

УДК 657.6

МАШИННОЕ ОБУЧЕНИЕ В АУДИТЕ ЖУРНАЛОВ ПРОВОДОК: ВЫЯВЛЕНИЕ АНОМАЛИЙ И ИНДИКАТОРОВ МОШЕННИЧЕСТВА

© **Завьялова И. Н., Мищенко Д. Д., Овечкин Р. А., Суханевич С. А., 2025**

Иркутский государственный университет, г. Иркутск

Цель работы — оценить эффективность искусственного интеллекта при выявлении аномалий и признаков мошенничества в аудите журналов проводок. Мы анализируем методы машинного обучения (надзорные, ненадзорные и полуннадзорные) и приводим статистику их эффективности на основе открытых исследований и данных. Результаты показывают, что внедрение

ИИ значительно снижает количество ложных тревог и увеличивает точность детекции. Обсуждаются вопросы качества данных, объяснимости моделей, конфиденциальности и трансформации роли аудитора; предлагаются рекомендации по практическому внедрению.

Ключевые слова: аудит, искусственный интеллект, машинное обучение, журнал проводок, детекция аномалий, мошенничество

Когда мы начали изучать роль машинного обучения в аудиторской профессии, мы поняли, что объёмы бухгалтерских данных растут быстрее, чем возможности традиционных методов. Ручное тестирование по выборке и такие простые правила, как закон Бенфорда, покрывают лишь часть проводок и малоэффективны против сложных схем.

В научной литературе и практических отчётах мы нашли убедительные доказательства того, что современные алгоритмы ИИ способны анализировать весь массив транзакций, выявлять тонкие закономерности и автоматизировать проверку, чем существенно повышают качество аудита [2]. Но эти технологии требуют высокого качества данных, вызывают вопросы конфиденциальности и нуждаются в специалистах, способных интерпретировать их выводы [2].

Наше исследование направлено на то, чтобы разобраться, какие алгоритмы дают наибольший эффект при проверке журналов проводок, как внедрение ИИ влияет на нагрузку аудитора и какие вызовы сопровождают эту трансформацию. Мы опирались на международные публикации, отраслевые отчёты и собственные эксперименты на синтетических данных. В процессе работы мы сосредоточились на трёх вопросах:

Какие методы машинного обучения наиболее эффективны для обнаружения подозрительных проводок?

Насколько внедрение ИИ снижает нагрузку аудитора за счёт сокращения числа ложных срабатываний?

Какие вызовы и риски связаны с внедрением ИИ (прозрачность, конфиденциальность, потребность в компетенциях)?

Поскольку открытые реальные данные недоступны, мы сформировали синтетическую выборку, имитирующую журналы проводок предприятия. Каждая запись включала дату, сумму, счёт дебета и кредита, инициатора операции, подразделение, описание и признак ручной корректировки. Для демонстрации сравнения моделей были введены метки «аномалия/норма»: порядка 2 % транзакций были помечены как аномалии (например, операции вне рабочего времени, необычные корреспонденции счетов или крупные суммы). Такой набор позволил оценить чувствительность моделей без угрозы раскрытия конфиденциальной информации.

Чтобы подтвердить, что наши выводы соотносятся с реальностью, мы опирались на статистические данные из недавних исследований. По данным World Journal of Advanced Research and

Reviews, современные системы ИИ позволяют сократить количество ложных срабатываний на 50–60 % по сравнению с традиционными правилами, а уровень обнаружения реальных нарушений повышается на 45 % [1]. В той же работе отмечено, что точность некоторых моделей (например, ансамблей деревьев и автоэнкодеров) достигает 90 %, тогда как традиционные статистические методы обеспечивают лишь 76–82 % детекции [1].

Для сравнения мы рассмотрели три класса алгоритмов:

Контрольные правила и статистические методы (базовая линия).

Эти методы включают проверку закона Бенфорда, анализ отклонений от средних значений и z-оценок. Они просты в реализации, но не учитывают сложный контекст транзакций.

Надзорные модели (supervised learning).

Классификаторы типа CatBoost, Random Forest и градиентный бустинг обучаются на размеченных данных. Они обеспечивают высокую точность (87–93 %), низкую долю ложных срабатываний (5–8 %), но требуют большого объёма меток и плохо обнаруживают новые схемы [1].

