

**Гришунин  
Сергей Вадимович**  
канд. экон. наук, докторант  
Санкт-Петербургского политехнического  
университета Петра Великого



**Дьячкова  
Наталья Федоровна**  
аспирант Национального исследовательского  
университета «Высшая школа экономики»  
(НИУ ВШЭ)

## РАЗРАБОТКА МЕХАНИЗМА И ПРИМЕРОВ МОДЕЛИРОВАНИЯ ВНУТРЕННИХ КРЕДИТНЫХ РЕЙТИНГОВ В РИСК-КОНТРОЛЛИНГЕ

*В работе предложен механизм моделирования внутренних кредитных рейтингов, использующихся для прогнозирования кредитоспособности компаний. Представлены примеры использования механизма для моделирования внутренних кредитных рейтингов для машиностроительных компаний. Показано, что применение механизма в сочетании с моделью упорядоченного множественного выбора позволяет повысить точность предсказания рейтингов до 64% в сравнении с 37% в ранее опубликованных исследованиях.*

**Ключевые слова:** риск-контроллинг, кредитный риск, внутренние кредитные рейтинги, эконометрические модели, нейронная сеть, модель упорядоченного множественного выбора.

---

*Grishunin Sergey, cand. of econ. sciences, doctoral candidate at St. Petersburg state Polytechnic University of Peter the Great*

*Diachkova Natalia, PhD student at National research University «Higher school of Economics» (HSE)*

## DEVELOPMENT OF A MECHANISM AND MODELING EXAMPLES OF INTERNAL CREDIT RATINGS IN THE RISK-CONTROLLING

*Mechanism for the simulation of internal credit ratings used to predict the creditworthiness of companies is proposed. The examples of the use of the mechanism for internal credit ratings modelling for engineering companies are represented. It is shown that the application of the mechanism in combination with the model of ordered multiple-choice allows to increase the prediction accuracy ratings up to 64% compared to 37% in previously published studies.*

**Keywords:** risk controlling, credit risk, internal credit ratings, econometric models, neural network, model of ordered multiple choice.

---

## Введение

Актуальной проблемой контроллинга является необходимость совершенствования инфраструктуры и инструментария одного из его важнейших приложений — риск-контроллинга. Это связано с ростом динамичности и непредсказуемости бизнес-среды (Сулоева, 2005). В этих условиях «традиционный» инструментарий идентификации, оценки и мониторинга рисков уже не удовлетворяет руководителей компаний, так как не обеспечивает достаточную точность и надежность (Фалько, 2008). Одним из инструментов риск-контроллинга, требующим доработки, являются внутренние кредитные рейтинги (ВКР). Спектр их применения достаточно широк: от оценки достаточности регулятивного капитала банков для целей Базель II до прогнозирования и мониторинга собственной кредитоспособности, кредитоспособности клиентов, поставщиков и других бизнес-партнеров компаний (Карминский, 2015). Хорошо зарекомендовавшим себя механизмом разработки ВКР является построение эконометрических моделей (ЭМ), в основу которых положены кредитные рейтинги (КР), публикуемые международными рейтинговыми агентствами (МРА): Moody's, Fitch Ratings и Standard and Poors (Карминский, 2011). В этом случае ВКР представляют собой значение относительной кредитоспособности компании в течение следующих 12-24 месяцев, выраженное системой символов (Карминский, 2015).

Анализ литературы показал: методики и механизмы моделирования ВКР требуют дальнейшего развития. Так, ВКР, построенные по методике Карминского (Карминский, 2011; Карминский 2015) с применением ЭМ упорядоченного множественного выбора, обладают точностью прогноза в 37%-43% для градации рейтинга, что недостаточно для текущего уровня изменчивости бизнес-среды. Механизмы, предложенные в зарубежной литературе (Huang et. al., 2004; Lee, 2007; Kim et al., 2012) и предполагающие использование методов искусственного интеллекта, позволяют построить системы ВКР с более высокими характеристиками точности (70% и более для градации рейтинга). Однако в них используется градация КР и набор объясняющих переменных, отличающихся от приведенных в методологиях МРА. Это ставит вопрос о надежности таких моделей. Необходимо усовершенствовать и подготовку данных для разработки и обучения моделей. Так, исходные данные из финансовой от-

четности компаний (Карминский, 2015) не обрабатываются для приведения различных способов финансового учета к единому базису, что приводит к снижению предсказательной способности моделей ВКР. Часто используются исходные данные по компаниям из ограниченного числа стран (например, только Кореи (Kim et al., 2012) или Тайваня (Huang et. al., 2004)). В большинстве работ используются данные до 2010 года. Последнее ограничение ставит вопрос применимости этого временного ряда для обучения моделей ВКР в реалиях современной бизнес-среды.

## Постановка задачи

Целями статьи являются:

- обоснование применения ВКР в риск-контроллинге;
- предложение усовершенствованного механизма построения ЭМ ВКР, позволяющего повысить точность предсказания КР;
- разработка примеров построения ВКР с использованием данного механизма.

При разработке механизма особое внимание будет уделяться инфраструктуре моделирования (способам обработки данных, отбору объясняющих переменных, подбору спецификаций моделей). Примеры ВКР будут разработаны для оценки кредитоспособности машиностроительных компаний. Однако отработанный механизм, с учетом корректировок, может быть успешно использован и для оценки кредитоспособности компаний из других отраслей.

## Применение внутренних кредитных рейтингов в риск-контроллинге

Согласно российскому определению «Объединения контроллеров», контроллинг — это система информационно-аналитической, методической и инструментальной поддержки руководителей предприятия по достижению поставленных целей, обеспечивающая реализацию цикла управления по всем функциональным сферам и процессам посредством измерения ресурсов и результатов деятельности (Фалько, 2008). В рамках представленного подхода, риск-контроллинг — это подсистема контроллинга, действующая в интересах риск-менеджмента (Романов, 2010). Ее основными функциями являются:

- согласование целей по управлению рисками с другими стратегическими и операционными целями компании;

## Шкала рейтингов Moody's

Таблица 1

Рейтинговая категория (инвестиционная)	Aaa	Aa1	Aa2	Aa3	A1	A2	A3	Baa1	Baa2	Baa3
Цифровая шкала градации рейтинга	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Класс рейтинга	Наивысшее кредитное качество	Очень высокое кредитное качество			Высокое кредитное качество			Среднее кредитное качество		
Цифровая шкала класса рейтинга	1 (Aaa)	3 (Aa)			6 (A)			9 (Baa)		
Рейтинговая категория («мусорная»)	Ba1	Ba2	Ba3	B1	B2	B3	Caа1	Caа2	Caа3	Ca
Цифровая шкала градации рейтинга	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
Класс рейтинга	Существенный кредитный риск			Высокий кредитный риск			Очень высокий кредитный риск			Дефолт
Цифровая шкала класса рейтинга	12 (Ba)			15 (B)			18 (Caа)			20 (Ca)

- координация и интеграция процессов по управлению рисками во всех функциях управления и процессах компании;
- разработка методик, индикаторов и инструментов для выявления, оценки и мониторинга рисков;
- информационная поддержка управления рисками (Романов, 2010; Фалько, 2008).

