с использованием экономико-математических, эконометрических методов и моделей на основе данных системы мониторинга предприятий Национального банка Республики Беларусь». Целью исследования была разработка статистических алгоритмов и основанной на них методики оценки уровня (класса) кредитоспособности (платежеспособности) нефинансовых предприятий Республики Беларусь на микро- и макроуровнях с использованием базы статистических данных по предприятиям Республики Беларусь, сформированной в Национальном банке. Подробное описание полученных в ходе проекта результатов приведено в предыдущих разделах данной работы. Опишем результаты апробации предлагаемой системы статистических кредитных рейтингов, полученные в ходе опытной эксплуатации разработанного программного обеспечения на новых данных за 2012 г., а также укажем на возможности применения предлагаемой методики в деятельности центрального банка.

7.1. Возможности применения полученных результатов в практике центрального банка

Актуальность разработанной методики по оценке кредитоспособности обусловлена следующими факторами:

- действующая в стране нормативная база по анализу и контролю за финансовым состоянием и платежеспособностью субъектов предпринимательской деятельности предполагает только количественную оценку финансового состояния отдельного предприятия по некоторым балансовым коэффициентам и не может быть в полной мере использована для анализа и прогнозирования на макроуровне;
- использование вероятностно-статистических методов и моделей при обработке информации о финансовом состоянии предприятий выступает необходимым условием формирования репрезентативной базы статистических данных, пригодной не только для анализа, но и для оценки (прогнозирования) изменения платежеспособности совокупности потенциальных кредитополучателей, а также определения возможности возникновения кредитных рисков в целом по стране (на макроуровне) для сформированных по заданным признакам группам предприятий.

Одним из важных элементов разработанной методики является формирование множества показателей, всесторонне отражающих не только финансовое состояние предприятий, но и различные аспекты их производственно-хозяйственной деятельности.

Как показывает практика, только балансовых коэффициентов недостаточно для анализа и прогнозирования изменения кредитоспособности (платежеспособности) организаций, необходимо также располагать информацией об изменениях соотношений между различными по уровню платежеспособности группами предприятий в различные периоды, т. е. иметь срезы финансового состояния по группам предприятий, что позволит оценивать риски банковского сектора на макроуровне. Кроме того, переход организаций из одного класса кредитоспособности в другой за отчетный период существенно зависит от изменений макроэкономической ситуации. В связи с этим сопоставление динамики количественных показателей классов кредитоспособности (средних рейтингов, числа предприятий в различных классах, матрицы миграции рейтингов и др.) с общим изменением макроэкономической ситуации, а также с реализованными инструментами общеэкономической, фискальной и денежно-кредитной политики позволит более точно определить существующие связи между процессами, происходящими на макро- и микроуровнях национальной экономики.

Практическое внедрение результатов разработанной методики положительно скажется на повышении эффективности аналитической и прогностической работы Главного управления монетарной политики и экономического анализа Национального банка по оценке финансового состояния организаций и рисков для обеспечения монетарной стабильности. Дополнительным направлением применения результатов разработанной методики является их использование в рамках решения задачи обеспечения финансовой стабильности.

В перспективе планируется применение полученных результатов в рамках общедоступной на сайте Национального банка системы дистанционного анализа кредитоспособности нефинансовых предприятий, функционирующей на регулярной основе. Данной системой могут воспользоваться как предприятия (в том числе не являющиеся участниками мониторинга, проводимого Национальным банком) для альтернативной оценки своего финансового положения, так и коммерческие банки, получающие дополнительные возможности анализа финансового состояния потенциальных кредитополучателей. Кроме того, информация по предприятиям – участникам мониторинга организаций с точки зрения выявления потенциальных рисков для банковской системы будет интересна и другим пользователям. В целом разработка и внедрение «Системы статистических кредитных рейтингов» будет способствовать привлечению предприятий к участию в проводимом Национальным банком мониторинге организаций, повышению качества оценки рисков кредитодателями, а также уровня экономических знаний участников рынка.

Кроме того, в рамках осуществления банковского надзора и решения задач обеспечения стабильности банковского сектора могут представлять интерес результаты ранжирования предприятий по уровню кредитоспособности при оценке кредитного риска банков в ходе их проверки, а также интегральная оценка кредитоспособности предприятий, в том числе в отраслевом разрезе для целей макропруденциального надзора.

