

ВЫЯВЛЕНИЕ ФИНАНСОВЫХ НАРУШЕНИЙ РОССИЙСКИХ ОРГАНИЗАЦИЙ: ОСОБЕННОСТИ И ПРИМЕНИМОСТЬ ЗАРУБЕЖНЫХ МОДЕЛЕЙ

Елена Анатольевна ФЕДОРОВА^а*, Марина Руслановна ГУДОВА^б

^а доктор экономических наук, профессор департамента корпоративных финансов и корпоративного управления, Финансовый университет при Правительстве Российской Федерации, Москва, Российская Федерация
ecolena@mail.ru

<https://orcid.org/0000-0002-3381-6116>

SPIN-код: 7520-2160

^б государственный инспектор Контрольно-счетной палаты Москвы, инспекция № 5, аспирантка департамента корпоративных финансов и корпоративного управления, Финансовый университет при Правительстве Российской Федерации, Москва, Российская Федерация
GudovaMR@gmail.com

ORCID: отсутствует

SPIN-код: 9797-8227

* Ответственный автор

История статьи:

Получена 13.06.2018

Получена в доработанном

виде 04.09.2018

Одобрена 27.11.2018

Доступна онлайн 28.02.2019

УДК 336.64

JEL: G17, G32, G34

Аннотация

Предмет. Финансовые нарушения организаций в современных российских экономических реалиях достигли уровня глобализации и дифференциации.

Цели. Выявление финансовых нарушений, допущенных российскими организациями на основе оценки применимости зарубежных моделей.

Методология. Произведен расчет оптимальных значений финансовых показателей модели выявления финансовых нарушений алгоритмом построения бинарного дерева классификации для выборки из 698 российских организаций, 348 из которых признаны российскими судами виновными в совершении финансовых нарушений.

Результаты. Апробирована одна из наиболее признанных моделей идентификации финансовых нарушений организаций. По причине низкой прогнозной точности базовой модели М. Бениша предельные значения индексов модели и сводный индекс были уточнены с учетом специфики показателей деятельности российских организаций с финансовыми нарушениями. По результатам адаптации индексов значительно увеличена прогнозная точность модели, однако сохранилась высокая доля неверных классификаций таких организаций, в связи с чем рекомендовано уточнение самих показателей зарубежных моделей для российских экономических реалий. Применение откорректированного уравнения М. Бениша позволит эффективно и своевременно идентифицировать организации с финансовыми нарушениями, что снизит риски ущерба от данных явлений и увеличит прозрачность корпоративного сектора.

Ключевые слова:

финансовые несоответствия, идентификация финансовых нарушений, модель М. Бениша, прозрачность корпоративного сектора, риски

Выводы. Неблагоприятные экономические условия финансово-хозяйственной деятельности в России и значимость ущерба от финансовых нарушений требуют адекватного инструментария их выявления. Зарубежные модели не ориентированы на выявление специфичных для России финансовых нарушений, низкая точность по результатам апробации данных моделей является сигналом необходимости разработки инструментария с учетом особенностей российской экономики.

© Издательский дом ФИНАНСЫ и КРЕДИТ, 2018

Для цитирования: Федорова Е.А., Гудова М.Р. Выявление финансовых нарушений российских организаций: особенности и применимость зарубежных моделей // *Экономический анализ: теория и практика*. – 2019. – Т. 18, № 2. – С. 339 – 352.

<https://doi.org/10.24891/ea.18.2.339>

Экономические реалии Российской Федерации обусловленными негативными последствиями отличаются неблагоприятными трендами, введения санкций против государства,

наличием пробелов в законодательстве, регулирующем экономические отношения, незавершенностью формирования экономической системы государства. Драйвером неблагоприятных экономических условий также выступают финансовые нарушения, правонарушения, корпоративные мошенничества и иные деструктивные явления, выступающие составляющими более масштабного явления – финансовых несоответствий организаций.

Финансовые несоответствия – система 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]. Важно отметить, что все составляющие финансовых несоответствий являются отклонениями от общепринятой нормы финансово-хозяйственной деятельности: эффективной, рациональной и прозрачной системы отношений. В рамках нашего исследования рассмотрен один из видов финансовых несоответствий – финансовые нарушения, что связано с ограниченностью публикаций российской базы решений судов, в открытом доступе находятся только решения по грубым нарушениям организациями требований к бухгалтерскому учету, в том числе к бухгалтерской (финансовой) отчетности.

Последние исследования отражают положительную динамику к снижению финансовых нарушений. Так, их количество (грубые нарушения требований к бухгалтерскому учету и отчетности, в том числе финансовой), выявленных и доказанных судом¹, снизилось к 2016 г. на 56,6% по сравнению с 2012 г. (рис. 1).

Однако снижение количества финансовых нарушений организациями в 2016 г. может

быть обусловлено длительностью судебных процедур.

