

**ВЫЯВЛЕНИЕ ФИНАНСОВЫХ НАРУШЕНИЙ В РОССИЙСКИХ КОМПАНИЯХ:  
ИНСТРУМЕНТАРИЙ И АПРОБАЦИЯ****Марина Руслановна ГУДОВА**

аспирант департамента корпоративных финансов и корпоративного управления,  
Финансовый университет при Правительстве РФ, Москва, Российская Федерация  
GudovaMR@gmail.com  
<https://orcid.org/0000-0002-3469-5168>  
SPIN-код: 9797-8227

**История статьи:**

Получена 22.08.2018

Получена в доработанном  
виде 05.09.2018

Одобрена 19.09.2018

Доступна онлайн 24.12.2018

УДК 336.64

JEL: G17, G32, G34, M40

**Аннотация****Предмет.** Финансовые несоответствия организаций, включающие финансовые нарушения, правонарушения, корпоративное мошенничество и иные деструктивные события.**Цели.** Формирование и внедрение эффективной модели выявления финансовых несоответствий организаций путем апробации наиболее адекватного к условиям российской экономики инструментария.**Методология.** Использованы данные 700 российских организаций, 350 из которых признаны российскими судами виновными в грубом нарушении требований к бухгалтерскому учету, в том числе к бухгалтерской (финансовой) отчетности. Актуализация уравнений апробируемых моделей на выборке российских организаций произведена инструментарием logit-модели в соответствии с исходной методологией разработок моделей.**Результаты.** Проведена оценка достоверности классификации российских организаций апробируемыми базовыми моделями на основе анализа выявления финансовых несоответствий организаций, доказана низкая точность зарубежных базовых моделей в условиях российских экономических реалий: не более 65,4%. По результатам актуализации уравнений апробируемых моделей на выборке российских организаций повышена точность моделей от 5,3% до 8%, с достижением максимальной точности классификации организаций в 73,4%.**Область применения.** Результаты целесообразно использовать в рамках совершенствования механизма снижения рисков столкновения с недобросовестными действиями субъектов экономики и повышения прозрачности корпоративного сектора, в том числе путем сокращения случаев непреднамеренного искажения данных организаций, снижения доли теневой экономики.**Выводы.** В условиях российской экономики требуется эффективный инструментарий для снижения ущерба от финансовых несоответствий организаций. Результаты исследования подтверждают низкую точность апробированных моделей выявления финансовых несоответствий в условиях российской экономики. Актуализация уравнений позволила повысить точности моделей, однако полученный уровень недостаточен для значимого снижения потерь инвесторов и кредиторов организаций.**Ключевые слова:**

финансовые  
несоответствия,  
мошенничество,  
финансовое моделирование,  
корпоративный сектор,  
корпоративные финансы

© Издательский дом ФИНАНСЫ и КРЕДИТ, 2018

**Для цитирования:** Гудова М.Р. Выявление финансовых нарушений в российских компаниях: инструментарий и апробация // *Финансы и кредит*. — 2018. — Т. 24, № 12. — С. 2898 — 2910.  
<https://doi.org/10.24891/fc.24.12.2898>

**Введение**

Финансовые нарушения, правонарушения, корпоративные мошенничества и иные деструктивные события экономической жизни, являющиеся составляющими более

масштабного явления — финансовых несоответствий, оказывают значительное влияние как на внутреннюю среду организаций, на корпоративный сектор в целом, так и на экономику отдельных государств и мировую экономику.

Финансовые несоответствия представляют собой систему саморазвивающихся отношений, направленных вопреки установленным формальным правилам ведения хозяйственно-экономической деятельности на достижение финансовых либо иных выгод путем преднамеренного или непреднамеренного представления ложных показаний или совершения упущений существенных фактов или учетных (бухгалтерских) данных [1]. Иными словами, финансовые несоответствия организаций — это отклонения от общепринятой нормы финансово-хозяйственной деятельности: прозрачной, рациональной и эффективной. Результатом данных явлений выступает как финансовый, так и нефинансовый ущерб. Подобное влияние финансовых несоответствий обусловлено ролью достоверной и качественной финансовой информации для субъектов экономики. Кроме того, данные явления приводят к искажению реальных значений микро- и макроэкономических показателей, а также масштабов экономик, что затрудняет формирование адекватной политики государства в подобных условиях.

Особенно негативное влияние оказывают финансовые несоответствия на внутреннюю среду, на устойчивость и на имидж организаций. Результатом того, что субъекты экономики прибегают к использованию финансовых несоответствий, выступает снижение доверия субъектов экономики друг к другу, что провоцирует замедление темпов экономического развития и снижение эффективности финансово-экономических отношений субъектов экономики в целом.

