

УДК 336.228

DOI 10.26118/3619.2025.89.93.015

**Семиколенова Марина Николаевна**  
Университет науки и технологий МИСИС  
**Волкова Алина Алексеевна**  
Университет науки и технологий МИСИС

**Разработка интегральной модели оценки налогового риска на основе методов  
искусственного интеллекта**

**Аннотация.** Современное налоговое администрирование находится в фазе перехода от формальных проверочных процедур к интеллектуальным аналитическим моделям, основанным на цифровых данных и технологиях искусственного интеллекта. Цель исследования – разработка методики построения интегрального индекса налогового риска, обеспечивающего точную, динамичную и интерпретируемую оценку поведения налогоплательщиков. Предложена трехуровневая модель, включающая поведенческий, сетевой и семантический анализ, что позволяет учитывать как количественные, так и смысловые признаки риска. Индекс калибруется на реальных исходах и использует методы объяснимого искусственного интеллекта для раскрытия вклада каждого фактора. Научная новизна заключается в объединении разнотипных источников информации в единую аналитическую конструкцию, адаптирующуюся к изменениям законодательства и данных. Практическая значимость состоит в возможности применения разработанной модели в налоговом мониторинге и корпоративном комплаенсе для раннего выявления отклонений и повышения точности управлеченческих решений.

**Ключевые слова:** налоговый риск; интегральный индекс; риск-ориентированный подход; интерпретируемость модели; объяснимый искусственный интеллект; поведенческий анализ; сетевой анализ контрагентов; семантический анализ (правовой контекст); обнаружение аномалий; калибровка вероятностей; пороговая оптимизация полезности; налоговый мониторинг.

Semikolenova Marina Nikolaevna  
National University of Science and Technology MISIS  
Volkova Alina Alekseevna  
National University of Science and Technology MISIS

**Integrated tax risk index: methodology for calculation using artificial intelligence  
technologies**

**Annotation.** Modern tax administration is undergoing a transition from formal inspection procedures to intelligent analytical models based on digital data and artificial intelligence technologies. The purpose of the study is to develop a methodology for constructing an integrated tax risk index that ensures accurate, dynamic, and interpretable assessment of taxpayer behavior. The proposed three-level model combines behavioral, network, and semantic analyses, allowing for the integration of both quantitative and contextual indicators of risk. The index is calibrated on real outcomes and employs explainable AI techniques to interpret the contribution of each factor. Scientific novelty lies in integrating heterogeneous sources of information into a unified analytical framework adaptable to changes in legislation and data structures. Practical significance is determined by the applicability of the proposed model in tax monitoring and corporate compliance systems for early detection of deviations and enhancing the accuracy of decision-making.

**Keywords:** tax risk; integrated index; risk-based approach; explainable artificial intelligence; behavioral analysis; counterparty network analysis; semantic analysis (legal context); tax monitoring.

Налоговый контроль является важным аспектом финансового управления, обеспечивающим соблюдение законодательства и минимизацию налоговых рисков. Для компаний это означает необходимость точного соблюдения налоговых норм, что может быть сложной задачей из-за постоянно меняющегося законодательства и сложных финансовых операций. Неправильная интерпретация налогового законодательства или недостаточная документация могут привести к значительным финансовым потерям и юридическим последствиям, поэтому оценка налоговых рисков и разработка стратегий их управления становятся критически важными для устойчивого развития бизнеса и поддержания его репутации. Современная практика оценки налоговых рисков смещается от статичных чек-листов к аналитике по цифровым следам: компании автоматизируют мониторинг и используют методы искусственного интеллекта для раннего выявления отклонений. Так, в ПАО «ЛУКОЙЛ» официально заявлена полная автоматизация основных процессов по мониторингу и исполнению налоговых обязательств, что подтверждает зрелость ИТ-контура для контроля и отчетности. У ПАО «Газпромнефть» действует автоматизированная система внутреннего контроля (ACBK): ведутся реестры рисков и контрольных элементов, проводится количественная оценка рисков и тестирование процедур. В налоговом мониторинге применяются витрины данных: кейс ООО «Ачимгаз» показывает, как из первичных документов и ERP формируется прозрачный набор показателей для удаленного доступа ФНС и снижения объема запросов. При всей пользе эти решения, как правило, решают задачу в одном слое: правила и пороги быстро теряют чувствительность, финансовые скоринги поддаются формальной подстройке, сетевые сигналы без поведенческого контекста дают «серые зоны», а модели искусственного интеллекта без калибровки на реальных исходах и без пояснений затрудняют правоприменение. Исходя из этого, цель исследования – разработать интегральную модель индекса налогового риска, обеспечивающую комплексный анализ многомерных и сложных данных, сопоставимость полученных оценочных показателей, гибкость к изменениям налоговых правил и эффективность выявления скрытых режимов уклонения от налоговых обязательств.