В то же время ущерб от финансовых нарушений остается значительным. Так, согласно исследованиям Ассоциации специалистов по расследованию мошенничеств (ACFE)², средние потери доходов организаций в результате как реализации самой организацией, так и столкновения с финансовыми нарушениями в 2016–2017 гг. в России и странах Азии составляют 150 тыс. долл.

В связи с этим апробация зарубежных методов и моделей выявления финансовых нарушений выступает одной из наиболее важных задач.

Целью нашего исследования выступает выявление финансовых нарушений, допущенных российскими организациями, на основе оценки применимости зарубежных моделей (на примере модели М. Бениша).

Существует множество исследований, посвященных разработке методов и моделей выявления финансовых нарушений в организациях [2–7]. Наиболее эффективные из них построены с использованием инструментария моделирования (табл. 1). При этом, ряд подходов основывается на анализе финансовых показателей в целях идентификации финансовых нарушений, в то время как отдельные модели построены с использованием нефинансовых (в том числе текстовых) показателей.

Среди наиболее известных и эффективных моделей выявления финансовых нарушений выступает модель Спависа [8] с заявленной точностью в 86,9%. Модель построена с помощью дискриминантного анализа и методов логической регрессии с применением многокритериального метода принятия решений на основе финансовых показателей. Выборка для построения модели состояла из 76 греческих организаций: 38 организаций с прозрачной отчетностью и 38 организаций, чья отчетность публично признана фальсифицированной. Недостатком модели

¹ Государственная автоматизированная система Российской Федерации «Правосудие». URL: <https://sudrf.ru/>

² Report to the Nations: 2018 Global Study on Occupational Fraud and Abuse. Association of Certified Fraud Examiners. URL: <http://www.acfe.com/report-to-the-nations/2018>

выступает ориентация на греческую экономику, а также сравнительно небольшой объем выборки.

В свою очередь модель, представленная в работе [9], способна к классификации с точностью 84,8%. В целях построения модели исследователи проанализировали 51 финансовый показатель, включающие в себя показатели, отражающие различные факты финансово-хозяйственной деятельности организаций. Построение модели осуществлялось инструментарием логической регрессии. Однако эта модель может давать неточные прогнозы в связи с неравномерностью тестовой выборки (40 организаций с финансовыми нарушениями) и контрольной выборки (125 организаций без финансовых нарушений).

Одним из первых исследователей финансовых нарушений организаций является Мессод Д. Бениш [2]. Важно отметить, что исследования Бениша лежат в основе большинства зарубежных моделей и методов выявления финансовых нарушений. Модель отличается простотой использования, что является несомненным преимуществом. Результатом модели выступает сводный индекс M-score, построенный на основании 8 финансовых индексов, рассчитанных на основании отчетности в год реализации финансовых нарушений и за год до реализации данных явлений. Объем выборки для построения модели Бениша составил 2 406 организаций, однако при этом выборка была неравномерной: доля организаций с финансовыми нарушениями в общем объеме выборки составляла 3,1%.

По результатам анализа наиболее эффективных зарубежных методов и моделей выявления финансовых нарушений представляется возможным формирование вывода об их достаточной дифференциации и внедряемости в деятельность организаций в рамках снижения риска ущерба от недобросовестных действий иных участников экономических процессов. В связи с актуальностью внедрения инструментария идентификации финансовых нарушений организаций в России, а также

необходимостью снижения сложности применения данного инструментария была отобрана наиболее простая и эффективная модель – модель М. Бениша для апробации нашего исследования. Выбор наиболее простого инструментария выявления финансовых нарушений обусловлен результатом опросов PricewaterhouseCoopers в 2016 г., согласно которому в России 52% респондентов финансового сектора выделяют сложность внедрения и модернизации информационных систем. Кроме того, индексы, использованные М. Бенишем, возможны к расчету с учетом специфики российской отчетности.

На основе проведенного анализа инструментов выявления финансовых нарушений были сформулированы две гипотезы.

Гипотеза 1. Модель М. Бениша неприменима в целях оценки финансовых нарушений российских организаций в связи со спецификой бухгалтерского учета.

Согласно работе М. Бениша, построение модели осуществлялось на основе данных отчетности организаций, сформированных по стандартам USGAAP (американские стандарты финансовой отчетности). Основным отличием американских стандартов финансовой отчетности от российских стандартов бухгалтерского учета, согласно работе В.В. Фединой [10], является ориентация отчетности на инвесторов и кредиторов организации, а также то, что бухгалтерский учет в США не является предметом государственного регулирования. Кроме того, отдельные показатели отчетности отличаются по структуре расчетов. К примеру, согласно российским стандартам бухгалтерского учета краткосрочные финансовые инвестиции включаются в состав операционной деятельности, в то время как по международным стандартам финансовой отчетности краткосрочные финансовые инвестиции включаются в состав эквивалентов денежных средств. Следует также отметить ориентацию зарубежных моделей на специфику экономической деятельности отдельных государств,

отчетность организаций которых использовалась для разработки самих моделей. Отмеченное способно оказать негативное влияние на точность модели, а также на общую применимость модели Бениша в российских условиях, что будет свидетельствовать о необходимости корректировки зарубежных моделей в рамках адаптации.

