

УДК 336.6:69+004.8

DOI: 10.34670/AR.2026.99.82.058

Методология риск-ориентированного финансового контроля в строительных проектах на основе алгоритмов искусственного интеллекта

Оргиян Дан Вячеславович

Аспирант,
Санкт-Петербургский университет
технологий управления и экономики,
190103, Российская Федерация, Санкт-Петербург,
Лермонтовский просп., 44, литера А;
e-mail: danza122000@mail.ru

Аннотация

В настоящей статье нами предпринята попытка концептуального переосмысления традиционных подходов к финансовому контролю в строительной отрасли, испытывающей хронический дефицит эффективных инструментов превентивного реагирования на факты нецелевого расходования ресурсов. Исходя из посыла, что классические ревизионные процедуры, базирующиеся на постфактумном анализе выборочных данных, демонстрируют исчерпанную объяснительную силу в условиях лавинообразного нарастания объемов структурированной и неструктурированной информации, мы обосновываем необходимость внедрения методологического конструкта, интегрирующего риск-ориентированную логику с предиктивными возможностями алгоритмов искусственного интеллекта. Центральным элементом предлагаемой методологии выступает авторская модель предиктивных индикаторов нецелевого использования средств, позволяющая классифицировать строительные проекты по интегральному уровню риска и назначать глубину контрольных мероприятий в автоматическом режиме без приращения штатной численности контролеров. Эмпирическую базу исследования составили данные о финансовых потоках пяти реальных строительных проектов, обработанные посредством гибридного алгоритма, сочетающего деревья решений и ансамблевые методы. Полученные результаты свидетельствуют о 31,7% оптимизации трудозатрат контрольного аппарата при одновременном расширении охвата проверяемых проектов в 2,3 раза по сравнению с традиционным сплошным методом.

Для цитирования в научных исследованиях

Оргиян Д.В. Методология риск-ориентированного финансового контроля в строительных проектах на основе алгоритмов искусственного интеллекта // Экономика: вчера, сегодня, завтра. 2026. Том 16. № 5А. С. 532-541. DOI: 10.34670/AR.2026.99.82.058

Ключевые слова

Финансовый контроль, строительные проекты, риск-ориентированный подход, искусственный интеллект, предиктивные индикаторы, нецелевое использование средств, машинное обучение, классификация рисков, оптимизация трудозатрат, цифровая трансформация.

Введение

Строительный сектор, как справедливо отмечает значительная часть исследовательского сообщества, занимает системообразующее положение в национальной экономике, аккумулируя мультипликативные эффекты, распространяющиеся на десятки смежных отраслей – от металлургии и производства строительных материалов до финансовых услуг и логистики [Yu, Yazan, Junjan, Iacob, 2022]. Однако именно эта отрасль, по нашему глубокому убеждению, демонстрирует парадоксальную ситуацию: чем масштабнее и технологически сложнее строительный проект, тем выше степень неопределенности его финансовых траекторий и тем уязвимее оказываются традиционные механизмы финансового контроля, доставшиеся современной практике в наследство от эпохи бумажного документооборота и линейных организационных структур. Данный парадокс имеет под собой не только институциональные, но и эпистемологические корни: классический контроль оперирует ретроспективными данными, тогда как риски нецелевого использования средств формируются в режиме реального времени, часто маскируясь под легитимные колебания учетных показателей.

Сложившаяся ситуация требует не косметической модернизации, а смены самой философии финансового контроля – перехода от реактивной модели «обнаружить и наказать» к проактивной модели «предсказать и предотвратить». Именно такой переход, как нам представляется, становится возможным благодаря интеграции риск-ориентированного подхода, давно апробированного в банковском надзоре и страховом деле [Panait, Apostu, Gigauri, 2024], с алгоритмами искусственного интеллекта, способными выявлять латентные паттерны в многомерных массивах данных [Макиевский, Дорошенко, Кравченко, Симонова, 2024]. Целевая установка настоящей статьи, соответственно, формулируется следующим образом: разработать и обосновать методологию риск-ориентированного финансового контроля строительных проектов, базирующуюся на системе предиктивных индикаторов нецелевого использования средств, обрабатываемых алгоритмами машинного обучения, и оценить эффективность предлагаемого подхода в сравнении с традиционными методами. Дополнительной задачей выступает эконометрическая верификация пороговых значений индикаторов, отделяющих нормальные флуктуации учетных показателей от аномалий, с высокой вероятностью свидетельствующих о нарушениях.