Финансовые несоответствия организаций непосредственно связаны с экономическими условиями ведения деятельности: при негативных экономических трендах и неадекватной к условиям государственной политике возникает стимул совершения некоторых действий для поддержания жизнеспособности организации. Однако по мере роста реализуемых финансовых несоответствий происходит усугубление экономических условий — формируется замкнутый круг. Подтверждением

отмеченного выступает связь ВВП и количества совершенных и доказанных финансовых несоответствий организаций. Так, например, экономический кризис 2008 г. вызвал резкий рост количества финансовых несоответствий организаций в 2009 и 2010 гг. (рис. 1): наблюдается рост фактов появления финансовых несоответствий организаций в год падения уровня ВВП и в год после падения уровня ВВП. Повышение количества финансовых несоответствий организаций в периоды кризисов усугубляют негативные тренды, что свидетельствует об актуальности и необходимости внедрения инструментария предотвращения, выявления и пресечения финансовых несоответствий организаций.

Целью данного исследования выступает формирование и внедрение эффективной модели выявления финансовых несоответствий организаций путем апробации наиболее адекватного к условиям российской экономики инструментария.

### **Обзор литературы и гипотезы исследования**

В отечественной и зарубежной практике преимущественно применяется категория финансовых нарушений организаций. Понятие «финансовые несоответствия» было предложено автором [1] на основе анализа:

- подходов к определению данных явлений, включая законодательную и нормативно-правовую базу;
- результирующего эффекта от финансовых несоответствий и используемого инструментария выявления.

Анализ подтверждает тождество результата от реализации объединяемых в понятие финансовых несоответствий деструктивных явлений экономических отношений и возможность использования единого инструментария их выявления.

Решению проблемы выявления финансовых несоответствий организаций посвящено множество исследований, преимущественно зарубежных. Первые наиболее эффективные модели, к примеру М. Beneish [2], ориентировались на выявление нарушений

требований к ведению деятельности листингуемых организаций на бирже путем манипулирования отчетностью и в основном построены на финансовых показателях [3]. Вследствие эволюции подходов к построению инструментария выявления финансовых нарушений и иных видов финансовых несоответствий организаций, в том числе достигнутой путем комбинации математических методов и инструментария моделирования, точность современных моделей значительно увеличена [4–20].

Одной из наиболее точных зарубежных моделей выступает совместная модель E. Kirkos, C. Spathis, и Y. Manolopoulos [4], построенная на основе 10 финансовых показателей с применением таких инструментов, как дерево решений, нейронная сеть и Байесовская сеть. Выборка организаций, использованная исследователями, равномерна и состоит из 76 организаций, 38 из которых с публично признанными финансовыми нарушениями в деятельности. Заявленная точность модели составляет 90,3%, при этом верная классификация организаций с финансовыми нарушениями зафиксирована в 91,7% случаев. Однако множество разработанных моделей, к примеру модель M. Cecchini [5], требуют использования внутренней информации, доступ к которой ограничен для внешних пользователей, в том числе государственных органов. Таким образом, возникает необходимость в инструментарии, способном эффективно и своевременно выявлять финансовые несоответствия организаций, на базе использования только публично доступных данных организаций.

На основе проведенного обзора существующих методов были сформулированы следующие гипотезы исследования.

*Гипотеза 1. Базовые зарубежные модели выявления финансовых нарушений организаций неэффективны в условиях российской экономики.*

При построении инструментария выявления различных видов финансовых несоответствий организаций исследователи, к примеру

M. Beneish [2], C. Spathis [6] или O. Persons [3], преимущественно ориентируются на экономику и специфику финансовых несоответствий конкретных организаций и государств, что создает риски снижения точности в условиях российской экономики. В рамках повышения доли выявляемых финансовых несоответствий в российских организациях требуется применение максимально адаптированного к условиям российской экономики и специфике российских стандартов отчетности инструментария.

*Гипотеза 2. Адаптация уравнений зарубежных моделей на выборке российских организаций недостаточна для минимизации ущерба от финансовых несоответствий в связи с отсутствием в зарубежных моделях показателей, характерных для видов финансовых несоответствий, наблюдаемых в российских организациях.*

Необходимость специализированной для российской экономики модели подтверждается отсутствием гибкого инструментария выявления финансовых несоответствий организаций, эффективного и результативного вне зависимости от государства, на территории которого осуществляется финансово-хозяйственная деятельность анализируемых компаний. Так, при апробации модели M. Beneish [2] на индонезийских организациях исследователями Tarjo и N. Herawati [7] получена максимальная точность в 78,6%, что является приемлемым результатом, однако недостаточным для снижения ущерба от неверной классификации организаций, манипулирующих отчетностью, в рамках принятия стратегических решений.

### **Эмпирическая база и методология исследования**

В данном исследовании использована равномерная выборка, состоящая из 700 российских организаций, 350 из которых признаны российским судом виновными в финансовых нарушениях. Основанием обвинительных решений российских судов выступало выявление грубого нарушения требований к бухгалтерскому учету, в том

числе к бухгалтерской (финансовой) отчетности, согласно ст. 15.11 Кодекса Российской Федерации об административных правонарушениях. Часть выборки, состоящая из данных организаций с финансовыми несоответствиями, сформирована на основании решений судов с 2007 по 2016 г. В свою очередь формирование выборки организаций без отклонений осуществлялось при соблюдении условия соответствия части выборки организаций с финансовыми несоответствиями по размерности организаций, а также при соблюдении требований сохранения чистой прибыли, собственного капитала, ведения деятельности на протяжении минимум семи лет, а также в случае отсутствия контрольных или иных мероприятий, проводимых государственными органами на основании обнаружения фактов или рисков совершения финансовых несоответствий.