Гипотеза 2. Адаптация модели Бениша путем корректировки предельных значений уравнения на выборке российских организаций приводит к значимому повышению точности сводного индекса Бениша M-score.

Согласно исследованию [7], адаптация предельных значений индексов модели Бениша на данных российских организаций способна привести к повышению качества сводного индекса M-score на 10%, однако при этом снижается точность модели в части выявления организаций с финансовыми нарушениями.

Важно отметить, что отмеченное исследование проводилось на выборке 60 российских организаций, при этом основанием подтверждения финансовых нарушений являлись решения судов общей юрисдикции по ст. 176, ч. 1 Уголовного кодекса Российской Федерации «Незаконное получение кредита». Ответственность по данной статье предусмотрена за представление банку или иному кредитору заведомо ложных сведений о хозяйственном положении либо финансовом состоянии индивидуального предпринимателя или организации. В связи с тем что искажение отчетности в целях совершения данных финансовых нарушений могло производиться без непосредственного размещения недостоверной отчетности и иных сведений на общедоступных ресурсах, а также без сдачи искаженной отчетности в Федеральную налоговую службу, на наш взгляд, требуется повторная апробация модели Бениша на выборке российских организаций с финансовыми нарушениями в части искажения сведений, которые были размещены на общедоступных ресурсах и представлены органам государственной

власти. Кроме того, по нашему мнению, применение данных об организациях, признанных виновными в совершении грубого нарушения требований бухгалтерского учета, позволит получить значимое повышение точности модели Бениша в российских реалиях, что обусловлено ориентацией базовой модели на выявление данного вида нарушений.

Нами использован алгоритм построения бинарного дерева классификации (CART – Classification and Regression Tree). Этот метод является непараметрическим и его применение позволяет найти оптимальное предельное значение переменной, сигнализирующей о наличии либо отсутствии финансовых нарушений в деятельности организаций на выборке, разделенной на здоровые организации и организации с финансовыми нарушениями.

Нами произведен анализ организаций, зарегистрированных в Российской Федерации и ведущих свою деятельность на ее территории в соответствии с требованиями российских стандартов бухгалтерского учета. Всего для проведения исследования отобрано 698 организаций в форме обществ с ограниченной ответственностью и акционерных обществ (публичных и непубличных). В выборку включены 348 организаций, по которым вынесены решения российских судов о признании их виновными в совершении финансовых нарушений. Основанием решений судов выступало применение ст. 15.11 «Грубое нарушение требований к бухгалтерскому учету, в том числе к бухгалтерской (финансовой) отчетности» Кодекса Российской Федерации об административных правонарушениях (КоАП РФ). В целях формирования выборки организаций с финансовыми нарушениями были проанализированы решения судов всех субъектов Российской Федерации по данной статье КоАП РФ с 2007 по 2016 г.³

В состав выборки также включены 350 организаций, по которым отсутствовало решение российских судов по отмеченной

³ Государственная автоматизированная система Российской Федерации «Правосудие». URL: <https://sudrf.ru/>

статье КоАП РФ, а также в целях повышения благонадежности выборки критерием отбора организаций без финансовых нарушений выступало ведение финансово-хозяйственной деятельности на протяжении не менее семи лет, наличие в течение данного периода собственного капитала, сохранение положительных значений показателя чистой прибыли и отсутствие проверок иными органами власти на основании наличия подозрений в совершении финансовых нарушений. Отбор организаций без отклонений в деятельности осуществлялся при соблюдении отмеченных критериев по максимальным объемам выручки на 2016 г., при этом количество организаций было отсортировано строго пропорционально доле каждой размерности организаций по части выборки организаций с финансовыми нарушениями.

Формирование равномерной выборки обусловлено необходимостью обеспечения максимально точного выявления как организаций с финансовыми нарушениями, так и организаций без отклонений в финансово-хозяйственной деятельности. Причиной отмеченного выступает ущерб. При неверной классификации организаций с нарушениями существенны риски как финансовые, так и репутационные. В случае неверной классификации организаций без отклонений происходит потеря выгодного объекта инвестирования, добросовестного клиента и т.д.

Согласно модели М. Бениша для расчета сводного индекса M-score использованы 8 финансовых индексов. В связи со спецификой российской бухгалтерской (финансовой) отчетности требуется исключение двух индексов из расчета сводного индекса: индекса начислений к активам (TATA) и индекса амортизационных начислений (DEPI). Исключение этих индексов не скажется на результатах расчетов модели на выборке российских организаций, что подтверждается статистикой финансовых нарушений: манипулирование амортизацией не осуществлялось в анализируемых организациях. Кроме того, расчет амортизации

и амортизационных отчислений утвержден и унифицирован законодательными и нормативно-правовыми актами Российской Федерации⁴.