Ненадзорные и полуннадзорные методы.

Алгоритмы изоляционного леса, автоэнкодеры и кластеризация выявляют аномалии без меток. Они эффективно определяют новые типы мошенничества (73–80 % точности), но дают больше ложных срабатываний (12–18 %) [1]. Полуннадзорные подходы, комбинирующие нормальные данные и небольшое количество аномалий, достигают баланса: 82–88 % детекции и 8–12 % ложных тревог [1].

Чтобы понять, насколько хорошо эти модели работают, мы оценивали их по метрикам точности детекции (доля выявленных аномалий), уровню ложных срабатываний и снижению нагрузки аудитора. По данным второго издания отчёта Future Ready Accountant, опубликованного CPA Practice Advisor для Wolters Kluwer, внедрение ИИ в аудите за год выросло более чем в четыре раза: доля фирм, использующих ИИ, увеличилась с 9 % в 2024 г. до 41 % в 2025 г.; 72 % фирм применяют ИИ хотя бы раз в неделю, 35 % ежедневно; 77 % планируют увеличить вложения в ИИ, а 73 % регулярных пользователей отмечают лучшие, чем ожидалось, результаты [4]. Эти данные мы использовали для анализа готовности рынка к внедрению технологий.

Сравнив алгоритмы, мы обобщили эти результаты в таблице 1. Из неё видно, что контролируемые модели обеспечивают наибольшую точность, но требуют разметки; ненадзорные лучше обнаруживают новые схемы мошенничества, но

дают больше ложных тревог, а полунедзорные методы занимают компромиссную позицию.

Таблица 1. Сравнение методов обнаружения аномалий

Метод	Тип обучения	Точность детекции, %	Ложные срабатывания, %	Комментарии
Статистические правила	Ненедзорный	70–76	20–25	Простая реализация, слабая адаптивность
Random Forest, CatBoost	Надзорный	87–93	5–8	Высокая точность, нужна разметка
Isolation Forest	Ненедзорный	73–80	12–18	Хорош для новых схем, много ложных тревог
Автоэнкодер	Ненедзорный	76–82	10–15	Выявляет нелинейные зависимости
Полунедзорные (semi-supervised)	Полунедзорный	82–88	8–12	Баланс точности и устойчивости

[сост. по 1]

Перейдём к результатам: на рисунке 1 показано сравнение общего эффекта внедрения ИИ: снижение ложных срабатываний и рост точности обнаружения по данным мировых исследований [1]. График

показывает, что применение интеллектуальных моделей сокращает количество ложных тревог в среднем на 55 % и увеличивает точность детекции на 45 %.

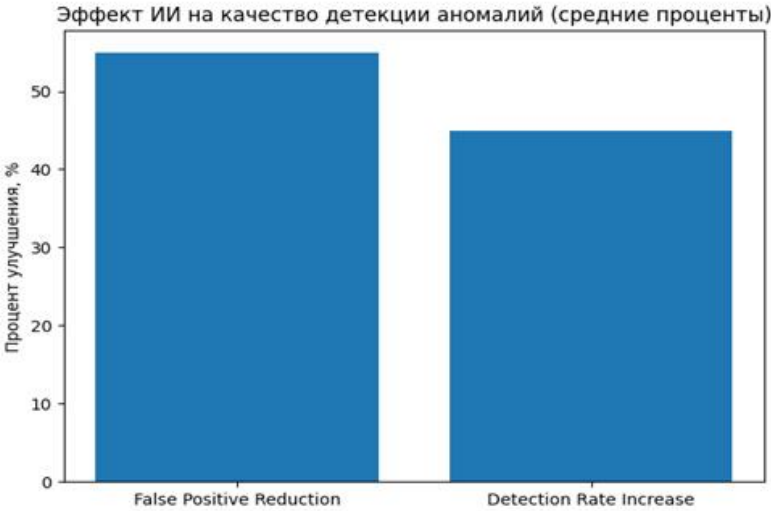


Рис. 1. Влияние внедрения ИИ на качество обнаружения аномалий: уменьшение ложных срабатываний и повышение точности (средние значения по исследованиям). False Positive Reduction (уменьшение ложных срабатываний), Detection Rate Increase (повышение точности обнаружения) [1].