Расчеты базовых моделей произведены по уравнениям исходных моделей. В свою очередь непосредственная актуализация уравнений апробируемых моделей на выборке российских организаций произведена инструментарием logit-модели в соответствии с исходной методологией разработок моделей.

### Характеристика апробируемых моделей

В рамках исследования на данных российских организаций рассчитаны наиболее эффективные и применимые с учетом специфики бухгалтерского (финансового) учета в России модели, приведенные в табл. 1.

Согласно результатам исследования С. Spathis [6], уравнение модели выявления финансовых нарушений организаций выглядит следующим образом:

$$Y = 10,6 + 0,6 \frac{Debt}{Eq} - 1,7 \frac{Sal}{TA} + 6,9 \frac{NP}{Sal} + 2,97 \frac{Rec}{Sal} - 48,2 \frac{NP}{TA} - 11,4 \frac{WC}{TA} + 0,4 \frac{GP}{TA} + 2,9 \frac{Inv}{Sal} - 2,3 \frac{TD}{TA} - 1 \ln TA, \quad (1)$$

где  $Y$  — бинарная переменная, отражающая наличие либо отсутствие финансовых несоответствий;

$\frac{Debt}{Eq}$  — показатель соотношения долга организации к собственному капиталу;

$\frac{Sal}{TA}$  — показатель доли выручки в активах организации;

$\frac{NP}{Sal}$  — показатель доли чистой прибыли в выручке;

$\frac{Rec}{Sal}$  — показатель соотношения дебиторской задолженности к выручке;

$\frac{NP}{TA}$  — показатель доли чистой прибыли к активам организации;

$\frac{WC}{TA}$  — показатель доли рабочего капитала в активах организации;

$\frac{GP}{TA}$  — показатель соотношения валовой прибыли к активам;

$\frac{Inv}{Sal}$  — показатель соотношения запасов к выручке;

$\frac{TD}{TA}$  — показатель соотношения общего долга к активам организации;

$\ln TA$  — логарифм активов организации.

Итоговое уравнение модели R. Kanapickiene и Z. Grundiene [8] также построено на основании финансовых показателей организаций:

$$P = \frac{1}{1 + e^{5,768 - 4,263 \frac{INV}{TA} - 0,029 \frac{SAL}{FA} - 4,766 \frac{TL}{TA} - 1,936 \frac{CACH}{CL}}},$$

где  $P$  — бинарная переменная, отражающая наличие либо отсутствие финансовых несоответствий;

$e$  — математическая константа, равная 2,71828;

$\frac{INV}{TA}$  — показатель соотношения запасов к активам;

$\frac{SAL}{FA}$  — индекс соотношения выручки и внеоборотных активов организации;

$\frac{TL}{TA}$  — показатель, характеризующий отношение долговых обязательств к активам;

$\frac{CACH}{CL}$  — показатель соотношения денежных средств к текущим активам.

В свою очередь результаты исследования H. Dalnial, A. Kamaluddin, Z.M. Sanusi и K.S. Khairuddin [9] представлены в виде следующего уравнения:

$$Y = 0,7 + 1,1 \log \frac{TD}{TE} + \log \frac{Rec}{Rev} + \log Z - score, \quad (3)$$

где  $\log \frac{TD}{TE}$  — логарифм индекса соотношения долговых обязательств к активам;

$\log \frac{Rec}{Rev}$  — логарифм индекса соотношения дебиторской задолженности и доходов организации;

$\log Z - score$  — логарифм индекса Z-score Альтмана.

Основанием выбора моделей для апробации также выступала простота использования моделей идентификации авторского понимания финансовых несоответствий.

Оценка качества моделей осуществлена путем сравнения показателей прогнозной силы моделей (доли верной классификации организаций с финансовыми несоответствиями и организаций без отклонений).

#### **Апробация и анализ эмпирических результатов моделей выявления финансовых несоответствий на данных российских организаций**

Согласно результатам апробации (рис. 2) на выборке российских организаций общая точность модели C. Spathis составила 63,5%, модели R. Kanapickiene — 61% и модели A. Kamaluddin — 65,4% соответственно. Полученные точности являются

недостаточными для эффективного выявления финансовых несоответствий в условиях российской экономики. Подтверждением изложенного также выступает низкая доля верно классифицированных российских организаций с финансовыми несоответствиями всеми апробируемыми моделями, что доказывает гипотезу № 1 данного исследования.

#### **Результаты адаптации уравнений апробируемых моделей выявления финансовых несоответствий к специфике данных российских организаций и условиям экономической деятельности**

При построении моделей C. Spathis, R. Kanapickiene и A. Kamaluddin использовали модели логической регрессии, в связи с чем при адаптации моделей также использован отмеченный инструментарий.

По результатам расчетов получены уравнения, искомая бинарная переменная которых сравнивается с критическим значением, равным нулю, превышение которого свидетельствует о наличии финансовых несоответствий в деятельности организаций.