В свою очередь система ВКР – это инструмент риск-контроллинга, предназначенный для прогнозирования кредитных рисков компании или ее контрагентов на период 12-24 месяцев (Карминский, 2015). Выделим следующие основные области использования систем ВКР:

1. Для оценки достаточности регулятивного капитала банков для целей Базель II.
2. Для прогнозирования уровня КР от рейтинговых агентств и связанных с ними уровней процентных ставок, на которые может рассчитывать компания.
3. В системах контроля и мониторинга рисков компании для раннего предупреждения об изменениях в кредитоспособности компании, ее дочерних предприятий и подразделений, а также бизнес-партнеров.
4. В системах планирования для оценки влияния рассматриваемых управленческих решений на уровень кредитоспособности компании.
5. В ходе комплексной оценки эффективности инвестиционных проектов.
6. В кредитных отделах банков для оценки вероятности дефолта клиента при принятии решений о предоставлении финансирования (в случае отсутствия у клиента КР от МРА).
7. В системах прогнозирования и раннего предупреждения о дефолте в государственных органах надзора и мониторинга.

Как следует из списка, большинство из представленных областей применения ВКР являются критичными для выживания компаний в условиях турбулентной среды. Поэтому вопрос точности предсказания является ключевым при разработке систем ВКР.

#### Разработка механизма построения ВКР в риск-контроллинге

Для обучения моделей в механизме используются кредитные рейтинги, публикуемые МРА Moody's Investors Service (Moody's, 2016). Это связано с их доказанной способностью предсказывать дефолт нефинансовых корпораций с высокой степенью надежности (Moody's, 2014) и наличием в свободном доступе подробных методологий с описанием использованных объясняющих переменных (ОП) (Moody's, 2014). Это также обеспечивает сравнимость кредитоспособ-

ности компаний, оцененных с помощью ВКР, с кредитоспособностью компаний с публичными КР от Moody's. Рейтинговая шкала долгосрочных КР Moody's состоит из 8 классов: Ааа, Аа, А, Ваа, Ва, В, Саа и Са, каждый из которых (за исключением Ааа и Са) разбивается на градации (табл. 1). Для моделирования градациям присвоены числовые значения от 1 до 20.

**Первым этапом механизма** является сбор исходных данных для моделирования ВКР. Первым источником является финансовая отчетность компаний, у которых, согласно информационно-справочной системе (ИС) Bloomberg, есть публичные КР от Moody's. Отчетность представлена либо по международным стандартам бух-

галтерского учета (МСФО) или общепринятым принципам бухгалтерского учета США (GAAP). Отчетность получают из годовых отчетов компаний, а также из следующих ИС: EDGAR (для публичных компаний, котирующихся на биржах США), FactSet, Capital IQ или Thomson One. В примерах авторы использовали финансовую отчетность 112 машиностроительных компаний за период с 2005 по 2015 годы из 18 стран (рис. 1). Общее число наблюдений КР составило 915.

Ниже (рис. 2) показано распределение рейтингов по категориям в исходной выборке.

**Вторым этапом механизма** является обработка исходных данных. На первом шаге все статьи финансовой отчетности пересчитываются в единую