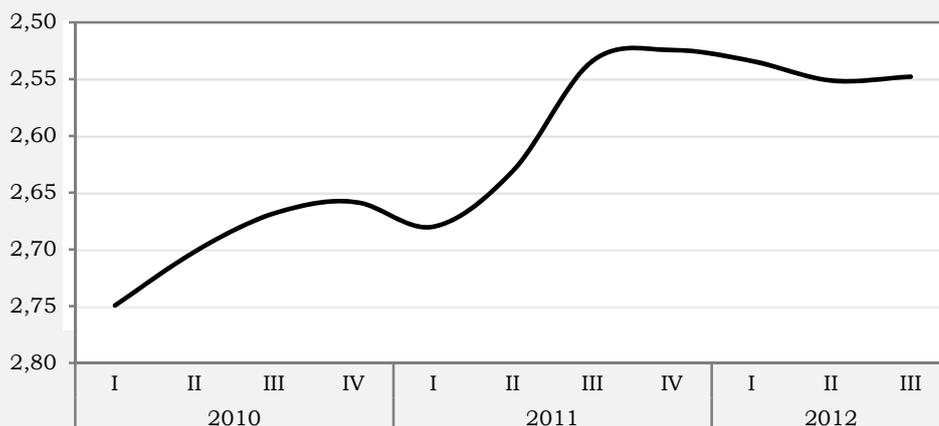
Исследования в данной области могут стать также основой для дальнейшего совершенствования механизма денежной эмиссии в части расширения перечня ценных бумаг, принимаемых Национальным банком в качестве обеспечения по операциям рефинансирования. Разработка эффективной системы оценки качества ценных бумаг, базирующейся на математико-статистической инструментарию оценки кредитоспособности, может позволить расширить указанный перечень за счет ценных бумаг нефинансовых предприятий с высоким рейтингом кредитоспособности.

7.2. Анализ кредитоспособности предприятий с использованием программы «Система статистических кредитных рейтингов»

С помощью расширенной версии описанного в гл. 6 программного приложения ССКР («Система статистических кредитных рейтингов») специалистами Национального банка был проведен анализ динамики изменения кредитоспособности предприятий – участников системы «Мониторинг предприятий» Национального банка Республики Беларусь с I квартала 2010 г. по III квартал 2012 г. Таким образом, в исследованиях использовались вновь поступившие данные за 2012 г.

Проведенные расчеты показали, что за весь анализируемый период величина интегрального рейтинга кредитоспособности ICR_t обследуемых предприятий улучшилась с 2,74 в I квартале 2010 г. до 2,55 в III квартале 2012 г. (рис. 7.1¹). Улучшение кредитоспособности в целом по экономике в I квартале 2011 г. можно объяснить достаточно существенным изменением ценовых условий поставок российского газа в Республику Беларусь, что отразилось на финансовых результатах деятельности предприятий. При этом начиная со II квартала 2011 г. прослеживается тенденция улучшения кредитоспособности рассматриваемых предприятий, что можно объяснить особенностями бухгалтерского учета в Беларуси, вследствие которых значительно увеличились объемы полученной прибыли.

Рисунок 7.1 Динамика интегрального рейтинга кредитоспособности ICR



Источник. Расчеты авторов.

Кредитоспособность обследуемых предприятий в 2012 году. Макроэкономическая ситуация в январе – сентябре 2012 г. характеризовалась более низкими темпами роста объемов производства, снижением инвестиционной активности на фоне замедления инфляционных процессов и улучшения состояния внешней торговли по сравнению с аналогичным периодом 2011 г.

Финансовое состояние обследуемых предприятий характеризовалось разнонаправленными тенденциями: снижение реального объема активов сопровождалось существенным увеличением привлеченного капитала и доли просроченной кредиторской задолженности; сокращение объемов продаж и чистой прибыли в реальном выражении. Улучшение обеспеченности собственными оборотными средствами произошло исключительно из-за номинального роста собственного капитала и долгосрочных обязательств. Наряду с этим по всем обследуемым видам экономической деятельно-

¹ На рисунке используется обратная шкала значений рейтинга, в соответствии с которой положительный тренд в динамике рейтинга указывает на улучшение кредитоспособности.