Обзор литературы

Анализ актуальных исследований, проведенный нами с привлечением как зарубежных, так и отечественных источников, позволяет выделить несколько концептуальных пластов, на которые мы опирались при построении собственной методологии. Первый пласт образуют работы, посвященные цифровой трансформации строительной отрасли и внедрению технологий больших данных, искусственного интеллекта, блокчейна и BIM-моделирования в практику управления проектами [Колчин, 2022; Yu, Yazan, Junjan, Iacob, 2022]. Особого внимания заслуживает анализ, выполненный Городновой Н.В. [Городнова, 2021], которая еще в 2021 году обосновала, что формирование цифровой экономики невозможно без кардинальной перестройки учетно-контрольных процессов в капиталоемких отраслях, к числу которых, безусловно, относится строительство. В развитие этих идей Оргиян Д.В. [Оргиян, 2025] систематизировал основные цифровые технологии, способные улучшить финансовый контроль строительных проектов, выделив большие данные как инструмент управления базами данных,

искусственный интеллект – для автоматизации рутинных задач, блокчейн – для обеспечения прозрачности транзакций, а BIM – для интеграции проектных и финансовых данных.

Второй пласт – работы о риск-ориентированном подходе. Сравнительный анализ Сергиенко Н.С. и Мещанинова Д.С. [Сергиенко, Мещанинов, 2026] показывает: на Западе риск-подход давно встроен в бюджетный процесс, у нас же — фрагментарен и декларативен. Этот разрыв мы считаем критическим. Исследование Аль-Згуля И. Х. с соавт. [Аль-Згуль, Шеина, Морозова, 2025] даёт классификацию строительных рисков, однако сами авторы признают: традиционные модели оценки упираются в дефицит статистики, что делает их предиктивную силу слабой. Даже ISO 31000:2018, по нашему мнению, задаёт лишь общие рамки.

Третий пласт – наиболее близкий к нашему исследованию – составляют работы, в которых предпринимаются попытки применения искусственного интеллекта для выявления искажений в финансовой отчетности и управления рисками. Бутузова И.П. и Ненахова В.В. [Бутузова, Ненахова, Егорова, 2025] провели SWOT-анализ использования ИИ в строительной отрасли, выявив как сильные стороны (скорость обработки больших объемов данных, способность обнаруживать сложные паттерны), так и слабые (зависимость от качества данных, необходимость участия человека для контроля и настройки). Милованов В.В. и Романцова Т.В. [2] разработали концептуальную структуру «Интегрированной системы оценки и прогноза рисков» для цифровых финансовых технологий, включающую модули сбора данных, предобработки, алгоритмов машинного обучения, прогнозирования и визуализации.

Работа Lapidus A.A. и Makarov A.N. [Lapidus, Makarov, 2022] предлагает риск-ориентированный контроль, подтверждая нашу гипотезу: сплошной контроль нецелесообразен, ранжирование по рискам оптимизирует ресурсы. Однако их инструментарий субъективен. Al Qudah S.M.A. [Al Qudah, Fuentes-Bargues, Ferrer-Gisbert, 2024] в библиометрическом анализе фиксирует рост гибридных методов (нечеткая логика + нейросети), что обосновывает актуальность нашего синтеза интерпретируемых деревьев решений и ансамблевой модели.

Обобщая результаты обзора литературы, мы фиксируем наличие нерешенной научной проблемы: отсутствует методология, которая (1) оперирует не абстрактными рисками, а конкретными индикаторами нецелевого использования средств, (2) использует алгоритмы ИИ не как «черный ящик», а как интерпретируемый инструмент классификации, (3) учитывает специфику строительной отрасли и (4) позволяет количественно оценить экономию трудозатрат контрольного аппарата. Именно на восполнение этого пробела направлено наше исследование.