По формулам М. Бениша произведен расчет индексов для выборки российских организаций (табл. 2).

Сопоставление данных описательной статистики российских организаций с финансовыми нарушениями и организаций без нарушений представлено в табл. 3.

Наиболее точный результат был в модели Бениша по уравнению, полученному по методу Unweighted Probit:

$$M\text{-score} = -4,84 + 0,92DSRI + 0,528GMI + 0,404AQI + 0,892SGI + 0,115DEPI - 0,172SGAI + 4,679TATA - 0,327LVGI.$$

По результатам подстановки данных российских организаций в модель Бениша произведены расчет сводного индекса M-score и точность определения организаций с финансовыми нарушениями и без нарушений (рис. 2). Согласно исследованиям М. Бениша, наибольшая точность достигается на уровне 20:1 и 30:1 вероятностной стоимости ошибок. Критическое значение на данном уровне стоимости ошибок для сводного индекса M-score составляет -1,78.

По результатам расчетов индексов по уравнению М. Бениша получена общая точность модели в 49,9%. Результаты демонстрируют низкую прогнозную точность модели. Высокая доля неверной классификации организаций с финансовыми нарушениями свидетельствует о неприменимости модели в российских реалиях, что подтверждает гипотезу 1 нашего исследования.

В связи с низкой точностью модели Бениша на российской выборке требуется корректировка критического значения сводного индекса M-score с учетом специфики российских экономических условий.

⁴ Об утверждении Положения по бухгалтерскому учету «Учет основных средств» ПБУ 6/01»: приказ Минфина России от 30.03.2001 № 26н (ред. от 16.05.2016).

В рамках формирования уравнения модели Бениша, адекватного для российских условий финансово-хозяйственной деятельности, произведено построение модели по индексам Бениша методом максимального правдоподобия логической регрессии.

Выбор данного метода построения модели обусловлен универсальностью оценивания неизвестных параметров распределения. Метод максимального правдоподобия является состоятельным, обладает свойствами асимптотической нормальности и эффективности. Кроме того, для выборки больших объемов (698 наблюдений) метод является одним из наиболее результативных.

По результатам расчетов получена адаптированная модель Бениша на выборке российских организаций (табл. 4). Значимыми являются все индексы модели Бениша за исключением индекса валовой маржи (GMI) и индекса оборачиваемости дебиторской задолженности (DSRI). При этом индексами, оказывающими отрицательное влияние на вероятность финансовых нарушений в деятельности организаций, выступают индекс качества активов (AQI) и индекс валовой маржи (GMI).

Несмотря на значимость индексов модели Бениша, качество модели на выборке российских организаций низкое, о чем свидетельствует коэффициент детерминации R^2 Макфаддена, равный 0,07. Важно отметить, что R^2 показывает долю объясненной дисперсии объясняемого ряда.

Подтверждением неприменимости модели Бениша также выступают вместе с низким значением коэффициента детерминации высокие значения критериев Akaike и Schwartz, равные 1,32 и 1,36 соответственно.

Подтверждением гипотезы 2 нашего исследования будут выступать также доли неверно классифицированных организаций.

В рамках оценки доли верно классифицированных российских организаций требуется расчет сводного индекса по адаптированному уравнению Бениша.

По результатам расчета модели Бениша на выборке российских организаций получено следующее уравнение:

$$M\text{-score} = 0,613 + 0,098DSRI - 0,038GMI - 1,745AQI + 0,249SGI + 0,454SGAI + 0,582LVGI.$$

Расчетное критическое значение для индекса M-score по выборке российских организаций составляет 0,195. При превышении критического значения организация относится к категории с финансовыми нарушениями, и наоборот.

При пересчете модели Бениша на выборке российских организаций и получении нового критического значения точность модели значительно повышается. По итогам расчета получена точность модели в 65,9%. Таким образом, общая прогнозная точность модели увеличена на 16%. В то же время снижается доля неверной классификации организаций с финансовыми нарушениями (на 8,1%) и значительно повышается доля верной классификации организаций без отклонений в финансово-хозяйственной деятельности (на 23,7%). Однако полученное повышение точности является недостаточным с учетом сохранения большой доли неверно классифицируемых организаций с финансовыми нарушениями (рис. 3).