сти снизились уровень самофинансирования, рентабельность реализованной продукции и продаж, а также большинство показателей эффективности использования капитала, рассчитанных по чистой прибыли.

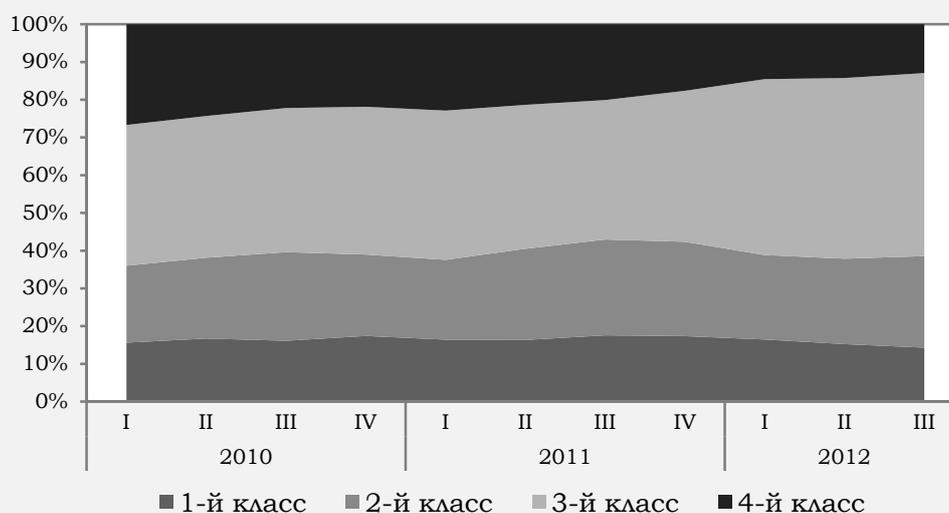
В течение трех кварталов 2012 г. на фоне достаточно стабильных макроэкономических условий интегральный рейтинг кредитоспособности обследуемых предприятий также оставался достаточно стабильным и колебался на уровне 2,55. Следует отметить, что, несмотря на некоторое снижение величины интегрального рейтинга (ухудшение кредитоспособности) в 2012 г. по сравнению с его уровнем в III–IV кварталах 2011 г., средняя величина интегрального рейтинга в описываемом периоде была значительно ниже его средней величины в 2011 г. Улучшение уровня кредитоспособности в целом по обследуемым предприятиям было обусловлено существенным сокращением доли предприятий, относящихся к классу 4 (почти на 10 процентных пунктов), что прежде всего можно объяснить восстановлением финансового положения строительных организаций после преодоления последствий кризиса и снижения финансирования инвестиций в жилищное строительство (см. табл. 7.1 и рис. 7.2). Вместе с тем следует отметить сокращение доли предприятий, относящихся к 1-му классу (на 2,1 процентного пункта), в течение 2012 г. Доля предприятий, относящихся ко 2-му классу кредитоспособности, в течение 1-го полугодия 2012 г. изменялась незначительно, однако в III квартале она увеличилась на 1,7 процентного пункта.

Таблица 7.1 Интегральный рейтинг кредитоспособности предприятий в 2011–2012 гг.

	2011 г.				2012 г.		
	I	II	III	IV	I	II	III
Интегральный рейтинг	2,68	2,63	2,53	2,52	2,53	2,55	2,55
доли классов, процентов							
1	16,4	16,3	17,5	17,3	16,5	15,2	14,3
2	21,2	24,2	25,4	25,0	22,4	22,6	24,3
3	39,6	38,1	37,0	40,0	46,6	47,9	48,5
4	22,9	21,4	20,1	17,6	14,6	14,3	12,9

Источник. Расчеты авторов.

Рисунок 7.2 Динамика структуры классов кредитоспособности, в %



Источник. Расчеты авторов.

В III квартале 2012 г. наиболее высокий средний рейтинг кредитоспособности был у предприятий торговли и промышленности, а наиболее низкий – предприятий строительства и транспорта. По сравнению с I кварталом 2012 г. средние рейтинги кредитоспособности в III квартале 2012 г. выросли у предприятий всех видов деятельности, кроме торговли.

Таблица 7.2 Рейтинги кредитоспособности предприятий в 2011–2012 гг.