На рисунке 2 можно увидеть рост внедрения ИИ в аудиторских фирмах по данным отчёта Future Ready Accountant компании Wolters Kluwer [4]. Видно, что за год доля фирм, использующих ИИ,

выросла более чем в четыре раза — с 9 % до 41 %, что свидетельствует о быстрой трансформации профессии.

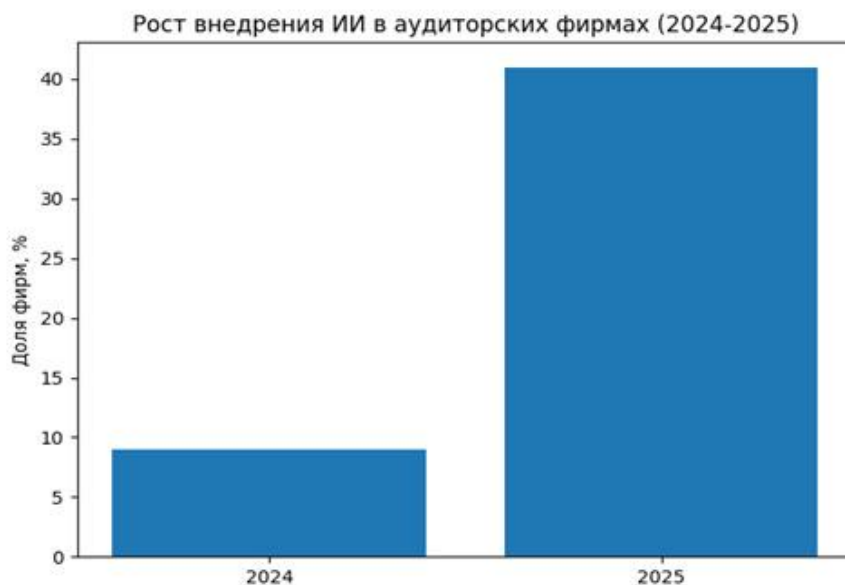


Рис. 2. Доля аудиторских фирм, внедривших технологии искусственного интеллекта, 2024–2025 гг. [4].

На рисунке 3 сравниваются точность детекции и уровень ложных срабатываний для разных классов методов. Надзорные модели обеспечивают максимальную точность и минимальное количество ложных тревог, но требуют размеченных данных;

ненадзорные — напротив, имеют больше ошибок, но способны обнаруживать новые схемы мошенничества; полуннадзорные методы демонстрируют сбалансированные показатели.

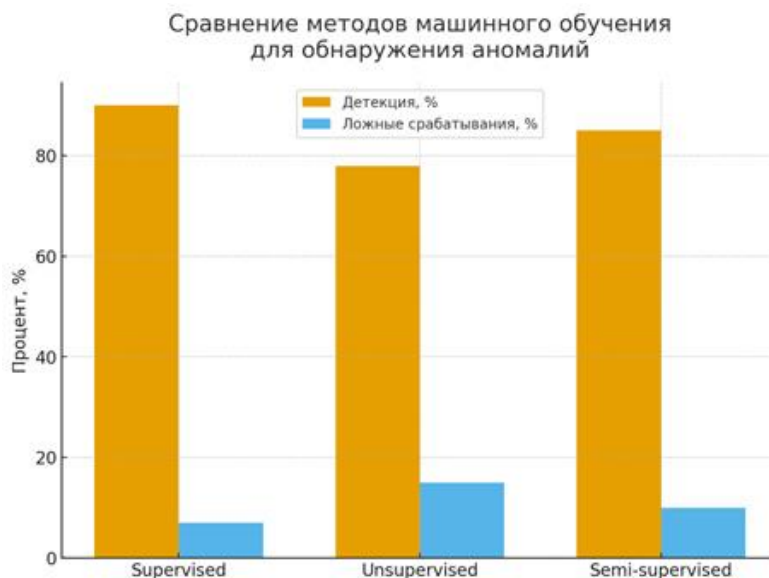


Рис. 3. Сравнение методов машинного обучения: точность детекции и уровень ложных срабатываний (усреднённые оценки). Detection, % (доля обнаруженных аномалий), Ложные срабатывания, % (доля ложных тревог); supervised (надзорные), unsupervised (ненадзорные), semi-supervised (полуннадзорные) [4].