Адаптированное для российских организаций уравнение C. Spathis имеет вид:

$$Y = 16,6 + 0,003 \frac{Debt}{Eq} + 0,01 \frac{SAL}{TA} - 0,06 \frac{NP}{TA} - 0,45 \frac{NP}{SAL} + 0,35 \frac{REC}{SAL} - 1,34 \frac{WC}{TA} - 1,21 \frac{GP}{TA} + 0,99 \frac{INV}{SAL} + 2,41 \frac{TD}{TA} - 0,93 \ln TA. \quad (4)$$

Полученная общая точность адаптированной модели C. Spathis равна 70,5%, что выше точности базовой модели на 7%, при этом отмечается значительное повышение точности идентификации организаций с финансовыми несоответствиями (в 2,1 раза), что отражено на рис. 3. Несмотря на значимое повышение эффективности, точность адаптированной модели является недостаточной, что связано с сохранением высокой доли неверной классификации российских организаций с финансовыми несоответствиями.

В свою очередь адаптированное уравнение R. Kanapickiene имеет следующий вид:

$$Y = -1,62 + 0,55 \frac{INV}{TA} + 0,00003 \frac{SAL}{FA} + 2,4 \frac{TL}{TA} - 0,96 \frac{Cash}{CA}. \quad (5)$$

При сопоставлении с критическим значением получена общая точность модели в 66,3%. Отмечается повышение точности модели в части выявления российских организаций с финансовыми несоответствиями на 19,9% при снижении точности идентификации организаций без отклонений (9,2%), как видно на *рис. 4*. Полученные результаты модели R. Kanapickiene также являются недостаточными для эффективного и своевременного выявления фактов и рисков наличия финансовых несоответствий организаций.

Адаптированное уравнение A. Kamaluddin приняло следующий вид:

$$Y = 1,98 + 0,33 \frac{TD}{TE} + 0,88 \frac{TD}{TA} + 0,26 \frac{NP}{R} - 0,49 \frac{CA}{TA} + 0,53 \frac{Rec}{Rev} + 0,34 \frac{INV}{TA} + 0,39 \frac{WC}{TA} + 0,34 \frac{REV}{TA} - 0,03 Z - score. \quad (6)$$

Полученные результаты адаптации модели A. Kamaluddin, представленные на *рис. 5*, свидетельствуют о повышении точности базовой модели до 73,4%, то есть на 8%. Подобная точность модели является приемлемой, однако потери от неверной классификации организаций как для инвесторов, кредиторов, так и для внутренних пользователей сохраняются на достаточно высоком уровне. Кроме того, коэффициент детерминации  $R^2$  адаптированной модели равен 0,25, что свидетельствует о слабой функциональной связи между искомой бинарной переменной (наличие / отсутствие финансовых несоответствий) и факторами, использованными в модели A. Kamaluddin. Иными словами, при использовании модели в текущей деятельности доля неверной классификации российских организаций может быть значительно выше.

Результаты адаптации апробируемых моделей свидетельствуют о недостаточной эффективности зарубежных моделей в части выявления финансовых несоответствий в условиях российских экономических реалий. Причиной подобных результатов, на наш взгляд, выступают спецификация моделей на экономике отдельных государств, отдельных организационно-правовых форм организаций, видов финансовых несоответствий.

## Заключение

Экономические реалии сигнализируют о необходимости внедрения гибкого и эффективного инструментария выявления финансовых несоответствий организаций. Причиной выступают последствия от реализации данных явлений: снижение экономических темпов развития, финансовые потери государства и организации, ущерб имиджу организаций.

Российская экономика, развитие которой отягощено вводимыми санкциями против государства, сохраняющая значительную долю теневой экономики, нуждается в механизме борьбы с негативными трендами, включающими в себя финансовые несоответствия организаций. В связи с этим актуальной является проблема разработки и внедрение более точного инструментария выявления финансовых несоответствий, что послужит основанием для принятия результативных решений по снижению ущерба от данных явлений.

В данном исследовании апробированы наиболее гибкие и адекватные к условиям российских экономических реалий и требованиям российских стандартов отчетности модели: C. Spathis, A. Kamaluddin и R. Kanapickiene. Результаты расчетов подтвердили неэффективность базовых моделей, максимальная точность которых достигала лишь 65,4%.

Путем перерасчета моделей на выборке российских организаций уравнения апробируемых моделей были актуализированы: точность моделей повышена от 5,3% до 8%, при этом максимальная точность составляет 73,4% (модель A. Kamaluddin). Данный уровень

точности является приемлемым, однако ущерб от неверной классификации организаций как для внешних пользователей (инвесторов, кредиторов, государственных органов), так и для внутренних остается значительным.

Проведенное исследование свидетельствует о необходимости разработки модели выявления

финансовых несоответствий применительно к российским реалиям с учетом показателей, характеризующих специфику видов характерных для российских организаций финансовых несоответствий, а также экономических особенностей и специфики стандартов бухгалтерской отчетности России.