	2011 г.				2012 г.		
	I	II	III	IV	I	II	III
Промышленность	2,69	2,61	2,44	2,47	2,57	2,59	2,54
доли классов, процентов							
1	18,5	19,0	22,0	22,7	15,7	13,6	13,8
2	23,6	27,8	32,1	27,5	34,2	36,1	38,8
3	27,9	26,4	25,6	30,4	27,7	27,6	26,9
4	29,9	26,7	20,4	19,4	22,5	22,7	20,6
Строительство	2,75	2,78	2,89	2,85	2,91	2,90	2,90
доли классов, процентов							
1	11,2	8,8	6,7	6,8	3,7	4,2	4,0
2	17,2	21,3	18,5	16,3	1,5	2,2	1,7
3	56,6	53,5	54,1	62,1	94,5	93,0	94,3
4	15,0	16,5	20,7	14,8	0,2	0,5	0
Транспорт	2,90	2,89	2,87	2,81	2,83	2,80	2,81
доли классов, процентов							
1	12,3	12,6	14,9	15,1	13,4	13,2	12,3
2	17,2	15,3	13,2	14,2	15,7	15,1	14,2
3	38,3	42,3	41,7	44,9	45,2	50,2	53,4
4	32,2	29,7	30,3	25,8	25,8	21,5	20,1
Торговля	2,49	2,43	2,39	2,36	2,13	2,20	2,23
доли классов, процентов							
1	21,4	22,5	23,1	21,1	35,1	33,1	29,4
2	22,1	25,0	27,7	35,2	27,5	24,7	28,9
3	42,9	40,1	36,1	30,5	27,8	31,6	32,2
4	13,6	12,4	13,1	13,2	9,6	10,7	9,6

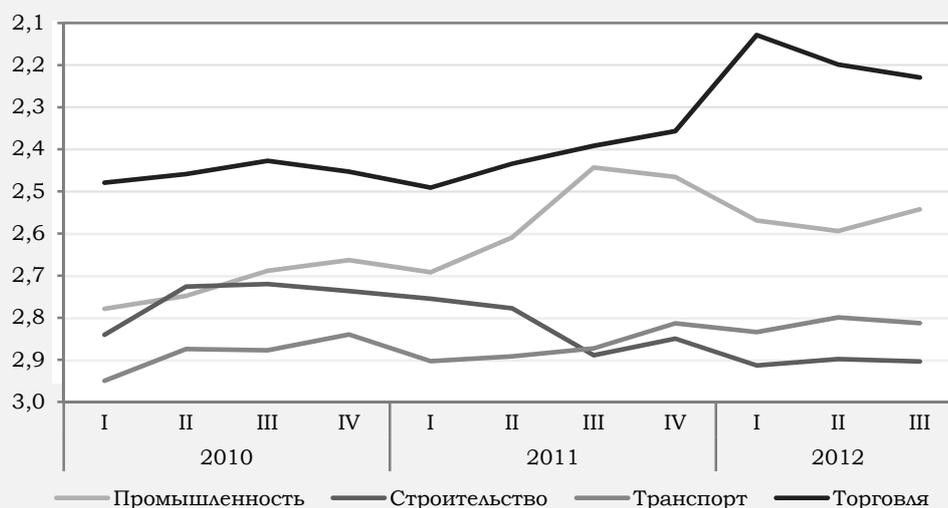
Источник. Расчеты авторов.

Следует также отметить, что в 2012 г. средние рейтинги кредитоспособности обследуемых видов деятельности были слабovolatilityными в связи со стабилизацией экономики Республики Беларусь. Особая ситуация за рассматриваемый период сложилась в строительной отрасли. Начиная со II квартала 2010 г. средний рейтинг кредитоспособности строительных организаций в отличие от других обследуемых видов деятельности (рис. 7.3) имел постоянную тенденцию к ухудшению, и только с I квартала 2012 г. отмечается некоторая стабилизация его значения на уровне 2,9.

Такая ситуация объясняется тем, что строительная отрасль была более всего подвержена влиянию последствий увеличения цен на энергоресурсы, что было характерно для периода с 2010 г. по первое полугодие 2011 г. Довольно резкое ухудшение сред-

него рейтинга рассматриваемой отрасли в III квартале 2011 г. дополнительно было обусловлено практически троекратной девальвацией белорусского рубля, которая существенно снизила покупательную способность населения и организаций. Кроме того, понижающее влияние на средний рейтинг кредитоспособности строительных организаций оказало сокращение бюджетных ассигнований на строительство жилья и высокие процентные ставки по кредитам банков на недвижимость.

