

УДК 330.6

И. С. Зубарев

Пермский аграрно-технологический университет имени академика
Д.Н. Прянишникова, г. Пермь, email: zubarevilya@mail.ru

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА В РЕШЕНИИ ПРОБЛЕМ АСИММЕТРИИ ФИНАНСОВОЙ ОТЧЕТНОСТИ

Ключевые слова: мошенничество с финансовой отчетностью; устойчивое развитие; рынок капитала; информационная асимметрия; глубокое обучение; нейронная сеть.

С наступлением эры больших данных новые технологии, такие как облачные вычисления и искусственный интеллект, меняются с каждым днем. Все больше и больше науки и технологий применяются в финансовой сфере, что в значительной степени способствует новому витку процветания и развития финансовых рынков. Однако, поскольку большие данные обладают такими характеристиками, как высокая скорость распространения, широкая зона проникновения, сильное сокращение и сложность надзора, интеграция технологий и финансов в эпоху больших данных также порождает некоторые новые проблемы риска. Исходя из этого, данная статья начинается с коннотации и характеристик финансовых технологий, резюмирует характеристики рисков финансовых технологий и предлагает соответствующие контрмеры, направленные на содействие здоровому и стабильному развитию финансовых технологий. Информационная асимметрия повсюду в финансовом состоянии, финансовой информации и финансовых отчетах из-за проблем агентств и, таким образом, может серьезно поставить под угрозу устойчивость корпоративных операций и надлежащее функционирование рынков капитала. В эпоху больших данных и искусственного интеллекта глубокое обучение применяется во многих различных областях.

I. S. Zubarev

Perm State Agro-Technological University, Perm, email: zubarevilya@mail.ru

USE OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN SOLVING THE PROBLEMS OF THE FINANCIAL STATEMENT ASYMMETRY

Keywords: financial statement fraud; sustainable development; capital market; information asymmetry; deep learning; recurrent neural network.

With the advent of the big data era, new technologies such as cloud computing and artificial intelligence are changing every day. More and more science and technology are being applied in the financial sector, which greatly contributes to a new round of prosperity and development of financial markets. However, because big data has characteristics such as high speed of propagation, wide penetration, strong obscurity and complexity of supervision, the integration of technology and finance in the age of big data also raises some new risk issues. With this in mind, this article begins with the connotation and characteristics of financial technology, summarizes the risk characteristics of financial technology, and suggests appropriate countermeasures to promote healthy and sustainable financial technology development. Information asymmetry is everywhere in financial status, financial information, and financial reports due to agency problems and thus may seriously jeopardize the sustainability of corporate operations and the proper functioning of capital markets. In this era of big data and artificial intelligence, deep learning is being applied to many different domains.

Актуальность

В нынешнюю цифровую эпоху методы науки о данных используют методы искусственного интеллекта (ИИ), которые создают и управляют малыми и средними предприятиями (МСП), чтобы оказывать влияние и развивать свой бизнес. Наука о данных объединяет условные обозначения эконометрики с технологическими элементами науки о данных. Он использует машинное обучение (МО), прогнозную и предписывающую аналитику для эффективного понимания

финансовых данных и решения связанных проблем. Интеллектуальные технологии для малых и средних предприятий позволяют фирмам совершенствоваться в своих процессах и обеспечивать эффективные операции. В то же время необходимо разработать эффективный инструмент, который может помочь малым и средним предприятиям прогнозировать банкротство бизнеса, а также финансовый кризис. ИИ становится привычным инструментом для нескольких предприятий, поскольку он концентри-

руется на разработке интеллектуальных инструментов принятия решений для решения конкретных задач в реальном времени. В последние годы важность и объем текстовой информации, относящейся к организациям, неуклонно возрастают. Заинтересованные стороны принимают решения на основе широкого спектра информации, большая часть которой является субъективной. Поэтому становится все труднее игнорировать вклад текстового анализа в финансы. В литературе используются два общих подхода для анализа текста, связанного с фирмой, такие как анализ настроений и машинное обучение. Подходы к машинному обучению автоматически создают списки слов и их веса на основе классификации текстов. Этот подход может обеспечить более точные прогнозы, но он специфичен для конкретной проблемы и его трудно интерпретировать. Оба подхода показали многообещающие результаты в прогнозировании реакции финансовых рынков. Изменение отношения к риску (неопределенности) в годовых отчетах существенно влияет на будущую прибыль и доходность акций.