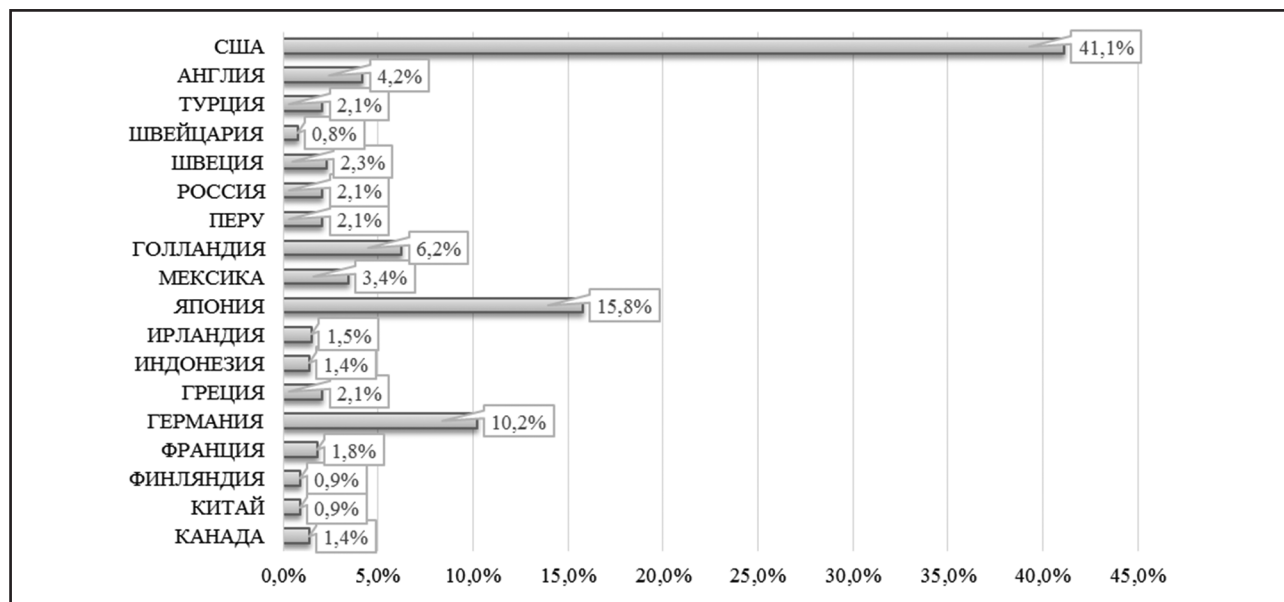


Рис. 1. Распределение машиностроительных компаний по странам базирования

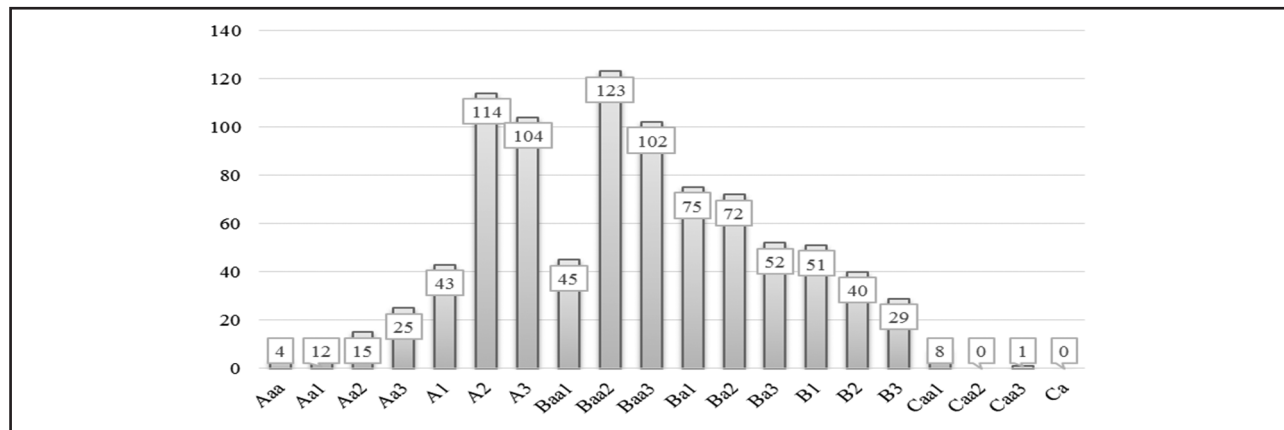


Рис. 2. Распределение рейтингов по категориям в исходной выборке

**Рекомендуемые Moody's поправки в финансовую отчетность компаний**

Таблица 2

Учетные операции	Порядок внесения поправок
Пенсионные планы с установленными взносами	Исключается эффект выравнивания пенсионных расходов. Поправка заключается в отражении недофинансированной части пенсионного плана в качестве дополнительного долга
Операционная аренда	Операционная аренда, по своей экономической сущности, является обязательством компании. Поправка заключается в капитализации операционной и забалансовой аренды и признании связанных с ней обязательств в качестве долга. Текущие арендные платежи реклассифицируются в отчете о прибылях и убытках в статьи «проценты по кредитам» и «амортизация» согласно заданному правилу
Капитализированные проценты по кредитам	Капитализированные проценты исключаются из статей «основные средства» или «нематериальные активы» и признаются в качестве расходов в периоде их начисления. В отчете о движении денежных средств капитализированные проценты реклассифицируются в операционный денежный поток из инвестиционного денежного потока
Привилегированные акции и иные гибридные ценные бумаги	Привилегированные ценные бумаги реклассифицируются в долг, дивиденды по этим ценным бумагам реклассифицируются в процентные платежи. В гибридных ценных бумагах выделяются долговая и долевая составляющая
Секьюритизация или факторинг	Операции по секьюритизации или факторингу, отраженные на забалансовых счетах, реклассифицируются в обеспеченный долг
Последовательное отражение денежных потоков от операционной деятельности	Вносятся поправки в рабочий капитал для отражения разницы между уплаченными налогами и текущими налоговыми затратами, а также разницы между чистыми уплаченными процентами и начисленными процентными затратами. Если выплаты процентов отражены в денежном потоке от финансовой деятельности, то они реклассифицируются в операционный денежный поток
Запасы, отраженные по правилам LIFO	Такие запасы переоцениваются по методу FIFO в соответствии с раскрытием, представленным в финансовой отчетности
Последовательное отражение денежных потоков от финансовой и инвестиционной деятельности	Если выплаченные дивиденды отражены в денежном потоке от операционной или инвестиционной деятельности, то они реклассифицируются в денежный поток от финансовой деятельности. Если дивиденды от дочерних компаний отражены в инвестиционном денежном потоке, то они реклассифицируются в денежный поток от операционной деятельности
Обесценение основных средств и другие неповторяющиеся операции	Результаты обесценения основных средств, затраты по реструктуризации бизнеса, однократные списания элементов рабочего капитала и другие неповторяющиеся транзакции реклассифицируются в специальные статьи в (1) отчете о прибылях и убытках (ниже прибыли после налогообложения) и (2) денежном потоке от операционной деятельности. Эти статьи не включаются в расчет объясняющих переменных

валюту (авторы использовали доллары США) по следующим правилам: статьи отчетов о прибылях и убытках, и о движении денежных средств пересчитываются по среднему курсу валюты отчетности к доллару США за период, а статьи баланса пересчитываются по курсу на конец периода. Вторым шагом является (1) приведение к единому

базису различных практик учета хозяйственных операций между GAAP и МСФО; и (2) отражение некоторых хозяйственных операций (например, операционной аренды) не по форме, а по их экономической сущности. Для этого авторы использовали методологию Moody's по обработке статей финансовой отчетности (табл. 2) (Moody's, 2016).

Третьим этапом механизма является выбор ОП для модели ВКР. Он осуществляется по итогам анализа соответствующей отраслевой методологии Moody's. В примерах авторы использовали методологию по рейтингованию машиностроительных компаний (Moody's, 2014). Согласно ей, присвоение КР этим компаний основывается на анализе 6 компонентов:

1. Бизнес-профиля и внешней среды.
2. Размера.
3. Прибыльности.
4. Задолженности и покрытия долга.
5. Финансовой политики.
6. Ликвидности.

Компоненты 2-6 назовем оценкой внутренней среды компании. Из этих 6 компонентов только 3 определяются агентством на базе финансовой отчетности: размер, прибыльность, задолженность и покрытие долга. Остальные являются либо внешними по отношению к компании (большинство составляющих бизнес-профиля), либо переменными, определяемыми экспертным путем (долгосрочная стратегия, финансовая политика, качество менеджмента, корпоративное управление).

Для оставшихся 3 компонентов механизм предполагает подбор ОП, которые наиболее полно описывают соответствующие нефинансовые факторы из методологий Moody's. Эти показатели должны содержаться в надежных источниках, например, базах данных международных организаций – Всемирного Банка, Всемирного Экономического Форума, отраслевых союзов, и т.п. В табл. 3 приведен, разработанный авторами, перечень ОП для оценки бизнес-профиля и внешней среды машиностроительных компаний. Большинство переменных рассчитывается с применением данных Всемирного Банка.

Перечень объясняющих переменных, характеризующих внутреннюю среду машиностроительной компании, приведен в табл. 4.

На четвертом этапе механизма осуществляется выбор базовой ЭМ для построения ВКР. В примерах ВКР для машиностроительных компаний авторы использовали следующие два вида моделей:

а) *Эконометрическая модель упорядоченного множественного выбора в спецификации пробит (probit) – МУМВ* (Карминский, 2015). В данной модели, для  $k$ -упорядоченных альтернатив (рейтингов, перекодированных в набор упорядоченных целых чисел) вероятность того, что компа-

ния  $m$ , имеющая набор объясняющих переменных  $Y_m$  будет отнесена к одному из классов  $k$ , равна соответственно:

$$\begin{cases} P(Y_m = 1) = F(c_1 - Y_m\beta) \\ P(Y_m = 2) = F(c_2 - Y_m\beta) - F(c_1 - Y_m\beta) \\ \dots \\ P(Y_m = k - 1) = F(c_{k-1} - Y_m\beta) - F(c_{k-2} - Y_m\beta) \\ P(Y_m = k) = 1 - F(c_{k-1} - Y_m\beta) \end{cases}$$

Функция  $F$  является функцией распределения стандартной нормальной случайной величины. Параметрами модели является вектор коэффициентов  $\beta$  и векторов пороговых значений  $c = (c_1, c_2, \dots, c_{k-1})$ . Эти параметры оцениваются согласно методу максимального правдоподобия со стандартными ошибками в форме Уайта-Хубера (Карминский, 2011).

б) *Искусственные нейронные сети с алгоритмом обучения Левенберга-Марквардта – ИНС*. В примере авторы использовали ИНС прямого распространения (Корнеев, 2007) алгоритмом обучения Левенберга-Марквардта. Данный алгоритм является оптимальным преобразованием для нелинейных методов наименьших квадратов и часто используется для устранения статистических недостатков при поиске решения в моделировании нейронных сетей (Gavin, 2016). В его основе лежит метод наискорейшего спуска, который при долгой линейной оптимизации требует вычисления вторых производных для заданной целевой функции.

$$\begin{aligned} F(c_1 - Y_m\beta) &= f(c_1 - Y_m\beta) \\ f(c_1 - Y_m\beta) + \Delta d &\approx f(c_1 - Y_m\beta) + \Delta f''(c_1 - Y_m\beta)^T d, \\ d &\in R^n, |d| \rightarrow 0 \\ \lim_{d \rightarrow 0} \frac{f(c_1 - Y_m\beta) - [f(c_1 - Y_m\beta) + \Delta d]}{d} &= -\nabla f(c_1 - Y_m\beta)^T d \cong \\ &\cong -\|\nabla f(c_1 - Y_m\beta)^T\| \|d\| \end{aligned}$$

В реализации этого способа моделирования нейронной сети для случая рассматриваемых параметров в алгоритме строятся  $m$ -уравнений, которые позволяют в ходе тестируемой и контрольной выборки итеративно построить модель и найти лучшие ее оценки для уравнений параметров.