Идентификация финансовых нарушений организаций является одной из важнейших задач для экономических реалий Российской Федерации. Это обусловлено спецификой российской экономики, сочетающей в себе черты как командно-административной экономической системы, сохранившейся с постсоветского периода, так и современных рыночных механизмов, недостаточностью законодательной и нормативно-правовой базы в сфере экономических отношений, а также иными факторами, формирующими негативные условия для финансово-хозяйственной деятельности, включая дифференциацию и глобализацию финансовых нарушений российских организаций. Формирование прозрачной среды экономических отношений позволит достичь роста темпов и повышения эффективности

экономического развития государства путем обеспечения доверия субъектов экономики друг к другу. В связи с этим требуется внедрение и апробация инструментария идентификации финансовых нарушений организаций, что будет выступать базисом формирования механизма предотвращения возникновения данных явлений. В рамках решения этой проблемы нами рассмотрена применимость модели М. Бениша на выборке российских организаций. Результаты расчетов подтверждают неадекватность зарубежных моделей [11–20] идентификации финансовых нарушений применительно к российским условиям. Адаптация модели Бениша путем

пересчета уравнения модели и критического значения сводного индекса M-score на выборке российских организаций позволила увеличить общую прогнозную силу модели, однако при этом сохранилась значительная доля неверной классификации организаций с финансовыми нарушениями, что свидетельствует о неприменимости модели и необходимости ее корректировки в целом, в том числе путем внедрения финансовых и нефинансовых показателей, адекватных специфике российской экономики, учетной системе, а также особенностям законодательной и нормативной правовой основы финансово-экономической деятельности.

Таблица 1**Сопоставление наиболее эффективных моделей выявления финансовых нарушений организаций****Table 1****Comparison of the most effective models to identify financial irregularities of companies**

Модель, автор	Выборка организаций (с нарушениями и без нарушений)	Инструментарий	Показатели	Период выявления	Точность, %
Beneish M.D. (1999) [2]	2 406 (74 / 2332)	Метод максимального правдоподобия статистической нелинейной регрессии (WESML). Невзвешенная статистическая нелинейная модель (Unweighted Probit)	Финансовые	После совершения	80,1
Persons O.S. (1995) [3]	203 (103/100)	Логическая регрессия, метод «складного ножа»	Финансовые	Предсказание совершения/ после совершения	71,5
Dechow P., Weili Ge, Larson C.R., Sloan R.G. (2010) [4]	2 190 (с нарушениями)	Логическая регрессия	Финансовые/ нефинансовые	После совершения	От 61,7 до 65,3
Kirkos E., Spathis C., Manolopoulos Y. (2007) [5]	76 (38/38)	Дерево решений, нейронная сеть, Байесовская сеть	Финансовые	После совершения	73,6 80 90,3
Yuh-Jen Chen, Chun-Han Wu, Yuh-Min Chen, Hsin-Ying Li, Huei-Kuen Chen (2017) [6]	180 (45/135)	Модели искусственного интеллекта (NLP, QGA), метод опорных векторов	Нефинансовые	После совершения	85,3
Ферулева Н.В., Штефан М.А. (2016) [7]	60 (28/32)	Невзвешенная статистическая нелинейная модель (Unweighted Probit)	Финансовые	После совершения	68 70

Источник: авторская разработка*Source:* Authoring

Таблица 2**Порядок расчета индексов модели М. Бениша для выборки российских организаций****Table 2****The procedure for calculating the Beneish model variables for the Russian companies sampling**

Наименование	Формула расчета
Индекс валовой маржи (GMI)	$\frac{(Выручка_{t-1} - Себестоимость_{t-1}) / Выручка_{t-1}}{(Выручка_t - Себестоимость_t) / Выручка_t}$
Индекс оборачиваемости дебиторской задолженности (DSRI)	$\frac{Дебиторская\ задолженность_t / Выручка_t}{Дебиторская\ задолженность_{t-1} / Выручка_{t-1}}$
Индекс роста выручки (SGI)	$Выручка_t / Выручка_{t-1}$
Индекс качества активов (AQI)	$\frac{1 - [(Оборотные\ активы_t + Основные\ средства_t) / Активы\ всего_{t-1}]}{1 - [(Оборотные\ активы_{t-1} + Основные\ средства_{t-1}) / Активы\ всего_{t-1}]}$
Индекс управленческих и коммерческих расходов (SGAI)	$\frac{(Коммерческие\ расходы_t - Управленческие\ расходы_t) / Выручка_t}{(Коммерческие\ расходы_{t-1} - Управленческие\ расходы_{t-1}) / Выручка_{t-1}}$
Индекс финансового левериджа (LVGI)	$\frac{(Долгосрочные\ обязательства_t + Краткосрочные\ обязательства_t) / Активы\ всего_t}{(Долгосрочные\ обязательства_{t-1} + Краткосрочные\ обязательства_{t-1}) / Активы\ всего_{t-1}}$

Источник: авторская разработка

Source: Authoring

Таблица 3**Сопоставление данных описательной статистики российских организаций с финансовыми нарушениями и без нарушений****Table 3****Comparison of descriptive statistics data of Russian companies with and without financial violations**

Показатель	Медиана	Стандартное отклонение	Минимальное значение	Максимальное значение	Среднее
Организации с финансовыми нарушениями					
SGI	1,13	31,61	0	576,4	3,83
DSRI	0,92	1,79	0	19,99	1,31
SGAL	0	2,03	0	28,1	0,59
LVGI	0,99	38,2	0	713,28	3,09
AQI	1	0,32	0	2,67	0,93
GMI	0,88	127,31	-146,97	2 368,62	7,98
Организации без нарушений					
SGI	1,07	2,58	0,25	47,38	1,29
DSRI	0,99	0,88	0	12,09	1,15
SGAL	0,06	0,36	-0,73	2,17	0,27
LVGI	0,92	0,89	0	14,43	0,78
AQI	1	0,15	0	2,31	0,99
GMI	1,01	1,49	-6,55	23,21	1,15