Наука о финансовых данных – это применение подходов науки о данных для решения проблем, связанных с финансами. Наука о данных включает в себя навыки в области информатики, математики, статистики, визуализации информации, графического дизайна, сложных систем, коммуникации и бизнеса. Обычно он основан на научных методах и методах извлечения полезных паттернов как из структурированных, так и из неструктурированных данных. Обычно он включает в себя прогнозное моделирование, кластеризацию, обработку данных, визуализацию и уменьшение размерности. С другой стороны, малые и средние предприятия (МСП) составляют основную часть мировой экономики. Тем не менее, прогнозирование финансового состояния считается важной проблемой для МСП. Для крупных предприятий сертифицированный финансовый отчет, прошедший аудит, используется для оценки кредитной угрозы и помогает принимать финансовые решения, например, при выдаче разрешений на кредитование предприятия.

Для МСП из-за отсутствия надежных данных и других аспектов оценка кредитного риска является сложной и дорогостоящей для банков. Хотя банк использует длительные отношения для своевременного сбора «мягких» данных для обработки дефицита кредитных данных, МСП часто сталкиваются с более высокими затратами при доступе к финансам в результате непрозрачности данных и более высокой угрозы банкротства.

Целью прогнозирования бизнес-кризисов или банкротства является оценка финансового состояния и предстоящей эффективности бизнеса. Текущий рост информационных технологий (ИТ), инициированный для получения различных данных, зависит от уровней угрозы организации во многих условиях. При оценке высоких данных несколько клиентов основываются на решениях аналитиков. Как фактор, влияющий на анализ эффективности.

Также, были обнаружены некоторые свидетельства того, что менеджеры могут скрывать неблагоприятную информацию от инвесторов, используя трудные для чтения формулировки в годовых отчетах, также сообщили, что реакция рынка (через два дня после даты подачи заявки Комиссией по ценным бумагам и биржам) в значительной степени связана с тоном раздела «Обсуждение и анализ менеджмента» в годовом отчете. Подходы машинного обучения к текстовой классификации годовых отчетов также описаны в литературе. Например, Балакришнан и Сринивасан [13] обнаружили, что значительно положительная прибыль с поправкой на размер может быть достигнута с помощью прогнозов модели машинного обучения. В частности, сообщалось, что текстовая информация влияет на использование инвесторами динамики цены, которая затем стала ключевым фактором, определяющим эту избыточную доходность.

Основное направление этого исследования – значительное развитие точности прогнозов в краткосрочной перспективе (двенадцать месяцев) методами машинного обучения, связанное с продвинутыми при создании точных среднесрочных и долгосрочных прогнозов влияния на финансовое состояние организации.

В статье будет использоваться гибридный подход к текстовому анализу, сочетающий анализ тональности и машинное обучение. Здесь анализ настроений основан на двух обычно используемых словарях по финансам, разработанных соответственно [1]. Использование в этом подходе словарей, специализирующихся на финансах, показало значительно более высокую точность прогнозирования по сравнению с использованием словарей общего назначения [6]. Более того, словари общего назначения особенно не подходят для анализа настроений при раскрытии финансовой информации, что приводит к высокому проценту ошибочной классификации настроений. Словарь стал особенно доминирующим в литературе по финансовому анализу. На избыточную доходность периода событий положительно влияет частое использование спорных терминов (но только в случаях пропорционального веса терминов), тогда как другие финансовые словари (отрицательные, положительные, неопределенные, слабые и сильные модальные) имеют отрицательные последствия как для пропорциональных, так и для иных его членов. Отрицательные, неопределенные, слабые и сильные модальные списки слов показали статистически значимые эффекты для обеих схем взвешивания.