**Таблица 1**

**Апробируемые модели выявления финансовых несоответствий**

**Table 1**

**Characteristics of pilot models to identify financial non-compliance**

Авторы модели	Показатели, использованные в исследовании	Заявленная точность
C. Spathis [6]	<i>Долг / Собственный капитал (Debt / Eq)</i> <i>Выручка / Активы (Sal / TA)</i> <i>Чистая прибыль / Выручка (NP / Sal)</i> <i>Дебиторская задолженность / Выручка (Rec / Sal)</i> <i>Чистая прибыль / Активы (NP / TA)</i> <i>Рабочий капитал / Активы (WC / TA)</i> <i>Валовая прибыль / Активы (GP / TA)</i> <i>Запасы / Выручка (Inv / Sal)</i> <i>Долговые обязательства / Активы (TD / TA)</i> <i>Логарифм активов (Ln TA)</i> <i>Запасы / Активы (INV / TA)</i>	От 83,5% до 88,5%
R. Kanapickiene и Z. Grundiene [8]	<i>Выручка / Внеоборотные активы (SAL / FA)</i> <i>Долговые обязательства / Активы (TL / TA)</i> <i>Денежные средства / Текущие активы (Cash / CL)</i>	84,8%
H. Dalnial, A. Kamaluddin, Z.M. Sanusi и K.S. Khairuddin [9]	<i>Логарифм (Долговые обязательства / Капитал организации) (TD/TE)</i> <i>Логарифм (Долговые обязательства / Активы) (TD/TA)</i> <i>Логарифм (Чистая прибыль / Доход) (NP/R)</i> <i>Логарифм (Текущие активы / Активы) (CA/TA)</i> <i>Логарифм (Запасы / Активы) (Inv/TA)</i> <i>Логарифм (Рабочий капитал / Активы) (WC/TA)</i> <i>Логарифм (Доходы / Активы) (Rev/TA)</i> <i>Логарифм (Дебиторская задолженность / Доходы организации) (Rec/Rev)</i> <i>Z-score Альтмана (Z-score) [1]</i>	72,3%

Источник: авторская разработка

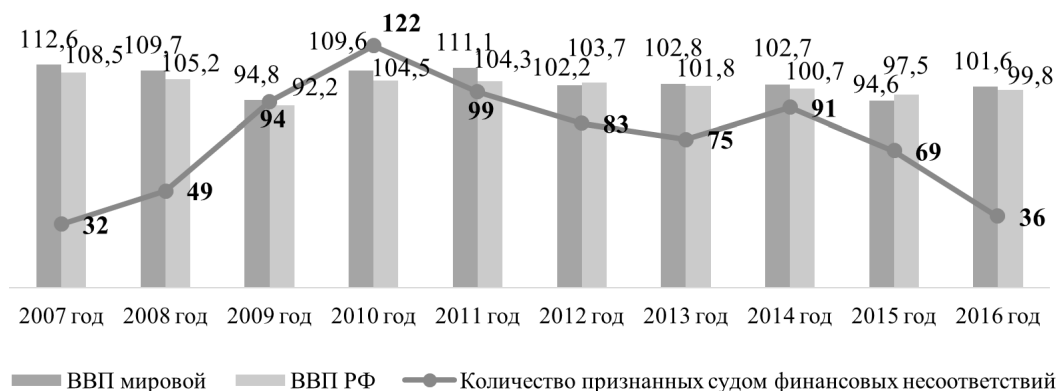
Source: Authoring

**Рисунок 1**

**Соотношение динамики прироста ВВП (%) и количества выявленных и доказанных российским судом финансовых несоответствий российских организаций (ед.)**

**Figure 1**

**Correlation between trends in GDP growth (percentage) and the number of instances of financial non-compliance by Russian companies identified and proved by the Russian court**



*Примечание.* Количество признанных судом финансовых несоответствий представлено на графике в единицах; прирост ВВП к предыдущему году, как мировой, так и российский, представлен в процентах.

*Источник:* авторская разработка на основании данных ассоциации The World Bank's Development Data Group (URL: <https://data.worldbank.org/indicator/NY.GDP.MKTP.CD?end=2016&start=2006>) и Федеральной службы государственной статистики (URL: [http://www.gks.ru/wps/wcm/connect/rosstat\\_main/rosstat/ru/statistics/accounts/#](http://www.gks.ru/wps/wcm/connect/rosstat_main/rosstat/ru/statistics/accounts/#))

*Source:* Authoring, based on the data of The World Bank's Development Data Group (URL: <https://data.worldbank.org/indicator/NY.GDP.MKTP.CD?end=2016&start=2006>) and the Federal State Statistics Service (URL: [http://www.gks.ru/wps/wcm/connect/rosstat\\_main/rosstat/ru/statistics/accounts/#](http://www.gks.ru/wps/wcm/connect/rosstat_main/rosstat/ru/statistics/accounts/#))

**Рисунок 2**

**Соотношение верно классифицированных моделями Ch. Spathis, R. Kanapickiene, A. Kamaluddin российских организаций, %**

**Figure 2**

**Correlation of correctly-classified Russian companies under the Ch. Spathis, R. Kanapickiene, and A. Kamaluddin models, percentage**