Источник: авторская разработка

Source: Authoring

Таблица 4**Описательная статистика адаптированных индексов модели М. Бениша****Table 4****Descriptive statistics of adapted variables of the Beneish model**

Индекс	Коэффициент	Стандартное отклонение	z-статистика	Вероятность
SGI	0,249	0,088	2,833	0,0046
DSRI	0,098	0,066	1,477	0,1398
SGAL	0,454	0,141	3,211	0,0013
LVGI	0,582	0,165	3,526	0,0004
AQI	-1,7446	0,381	-4,582	0
GMI	-0,038	0,043	-0,878	0,3799
Константа	0,613	0,349	1,754	0,0793

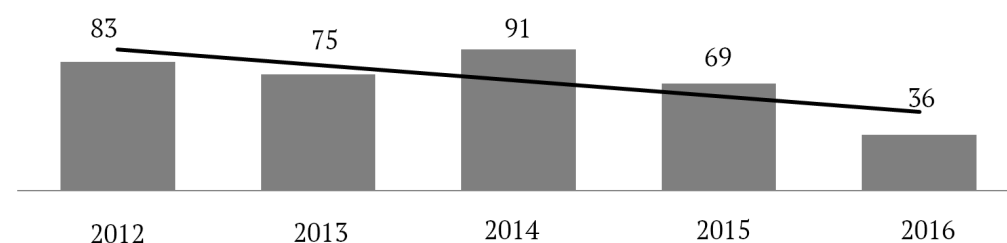
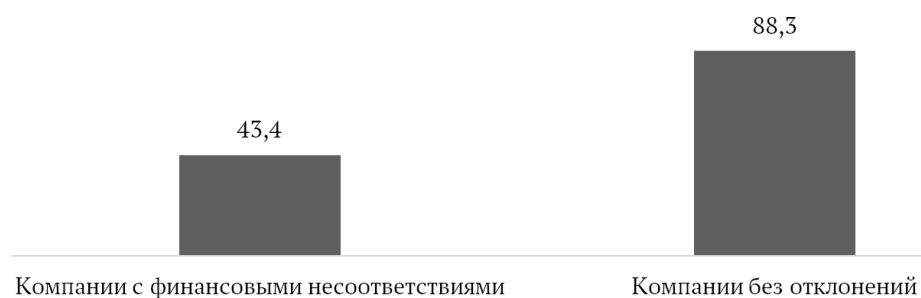
Источник: авторская разработка*Source:* Authoring**Рисунок 1****Динамика финансовых нарушений с 2012 по 2016 г., ед.****Figure 1****Trends in financial violations from 2012 to 2016, quantity***Источник:* Государственная автоматизированная система Российской Федерации «Правосудие». URL: <https://sudrf.ru/>*Source:* State Automated System of the Russian Federation 'Justice'. URL: <https://sudrf.ru/>**Рисунок 2****Соотношение верно классифицированных организаций моделью М. Бениша, %****Figure 2****Comparison of correctly and incorrectly classified companies under the Beneish model, percentage***Источник:* авторская разработка*Source:* Authoring

Рисунок 3

Соотношение верно классифицированных организаций адаптированной моделью М. Бэниша при пересчете, %

Figure 3

Comparison of correctly and incorrectly classified companies under the Beneish model, when recalculated, percentage



Источник: авторская разработка

Source: Authoring

Список литературы

1. Гудова М.Р. Финансовые несоответствия организаций: сущность понятия, формирование единого подхода к данному явлению // Вестник АККОР. 2017. № 2. С. 218–223.
2. Beneish M.D. The Detection of Earnings Manipulation. *Financial Analysts Journal*, 1999, vol. 55, iss. 5, pp. 24–36. URL: <https://doi.org/10.2469/faj.v55.n5.2296>
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. URL: <https://doi.org/10.19030/jabr.v11i3.5858>
4. Dechow P., Weili Ge, Larson C.R., Sloan R.G. Predicting Material Accounting Misstatements. *Contemporary Accounting Research*, 2011, vol. 28, iss. 1, pp. 17–82. URL: <https://doi.org/10.1111/j.1911-3846.2010.01041.x>
5. 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>
6. Yuh-Jen Chen, Chun-Han Wu, Yuh-Min Chen et al. Enhancement of Fraud Detection for Narratives in Annual Reports. *International Journal of Accounting Information Systems*, 2017, vol. 26, pp. 32–45. URL: <https://doi.org/10.1016/j.accinf.2017.06.004>
7. Ферулева Н.В., Штефан М.А. Выявление фактов фальсификации финансовой отчетности в российских организациях: анализ применимости моделей Бениша и Роксас // Российский журнал менеджмента. 2016. Т. 14. № 3. С. 49–70. URL: <https://cyberleninka.ru/article/v/vyyavlenie-faktov-falsifikatsii-finansovoy-otchetnosti-v-rossiyskih-kompaniyah-analiz-primenimosti-modeley-benisha-i-roksas>
8. 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>