Рисунок 7.3 Динамика средних рейтингов кредитоспособности по видам деятельности



Источник. Расчеты авторов.

Таким образом, анализ полученных результатов позволяет отметить их экономическую значимость, а также свидетельствует об эффективности предлагаемой системы статистических кредитных рейтингов и о работоспособности реализующего ее программного обеспечения.

Заключение

В рамках проведенного исследования получены следующие основные выводы:

- 1) разработана статистическая методика оценки кредитоспособности предприятий, проведено ее исследование и апробация по данным четырех отраслей национальной экономики, в соответствии с данной методикой сформирован комплекс статистических индикаторов кредитоспособности в виде системы статистических кредитных рейтингов, позволяющих осуществлять оценку и анализ динамики изменения кредитоспособности на микро- и макроуровнях;
- 2) исследована устойчивость предлагаемой статистической методики оценки кредитоспособности предприятий по отношению к расширению базы статистических данных, а также изменению методики расчета коэффициента обеспеченности собственными оборотными средствами; проведен анализ согласованности статистической и официальной методик оценки кредитоспособности, в том числе при оценке предприятий, относящихся официальной методикой к устойчиво неплатежеспособным;
- 3) построены эконометрические модели квартальных отраслевых статистических кредитных рейтингов, которые позволили проанализировать сезонные и структурные изменения анализируемых показателей вследствие внешних шоковых воздействий; на основе эконометрических моделей исследована зависимость отраслевых статистических кредитных рейтингов от основных экономических факторов (темпов роста цен на энергоносители, обменного курса белорусского рубля по отношению к доллару, процентной ставки по вновь выданным рублевым кредитам), а также построены прогнозы рейтингов на один год вперед для заданного сценария развития экономики; осуществлено построение одномерных и многомерных моделей зависимостей интегральных показателей развития отраслей от отраслевых кредитных рейтингов;
- 4) разработано программное обеспечение ССКР 1.0, реализующее предлагаемую статистическую методику оценки кредитоспособности предприятий; проведена апробация предлагаемой системы статистических кредитных рейтингов, а также опытная эксплуатация разработанного программного обеспечения на новых данных за 2012 г. в Национальном банке Республики Беларусь, которые свидетельствуют об экономической значимости полученных результатов анализа кредитоспособности на микро- и макроуровнях на основе предлагаемой системы статистических кредитных рейтингов, а также о работоспособности реализующего ее программного обеспечения.
- 5) определены методология и направления использования предлагаемой системы статистических кредитных рейтингов и реализующей ее программы, а также возможности их дальнейшего развития и совершенствования.