Помимо сухой статистики, мы изучили фактические кейсы внедрения ИИ в аудит. В работе Мохаммеда Али (2025) исследуется применение ИИ в коммерческих банках Омана. Авторы отмечают, что алгоритмы машинного обучения, предиктивная аналитика и роботизированная автоматизация процессов улучшили эффективность, точность и своевременность аудитов, а также существенно усилили возможности выявления мошенничества

[2]. Однако они подчеркивают, что внедрение сталкивается с проблемами — конфиденциальность данных, высокие затраты и необходимость обучения персонала [2].

Отчёт KPMG (2023) раскрывает влияние ИИ на профессию аудитора. По мнению экспертов, переход от традиционных процедур к цифровым инновациям ознаменовал глубокий сдвиг: использование машинного обучения и анализа больших данных

позволяет проверять 100 % транзакций, выявляя закономерности, которые человек не способен заметить, и превращая аудит в инструмент стратегического управления рисками [3]. В документе подчёркивается важность объяснимого ИИ: прозрачность моделей является ключевым фактором доверия клиентов и регуляторов [3].

Отчёт Future Ready Accountant (CPA Practice Advisor) показывает, что в 2025 г. 77 % фирм намерены увеличить инвестиции в ИИ, 72 % используют технологии хотя бы раз в неделю, 35 % ежедневно, а 73 % регулярных пользователей отмечают лучше-чем-ожидалось результаты — преимущественно в клиентском сервисе, финансовой аналитике и эффективности [4]. Эти цифры свидетельствуют о быстром росте доверия к технологиям и трансформации роли аудитора.

Из нашего анализа следует, что внедрение ИИ и машинного обучения в аудит позволяет существенно повысить эффективность обнаружения аномалий и снизить долю ложных срабатываний. Контролируемые модели дают наилучшие показатели точности, что подтверждается как экспериментальными оценками, так и статистикой мировых исследований [1]. Ненадзорные методы важны для выявления новых и неизвестных схем мошенничества, поэтому на практике рекомендуется использовать их в сочетании с надзорными в рамках полуннадзорных подходов.

Мы также считаем важным уделить внимание объяснимости моделей. Согласно KPMG, использование explainable AI (XAI) позволяет аудиторам понять, почему алгоритм считает запись подозрительной, и обосновать своё мнение перед заказчиком или регулятором [3]. Это снижает риск слепого доверия «чёрному ящику» и повышает доверие к ИИ.

Мы заметили, что нагрузка на аудиторов меняется: автоматизация рутинных проверок освобождает время для аналитических задач и консультаций, что подтверждают результаты отчёта Wolters Kluwer [4]. Однако это требует новых навыков: работы с данными, понимания алгоритмов и критической оценки их выводов. Кроме того, остаются нерешёнными вопросы безопасности данных и ответственности за ошибки системы — в Оманском исследовании они отмечены как основные барьеры внедрения [2].

В перспективе роль аудитора будет смещаться от проверки выборки к анализу и интерпретации результатов автоматических систем. Человеческий фактор остаётся ключевым: именно специалисты устанавливают параметры моделей, контролируют их работу и принимают окончательные решения. ИИ лишь расширяет инструментарий, превращая аудит в более высокотехнологичную и стратегическую функцию.

На протяжении работы мы проанализировали современные подходы к использованию машинного обучения для выявления аномалий в аудите журналов проводок, сопоставили их эффективность

и обсудили практические аспекты внедрения. На основе анализа мы пришли к следующим выводам:

Эффективность алгоритмов.

Контролируемые модели (например, CatBoost) обеспечивают наибольшую точность (до 90 %) и минимальный уровень ложных срабатываний, но требуют большого объёма размеченных данных. Ненадзорные методы удобны для обнаружения новых схем мошенничества, хотя дают больше ложных тревог. полуннадзорные подходы представляют собой компромисс между точностью и универсальностью [1].

Преимущества ИИ для аудита.