9. 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. URL: <https://doi.org/10.1016/j.sbspro.2015.11.545>
10. Федина В.В. Бухгалтерский учет по МСФО и РСБУ // Современная экономика: проблемы, тенденции, перспективы. 2009. № 2. С. 93–116. URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/buhgalterskiy-uchet-po-msfo-i-rsbu>
11. Abbasi A., Chen H. A Comparison of Fraud Cues and Classification Methods for Fake Escrow Website Detection. *Information Technology and Management*, 2009, vol. 10, iss. 2-3, pp. 83–101. URL: <https://link.springer.com/article/10.1007%2Fs10799-009-0059-0>
12. Albrecht W.S., Albrecht C.O., Albrecht C.C. Current Trends in Fraud and Its Detection. *Information Security Journal: A Global Perspective*, 2008, vol. 17, iss. 1, pp. 2–12. URL: <https://doi.org/10.1080/19393550801934331>
13. Barth M., Landsman W., Lang M. International Accounting Standards and Accounting Quality. *Journal of Accounting Research*, 2008, vol. 46, iss. 3, pp. 467–498. URL: <https://doi.org/10.1111/j.1475-679X.2008.00287.x>
14. 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)
15. Cecchini M., Aytug H., Koehler G., Pathak P. Detecting Management Fraud in Public Companies. *Management Science*, 2010, vol. 56, iss. 7, pp. 1146–1160. URL: <https://pubsonline.informs.org/doi/abs/10.1287/mnsc.1100.1174>
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. Ravisankar P., Ravi V., Raghava Rao G., Bose I. Detection of Financial Statement Fraud and Feature Selection Using Data Mining Techniques. *Decision Support Systems*, 2011, vol. 50, iss. 2, pp. 491–500. URL: <https://doi.org/10.1016/j.dss.2010.11.006>
18. Tarjo Herawati N. Application of Beneish M-Score Models and Data Mining to Detect Financial Fraud. *Procedia – Social and Behavioral Sciences*, 2015, no. 211, pp. 924–930. URL: <https://doi.org/10.1016/j.sbspro.2015.11.122>
19. Spathis C. Detecting False Financial Statements Using Published Data: Some Evidence from Greece. *Managerial Auditing Journal*, 2002, vol. 17, iss. 4, pp. 179–191. URL: <https://doi.org/10.1108/02686900210424321>
20. Watson H.J., Wixom B.H. The Current State of Business Intelligence. *IEEE Computer*, 2007, vol. 40, iss. 9, pp. 96–99. URL: <https://ieeexplore.ieee.org/document/4302625>

Информация о конфликте интересов

Мы, авторы данной статьи, со всей ответственностью заявляем 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 VIOLATIONS OF RUSSIAN ORGANIZATIONS: SPECIAL ASPECTS AND APPLICABILITY OF FOREIGN MODELS

Elena A. FEDOROVA^{a,*}, Marina R. GUDOVA^b

^a Financial University under Government of Russian Federation, Moscow, Russian Federation
ecolena@mail.ru
<https://orcid.org/0000-0002-3381-6116>

^b Financial University under Government of Russian Federation, Moscow, Russian Federation
GudovaMR@gmail.com
ORCID: not available

* Corresponding author

Article history:

Received 13 June 2018
Received in revised form
4 September 2018
Accepted 27 November 2018
Available online
28 February 2019

JEL classification: G17, G32,
G34

Keywords: financial
irregularity, Beneish model,
transparency, corporate sector,
risks

Abstract

Subject The article addresses the financial irregularities of organizations in modern Russian economic realities.

Objectives The aim is to reveal financial irregularities committed by Russian organizations based on the assessment of foreign models applicability.

Methods Calculation of optimal values of financial indicators of the model that detects financial violations through the algorithm of constructing a binary classification tree for a sampling of about seven hundred Russian organizations with almost half of them found guilty of committing financial irregularities.

Results We tested the Beneish model being the most popular one for financial irregularities identification. Due to low predictive accuracy of the basic Beneish model, we adjusted the values of the model indices and the consolidated index, considering the specific aspects of Russian organizations performance with financial irregularities. The adjustments increased the projected accuracy of the model, however, the share of incorrect classifications of organizations with financial irregularities remained high. Therefore, we recommend refining the indicators of foreign models for Russian economic realities.

Conclusions Unfavorable economic conditions in Russia and the significance of damage from financial violations require adequate tools to identify them. Foreign models do not focus on identification of financial violations that are specific to Russia. Low accuracy of testing results is a signal of the need to develop tools taking into account the Russian economy specificity.