На пятом этапе механизма определяются спецификации моделей и производится оценка коэффициентов при ОП. Для примера, построим ВКР для машиностроительных компаний с помощью МУМВ. В качестве базовых спецификаций ЭМ были выбраны:

1. Спецификация 1AY, предполагающая временной лаг между ОП и КР в один год, что согласуется с выводами (Карминский, 2015). Она

**Переменные, характеризующие бизнес-профиль и внешнюю среду  
машиностроительной компании**

Таблица 3

Области исследований	Переменная и ее расчет	Объяснение значимости переменной
Деловая среда	<p><i>Рост реального валового внутреннего продукта (ВВП) в стране базирования за год t</i></p> $gGDP_t = \frac{GDP_t}{GDP_{t-1}}$ <p><math>GDP_t, GDP_{t-1}</math> – реальный ВВП за период времени t и t-1</p>	Рост производства в машиностроительной отрасли зависит от стадии экономического цикла (выражается либо ростом, либо падением ВВП). Это связано с высокой долей машиностроения в структуре ВВП большинства развитых стран
	<p><i>Доля инвестиций в основной капитал к объёму ВВП</i></p> $IGDP_t = \frac{I_t}{GDP_t}$ <p><math>I_t</math> – объем инвестиций в основной капитал в стране за год t</p>	Опережающий индикатор. Высокое значение IGDP может свидетельствовать о существенном спросе на продукцию машиностроительной отрасли в ближайшие 12–18 месяцев в стране базирования
	<p><i>Инфляция в стране базирования</i></p> $IN_t = \frac{CDP_t}{CDP_{t-1}}$ <p><math>CPI_t, CPI_{t-1}</math> – индексы потребительских цен в стране базирования за период t и t-1</p>	Устойчивый экономический рост и конкурентоспособность компаний лучше всего достигается в условиях стабильных цен. Высокая инфляция, в свою очередь, является признаком экономической и политической нестабильности, а также слабостях в финансовой и монетарной политике страны
Конкурентоспособность	<p><i>Индекс глобальной конкурентоспособности (CWEF) в году t</i>. Рассчитывается ежегодно международной организацией Всемирный экономический форум (ВЭФ) с 1986 г.</p>	Высокий уровень конкурентоспособности страны базирования свидетельствует о высоком уровне конкурентоспособности машиностроительной отрасли в случае ее высокой доли в ВВП страны
	<p><i>Доля в мировом машиностроительном производстве</i></p> $SM_t = \frac{Revenue_t}{VRM_t}$ <p><math>Revenue_t</math> – выручка компании за период времени t <math>VRM_t</math> – Чистый выпуск (в долларах США) машиностроительной отрасли в мире за вычетом промежуточных переделов</p>	Высокая доля компании в мировом машиностроительном производстве может свидетельствовать о (1) высоких барьерах входа в отрасль; (2) диверсификации продаж между различными странами мира, что уменьшает зависимость компании от экономического цикла в стране базирования; (3) высокой рыночной силе по отношению к покупателям, поставщикам и подрядчикам
Подверженность циклическим колебаниям	<p><i>Коэффициент вариации продаж за предшествующие 5 лет</i></p> $SV_t = \frac{\sum_{t-5}^t R_t / 5}{\sigma_t}$ <p><math>R_t</math> – выручка компании за год t <math>\sigma_t</math> – среднеквадратическое отклонение выручки за 5 лет, предшествующие году t</p>	Высокое значение $SV_t$ свидетельствует о сильной подверженности компании циклическости спроса и (или) цен, что увеличивает риски долговых инвесторов
Институциональная среда – индексы Всемирного банка	<p><i>Индекс политической стабильности в стране базирования за период t</i> (<math>PSI_t</math>)</p>	Измеряется путем опроса диверсифицированной группы респондентов, измеряется по шкале от -2.5 до 2.5. Чем выше политическая стабильность, тем

		более вероятно, что компания будет работать в более устойчивой деловой среде
	<i>Индекс верховенства закона в стране за период t (RLI<sub>t</sub>)</i>	Измеряется путем опроса диверсифицированной группы респондентов, измеряется по шкале от -2.5 до 2.5. Чем выше степень верховенства закона, тем более предсказуемы действия и результаты компании, а также тем выше степень защиты средств инвесторов от мошенничества
	<i>Индекс эффективности центрального правительства в стране за период t (GEI<sub>t</sub>)</i>	Измеряется путем опроса диверсифицированной группы респондентов, измеряется по шкале от -2.5 до 2.5. Чем выше степень эффективности правительства, тем больше вероятность его способности проводить политику, способствующую экономическому росту, росту благосостояния и конкурентоспособности
	<i>Индекс контроля над коррупцией в стране базирования за период t (CoC<sub>t</sub>)</i>	Измеряется путем опроса диверсифицированной группы респондентов, измеряется по шкале от -2.5 до 2.5. Чем выше степень контроля над коррупцией, тем выше степень защиты средств долговых инвесторов от мошенничества и незаконных действий властей. Сдерживание коррупции благоприятствует экономическому росту и свободной конкуренции
Источники: Всемирный банк; Всемирный экономический форум, Moody's 2016		

предполагает, что на момент пересмотра КР в год  $t$ , МРА оперирует данными финансовой отчетности за год  $t-1$ .

2. Спецификация ЗАУ, использующая средние значения ОП за три года:  $t$ ,  $t-1$  и  $t-2$ . Она предполагает, что на момент пересмотра КР в год  $t$ , МРА обладает прогнозом деятельности компании на год  $t$ , а также данными финансовой отчетности за годы  $t-1$ ,  $t-2$ . «Исторические» данные позволяют анализировать «кредитную историю» компании и проверить адекватность прогноза.

Все множество исходных данных было разбито на обучающую выборку (для оценки параметров модели) ( $n_1 = 255$ ) и тестовую выборку (для оценки качества модели) ( $n_2 = 660$ ). На первом этапе в модель были включены все объясняющие переменные из табл. 3 и 4; затем производился многофакторный анализ, в ходе которого исключались ОП, коэффициенты при которых являлись незначимыми на уровне не более 10%. Наличие незначимых и коррелирующих между собой ОП в спецификациях согласуется с выводами (Карминский, 2015). Результаты моделирования приведены в табл. 5 и 6 (приведены только статистически значимые коэффициенты).

На основе анализа значимых коэффициентов и их знаков при объясняющих переменных можно сделать следующие выводы:

а) Чем стабильнее ситуация в стране базирования, тем выше КР машиностроительной компании. Это выражается через отрицательный знак у ОП «инфляция» и положительный знак у индекса политической стабильности.

б) Уровень глобальной конкурентоспособности страны базирования существенен для КР машиностроительных компаний, однако это влияние неоднозначно (знак отрицательный, в то время как первоначальные рассуждения предполагали положительное влияние). Вероятно, отрицательный знак связан с тем, что исходные данные захватывали мировой кризис 2008 года, европейский долговой кризис 2010-2013 годов, а также замедление роста развивающихся рынков. В эти периоды индексы конкурентоспособности стран снижались, в то время как КР компаний нет.

в) Размер компании (через переменную выручка) для достижения эффекта масштаба, способность производить продукцию с наименьшими затратами (через переменную рентабельность по EBITDA), а также способность выплачивать обязательства на горизонте 12 месяцев (через коэффициент текущей ликвидности) положительно влияют на КР машиностроительной компании.