Целью данной статьи является прогнозирование аномальной доходности акций с использованием анализа текста в годовых отчетах предприятий. Большинство исследований в этой области, как правило, фокусировались либо на настроениях, либо на подходе к машинному обучению, уделяя мало внимания их синергетическим эффектам. Здесь мы используем комбинацию финансовых показателей, настроений и словарного запаса, чтобы повысить точность прогнозов. Во-первых, применяя подход предыдущих исследований, мы используем предустановленные словари, чтобы показать влияние настроений на аномальную доходность акций в банковской отрасли. Мы показываем, что выбранные категории настроений, отображаемые в годовых отчетах банков, отрицательно влияют на ненормальную доходность акций, за исключением тона настроения. Во-вторых, нами будет

использован подход, для выявления наиболее релевантных терминов в годовых отчетах. Чтобы выполнить прогноз ненормальной доходности акций, нами будет использована нейронная сеть (НС) с регуляризацией отсева и выпрямленными линейными единицами [15] и сравниваем ее с четырьмя подходами машинного обучения, обычно используемыми в классификации текста [16], а именно наивным байесовским методом, опорным вектором. Машина, дерево решений C4.5 и классификатор k-ближайшего соседа (k-NN). Мы демонстрируем, что НС работает лучше всего, используя комбинацию финансовых показателей. Также, цель состоит в том, чтобы создать эффективную модель обнаружения мошенничества с финансовой отчетностью, чтобы повысить осведомленность пользователей финансовой отчетности о потенциальном мошенничестве и выявить признаки мошенничества с финансовой отчетностью. Ожидается, что эта модель сократит убытки из-за мошенничества с финансовой отчетностью и поддержит устойчивое развитие рынков капитала.

С глобальным кризисом COVID-19 количество инфекций и смертей увеличилось, а влияние на показатели эффективности, устойчивость, устойчивое развитие рынков капитала и информационную асимметрию компаний чрезвычайно велико и беспрецедентно. В некоторых литературных источниках указывается, что влияние COVID-19 включает в себя: экономический спад, потрясения на фондовом рынке, тяжелую ситуацию с занятостью (рост безработицы), депрессию в сфере путешествий и смежных отраслях, крах медицинской системы, финансовые затруднения или банкротство корпораций [4]. Из-за этих серьезных воздействий производительность предприятий ухудшается, и это отрицательно сказывается на устойчивости и устойчивом развитии рынков капитала. Конечно, информация будет более непрозрачной, а информационная асимметрия – более очевидной и серьезной. Кроме того, COVID-19 изменил тип работы и способ ходить на работу. Многие компании перенимают метод удаленной работы, и показатели эффективности должны быть соответственно изменены. Огромный ущерб, а также экономические и коммер-

ческие убытки, причиненные COVID-19, действительно повысят мотивацию и поведение мошенничества с финансовой отчетностью. Аудиторы должны быть более осторожными в процессе аудита, особенно в отношении физической инвентаризации и важных подтверждений. В 2020 году агентство по финансовой экспертизе Российской Федерации планировало к публикации сборник материалов на тему «Вопросы дистанционного аудита финансовых отчетов публично публикуемых компаний» в связи с влиянием COVID-19 на аудит. Целью этих вопросов является напоминание аудиторам об использовании цифровых технологий при получении соответствующих аудиторских доказательств. Однако это не заменяет аудиторские процедуры, и аудиторы могут не ссылаться на вопросы, требующие внимания, в качестве основы для аудиторских заключений.

Мошенничество с финансовой отчетностью может быть предвестником финансового кризиса или банкротства предприятия и имеет большое влияние на макроуровень и уровень деловой активности, особенно на листинговые компании. Макро-влияние включает: рынки капитала, финансовые рынки и даже экономику и ВВП страны в целом. Воздействие на уровне деловой активности включает: устойчивое функционирование компании и интересы заинтересованных сторон (акционеров, кредиторов, клиентов, поставщиков, сотрудников и социальные отношения).