Методика исследования основана на комплексном подходе к разработке оценочной модели налогового риска, который предполагает использование связного методического контура, объединяющего три типа сигналов – поведенческие ряды деятельности, структура связей с контрагентами и смысловые признаки из правоприменимых текстов. Системность изучения налогового риска состоит в рассмотрении отдельных внешних и внутренних факторов как взаимосвязанных и дополняющих элементов рискового поля налогоплательщика. Обобщение результатов расчетов и их интерпретация производится с применением индексного метода, метода агрегирования данных, технологий искусственного интеллекта и индикаторного подхода.

В настоящем исследовании под налоговым риском понимается неблагоприятное событие, возникающее вследствие нарушения налогового законодательства или предрасположенности к такому нарушению. Его измерение основывается на вероятностной оценке события и анализе существенности последствий, которые влияют на финансовое состояние организации и выполнение ей налоговых обязательств. Риск имеет двойственную природу: вероятностную как частоту реализации события при определенных условиях и контекстную как зависимость исхода от траектории правового и делового поведения [3, 4].

Источником контекстного анализа научных публикаций и патентной активности по вопросам управления налоговыми рисками являлась интеллектуальная аналитическая платформа INVENTORUS, позволившая систематизировать 1144 методики оценки налоговых рисков, применяемые в последние пять лет в 15 странах мира. Результаты

тематической кластеризации исследуемого направления по пяти наиболее значимым направлениям представлены на рис. 1.

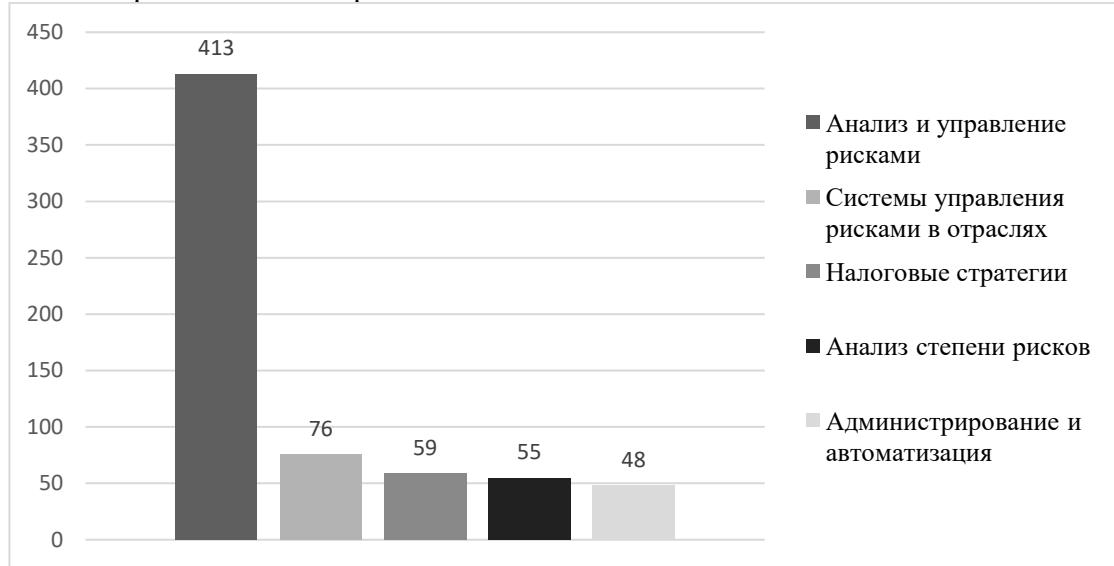


Рис.1. Количество патентных методик анализа налоговых рисков в разрезе исследовательских кластеров за 2020-2025 гг.