г) Традиционные в кредитном анализе ОП финансового рычага и способности обслужи-



**Переменные, характеризующие внутреннюю среду и финансовый профиль машиностроительной компании**

Таблица 4

Области исследований	Переменная и ее расчет	Объяснение значимости переменной
Качество корпоративного управления	Индекс эффективности советов директоров компаний в стране базирования за год $t$ ( $BEI_t$ ). Рассчитывается Всемирным Экономическим Форумом (ВЭФ)	Измеряется путем опроса диверсифицированной группы респондентов, измеряется по шкале от 1 до 7 (7 – наивысшая оценка). Чем выше индекс эффективности совета директоров компаний в стране, тем больше вероятность, что менеджмент компаний придерживается должной стратегии, а права инвесторов защищены
Размер	Выручка за отчетный год $t$ ( $R_t$ ) Активы на конец года $t$ ( $TA_t$ )	Размер активов и выручка являются ключевыми индикаторами рыночной силы компании. Компании с большим размером выручки и активов демонстрируют лучшую способность выдерживать циклы в отрасли. Размер определяет рыночную силу во взаимодействии с покупателями, поставщиками и подрядчиками, а также позволяет создать экономию на масштабе. У больших компаний больше возможностей инвестировать за счет собственных средств, а также лучше доступ к финансовым рынкам, что позволяет сокращать стоимость капитала
Прибыльность	Рентабельность по ЕБИТА ( $EM_t$ ) в году $t$ $EM_t = \frac{EBITAt}{R_t}$ ЕБИТА $_t$ – прибыль до налогов, процентных расходов и амортизации нематериальных активов за год $t$ . $EBITAt = OP_t + A_t + FI_t$ OP $_t$ – операционная прибыль A $_t$ – амортизация нематериальных активов FI $_t$ – финансовые доходы	Существенная прибыльность, наряду со способностью генерировать операционных денежный поток (ОДП), является индикатором конкурентных преимуществ и наличия барьеров для входа новых игроков. Показатель $EM_t$ включает амортизацию основных средств и тем самым отражает специфику машиностроительной отрасли – необходимость постоянного reinvestирования в основные средства для поддержания конкурентоспособности
Финансовый рычаг и способность обслуживать задолженность	Коэффициент покрытия процентов ( $IC_t$ ) за год $t$ $IC_t = \frac{EBITAt}{Interest_t}$ Interest $_t$ – выплаты процентов в год $t$ Коэффициент покрытия процентов с учётом капитальных затрат за год $t$ ( $ICX_t$ ) $ICX_t = \frac{EBITDA_t - Capex_t}{Interest_t}$ EBITDA $_t$ – прибыль до налогов, процентных расходов и полной амортизации за год $t$ . $EBITDA_t = OP_t + A_t + D_t + FI_t$ D $_t$ – амортизация основных средств Capex $_t$ – капитальные затраты	Эти переменные являются индикаторами финансовой гибкости и долгосрочной кредитоспособности. Чем выше у компании задолженность по сравнению с прибылью и чем хуже покрыты выплаты долга денежными потоками, тем более компания подвержена воздействию внешних и внутренних рисков. IC $_t$ , ICX $_t$ – характеризуют способность компании обслуживать долг за счет собственной прибыли FL $_t$ – характеризует уровень долговой нагрузки компании, используется как сравнительная мера «финансового здоровья» CFFO $_t$ – указывает степень покрытия задолженности собственными денежными потоками

	<p>компании за год t</p> <p>Коэффициент задолженности за период t</p> $FL_t = \frac{Debt_t}{EBITDA_t}$ <p>Debt<sub>t</sub> – долг компании на конец года t</p> <p>Коэффициент покрытия долга денежными потоками от операционной деятельности (ОДП) за год t</p> $CFFO_t = \frac{FFO_t}{Debt_t}$ <p>FFO<sub>t</sub> – ОДП компании за год t до изменений в рабочем капитале</p> <p>Коэффициент покрытия чистого долга ОДП после выплаты дивидендов за год t</p> $CRCF_t = \frac{FFO_t - DIV_t}{Debt_t - Cash_t}$ <p>Cash<sub>t</sub> – денежные средства на конец года t</p> <p>DIV<sub>t</sub> – выплаченные дивиденды в году t</p> <p>Коэффициент покрытия долга ОДП после выплаты дивидендов и капитальных затрат за год t</p> $CDC_t = \frac{FFO_t - DIV_t - Capex_t}{Debt_t}$ <p>Коэффициент покрытия долга свободным денежным потоком за год t</p> $CFF_t = \frac{FFO_t - CWC_t - DIV_t - Capex_t}{Debt_t}$ <p>CWC<sub>t</sub> – изменения в рабочем капитале за период t</p> <p>Финансовые рычаги за период t</p> $DBC_t = Debt_t / BC_t$ $DMC_t = Debt_t / MC_t$ <p>DBC<sub>t</sub>, DMC<sub>t</sub> – финансовые рычаги, учитывающий балансовую и рыночную стоимость собственного капитала за период t</p> <p>BC<sub>t</sub> – балансовая стоимость собственного капитала за период t</p> <p>MC<sub>t</sub> – рыночная стоимость собственного капитала за период t</p>	<p>CRCF<sub>t</sub> – показывает степень покрытия непокрытого долга собственными денежными потоками после выполнения обязательств перед акционерами</p> <p>CDC<sub>t</sub> – указывает уровень покрытия долга денежным потоком, оставшимся после капитальных вложений и выполнения обязательств перед акционерами</p> <p>CFF<sub>t</sub> – показывает степень покрытия долга остаточным денежным потоком после выполнения всех обязательств, кроме выплат по долгу</p> <p>DBC<sub>t</sub> и DMC<sub>t</sub> – показывают соотношение между заемным и собственным капиталом в его структуре</p> <p>Перечисленные показатели характеризуют финансовую политику компании: чем больше долг в сравнении с EBITDA и ОДП, тем более эта политика направлена на вознаграждение акционеров по сравнению с кредиторами и тем более риск реструктуризации долга в случае наступления неблагоприятных экономических условий</p>
<p>Рентабельность собственного капитала (ROE)</p>	<p>Рентабельность собственного капитала за год t</p> $ROE_t = \frac{NOPAT_t}{(BC_{t-1} + BC_t)/2}$ <p>NOPAT<sub>t</sub> – чистая операционная прибыль компании после налогообложения за год t</p>	<p>ROEt – показывает эффективность использования собственного капитала компании</p>

Ликвидность	<p>Коэффициент текущей ликвидности на конец года t (<math>CR_t</math>)</p> $CR_t = \frac{CA_t}{CL_t}$ <p><math>CA_t</math> – текущие активы компании <math>CL_t</math> – текущие обязательства компании</p> <p>Коэффициент срочной ликвидности (<math>QR_t</math>) на конец года t</p> $QR_t = \frac{Cash_t + LCA_t}{CL_t}$ <p><math>LCA_t</math> – ликвидная часть текущих активов</p> <p>Коэффициент абсолютной ликвидности на конец года t</p> $AL_t = \frac{Cash_t}{Debt_t}$	<p>Ликвидность – это наличие возможности погашения всей краткосрочной задолженности за счет имеющихся ликвидных активов.</p> <p><math>CR_t</math> – показывает, достаточно ли у компании текущих активов для покрытия ее краткосрочных обязательств</p> <p><math>QR_t</math> – показывает, какая доля краткосрочных обязательств компании может быть покрыта за счет денежных средств и наиболее ликвидной части оборотного капитала</p> <p><math>AL_t</math> – какая часть общего долга компании может быть покрыта за счет денежных средств и их эквивалентов (депозитов и ликвидных вложений)</p>
Источники: Moody's, 2014; Всемирный экономический форум; Сулоева, 2005		