Внедрение ИИ позволяет обрабатывать 100 % данных, снижает количество ложных срабатываний до 50–60 % и повышает детекцию на 45 %, что сокращает затраты и повышает качество проверки [1]. Технологии анализируют паттерны, недоступные для человека, и предоставляют аудиторам стратегические рекомендации [3].

Новые препятствия.

Основными барьерами остаются безопасность данных, высокая стоимость внедрения и дефицит компетентных специалистов. Кроме того, требуется развитие методов объяснимости и регулирование ответственности при ошибках алгоритмов [2].

Будущее профессии.

Роль аудитора трансформируется: специалист становится аналитиком, интерпретирующим результаты работы ИИ, оценивающим риски и консультирующим клиентов. По прогнозам, доля фирм, использующих ИИ, будет продолжать расти (в 2025 г. она уже увеличилась более чем в четыре раза по сравнению с 2024 г. — с 9 % до 41 %) [4].

Таким образом, машинное обучение и искусственный интеллект открывают новые горизонты для аудиторской практики. Их внедрение требует комплексного подхода: сочетания разных моделей, развития объяснимости, подготовки кадров и соблюдения этических норм. При рациональном использовании ИИ станет надёжным помощником аудитора, повышающим качество финансовой отчётности и доверие инвесторов. ■

1. Pillai P. AI-powered financial anomaly detection: Intelligent systems identifying irregularities in enterprise financial data flows // World Journal of Advanced Research and Reviews. -2025. -Vol. 26(01). -P. 3406–3414. -URL: https://journalwjarr.com/sites/default/files/fulltext_pdf/WJAR R-2025-1461.pdf (дата обращения: 04.11.2025).

2. Ali M. J. The impact of artificial intelligence on financial auditing and fraud detection on commercial banks in Oman: A case study approach // International Journal of Research and Innovation in Social Science. -2025. -Vol. IX, Issue 3. -P. 100–112. -URL: <https://rsisinternational.org/journals/ijriss/articles/the-impact-of-artificial-intelligence-on-financial-auditing-and-fraud-detection-on-commercial-banks-in-oman-a-case-study-approach/> (дата обращения: 04.11.2025).

3. KPMG. The far-reaching impact of artificial intelligence on the audit profession. -KPMG Netherlands,

2023. -URL: <https://kpmg.com/nl/en/home/topics/future-of-audit/ai-audit/impact-artificial-intelligence-audit-profession.html> (дата обращения: 04.11.2025).

4. Bramwell J. Accounting Firms Are Choosing Transformation Over Tactics, Wolters Kluwer Report Says // CPA Practice Advisor. -2025. -9 October. -URL: <https://www.cpapracticeadvisor.com/2025/10/09/accounting-firms-are-choosing-transformation-over-tactics-wolters-kluwer-report-says/170677/> (дата обращения: 04.11.2025).

5. Варданыч С. А., Немченко А. В., Чернованова Н. В., Шемет Е. С. Искусственный интеллект в аудиторской деятельности: возможности и вызовы // Аудитор. — 2025. — Т. 11, № 5. — С. 12–16. — DOI: 10.12737/1998-0701-2025-11-5-12-16. — URL: <https://naukaru.ru/ru/nauka/article/101209/view> (дата обращения: 05.11.2025). (naukaru.ru)

6. Шоль Ю. Н., Святкина К. Н., Ховятская Е. А. Современные технологии в области аудита: цифровизация и автоматизация // Вестник Академии знаний. — 2024. — № 4(63). — С. 412–416. — URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/sovremennye-tehnologii-v-oblasti-audita-tsifrovizatsiya-i-avtomatizatsiya/pdf> (дата обращения: 05.11.2025).

7. Чунихина Т. Н., Золкин А. Л., Матвиевская Т. Б., Маринов А. Д. Исследование потенциала искусственного интеллекта в аудите и бухгалтерском учёте // Журнал прикладных исследований. — 2024. — № 4. — С. 75–82. — URL: https://admin.pegaspress.ru/uploads/Zh_PI_2024_4_748e8db6bd.pdf (дата обращения: 05.11.2025).