*Источник:* авторская разработка

*Source:* Authoring



**Рисунок 3**

**Соотношение верно классифицированных организаций адаптированной моделью Ch. Spathis, %**

**Figure 3**

**Correlation of correctly-classified Russian companies under the Ch. Spathis adapted model, percentage**



*Источник:* авторская разработка

*Source:* Authoring

**Рисунок 4**

**Соотношение верно классифицированных организаций адаптированной моделью R. Kanapickiene, %**

**Figure 4**

**Correlation of correctly-classified Russian companies under the R. Kanapickiene adapted model, percentage**



*Источник:* авторская разработка

*Source:* Authoring

**Рисунок 5**

**Соотношение верно классифицированных организаций адаптированной моделью A. Kamaluddin, %**

**Figure 5**

**Correlation of correctly-classified Russian companies under the A. Kamaluddin adapted model, percentage**



*Источник:* авторская разработка

*Source:* Authoring

**Список литературы**

1. Гудова М.Р. Финансовые несоответствия организаций: сущность понятия, формирование единого подхода к данному явлению // Вестник АКСОР. 2017. № 2. С. 218–223.
2. Beneish M.D. The Detection of Earnings Manipulation. *Financial Analysts Journal*, 1999, vol. 55(5), pp. 24–36.
3. Persons O.S. Using Financial Statement Data to Identify Factors Associated with Fraudulent Financial Reporting. *Journal of Applied Business Research*, 1995, vol. 11, iss. 3, pp. 38–46.
4. Kirkos E., Spathis C., Manolopoulos Y. Data Mining Techniques for the Detection of Fraudulent Financial Statements. *Expert Systems with Applications*, 2007, vol. 32, iss. 4, pp. 995–1003. URL: <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2006.02.016>
5. Cecchini M., Aytug H., Koehler G., Pathak P. Detecting Management Fraud in Public Companies. *Management Science*, 2010, vol. 56, no. 7, pp. 1146–1160.
6. Spathis Ch., Doumpos M., Zopounidis C. Detecting Falsified Financial Statements: A Comparative Study Using Multicriteria Analysis and Multivariate Statistical Techniques. *The European Accounting Review*, 2002, vol. 11, iss. 3, pp. 509–535. URL: <https://doi.org/10.1080/0963818022000000966>
7. Tarjo, Herawati N. Application of Beneish M-Score Models and Data Mining to Detect Financial Fraud. *Procedia – Social and Behavioral Sciences*, 2015, vol. 211, pp. 924–930.
8. Kanapickiene R., Grundiene Z. The Model of Fraud Detection in Financial Statements by Means of Financial Ratios. *Procedia – Social and Behavioral Sciences*, 2015, vol. 213, pp. 321–327.
9. Dalnial H., Kamaluddin A., Sanusi Z., Khairuddin K. Accountability in Financial Reporting: Detecting Fraudulent Firms. *Procedia – Social and Behavioral Sciences*, 2014, vol. 145, pp. 61–69.
10. Beneish M.D. Detecting GAAP Violation: Implications for Assessing Earnings Management among Firms with Extreme Financial Performance. *Journal of Accounting and Public Policy*, 1997, vol. 16, iss. 3, pp. 271–309.
11. Beneish M.D., Marshall C.D., Yang J. Explaining CEO Retention in Misreporting Firms. *Journal of Financial Economics*, 2017, vol. 123(3), pp. 512–535. URL: <https://doi.org/10.1016/j.jfineco.2016.12.004>
12. Beneish M.D., Vargus M.E. Insider Trading, Earnings Quality, and Accrual Mispricing. *The Accounting Review*, 2002, vol. 77, no. 4, pp. 755–791. URL: <https://doi.org/10.2308/accr.2002.77.4.755>
13. Stepanyan I.K., Dubinina G.A., Nikolaev D.A. et al. Cross-Disciplinary Case-Analyses of Investment Optimization in a Foreign Language Applying Dynamic Programming. *Espacios*, 2017, vol. 38, no. 62, pp. 19–28. URL: <http://www.revistaespacios.com/a17v38n62/17386219.html>
14. Dutta I., Dutta S., Raahemi B. Detecting Financial Restatements Using Data Mining Techniques. *Expert Systems with Applications*, 2017, vol. 90, pp. 374–393. URL: <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2017.08.030>
15. Glancy F.H., Yadav S.B. A Computational Model for Financial Reporting Fraud Detection. *Decision Support Systems*, 2011, vol. 50, no. 3, pp. 595–601. URL: <https://doi.org/10.1016/j.dss.2010.08.010>