Результаты

Результаты исследования показывают, что основано оно на использовании различных отдельных элементов и систематическом анализе данных в целом. Исследование основано на мнениях экспертов и результатах опросов. Прогнозы международных финансовых и инвестиционных кредитных рейтинговых организаций использовались для определения будущих тенденций экономического развития.

Согласно Глобальному исследованию профессионального мошенничества и злоупотреблениям 2020 года, опубликованному Ассоциацией сертифицированных специалистов по проверке мошенничества США [3], мошен-

ничество с финансовой отчетностью происходит реже, чем незаконное присвоение активов и коррупция, но приводит к более высоким экономическим потерям, чем другое мошенничество. Интеграция международных рынков капитала и сложность экономических моделей в наши дни стали свидетелями растущего разнообразия мошеннических практик. Предотвращение мошенничества становится все сложнее. Поэтому эффективное сокращение и предотвращение мошенничества с финансовой отчетностью являются обязательными. Впоследствии Американский институт сертифицированных бухгалтеров (AICPA) опубликовал Заявление о стандартах аудита № 99 (SAS 99): «Рассмотрение мошенничества при аудите финансовой отчетности», чтобы повысить точность и надежность финансовой отчетности и раскрытия информации. В соответствии с положениями данного стандарта аудиторы должны собирать адекватные и надлежащие доказательства для определения выпуска аудиторских отчетов и заключений о проверяемой компании как о непрерывной деятельности. Чтобы предотвратить и избежать мошенничества в финансовой отчетности, совет директоров должен также создать эффективную систему управления и механизм предотвращения мошенничества [2].

В соответствии с существующей литературой, в которой исследуется влияние недавних глобальных финансовых кризисов на фондовые рынки, мы используем метод исследования событий и расширяем его литературу, исследуя влияние пандемии COVID-19 на фондовые индексы развивающихся рынков путем изучения реакции рынка, измеряемой совокупной аномальной доходностью (САД) фондовых индексов развивающихся рынков. Мы сравниваем САД для фондовых индексов развивающихся рынков с САД для фондовых индексов развитых рынков.

Литература, в которой используется метод исследования событий по реакции широкого индекса фондового рынка на негативные события, в основном сосредоточена на финансовых кризисах и террористическом событии. Многие авторы характеризуют развивающиеся

рынки как слабые институциональные условия в отношении продуктов, капитала, рынка труда, системы регулирования и отсутствие механизмов обеспечения выполнения контрактов. Они характеризуют эти слабые институциональные контексты как институциональные пустоты.

Некоторые исследования в литературе показывают, что мошенничество с финансовой отчетностью становится все более серьезным [8]. Хуже всего то, что преступники все лучше умеют обходить схемы регулирования, а мошенничество становится все более сложным [9]. Фактически, большинство случаев мошенничества с финансовой отчетностью осуществляется с согласия и осведомленности руководства [10]. Злонамеренные менеджеры стремятся манипулировать прибылью, совершая мошеннические действия с финансовой отчетностью [11].

За исключением крупных акционеров, входящих в состав совета директоров, большинство акционеров не могут напрямую участвовать в корпоративных операциях, а, скорее, не имеют другого выбора, кроме как передать компанию в управление. Это неизбежно создает информационную асимметрию и недостаточную прозрачность из-за проблем агентств. На данном этапе это соответствует этическим стандартам менеджеров, тщательному аудиту финансовой отчетности и выпуску почти достоверных аудиторских отчетов и заключений сертифицированных бухгалтеров и аудиторов. За исключением аудиторов, которые вступают в сговор с руководством, публикуя недостоверные аудиторские отчеты и заключения, большинство аудиторов соблюдают профессиональную этику, соответствующие стандарты бухгалтерского учета и аудита, а также финансовые законы и правила. Однако время от времени аудит происходит сбой. Это серьезно подрывает репутацию аудиторов и может привести к искам инвесторов о компенсации или даже уголовной ответственности. Многие бизнес-решения зависят от точности финансовой отчетности, учитывая отсутствие доступных ресурсов для полной проверки. Фактически, наказание виновных не является достаточным сдержи-

вающим фактором во многих регулируемых юрисдикциях [12].