В течение анализируемого периода лидерами патентной активности являются работы, направленные на разработку универсальной модели анализа и управления налоговыми рисками. Актуальность, междисциплинарность и сложность выработки эффективного механизма налогового аудита порождает также большой интерес к выявлению налоговых рисков в трудах зарубежных и отечественных экономистов. Действующие подходы к методике выявления и оценки налоговых рисков систематизированы нами по двум ключевым классификационным признакам: в зависимости от процедуры выявления и технологии анализа и от процедуры итоговой оценки и интерпретации полученных результатов.

Эволюция методик оценки налоговых рисков [11] предполагает применение двух технологий мониторинга рискового поля налогоплательщика:

- традиционных методов, в основе которых лежит обработка отчетных данных компаний, использование экспертных знаний;
- методов интеллектуального анализа данных, повышающих оперативность и объективность оценки в условиях стремительного роста объемов финансовой и налоговой информации, растущих связей и взаимодействий между налогоплательщиками.

На сегодняшний день в применении налогового контроля сложились два основных подхода к формированию оценочных показателей. Первый – фиксированные критерии и пороги [1, 2, 5]. Их достоинство – прозрачность и предсказуемость. Но из-за статичности таких критериев компания может адаптировать свои показатели под требования налогового мониторинга, не меняя при этом сути своего поведения. Второй – интегральные индикаторы на основе ограниченного набора числовых признаков [6,7]. Они снижают компонент субъективности, но не принимают во внимание структуру взаимодействий с контрагентами и правовые принципы. В результате теряется чувствительность к менее очевидным, но важным проявлениям риска. Это подтверждает необходимость внедрения более гибкой модели, которая объединяет поведенческие, сетевые и текстовые сигналы в единую точно настроенную шкалу.

Инструменты, основанные на технологиях искусственного интеллекта, все активнее внедряются в сферу налогового администрирования. Они позволяют работать с разными по структуре источниками данных – от цифровой отчетности до сетевых графов и юридических текстов – и извлекать из них полезные сигналы для оценки рисков. При этом,

с нашей точки зрения, методика оценки налогового риска должна удовлетворять трем основным критериям: сопоставимость, динамичность, объяснимость. Эти требования определяют выбор архитектуры индекса налогового риска и процедур его корректировки.

Каждый уровень формирует самостоятельный сигнал, а объединение сигналов дает устойчивую оценку, согласованную с практическими задачами контроля. Поведенческий контур опирается на группы сопоставимости (отрасль, режим налогообложения, масштаб деятельности) и фиксирует нетипичность динамики ключевых показателей: сезонно очищенных вычетов, ритма уплаты, доли косвенных налогов, согласованности выручки и себестоимости. Нетипичность рассчитывается устойчивыми метриками разброса и алгоритмами обнаружения редких паттернов; результат переводится в квантильную шкалу, что устраняет искажения размера и сезонности.

Сетевой контур анализирует структуру взаимодействий с контрагентами: показатели центральности, плотность и устойчивость связей, наличие разрывов в цепочках, атипичные концентрации операций. Сигнал сети позволяет отделить косметические коррекции отчетности от изменения деловой топологии. Визуально это сопровождается картой сети с подсветкой узлов и ребер, формирующих основной вклад в оценку; инспектор видит, за счет каких участков экосистемы риск поднялся или снизился. Далее семантический контур извлекает правовые сигналы из корпуса судебных актов, официальных писем и обзоров практики. Итоговая текстовая оценка показывает, насколько стабилен правовой фон по релевантным темам (например, вычетам по НДС или подтверждению реальности операций) и какова частота неблагоприятных исходов по аналогичным ситуациям [9].