### Результаты многофакторного анализа спецификаций модели (1,2)

Таблица 5

Наименование параметра	Обозначение	Спецификация 1AY	Спецификация 3AY
Константа	$b_0$	2.921** (1.731)	0.152** (2.041)
<b>Объясняющие переменные внешней среды</b>			
Инфляция в стране базирования	IN	-4.352* (2.790)	-10.287** (6.202)
Индекс политической стабильности в стране базирования	PSI	-10.52* (5.313)	1.167** (0.485)
Индекс глобальной конкурентоспособности	CWEF	-0.208** (0.791)	-0.464** (0.214)
<b>Объясняющие переменные, характеризующие внутреннюю среду и финансовый профиль</b>			
Выручка компании	R	2.407*** (5.648)	12.28** (3.363)
Рентабельность по ЕБИТА	$E_m$	6.975** (0.686)	7.559*** (1.479)
Коэффициент текущей ликвидности	CR	-1.167* (0.555)	0.0145 (0.009)
Количество наблюдений		255	255
Псевдо $R^2$		0.457	0.680
Точное предсказание, $\Delta = 0$		57.2%	67.1%
Ошибка до 1 градации $ \Delta  \leq 1$		86,8%	93,7%
Ошибка до 2 градаций $ \Delta  \leq 2$		97,1%	97,3%

1. В скобках указаны стандартные ошибки
2. \*\*\*, \*\*, \* – уровень значимости на 1, 5, 10 %-ном уровне

вать задолженность (табл. 4) оказались в данных спецификациях незначимыми. Это связано с корреляцией этих ОП с показателями рентабельности бизнеса и ликвидности.

д) Показатель вариации продаж за предшествующие 5 лет (табл. 3) оказался незначимым, что говорит о том, что инвесторы не считают цикличность ключевым фактором для оценки

Описательные статистики используемых показателей для различных спецификаций МУМВ

Таблица 6

Переменная	Обозначение	Среднее значение	Максимум	Минимум	Стандартное отклонение
<b>Объясняющие переменные внешней среды</b>					
Инфляция в стране базирования	IN	0,022 (2,2%)	0,39 (39%)	-0,03 (-3%)	1,13
Индекс политической стабильности в стране базирования	PSI	0,59	1,59	-1,28	0,36
Индекс глобальной конкурентоспособности	CWEF	5,52	5,96	4,19	0,21
<b>Объясняющие переменные, характеризующие внутреннюю среду и финансовый профиль</b>					
Выручка компании	R	115,26 (млн \$)	306,13 (млн \$)	116,08 (млн \$)	0,12
Рентабельность по ЕБИТА	Em	0,11 (11%)	0,28 (28%)	-0,13 (-13%)	0,057
Коэффициент текущей ликвидности	CR	0,188 (1,88%)	0,62 (6,2%)	0,17 (1,7%)	0,71

кредитного качества машиностроительных компаний.

Для выбора наилучшей спецификации авто-ры определили предсказательную силу каждой из них путем сравнения фактических и модельных рейтингов (Карминский, 2011). Наилучшей является спецификация ЗАУ. Она обладает более высоким псевдо- $R^2$  по сравнению со спецификацией 1АУ; имеет более высокую предсказательную силу, а также обладает более высокой эффективностью полученных оценок коэффициентов за счет введения поправок на возможную гетероскедастичность и автокорреляцию переменных. Эту спецификацию модели будем далее испытывать на тестовой выборке.

Теперь произведем оценку параметров ИНС по обучающей выборке. Для ИНС выбрали спецификацию ЗАУ, как показавшей наилучшую предсказательную силу в предыдущем примере. Поскольку для ИНС, в отличие от МУМВ, не существует проблемы мультиколлинеарности, во входном слое использовали все ОП из табл. 3 и 4 (всего 27 переменных). Результаты испытания ИНС графически изображены на рис. 3.

На шестом этапе механизма производится оценка предсказательной способности различных вариантов ВКР на тестовой выборке и выбирается наилучшая модель прогнозирования ВКР. В качестве мер точности предсказания рассматриваются две ошибки: 1. Разность предсказанного и фактического рейтинга с точностью до градации ( $\Delta$ ).

2. Разность предсказанного и фактического рейтинга с точностью до класса ( $\delta$ ).

Результаты испытаний ВКР для машиностроительных компаний приведены в табл. 7.

В результате получены следующие результаты: 1. Точность предсказания КР с помощью МУМВ составила для тестовой выборки около 64%, для полной выборки – около 65%. Это значительно выше, чем точность прогноза КР, полученной, например, в (Карминский, 2011), где точность предсказания составляла от 37% до 43%. Повысить точность прогноза удалось за счет максимального приближения набора объясняющих переменных к факторам кредитоспособности, перечисленных в методологии Moody's; использования спецификации ЗАУ; и приведения исходных данных к единому базису по правилам Moody's. Точность прогноза в 65% позволит значительно расширить спектр применения ВКР в качестве инструмента оценки кредитного качества машиностроительных компаний.

2. Прогноз КР с помощью МУМВ с ошибкой в одну градацию также был улучшен до 95%, по сравнению с точностью 87%-89% в моделях Карминского (Карминский, 2011), что позволяет сократить ошибку прогнозирования по данному типу моделей до уровня, близкому к одной градации рейтинга.

3. Точность предсказания класса КР по МУМВ составляет около 92%, прогноз с ошибкой в один класс осуществляется с точностью около 100%. Та-

## Предсказательные способности моделей

Таблица 7

Характеристики	МУМВ			ИНС		
	Обучающая выборка	Тестовая выборка	Полная выборка	Обучающая выборка	Тестовая выборка	Полная выборка
Количество наблюдений	255	660	915	255	660	915
Точное предсказание градаций, $\Delta = 0$	67.1%	63.8%	64.7%	82.6%	55.3%	64.0%
Суммарная ошибка до 1 градации $ \Delta  \leq 1$	95.3%	93.7%	94.9%	88.2%	77.6%	80.1%
Суммарная ошибка до 2 градаций $ \Delta  \leq 2$	97.3%	97.3%	97.3%	91,9%	88.9%	89.6%
Точное предсказание класса, $\delta = 0$	92.2%	91.4%	91.6%	86.7%	71.8%	76%
Суммарная ошибка до 1 класса, $ \delta  \leq 1$	100%	99.4%	99.6%	96.8%	97.0%	97%
Суммарная ошибка до 2 классов $ \delta  \leq 2$	100%	99.8%	99.9%	98.8%	99%	99%
Точное предсказание градации, страны G-7	—	—	65.2%	—	—	63.2%
Точное предсказания градации, остальные страны	—	—	61%	—	—	60%