16. Gupta R., Gill N.S. A Data Mining Framework for Prevention and Detection of Financial Statement Fraud. *International Journal of Computer Applications*, 2012, vol. 50, iss. 8, pp. 7–14. URL: <https://pdfs.semanticscholar.org/8385/dfe17d83a93753a4bdd6a55f9585ebb9da6c.pdf>
17. Fanning K., Cogger K.O. Neural Network Detection of Management Fraud Using Published Financial Data. *Intelligent Systems in Accounting, Finance & Management*, 1998, vol. 7, iss. 1, pp. 21–41. URL: [https://doi.org/10.1002/\(SICI\)1099-1174\(199803\)7:1<21::AID-ISAF138>3.0.CO;2-K](https://doi.org/10.1002/(SICI)1099-1174(199803)7:1<21::AID-ISAF138>3.0.CO;2-K)
18. Feroz E.H., Kwon T.M., Park K., Pastena V.S. The Efficacy of Red Flags in Predicting the SEC's Targets: An Artificial Neural Networks Approach. *Intelligent Systems in Accounting, Finance & Management*, 2000, vol. 9, iss. 3, pp. 145–157. URL: [https://doi.org/10.1002/1099-1174\(200009\)9:3%3C145::AID-ISAF185%3E3.0.CO;2-G](https://doi.org/10.1002/1099-1174(200009)9:3%3C145::AID-ISAF185%3E3.0.CO;2-G)
19. Kim J., Baik B., Cho S. Detecting Financial Misstatements with Fraud Intention Using Multi-Class Cost-Sensitive Learning. *Expert Systems with Applications*, 2016, vol. 62, iss. C, pp. 32–43. URL: <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2016.06.016>
20. Throckmorton S., Mayew W., Venkatachalam M., Collins L. Financial Fraud Detection Using Vocal, Linguistic and Financial Cues. *Decision Support Systems*, 2015, vol. 74, pp. 78–87. URL: <https://doi.org/10.1016/j.dss.2015.04.006>

#### **Информация о конфликте интересов**

Я, автор данной статьи, со всей ответственностью заявляю о частичном и полном отсутствии фактического или потенциального конфликта интересов с какой бы то ни было третьей стороной, который может возникнуть вследствие публикации данной статьи. Настоящее заявление относится к проведению научной работы, сбору и обработке данных, написанию и подготовке статьи, принятию решения о публикации рукописи.

**IDENTIFICATION OF FINANCIAL NON-COMPLIANCE IN RUSSIAN COMPANIES: TOOLS AND THEIR TESTING****Marina R. GUDOVA**Financial University under Government of Russian Federation, Moscow, Russian Federation  
GudovaMR@gmail.com  
<https://orcid.org/0000-0002-3469-5168>**Article history:**Received 22 August 2018  
Received in revised form  
5 September 2018  
Accepted 19 September 2018  
Available online  
24 December 2018**JEL classification:** G17, G32,  
G34, M40**Keywords:** financial non-compliance, fraud, financial modeling, corporate sector, corporate finance**Abstract****Subject** The article investigates the financial non-compliance in organizations, which includes instances of financial irregularity, legal offense, corporate fraud, and other destructive events of economic life.**Objectives** The focus is on introducing an effective model to identify instances of financial non-compliance by organizations through testing the tools being the most appropriate for Russian economic conditions.**Methods** I use the data on 700 Russian organizations, including those that Russian courts found guilty of gross violation of accounting (financial) requirements. I update the equations of tested models on a sample of Russian organizations by using the tools of a logit model in accordance with initial methodology for model development.**Results** I assessed the classification accuracy of Russian organizations by pilot basic models based on the analysis of financial non-compliance identification, and proved the low accuracy of foreign basic models in Russian economic conditions. It is reasonable to use the findings to improve the mechanism of mitigating the risk of fraudulent actions by economic entities and increasing the transparency of the corporate sector, including through reducing the unintentional misstatement and shrinking the off-the-books economy.**Conclusions** It is crucial to have effective tools to minimize financial and non-financial damage from financial non-compliance of companies. The paper confirms low accuracy of tested models for identifying financial non-compliance in Russian economic conditions. Updating the equations enabled to enhance the model accuracy, however, it is insufficient for significant reduction of investors' and creditors' losses.

© Publishing house FINANCE and CREDIT, 2018

**Please cite this article as:** Gudova M.R. Identification of Financial Non-Compliance in Russian Companies: Tools and Their Testing. *Finance and Credit*, 2018, vol. 24, iss. 12, pp. 2898–2910.  
<https://doi.org/10.24891/fc.24.12.2898>**References**

1. Gudova M.R. [Financial non-compliance in companies: The essence of the concept, formation of a unified approach to this phenomenon]. *Vestnik AKSOR*, 2017, no. 2, pp. 218–223. (In Russ.)
2. Beneish M.D. The Detection of Earnings Manipulation. *Financial Analysts Journal*, 1999, vol. 55(5), pp. 24–36.
3. Persons O.S. Using Financial Statement Data to Identify Factors Associated with Fraudulent Financial Reporting. *Journal of Applied Business Research*, 1995, vol. 11, iss. 3, pp. 38–46.
4. Kirkos E., Spathis Ch., Manolopoulos Y. Data Mining Techniques for the Detection of Fraudulent Financial Statements. *Expert Systems with Applications*, 2007, vol. 32, iss. 4, pp. 995–1003. URL: <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2006.02.016>
5. Cecchini M., Aytug H., Koehler G., Pathak P. Detecting Management Fraud in Public Companies. *Management Science*, 2010, vol. 56, no. 7, pp. 1146–1160.