Литература

1. Айвазян, С.А. Межстрановой анализ интегральных категорий качества жизни населения (эконометрический подход) / С.А. Айвазян. – М.: ЦЭМИ РАН, 2001. – 61 с. – (Препринт ЦЭМИ РАН; WP/2001/124).
2. Айвазян, С.А. Прикладная статистика. Классификация и снижение размерности / С.А. Айвазян [и др.]. – М.: Финансы и статистика, 1989. – 607 с.
3. Антикризисное управление: Учеб. пособие для техн. вузов / В.Г. Крыжановский [и др.]; под общ. ред. Э.С. Минаева, В.П. Панагушина. – М.: ПРИОР, 1998. – 432 с.
4. Аптон, Г. Анализ таблиц сопряженности / Г. Аптон. – М.: Финансы и статистика, 1982. – 143 с.
5. Бланк, И.А. Управление финансовыми рисками / И.А. Бланк. – Киев: Ника-Центр, 2005. – 600 с.
6. Гринь, Н.В. Исследование точности методов классификации многомерных данных в задачах кредитного скоринга / Н.В. Гринь, В.И. Малюгин // Вестн. Гродн. гос. ун-та Сер. 2. – № 1. – 2008. – С. 77–85.
7. Ефимова, Ю.В. Методические подходы к оценке кредитоспособности заемщиков / Ю.В. Ефимова // Банк. кредитование. – № 3. – 2010. – С. 6–12.
8. Зайцева, О.П. Антикризисный менеджмент в российской фирме / О.П. Зайцева // Аваль, 1998. – № 11–12.
9. Карминский, А.М. Модели корпоративных рейтингов для развивающихся рынков / А.М. Карминский // Корпоративные финансы. – 2011. – № 3. – С. 19–29.
10. Карминский, А.М. Рейтинги как мера финансовых рисков: Эволюция, назначение, применение / А.М. Карминский, А.А. Пересецкий // Журн. новой экон. асоц. – 2009. – № 1-2.
11. Квартальные расчеты ВВП: стат. сб. / Нац. статкомитет Респ. Беларусь. – Минск, 2011. – 163 с.
12. Ковалев, В.В. Анализ хозяйственной деятельности предприятия / В.В. Ковалев, О.Н. Волкова. – М.: ТК Велби, 2002. – 424 с.
13. Лаврушин, О.И. Банковское дело: Современная система кредитования / О.И. Лаврушин. – М.: Кнорус, 2005. – 264 с.
14. Магнус, Я.Р. Эконометрика. Начальный курс / Я.Р. Магнус, П.К. Катыхев, А.А. Пересецкий. – Минск: Дело, 2004. – 676 с.
15. Малюгин, В.И. Анализ и прогнозирование кредитного риска на основе эконометрических моделей / В.И. Малюгин, Н.В. Гринь // Экономика, моделирование, прогнозирование: сб. науч. тр. НИЭИ М-ва экономики Респ. Беларусь. – Вып. 2. – 2008. – С. 260–277.
16. Малюгин, В.И. Асимптотический анализ риска непараметрической классификации в случае существенно зависимых признаков / В.И. Малюгин // Изв. НАН Беларуси. – Сер.1: Физ. Мат. Информ. – № 3. – 2009. – С. 10–23.
17. Малюгин, В.И. Дискриминантный анализ многомерных зависимых регрессионных наблюдений в условиях структурной параметрической неоднородности моделей / В.И. Малюгин // Информатика. – № 3. – 2008. – С. 17–28.

18. Малюгин, В.И. Система эконометрических моделей для анализа, прогнозирования и оценки вариантов денежно-кредитной политики / В.И. Малюгин [и др.] // Исследования банка. – 2005. – № 2. – 41 с.
19. Малюгин, В.И. Разработка и применение эконометрических моделей для прогнозирования и оценки вариантов денежно-кредитной политики / В.И. Малюгин [и др.] // Прикладная эконометрика. – 2009. – № 2 (14). – С. 24–38.
20. Малюгин, В.И. Исследование эффективности алгоритмов классификации заемщиков банков на основе балансовых коэффициентов / В.И. Малюгин, О.И. Корчагин, Н.В. Гринь // Банк. вестн. – № 7. – 2009. – С. 26–33.
21. Малюгин, В.И. Непараметрический анализ стохастических систем с нелинейной функциональной неоднородностью / В.И. Малюгин // Прикладная эконометрика. – № 2. – 2011. – С. 10–23.
22. Малюгин, В.И. Об оптимальной классификации случайных наблюдений, различающихся уравнениями регрессии / В.И. Малюгин, Ю.С. Харин // Автоматика и телемеханика. – № 7. – 1986. – С. 61–69.
23. Малюгин, В.И. Оценка устойчивости банков на основе эконометрических моделей / В.И. Малюгин, Е.В. Пытляк // Банк. вест. – № 2. – 2007. – С. 30–36.
24. Малюгин, В.И. Статистический анализ смесей распределений регрессионных наблюдений / В.И. Малюгин // Информатика. – № 4. – 2008. – С. 79–88.
25. Об утверждении Инструкции о порядке расчета коэффициентов и проведения анализа финансового состояния и платежеспособности субъектов хозяйствования: постановление Министерства финансов Республики Беларусь и Министерства экономики Республики Беларусь от 27 декабря 2011 г., № 140/206 (в ред. постановления Минфина, Минэкономики от 07.06.2013 № 40/41) // КонсультантПлюс: Беларусь. Технология 3000 [Электрон. ресурс] / ООО «ЮрСпектр», Нац. центр правовой информ. Респ. Беларусь. – Минск, 2013.
26. Об утверждении Инструкции по анализу и контролю за финансовым состоянием и платежеспособностью субъектов предпринимательской деятельности: постановления Министерства финансов Республики Беларусь, Министерства экономики Республики Беларусь и Министерства статистики и анализа Республики Беларусь от 14 мая 2004 г. № 81/128/65 (в ред. постановлений Минфина, Минэкономики, Минстата от 25.05.2006 № 57/88/58; от 27.04.2007 № 69/76/52; от 08.05.2008 № 79/99/50) // КонсультантПлюс: Беларусь. Технология 3000 [Электрон. ресурс] / ООО «ЮрСпектр», Нац. центр правовой информ. Респ. Беларусь. – Минск, 2013.
27. Оценка кредитоспособности предприятий с использованием экономико-математических, эконометрических методов и моделей на основе данных системы мониторинга предприятий Национального банка Республики Беларусь : отчет о НИР / НИИ ППМИ ; рук. темы В.И. Малюгин. – Минск, 2012. – 147 с. – № ГР 20121220.
28. Савицкая, Г.В. Экономический анализ: учеб. / Г.В. Савицкая. – 10-е изд. – М.: Новое знание, 2008. – 640 с.
29. Статистический ежегодник Республики Беларусь 2011: стат. сб. / Нац. статкомитет Респ. Беларусь. – Минск, 2011. – 633 с.