Чтобы сохранить сопоставимость и сделать пороги осмысленными, все три сигнала приводятся к единой вероятностной шкале: поведенческий и сетевой – через квантильные баллы в когортах, семантический – через нормированную частоту неблагоприятных тем и исходов, прогнозный компонент вероятности калибруется на исторических данных (калибровочные диаграммы, Brier score). Весовая комбинация строится с приоритетом управляемческой полезности: значимость каждого контура подбирается так, чтобы минимизировать стоимость ошибок и учесть различную цену пропуска рисковой ситуации и избыточного вмешательства. Для практики это означает предсказуемость решений: инспектор получает не только итоговое значение индекса, но и разложение на вклады по контурам с краткими текстовыми пояснениями и наглядными профилями зависимости.

Прозрачность обеспечивается на двух уровнях. На уровне системы формируются карты глобальных вкладов признаков и отчеты о стабильности объяснений во времени; на уровне конкретной организации формируется «паспорт решения»: водопад-диаграмма локальных вкладов, краткий нарратив по трем контурам и контрфактическая подсказка с минимальными изменениями признаков, переводящими индекс ниже порога профилактики. Такой формат связывает модель с правоприменением: причины присвоения высокой категории риска явны, а переход от значения индекса к виду административного действия воспроизводим и может быть обоснован документально.

Индекс строится как комбинация трех компонент, приведенных к общей вероятностной шкале:

$$R(x) = w_1 a(x) + w_2 p(x) + w_3 t(x), \quad w_i \geq 0, \sum_{i=1}^3 w_i = 1. \quad (1)$$

Здесь  $a(x)$  – оценка аномальности;  $p(x)$  – калиброванная вероятность неблагоприятного исхода в горизонте прогноза;  $t(x)$  – текстовая оценка правового контекста. Каждая компонента нормируется в шкале от 0 до 1, а веса  $w_1, w_2, w_3$  подбираются так, чтобы итоговый индекс отражал относительную значимость каждого сигнала при принятии решений.

Оценка  $a(x)$  отражает степень отклонения поведения организации от нормы внутри своей группы сопоставимости. Для этого компании сравниваются по отрасли, масштабу и налоговому режиму, а внутри каждой подгруппы рассчитываются эталонные профили

показателей: вычеты, ритм поступлений, сезонно очищенные отклонения, а также структура контрагентских связей. На этом этапе используются алгоритмы обнаружения аномалий и редких паттернов, основанные на методах искусственного интеллекта. Они помогают зафиксировать те отклонения, которые могли бы остаться незамеченными при простом сравнении средних значений. Далее показатели нормируются в квентили, что позволяет учесть масштаб и сезонность и сделать оценки сопоставимыми. Итоговое значение  $a(x)$  представляет собой агрегированную оценку степени нетипичности поведения по ряду признаков, включающих динамику выручки и вычетов, структуру налоговых платежей, устойчивость контрагентских связей и распределение операций между ними.

Прогнозная оценка  $p(x)$  отвечает на ключевой вопрос: какова вероятность того, что в ближайшей перспективе у компании возникнут налоговые последствия, например, доначисления или отказ в вычетах. Для этого используется модель, основанная на опыте прошлых ситуаций, в которых уже известен исход. В качестве признаков в расчет включаются устойчивые взаимосвязи между ключевыми налоговыми и финансовыми показателями. Например, согласованность выручки, себестоимости и вычетов, динамика доли косвенных налогов, регулярность уплаты обязательств, а также структурные свойства контрагентской сети.

Судебные решения, пояснительные письма, обращения в контролирующие органы – все это формирует фон, в котором организация взаимодействует с системой налогового администрирования. Чтобы выявить сигналы в этом информационном поле, применяется семантический анализ: искусственный интеллект помогает унифицировать тексты, определить характер аргументации и частоту спорных ситуаций. Ключевое внимание уделяется именно повторяемости: единичные эпизоды практически не влияют на итоговую оценку, тогда как последовательные негативные сюжеты усиливают сигнал. Результат этого анализа – компонента  $t(x)$ , отражающая, насколько стабильна правовая позиция компании и как часто она оказывается вовлечена в спорные правовые ситуации.