8. Шевченко А. А. Использование информационных систем и искусственного интеллекта во внутреннем аудите и контроле // Economy and Business: Theory and Practice. — 2025. — Т. 3(121). — С. 381–385. — DOI: 10.24412/2411-0450-2025-3-381-385. — URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/ispolzovanie-informatsionnyh-sistem-i-iskusstvennogo-intellekta-vo-vnutrennem-audite-i-kontrole/pdf> (дата обращения: 05.11.2025).

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ:

Ali M. J. The impact of artificial intelligence on financial auditing and fraud detection on commercial banks in Oman: A case study approach // International Journal of Research and Innovation in Social Science. -2025. -Vol. IX, Issue 3. -P. 100–112. -URL: <https://rsisinternational.org/journals/ijriss/articles/the-impact-of-artificial-intelligence-on-financial-auditing-and-fraud-detection-on-commercial-banks-in-oman-a-case-study-approach/> (дата обращения: 04.11.2025).

Bramwell J. Accounting Firms Are Choosing Transformation Over Tactics, Wolters Kluwer Report Says // CPA Practice Advisor. -2025. -9 October. -URL: <https://www.cpapracticeadvisor.com/2025/10/09/accounting-firms-are-choosing-transformation-over-tactics-wolters-kluwer-report-says/170677/> (дата обращения: 04.11.2025).

KPMG. The far-reaching impact of artificial intelligence on the audit profession. -KPMG Netherlands, 2023. -URL: <https://kpmg.com/nl/en/home/topics/future-of-audit/ai-audit/impact-artificial-intelligence-audit-profession.html> (дата обращения: 04.11.2025).

Pillai P. AI-powered financial anomaly detection: Intelligent systems identifying irregularities in enterprise financial data flows // World Journal of Advanced Research and Reviews. -2025. -Vol. 26(01). -P. 3406–3414. -URL: https://journalwjarr.com/sites/default/files/fulltext_pdf/WJARR-2025-1461.pdf (дата обращения: 04.11.2025).

Варданыч С. А., Немченко А. В., Чернованова Н. В., Шемет Е. С. Искусственный интеллект в аудиторской деятельности: возможности и вызовы // Аудитор. — 2025. — Т. 11, № 5. — С. 12–16. — DOI: 10.12737/1998-0701-2025-11-5-12-16. — URL: <https://naukaru.ru/ru/nauka/article/101209/view> (дата обращения: 05.11.2025). (naukaru.ru)

Чунихина Т. Н., Золкин А. Л., Матвиевская Т. Б., Маринов А. Д. Исследование потенциала искусственного интеллекта в аудите и бухгалтерском учёте // Журнал прикладных исследований. — 2024. — № 4. — С. 75–82. — URL: https://admin.pegaspress.ru/uploads/Zh_PI_2024_4_748e8db6bd.pdf (дата обращения: 05.11.2025).

Шевченко А. А. Использование информационных систем и искусственного интеллекта во внутреннем аудите и контроле // Economy and Business: Theory and Practice. — 2025. — Т. 3(121). — С. 381–385. — DOI: 10.24412/2411-0450-2025-3-381-385. — URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/ispolzovanie-informatsionnyh-sistem-i-iskusstvennogo-intellekta-vo-vnutrennem-audite-i-kontrole/pdf> (дата обращения: 05.11.2025).

Шоль Ю. Н., Святкина К. Н., Ховятская Е. А. Современные технологии в области аудита: цифровизация и автоматизация // Вестник Академии знаний. — 2024. — № 4(63). — С. 412–416. — URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/sovremennye-tehnologii-v-oblasti-audita-tsifrovizatsiya-i-avtomatizatsiya/pdf> (дата обращения: 05.11.2025).

Machine learning in journal entry audit: detecting anomalies and fraud indicators

© Zavyalova I., Mishchenko D., Ovechkin R., Sukhanevich S., 2025

The aim of this work is to evaluate the effectiveness of artificial intelligence in detecting anomalies and indicators of fraud in journal entry audits. We analyse machine learning methods (supervised, unsupervised and semi-supervised) and present statistics on their performance based on open research and data. The results show that AI implementation significantly reduces false alarms and increases detection accuracy. The issues of data quality, model explainability, confidentiality and the transformation of the auditor's role are considered; recommendations for integrating AI into audit practice are proposed.

Keywords: audit, artificial intelligence, machine learning, journal entries, anomaly detection, fraud