© Publishing house FINANCE and CREDIT, 2018

Please cite this article as: Fedorova E.A., Gudova M.R. Identification of Financial Violations of Russian Organizations: Special Aspects and Applicability of Foreign Models. *Economic Analysis: Theory and Practice*, 2019, vol. 18, iss. 2, pp. 339–352.
<https://doi.org/10.24891/ea.18.2.339>

References

1. Gudova M.R. [Financial irregularities of companies: The essence of the concept, building a unified approach to the phenomenon]. *Vestnik AKSOR = AKSOR Bulletin*, 2017, no. 2, pp. 218–223. (In Russ.)
2. Beneish M.D. The Detection of Earnings Manipulation. *Financial Analysts Journal*, 1999, vol. 55, iss. 5, pp. 24–36. URL: <https://doi.org/10.2469/faj.v55.n5.2296>
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. URL: <https://doi.org/10.19030/jabr.v11i3.5858>

4. Dechow P., Weili Ge, Larson C.R., Sloan R.G. Predicting Material Accounting Misstatements. *Contemporary Accounting Research*, 2011, vol. 28, iss. 1, pp. 17–82.
URL: <https://doi.org/10.1111/j.1911-3846.2010.01041.x>
5. 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>
6. Yuh-Jen Chen, Chun-Han Wu, Yuh-Min Chen et al. Enhancement of Fraud Detection for Narratives in Annual Reports. *International Journal of Accounting Information Systems*, 2017, vol. 26, pp. 32–45. URL: <https://doi.org/10.1016/j.accinf.2017.06.004>
7. Feruleva N.V., Shtefan M.A. [Detecting the Financial Statements Fraud in Russian Companies: Analysis of Beneish and Roxas Models Applicability]. *Rossiiskii zhurnal menedzhmenta = Russian Management Journal*, 2016, vol. 14, no. 3, pp. 49–70.
URL: <https://cyberleninka.ru/article/v/vyyavlenie-faktov-falsifikatsii-finansovoy-otchetnosti-v-rossiyskih-kompaniyah-analiz-primenimosti-modeley-benisha-i-roksas> (In Russ.)
8. 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>
9. 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.
URL: <https://doi.org/10.1016/j.sbspro.2015.11.545>
10. Fedina V.V. [Accounting under IFRS and RAS]. *Sovremennaya ekonomika: problemy, tendentsii, perspektivy = Modern Economy: Problems, Trends, Prospects*, 2009, no. 2, pp. 93–116.
URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/buhgalterskiy-uchet-po-msfo-i-rsbu> (In Russ.)
11. Abbasi A., Chen H. A Comparison of Fraud Cues and Classification Methods for Fake Escrow Website Detection. *Information Technology and Management*, 2009, vol. 10, iss. 2-3, pp. 83–101.
URL: <https://link.springer.com/article/10.1007%2Fs10799-009-0059-0>
12. Albrecht W.S., Albrecht C.O., Albrecht C.C. Current Trends in Fraud and Its Detection. *Information Security Journal: A Global Perspective*, 2008, vol. 17, iss. 1, pp. 2–12.
URL: <https://doi.org/10.1080/19393550801934331>
13. Barth M., Landsman W., Lang M. International Accounting Standards and Accounting Quality. *Journal of Accounting Research*, 2008, vol. 46, iss. 3, pp. 467–498.
URL: <https://doi.org/10.1111/j.1475-679X.2008.00287.x>
14. 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)
15. Cecchini M., Aytug H., Koehler G., Pathak P. Detecting Management Fraud in Public Companies. *Management Science*, 2010, vol. 56, iss. 7, pp. 1146–1160.
URL: <https://pubsonline.informs.org/doi/abs/10.1287/mnsc.1100.1174>
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. Ravisankar P., Ravi V., Raghava Rao G., Bose I. Detection of Financial Statement Fraud and Feature Selection Using Data Mining Techniques. *Decision Support Systems*, 2011, vol. 50, iss. 2, pp. 491–500. URL: <https://doi.org/10.1016/j.dss.2010.11.006>
18. Tarjo Herawati N. Application of Beneish M-Score Models and Data Mining to Detect Financial Fraud. *Procedia – Social and Behavioral Sciences*, 2015, no. 211, pp. 924–930. URL: <https://doi.org/10.1016/j.sbspro.2015.11.122>
19. Spathis C. Detecting False Financial Statements Using Published Data: Some Evidence from Greece. *Managerial Auditing Journal*, 2002, vol. 17, iss. 4, pp. 179–191. URL: <https://doi.org/10.1108/02686900210424321>
20. Watson H.J., Wixom B.H. The Current State of Business Intelligence. *IEEE Computer*, 2007, vol. 40, iss. 9, pp. 96–99. URL: <https://ieeexplore.ieee.org/document/4302625>

Conflict-of-interest notification

We, the authors 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.