Дополнительно веса и пороги настраиваются совместно как задача максимизации ожидаемой полезности с учетом ресурсов и асимметрии ошибок: набор  $w_1, w_2, w_3$ , подбирается по проверке на прошлых периодах. Качество оценивается не только по точности, но и по «полезности на 100 проверок». Чтобы не возникал перекос, вводятся ограничения на веса и их плавное изменение между релизами, действует требование монотонности: рост любой компоненты не должен снижать  $R(x)$ . Проводится проверка чувствительности с анализом долей пропусков значимого риска и лишних срабатываний, а также сценарные проверки при изменении структуры данных сезонные всплески, новые группы сопоставимости, разрывы цепочек.

Практическая прозрачность обеспечивается публикацией карты чувствительности полезности к варьированию  $w_i$  и порогов: видно, почему в период роста правовых споров повышается роль текстового контура  $t(x)$ , а при всплеске нетипичных транзакций – поведенческого  $a(x)$ . Для сохранения переносимости пороги  $t_1$  и  $t_2$  обновляются на скользящем окне и проверяются на следующих периодах; если переносимость падает (меняются доли зон действий), запускается регламентная перекалибровка. В рабочем режиме ведется журнал версий с фиксацией признаков, весов, порогов, метрик калибровки и примеров локальных объяснений – это позволяет обосновывать решения и документировать переход от значения индекса к мере воздействия.

Прозрачность результатов обеспечивается также за счет раскрытия вклада каждой компоненты в итоговое значение и представления динамики индекса в визуальной форме, для чего применяются методы искусственного интеллекта, такие как SHAP (SHapley Additive exPlanations) и LIME (Local Interpretable Model-agnostic Explanations) [8, 10].

На практике возможна ситуация, при которой одна из компонент индекса – например, поведенческая  $a(x)$  – временно демонстрирует отклонения, связанные с нестабильной динамикой вычетов или ослаблением связности в структуре контрагентов. При этом прогнозная компонента  $p(x)$ , отражающая вероятность неблагоприятного исхода,

и текстовая  $t(x)$ , оценивающая правовой контекст, могут оставаться в пределах допустимых значений. Такая конфигурация приводит к тому, что интегральный индекс  $R(x)$  попадает в зону умеренного риска, что соответствует режиму усиленного камерального мониторинга. В последующие периоды, при восстановлении типичных паттернов поведения и нормализации сетевых характеристик, значение  $a(x)$  снижается, что автоматически отражается на итоговом уровне риска. Это позволяет системе гибко реагировать на изменение ситуации без необходимости ручного вмешательства. Алгоритм оценки налогового риска в обобщенном виде представлен на рис. 2.