Выявление мошенничества с финансовой отчетностью достаточно сложный процесс [13]. Традиционными подходами к обнаружению мошенничества с финансовой отчетностью являются регрессионный анализ, дискриминантный анализ, кластерный анализ и факторный анализ. Хамал и Сенвар [14] предполагают, что для обнаружения мошенничества с финансовой отчетностью требуются сложные аналитические инструменты и методы, а не традиционные методы, применяемые лицами, принимающими решения, такими как аудиторы. Однако, согласно литературным источникам, не существует универсального метода выявления мошенничества с финансовой отчетностью. Модели, построенные с помощью методов машинного обучения, могут эффективно обнаруживать мошенничество с финансовой отчетностью, не отставать от постоянного развития мошенничества в финансовой отчетности и применять новейшие технологии для реагирования. Модели обнаружения, построенные с помощью методов машинного обучения, обладают более высокой точностью, чем традиционные методы. В большинстве ранних исследований по выявлению мошенничества с финансовой отчетностью в качестве исследовательской переменной используются финансовые коэффициенты. В текущих исследованиях широко используются как финансовые коэффициенты, так и нефинансовые переменные (или переменные корпоративного управления), учитывая пропаганду корпоративного управления со стороны практиков [6].

Обсуждение

Информационная асимметрия является обычным явлением на рынках капитала из-за агентских проблем. Это особенно верно в отношении финансовой отчетности, в которой компании представляют операционные результаты, корпоративное здоровье и свою способность к устойчивому развитию. За исключением нескольких акционеров, участвующих в деятельности компании, другим заинтересованным сторонам трудно понять истинную картину финансовых показателей компании, пока

компания не погрузится в финансовые затруднения или не объявит о банкротстве. Это подрывает доверие общества к финансовой системе и рынку капитала. Это также вредит здоровью, развитию и устойчивости глобального рынка капитала. Все правительства в мире сформулировали более строгие правила для предотвращения мошенничества, выступили за корпоративное управление и потребовали от советов компаний создать эффективный механизм внутреннего контроля и предотвращения мошенничества. Аудиторы также строго обязаны соблюдать профессиональную этику, соответствующие стандарты бухгалтерского учета и аудита и финансовые положения, чтобы действовать в качестве контролеров, используя аудиторские отчеты и аудиторские заключения для снижения вероятности мошенничества с финансовой отчетностью. Тем не менее, мошенничество с финансовой отчетностью все еще происходит время от времени. Совершенно необходимо найти эффективную модель для обнаружения мошенничества с финансовой отчетностью, чтобы аудиторы могли использовать этот инструмент в качестве помощи.

Чтобы устранить недостатки традиционного подхода к обнаружению мошенничества с финансовой отчетностью и охватить эпоху больших данных и искусственного интеллекта, использование алгоритмов глубокого обучения для обнаружения мошенничества с финансовой отчетностью является правильным способом, но литература по соответствующим запросам ограничена.

Крайне важно найти эффективную модель для обнаружения мошенничества с финансовой отчетностью. Для того, что аудиторы могли использовать этот инструмент в качестве помощи

для более эффективного принятия решений и выпуска точных аудиторских отчетов и заключений. Это также позволяет избежать потерь из-за ошибок аудита. Одно за другим корпоративное мошенничество ставит под угрозу кредитоспособность организаций и влияет на надежность принципов финансовой отчетности и стандартов аудита, а также на эффективность режимов регулирования. Это ответственность, которую разделяют практики и ученые.