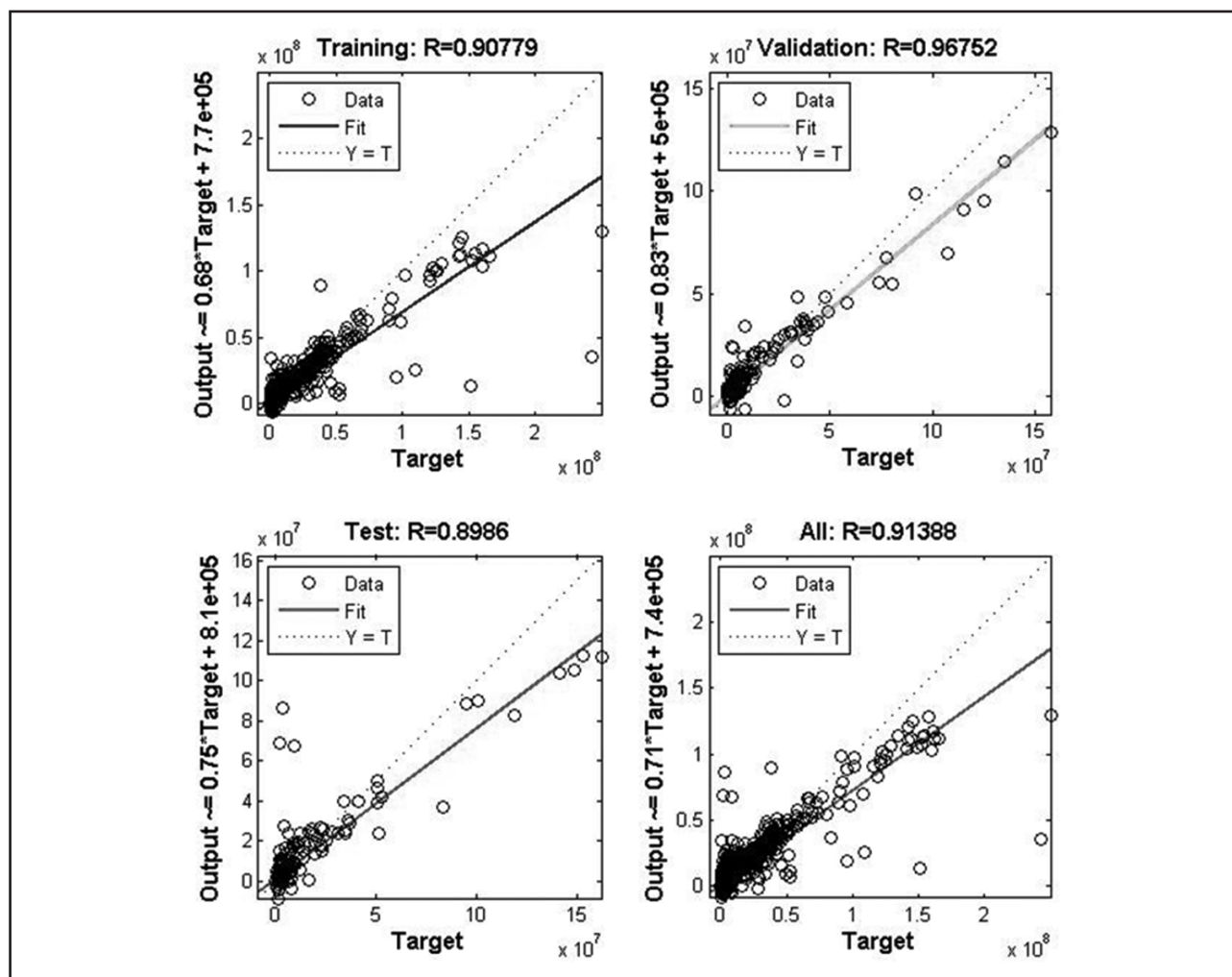


Рис. 3. Результаты испытания нейронной сети по обучающей и тестовой выборке

кая высокая точность позволяет расширить применения ВКР в качестве инструмента оценки уровня процентных ставок, на которые может рассчитывать машиностроительная компания (процентные ставки значительно изменяются при переходе через класс рейтинга (Карминский, 2015)).

4. На тестовой выборке точность предсказания ВКР, построенных по ИНС, находится на уровне 55%, прогноз с ошибкой в одну градацию осуществляется с точностью около 78%, а не более чем в 2 градации – около 89%. Это хуже, чем точность предсказания ВКР по МУМВ. Исходя из этого, МУМВ предпочтительнее для создания ВКР, чем ИНС с алгоритмом обучения Левенберга-Марквардта. Отметим здесь, что точность предсказания ИНС для полной выборки составляет около 64%, что сопоставимо с точностью прогнозов в моделях, представленных в (Huang et. al., 2004; Lee, 2007; Kim et al., 2012).

5. Для КР, построенных с помощью ИНС, наблюдается значительная разница в точности предсказания между обучающей и тестовой выборкой (82.6% в сравнении с 55.3%), в то время как для КР, построенных с помощью МУМВ, такой разницы не наблюдается. В качестве направления дальнейших исследований предлагается использовать для ИНС алгоритм обучения, отличный от алгоритма Левенберга-Марквардта.

6. Обе модели показывают более высокую точность при предсказании КР машиностроительных компаний из развитых стран (из числа «большой семерки») с наиболее ликвидными и эффективными финансовыми рынками, чем при предсказании КР компаний из остальных стран. Это позволяет сделать вывод, что при присвоении рейтингов машиностроительным компаниям из стран, не входящих в «большую семерку», аналитики Moody's используют дополнительные качественные факторы (не перечисленные в базовой методологии), учитывающие особенности бизнес-среды этих стран.

Последний, **седьмой этап механизма** заключается в периодической рекалибровке моделей ВКР для того, чтобы учесть накопившиеся изменения в методологиях и моделях МРА в целом и (или) для конкретных отраслей, а также изменения в бизнес-среде. Для рекалибровки повторяются этапы с первого по шестой. Авторы рекомендуют пересматривать модели раз в три года или чаще, в случае объявленных МРА изменений в методологиях и моделях, а также после материальных изменений в бизнес-среде.

## Заключение

Внутренние кредитные рейтинги (ВКР), построенные с применением эконометрических моделей, являются одними из важнейших инструментов риск-контроллинга, предназначенные для прогнозирования кредитоспособности компаний и их деловых партнеров. Однако представленные в литературе механизмы моделирования ВКР обладают целым рядом ограничений, что приводит либо к невысокой точности прогнозов кредитоспособности компаний (37%-45%), либо к невысокой надежности полученных ВКР. Для преодоления этих ограничений авторами был разработан усовершенствованный механизм построения ВКР, базирующийся на методологиях оценки кредитоспособности компаний рейтинговым агентством Moody's. Его существенными отличиями от ранее применяемых являются:

1. Разработка объясняющих переменных максимально точно соответствующих перечню ключевых факторов оценки кредитоспособности в отраслевых методологиях Moody's.

2. Использование наиболее актуальных исходных данных (за период с 2005 по 2015 годы) для обеспечения стационарности временного ряда.

3. Дополнительная обработка исходных данных для приведения к единому базису различных практик бухгалтерского учета и отражению некоторых хозяйственных операций по их экономической сущности, а не по форме.

Кроме того, механизм предполагает использование средних значений объясняющих переменных за 3 года для максимального учета «кредитной истории» компаний. В исследовании разработаны примеры использования данного механизма при моделировании ВКР для компаний из машиностроительной отрасли. Показано, что применение механизма в случае использования модели упорядоченного множественного выбора (МУМВ) в спецификации «пробит» позволило построить ВКР, обеспечивающих точность предсказания КР от Moody's около 64%. Это значительно выше, чем в случае построения ВКР с использованием этой же модели, но при применении «традиционных» механизмов (37%-41%). Применение механизма в случае использования искусственной нейронной сети (ИНС) с алгоритмом обучения Левенберга-Марквардта для моделирования ВКР обеспечило точность предсказания КР от Moody's в диапазоне 55%-64%. Такая точность предсказания несколько ниже, чем в случае использования МУМВ, но сравнима

с точностью, полученной с помощью «традиционных» механизмов. Такой результат, по мнению авторов, связан с ограничениями, свойственными алгоритму обучения Левенберга-Марквардта,

что требует дополнительных исследований и подбора альтернативного алгоритма обучения ИНС для повышения предсказательной способности ВКР.