6. Spathis Ch., Doumpos M., Zopounidis C. Detecting falsified financial statements: A comparative study using multicriteria analysis and multivariate statistical techniques. *European Accounting Review*, 2002, vol. 11, iss. 3, pp. 509–535. URL: <https://doi.org/10.1080/0963818022000000966>
7. Tarjo, Herawati Nurul. Application of Beneish M-Score Models and Data Mining to Detect Financial Fraud. *Procedia – Social and Behavioral Sciences*, 2015, vol. 211, pp. 924–930.
8. Kanapickiene R., Grundiene Z. The Model of Fraud Detection in Financial Statements by Means of Financial Ratios. *Procedia – Social and Behavioral Sciences*, 2015, vol. 213, pp. 321–327.
9. Dalnial H., Kamaluddin A., Sanusi Z., Khairuddin K. Accountability in Financial Reporting: Detecting Fraudulent Firms. *Procedia – Social and Behavioral Sciences*, 2014, vol. 145, pp. 61–69.
10. Beneish M.D. Detecting GAAP Violation: Implications for Assessing Earnings Management among Firms with Extreme Financial Performance. *Journal of Accounting and Public Policy*, 1997, vol. 16, iss. 3, pp. 271–309. URL: [https://doi.org/10.1016/S0278-4254\(97\)00023-9](https://doi.org/10.1016/S0278-4254(97)00023-9)
11. Beneish M.D., Marshall C.D., Yang J. Explaining CEO Retention in Misreporting Firms. *Journal of Financial Economics*, 2017, vol. 123(3), pp. 512–535. URL: <https://doi.org/10.1016/j.jfineco.2016.12.004>
12. Beneish M.D., Vargus M.E. Insider Trading, Earnings Quality, and Accrual Mispricing. *The Accounting Review*, 2002, vol. 77, no. 4, pp. 755–791. URL: <https://doi.org/10.2308/accr.2002.77.4.755>
13. Stepanyan I.K., Dubinina G.A., Nikolaev D.A. et al. Cross-Disciplinary Case-Analyses of Investment Optimization in a Foreign Language Applying Dynamic Programming. *Espacios*, 2017, vol. 38, no. 62, pp. 19–28. URL: <http://www.revistaespacios.com/a17v38n62/17386219.html>
14. Dutta I., Dutta S., Raahemi B. Detecting Financial Restatements Using Data Mining Techniques. *Expert Systems with Applications*, 2017, vol. 90, iss. C, pp. 374–393. URL: <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2017.08.030>
15. Glancy F.H., Yadav S.B. A Computational Model for Financial Reporting Fraud Detection. *Decision Support Systems*, 2011, vol. 50, no. 3, pp. 595–601. URL: <https://doi.org/10.1016/j.dss.2010.08.010>
16. Gupta R., Gill N.S. A Data Mining Framework for Prevention and Detection of Financial Statement Fraud. *International Journal of Computer Applications*, 2012, vol. 50, iss. 8, pp. 7–14. URL: <https://pdfs.semanticscholar.org/8385/dfef17d83a93753a4bdd6a55f9585ebb9da6c.pdf>
17. Fanning K., Cogger K.O. Neural Network Detection of Management Fraud Using Published Financial Data. *Intelligent Systems in Accounting, Finance & Management*, 1998, vol. 7, iss. 1, pp. 21–41. URL: [https://doi.org/10.1002/\(SICI\)1099-1174\(199803\)7:1<21::AID-ISAF138>3.0.CO;2-K](https://doi.org/10.1002/(SICI)1099-1174(199803)7:1<21::AID-ISAF138>3.0.CO;2-K)
18. Feroz E.H., Kwon T.M., Park K., Pastena V.S. The Efficacy of Red Flags in Predicting the SEC's Targets: An Artificial Neural Networks Approach. *Intelligent Systems in Accounting, Finance & Management*, 2000, vol. 9, iss. 3, pp. 145–157. URL: [https://doi.org/10.1002/1099-1174\(200009\)9:3%3C145::AID-ISAF185%3E3.0.CO;2-G](https://doi.org/10.1002/1099-1174(200009)9:3%3C145::AID-ISAF185%3E3.0.CO;2-G)
19. Kim J., Baik B., Cho S. Detecting Financial Misstatements with Fraud Intention Using Multi-Class Cost-Sensitive Learning. *Expert Systems with Applications*, 2016, vol. 62, iss. C, pp. 32–43. URL: <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2016.06.016>
20. Throckmorton S., Mayew W., Venkatachalam M., Collins L. Financial Fraud Detection Using Vocal, Linguistic and Financial Cues. *Decision Support Systems*, 2015, vol. 74, pp. 78–87. URL: <https://doi.org/10.1016/j.dss.2015.04.006>

### Conflict-of-interest notification

I, the author of this article, bindingly and explicitly declare of the partial and total lack of actual or potential conflict of interest with any other third party whatsoever, which may arise as a result of the publication of this article. This statement relates to the study, data collection and interpretation, writing and preparation of the article, and the decision to submit the manuscript for publication.