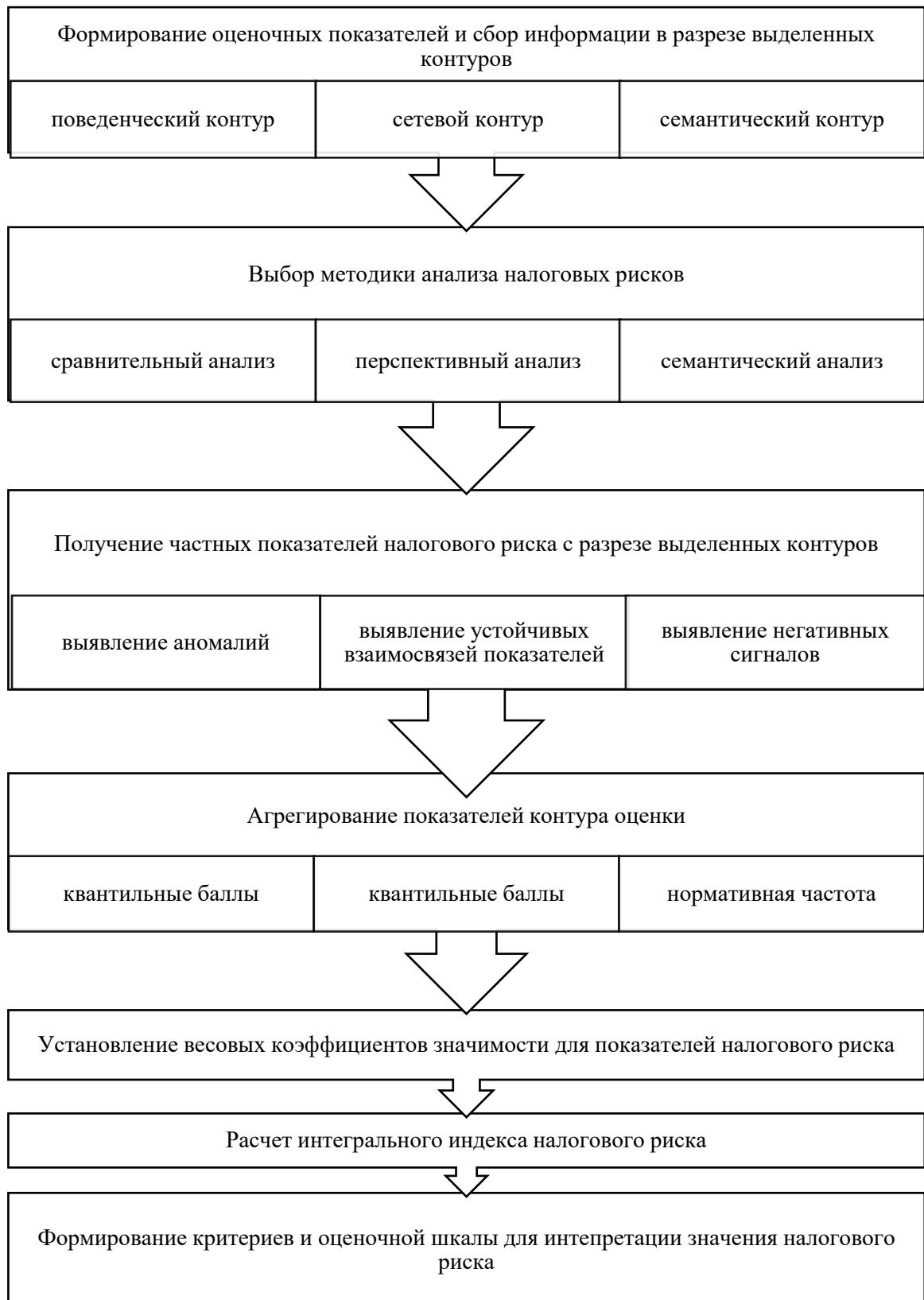


Рис. 2. Архитектура построения интегрального индекса налогового риска  
(составлено авторами)

Индекс позволяет быстро определить, какие организации требуют повышенного внимания и на какой стадии следует применять те или иные административные меры. При этом гибкая архитектура системы обеспечивает своевременный выход компании из зоны риска при стабилизации показателей, что особенно важно в условиях динамичного информационного фона. Модель устойчива к сезонным колебаниям, отраслевым различиям

и масштабным искажениям, что делает ее применимой в широком спектре контрольных задач. Но, как и любой инструмент, имеет свои границы применения. Ее точность во многом зависит от качества и полноты исходных данных: если в отчетности есть искажения, результат становится соответствующим. Другой риск – компании могут искусственно подстраивать отдельные показатели, создавая видимость стабильности без реальных изменений в поведении.

Методологическая новизна подхода состоит в синтезе трех независимых аналитических уровней – поведенческого, сетевого и семантического – в рамках единой индексной модели. Каждый уровень вносит специфическую информацию: от цифровых паттернов до смысловых юридических сигналов. Такое объединение позволяет не только зафиксировать отклонения, но и интерпретировать их природу, опираясь на технологии искусственного интеллекта. Кроме того, модель использует калибровку на реальных исходах, что обеспечивает соответствие индекса фактическим событиям и усиливает его прикладную надежность.

Современное налоговое администрирование все активнее движется в сторону аналитических и цифровых моделей оценки поведения налогоплательщиков. Классические подходы оказываются недостаточно чувствительными к сложным, слабо выраженным формам риска. В этих условиях возрастает значение комплексных инструментов, способных учитывать не только количественные показатели, но и структурные и смысловые аспекты поведения компаний.