В результате необходимо использование следующих рекомендации для будущих исследований: во-первых, алгоритмы глубокого обучения представляют собой конкретное представление академических методов исследования в эпоху искусственного интеллекта, для построения моделей обнаружения мошенничества с финансовой отчетностью. Во-вторых, в качестве переменных, исследования включают показатели экономического роста или рецессии (например, ВВП) или другие макроэкономические переменные [7]. В-третьих, необходимо рассмотреть возможность использования дополнительных эконометрических моделей, для решения конкретных проблем экономической и финансовой асимметрии, таких как долгосрочная и краткосрочная асимметрия, а также асимметрия между различными финансовыми рынками [5]. В-четвертых, помимо обычно используемых финансовых переменных, при оценке мошенничества с финансовой отчетностью необходимо учитывать нефинансовые переменные. Наконец, финансовые и нефинансовые переменные следует скорректировать, чтобы отразить различные экономические условия, рынки капитала, финансовые правила и типы компаний.

Библиографический список

1. Jan C.L. Financial information asymmetry: Using deep learning algorithms to predict financial distress. *Symmetry*. 2021. № 13. P. 443.
2. Jan C.L. An effective financial statements fraud detection model for the sustainable development of financial markets: Evidence from Taiwan. *Sustainability*. 2018. № 10. P. 513.
3. Report to the Nations Editorial Board. 2020 Global Study on Occupational Fraud and Abuse; Association of Certified Fraud Examiners: Austin, TX, USA, 2020.
4. Khan M.A., Vivek V., Nabi M.K., Khojah M., Tahir M. Students' perception towards E-learning during COVID-19 pandemic in India: An empirical study. *Sustainability*. 2021. № 13. P. 57.

5. Vartholomatou K., Pendaraki K., Tsagkanos A. Corporate bonds, exchange rates and business strategy. *Int. J. Bank. Account. Financ.* 2021. № 12. P. 97–117.
6. Martins O.S., Júnior R.V. The influence of corporate governance on the mitigation of fraudulent financial reporting. *Rev. Bus. Manag.* 2020. № 22. P. 65–84.
7. Tsagkanos G.A. Stock market development and income inequality. *J. Econ. Stud.* 2017. № 44. P. 87–98.
8. Yeh C.C., Chi D.J., Lin T.Y., Chiu S.H. A hybrid detecting fraudulent financial statements model using rough set theory and support vector machines. *Cyb. Sys.* 2016. № 47. P. 261–276.
9. Dorminey J., Fleming A.S., Kranacher M.J., Riley R.A. The evolution of fraud theory. *Issues Account. Educ.* 2012. № 27. P. 555–579.
10. Chui L., Pike B. Auditors' responsibility for fraud detection: New wine in old bottles? *J. Forensic Investig. Account.* 2013. № 56. P. 204–233.
11. Papik M., Papikova L. Detection models for unintentional financial restatements. *J. Bus. Econ. Manag.* 2020. № 21. P. 64–86.
12. Gepp A., Kumar K., Bhattacharya S. Lifting the numbers game: Identifying key input variables and a best-performing model to detect financial statement fraud. *Account. Financ.* 2020. P. 1–38.
13. Yao J., Zhang J., Wang L. A financial statement fraud detection model based on hybrid data mining methods. In *Proceedings of the 2018 International Conference on Artificial Intelligence and Big Data*, Chengdu, China, 26–28 May, 2018. P. 57–61.
14. Hamal S., Senvar O. Comparing performances and effectiveness of machine learning classifiers in detecting financial accounting fraud for Turkish SMEs. *Int. J. Comput. Intell. Syst.* 2021. № 14. P. 769–782.
15. Hinton G.E., Srivastava N., Krizhevsky A., Sutskever I., Salakhutdinov R.R. Improving neural networks by preventing co-adaptation of feature detectors (2012).
16. Baharudin B., Lee L.H., Khan K. A review of machine learning algorithms for text-documents classification. *J. Adv. Inf. Technol.* 2010. № 1 (1). P. 4–20.