30. Харин, Ю.С. Математические и компьютерные основы статистического анализа данных и моделирования : учеб. пособие / Ю.С. Харин, В.И. Малюгин, М.С. Абрамович. – Минск: БГУ, 2008. – 455 с.
31. Харин, Ю.С. Эконометрическое моделирование: учеб. пособие / Ю.С. Харин, В.И. Малюгин, А.Ю. Харин. - Минск: БГУ, 2003. – 313 с.
32. Харин, Ю.С. Математическая и прикладная статистика: учеб. пособие / Ю.С. Харин, Е.Е. Жук. – Минск: БГУ, 2005. – 279 с.
33. Харин, Ю.С. Робастность в статистическом распознавании образов / Ю.С.Харин. – Минск: Университетское, 1992. – 229 с.
34. Хасянова, С.Ю. Анализ денежных потоков заемщика как одного из важнейших факторов кредитоспособности / С.Ю. Хасянова, В.Н. Едророва // Финансы и кредит, 2002. – № 13(103). – С. 3-9.
35. Энциклопедия финансового риск-менеджмента /А.А. Лобанов [и др.]; Под. ред. А.А. Лобанова и А.В. Чугунова. – 2-е изд. – М.: Альпина Бизнес Букс, 2006. – 878 с.
36. A Credit Risk Management Framework [Electronic resource]. – 2003 – Mode of access: http://www.creditriskresource.com/papers/paper_130.pdf
37. Altman, E. Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy / E. Altman // J. of Finance. – 1968. – P. 189–209.
38. Altman, E.I. Identifying Corporate Distress in Australia: An Industry Relative Analysis / E.I. Altman // Working Paper, New York University. – 1984.
39. Altman, E.I. Introducing Recursive Partitioning for Financial Classification: The Case of Financial Distress / E.I. Altman [et al.] // J. of Finance. – 1987. – P. 303–320.
40. Back, B. Analysis, and Genetic Algorhithms / B. Back [et al.] // Turku Centre for Computer Science, 1996.
41. Back, B. Choosing Bankruptcy Predictors Using Discriminant Analysis, Logit Analysis, and Genetic Algorhithms / B. Back [et al.] // Turku Centre for Computer Science, 1996.
42. Bartlett, M.S. Tests of significance in factor analysis / M.S. Bartlett // British J. Psych. (Statistical Section). – № 3. – 1950. – P. 77–85.
43. Beaver, W.H. Financial Ratios as Predictors of Failure, Empirical Research in Accounting Selected Studies / W.H. Beaver // Supplement to J. of Accounting Research. – 1966. – P. 71–111.
44. Berry, M.J.A. Data mining techniques: for marketing, sales, and customer relationship management / M.J.A. Berry, G. Linoff. – N. Y.: Wiley, 2004.
45. Chesser, D. Predicting Loan Noncompliance / D. Chesser // J. of Commercial Bank Lending – August. – 1974.
46. Coffman, J.Y. The proper role of tree analysis in forecasting the risk behavior of borrowers / J.Y. Coffman. // MDS Reports 3, 4, 7 and 9. Management Decision Systems. – Atlanta. – 1986.
47. Crosbie, P. Modelling Default Risk. / P. Crosbie, J. Bohn // Moody's Analytics. – [Electronic resource] 2003. – Mode of access: <http://www.moodyskmv.com/research/files/wp/ModelingDefaultRisk.pdf>