Предложенная методика формирует многомерную аналитику: поведенческие, сетевые и семантические признаки сводятся в единое оценочное пространство, где методы искусственного интеллекта не только объединяют разнородные данные, но и подстраивают оценку под изменяющиеся условия. В отличие от жестко фиксированных классификаций, индекс работает адаптивно – усиливает или ослабляет сигнал в зависимости от контекста контроля и точнее отражает реальную траекторию риска.

Практическая ценность модели в консолидации разнородных источников риска в единый измеряемый показатель, пригодный для ранжирования организаций и выбора соразмерных мер воздействия. Гибкая архитектура учитывает отраслевую специфику, обеспечивает своевременный выход предприятия из зоны риска без ручных вмешательств. В результате индекс выступает полноценным механизмом поддержки управленческих решений в условиях неопределенности.

Таким образом, разработанная модель представляет собой шаг к формированию нового уровня цифрового администрирования, где контроль строится на основе динамично обновляемых и обоснованных данных, а риск становится аналитической категорией, включенной в систему управления.

### **Список источников**

1. Березина А.Д., Грундэл Л.П. Анализ налоговых рисков при формировании налоговой стратегии организации // Russian Economic Bulletin. 2022. Т. 5. № 3. С. 200–203.
2. Кузьмина А.А., Вариативность и результативность методов оценки регионального налогового потенциала // Мир экономики и управления. 2024. Т. 24. № 1. С. 71–81.
3. Налоговый контроль: правовые проблемы и риски / под ред. С. Г. Пепеляева; сост. С. А. Сосновский. – Москва : Статут, 2025. – 400 с.
4. Пименов Н. А.; Демин, С. С. Налоговое планирование: учебник для вузов. – 4-е изд., перераб. и доп. – Москва: Издательство Юрайт, 2025. – 137 с.
5. Рубан-Лазарева Н.В. Налоговые риски в контексте достижения национальных целей развития России на 2024 год // Экономика. Налоги. Право. 2024. Т.17. № 1. С. 145–157.
6. Тагильцева А.В., Семиколенова М.Н. Управление налоговыми рисками в системе экономической безопасности организации В книге: Современные аспекты учета, анализа и аудита. Материалы Всероссийской научно-практической конференции. Красноярск, 2025. С. 80–84.

7. Chau G., Leung P. A critical review of Fischer tax compliance model: A research synthesis // Journal of Accounting and Taxation, 1 (2) (2009), pp. 034–040.
8. Lundberg S. M., Lee S.-I. A Unified Approach to Interpreting Model Predictions // Advances in Neural Information Processing Systems 30 (NIPS 2017). URL: <https://arxiv.org/pdf/1705.07874.pdf> / (дата обращения: 17.10.2025).
9. OECD. Tax Administration 2023: Comparative Information on OECD and other Advanced and Emerging Economies. Paris: OECD, 2023. URL: [https://www.oecd.org/en/publications/tax-administration-2023\\_900b6382-en.html](https://www.oecd.org/en/publications/tax-administration-2023_900b6382-en.html) / (дата обращения: 17.10.2025).
10. Ribeiro M. T., Singh S., Guestrin C. «Why Should I Trust You?»: Explaining the Predictions of Any Classifier. KDD 2016. URL: <https://arxiv.org/pdf/1602.04938.pdf> / (дата обращения: 10.10.2025).
11. Zheng Qinghua Yiming Xu, Huixiang Liu, Bin Shi, Jiaxiang Wang, Bo Dong. A Survey of Tax Risk Detection Using Data Mining Techniques //Engineering, Volume 34, 2024, Pages 43–59.

### **Сведения об авторах**

**Семиколенова Марина Николаевна**, кандидат экономических наук, Университет науки и технологий МИСИС, Москва, Россия.

**Волкова Алина Алексеевна**, студент, Университет науки и технологий МИСИС, Москва, Россия.

### **Information about the authors**

**Semikolenova Marina Nikolaevna**, Candidate of Economics, National University of Science and Technology MISIS, Moscow, Russia.

**Volkova Alina Alekseevna**, Student, National University of Science and Technology MISIS, Moscow, Russia.