### Литература:

1. Corporate Debt Ratings Performance Insights //Moody's Investors Service. 2017 URL: [https://www.moodys.com/researchdocumentcontentpage.aspx?docid=PBC\\_1057582](https://www.moodys.com/researchdocumentcontentpage.aspx?docid=PBC_1057582).
2. Cross-sector Rating Methodology. Financial Statement Adjustments in the Analysis of Non-Financial Corporations. // Moody's Investors Service. 2015. URL: [https://www.moodys.com/researchdocumentcontentpage.aspx?docid=PBC\\_186828](https://www.moodys.com/researchdocumentcontentpage.aspx?docid=PBC_186828).
3. Gavin H.P. The Levenberg-Marquardt method for non-linear least squares curve-fitting problems // Environmental Engineering. 2016. Vol.4. pp. 5-18.
4. Huang Z., Chen H., Hsu C-J., Chen W-H., Wu S. Credit rating analysis with support vector machines and neural networks: a market comparative study //Decision Support Systems. 2004. Vol 37(4), pp. 543-558.
5. Kim K-J., Ahn H. A. Corporate credit rating model using multi-class support vector machines with an ordinal pairwise partitioning approach // Computers & Operations Research. 2012. #39. pp. 1800-1811.
6. Lee Y-C. Application of support vector machines to corporate credit rating prediction // Expert System with Applications. 2007. #33. PP.67-74.
7. Rating Methodology. Global Manufacturing Companies. //Moody's Investors Service. 2014. URL:[https://www.moodys.com/researchdocumentcontentpage.aspx?docid=PBC\\_171678](https://www.moodys.com/researchdocumentcontentpage.aspx?docid=PBC_171678).
8. Rating Methodology. Sovereign Bond Rating // //Moody's Investors Service. 2016. URL:[https://www.moodys.com/researchdocumentcontentpage.aspx?docid=PBC\\_1044859](https://www.moodys.com/researchdocumentcontentpage.aspx?docid=PBC_1044859).
9. Rating Symbols and Definitions// //Moody's Investors Service. 2016. URL: [https://www.moodys.com/researchdocumentcontentpage.aspx?docid=PBC\\_79004](https://www.moodys.com/researchdocumentcontentpage.aspx?docid=PBC_79004).
10. Карминский А.М. Модели корпоративных рейтингов для развивающихся рынков. // Корпоративные финансы. 2011. №3. С. 19-29.
11. Карминский А.М. Кредитные рейтинги и их моделирование. — М.: Издательский дом НИУ ВШЭ. 2015. — 304 с.
12. Корнеев Д.С. Использование аппарата нейронных сетей для создания модели оценки и управления рисками предприятия // Управление большими системами: сборник трудов. 2007. С. 81-102.
13. Романов С.Н. Риск-контроллинг в системе современного менеджмента // Транспортное дело России. 2010. №10. С. 173-175.
14. Сулоева С.Б. Стратегический контроллинг на промышленном предприятии. Монография. СПб: НЕСТОР, 2005. — 182 с.
15. Фалько С.Г. Контроллинг для руководителей и специалистов. — М.: Финансы и статистика. 2008. — 272 с.

### References:

1. Corporate Debt Ratings Performance Insights //Moody's Investors Service. 2017 URL: [https://www.moodys.com/researchdocumentcontentpage.aspx?docid=PBC\\_1057582](https://www.moodys.com/researchdocumentcontentpage.aspx?docid=PBC_1057582).
2. Cross-sector Rating Methodology. Financial Statement Adjustments in the Analysis of Non-Financial Corporations. // Moody's Investors Service. 2015. URL: [https://www.moodys.com/researchdocumentcontentpage.aspx?docid=PBC\\_186828](https://www.moodys.com/researchdocumentcontentpage.aspx?docid=PBC_186828).
3. Gavin H.P. The Levenberg-Marquardt method for non-linear least squares curve-fitting problems // Environmental Engineering. 2016. Vol.4. pp. 5-18.
4. Huang Z., Chen H., Hsu C-J., Chen W-H., Wu S. Credit rating analysis with support vector machines and neural networks: a market comparative study //Decision Support Systems. 2004. Vol 37(4), pp. 543-558.
5. Kim K-J., Ahn H. A. Corporate credit rating model using multi-class support vector machines with an ordinal pairwise partitioning approach // Computers & Operations Research. 2012. #39. pp. 1800-1811.
6. Lee Y-C. Application of support vector machines to corporate credit rating prediction // Expert System with Applications. 2007. #33. PP.67-74.
7. Rating Methodology. Global Manufacturing Companies. //Moody's Investors Service. 2014. URL:[https://www.moodys.com/researchdocumentcontentpage.aspx?docid=PBC\\_171678](https://www.moodys.com/researchdocumentcontentpage.aspx?docid=PBC_171678).
8. Rating Methodology. Sovereign Bond Rating // //Moody's Investors Service. 2016. URL:[https://www.moodys.com/researchdocumentcontentpage.aspx?docid=PBC\\_1044859](https://www.moodys.com/researchdocumentcontentpage.aspx?docid=PBC_1044859).
9. Rating Symbols and Definitions// //Moody's Investors Service. 2016. URL: [https://www.moodys.com/researchdocumentcontentpage.aspx?docid=PBC\\_79004](https://www.moodys.com/researchdocumentcontentpage.aspx?docid=PBC_79004).
10. Karminskij A.M. Modeli korporativnyh rejtingov dlja razvivajushihhsja rynkov. // Korporativnye finansy. 2011. №3. S. 19-29.
11. Karminskij A.M. Kreditnye rejtingi i ih modelirovanie. — M.: Izdatel'skij dom NIU VShJe. 2015. — 304 с.
12. Korneev D.S. Ispol'zovanie apparata nejronnyh setej dlja sozdaniya modeli ocenki i upravlenija riskami predpriyatija //Upravlenie bol'shimi sistemami: sbornik trudov. 2007. S. 81-102.
13. Romanov S.N. Risk-kontrolling v sisteme sovremennogo menedzhmenta // Transportnoe delo Rossii. 2010. №10. S. 173-175.
14. Suloeva S.B. Strategicheskij kontrolling na promyshlennom predpriyatii. Monografija. SPb: NESTOR, 2005. — 182 s.
15. Fal'ko S.G. Kontrolling dlja rukovoditelej i specialistov. — M.: Finansy i statistika. 2008. — 272 s.

## НП «Объединение контроллеров» предлагает новую книгу

**Маркетинг: экономика, финансы, контроллинг:**  
учеб. пособие / Т.Н. Рыжикова. – М.: ИНФРА-М, 2017. – 225 с. –  
[www.dx.doi.org/ 10.12737 / XXXXX](http://www.dx.doi.org/10.12737/XXXXX).

ISBN 978–5–16–012515–2 (print)

ISBN 978–5–16–105668–4 (online)



В пособии раскрываются теоретические положения маркетинга, маркетинг-контроллинга, методы оценки доходов от маркетинга и затрат на маркетинг, осуществляется анализ эффективности маркетинга, дается оценка влияния маркетинга на стоимость бизнеса.

Книга иллюстрирована схемами, графиками, таблицами, примерами, содержит основные расчетные алгоритмы. Каждая глава завершается контрольными вопросами и заданиями, направленными на усвоение материала.

Соответствует требованиям Федерального государственного образовательного стандарта высшего образования последнего поколения.

Для студентов образовательных организаций высшего образования, обучающихся по направлению подготовки высшего образования 38.03.02 «Менеджмент» квалификации бакалавр, а также для слушателей программ МВА, аспирантов, начальников маркетинговых служб, аналитиков маркетинга, маркетологов, производителей товаров и услуг – для всех, чья профессиональная деятельность связана со сферой маркетинга и стратегического управления.

*За дополнительной информацией обращаться в офис  
НП «Объединение Контроллеров»*

Тел.: (499) 267–17–23, 267–17–30; e-mail: [controlling\\_mag@mail.ru](mailto:controlling_mag@mail.ru)