48. Deakin, E.B. A Discriminant Analysis of Predictors of Failure / E.B. Deakin // J. of Accounting Research. – 1972. – P. 167–179.
49. Durand, D. Risk elements in consumer installment financing / D. Durand. N.Y.: National Bureau of Economic Research, 1941.
50. Fulmer, J. A Bankruptcy Classification Model for Small Firms / J. Fulmer [et al.] // J. of commercial Bank Lending. – 1984. – P. 25–37.
51. Greene, W. Econometric Analysis / W. Greene. – N. Y.: Macmillan Publishing Company, 2003. – 1026 p.
52. International convergence of capital measurement and capital standards: A Revised Framework. – Basel Committee on Banking Supervision, 2004.
53. Kaiser, H.F. The varimax criterion for analytic rotation in factor analysis / H.F. Kaiser // Psychometrika. –1958. – № 23. – P. 187–200.
54. Lennox, C. Identifying Failing Companies: A Re-evaluation of the Logit-, Probit- and DA Approaches / C. Lennox // Elsevier Science Inc, 1999. – P. 181–210.
55. Ohlson, J.A. Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy/ J.A. Ohlson // Journal of Accounting Research. – 1980. – Vol. 18, № 1.
56. Panntelona Predicting Commercial Bank Failure Since Deregulation / Panntelona, Platt // New England Economic Review. – 1987. – P. 37–47.
57. Platt, H.D. Development of a Class of Stable Predictive Variables: The Case of Bankruptcy Prediction / H.D. Platt, M.B. Platt // J. of Business Finance and Accounting. – 1990.
58. Springate, G. Predicting the Possibility of Failure in a Canadian Firm / G. Springate // Unpublished M.B.A. Research Project, Simon Fraser University. – 1978.
59. Taffler, R.J. The assessment of company solvency and performance using a statistical model / R.J. Taffler // Accounting and Business Research. – 1983. – P. 295–308.
60. Tam, K.Y. Managerial Applications of Neural Networks: The Case of Bank Failure Predictions / K.Y. Tam, M.Y. Kiang // Management Science. – 1992. – Vol. 38. – P. 926–947.
61. Zmijewski, M. Methodological Issues Related to the Estimation of Financial Distress Prediction Models / M. Zmijewski // J. of Accounting Research. – 1984. – Num 22. – P. 59–82.

Номер подготовлен

Управлением исследований Главного управления монетарной политики и экономического анализа
Национального банка Республики Беларусь

Управлением информации и общественных связей Национального банка Республики Беларусь

Редакционно-издательский совет

П.А. Маманович, *кандидат экономических наук*
(председатель совета, главный редактор)

А.О. Тихонов, *доктор экономических наук*
(заместитель председателя совета)

А.М.Тимошенко

А.Ф. Галов, *кандидат экономических наук*

А.Е. Дайнеко, *доктор экономических наук*

С.В. Дубков

С.В. Калечиц

М.М. Ковалев, *доктор физико-математических наук*

В.Н. Комков, *доктор экономических наук*

И.В. Новикова, *доктор экономических наук*

С.В.Салак

В.И. Тарасов, *доктор экономических наук*

Ю.М. Ясинский, *доктор экономических наук*

Главный редактор

Петр Алексеевич Маманович

Зам. главного редактора

А.М. Тимошенко

Адрес редакции

220008, г. Минск, просп. Независимости, 20

Тел.: (017) 219-23-84, 219-23-87, 220-21-84

Тел./факс 327-17-01

e-mail: bvb@nbrb.by

www.nbrb.by/bv/

Журнал зарегистрирован Министерством информации Республики Беларусь 20.03.2009

Свидетельство о регистрации № 175

Перепечатка материалов – согласно Закону Республики Беларусь

«Об авторском праве и смежных правах»

*Журнал внесен в Перечень научных изданий Республики Беларусь
для опубликования результатов диссертационных исследований по экономическим наукам*

Точка зрения редакции не всегда совпадает с мнением авторов

Учредитель — Национальный банк Республики Беларусь

© Банкаўскі веснік, 2013