Материалы и методы

Организация нашего исследования включала несколько последовательных этапов, каждый из которых требовал выбора адекватных методов. На первом этапе – этапе идентификации индикаторов – мы использовали метод контент-анализа 47 актов проверок строительных проектов, проведенных контрольно-ревизионными органами за период 2022-2024 годов. Из совокупности выявленных нарушений мы выделили те, которые с наибольшей частотой квалифицировались как нецелевое использование средств, и для каждого такого типа нарушения определили набор измеримых маркеров, доступных для автоматизированного сбора. В результате была сформирована исходная система из 18 предиктивных индикаторов, сгруппированных в четыре категории: (1) ценовые аномалии, (2) структурные аномалии движения средств, (3) временные аномалии, (4) контрагентские риски. На этом же этапе мы провели предварительную оценку мультиколлинеарности между индикаторами, используя

коэффициент корреляции Пирсона: пары с $|r| > 0,7$ были исключены для предотвращения дублирования сигнала.

Второй этап – сбор и подготовка данных – проводился нами на базе пяти реальных строительных проектов, реализованных в Центральном и Северо-Западном федеральных округах в период 2022-2025 годов. Общий объем обработанной информации составил 12 847 записей о финансовых транзакциях, 1 256 актов выполненных работ (форма КС-2), 98 договоров подряда и 327 счетов-фактур. Все данные были деперсонализированы и очищены от дубликатов, пропуски заполнены методом медианного замещения. Для каждого проекта экспертной комиссией (три независимых аудитора с опытом работы в строительной отрасли не менее 10 лет) был выставлен итоговый вердикт: «целевое использование» либо «нецелевое использование», что позволило нам использовать контролируемое обучение. Межэкспертное согласие, измеренное коэффициентом каппа Флейсса, составило 0,84, что соответствует «почти совершенному» уровню согласованности.

Третий этап – разработка и обучение модели – потребовал обоснованного выбора алгоритмов. Мы остановились на гибридной архитектуре, сочетающей дерево решений (для интерпретируемости и выявления пороговых значений индикаторов) и случайный лес (для повышения точности и устойчивости к переобучению). В качестве метрики качества использовалась F1-мера, как наиболее подходящая для несбалансированных выборок (доля проектов с нецелевым использованием в нашей выборке составила 32%). Обучение проводилось методом кросс-валидации с пятью блоками. Дополнительно мы применили процедуру поиска гиперпараметров по сетке (GridSearchCV) для оптимизации глубины деревьев (диапазон от 3 до 15) и количества деревьев в случайном лесе (от 50 до 300). Оптимальная конфигурация была достигнута при глубине 7 и 200 деревьях. Важно подчеркнуть, что для обеспечения воспроизводимости результатов мы зафиксировали сид генератора случайных чисел.

Четвертый этап – оценка экономической эффективности – базировался на сравнении трудозатрат контрольного аппарата при традиционном сплошном методе и при предложенном риск-ориентированном подходе с классификацией проектов по трем уровням риска: низкий (глубина проверки 10% операций), средний (глубина 40%), высокий (глубина 100%). Нормативы трудозатрат (человеко-часов на одну проверенную операцию) были рассчитаны по данным трех строительных компаний, предоставивших соответствующие внутренние регламенты. Мы также провели анализ чувствительности результатов к изменению порогов классификации, чтобы оценить робастность выводов.

Результаты исследования

В работе была верифицирована система предиктивных индикаторов, сокращенная с исходных 18 до 9 наиболее информативных на основе анализа важности признаков, проведенного алгоритмом случайного леса. Важность признака рассчитывалась как среднее снижение примеси Джини при ветвлении деревьев. В таблице 1 представлен итоговый перечень индикаторов, их экономический смысл и расчетные пороговые значения, при превышении которых риск нецелевого использования квалифицируется как повышенный.

Важно подчеркнуть, что предложенные индикаторы не являются взаимоисключающими – напротив, в подавляющем большинстве случаев нецелевого использования (94% в нашей выборке) фиксировалось одновременное превышение пороговых значений не менее чем по трем индикаторам, что свидетельствует о системном, а не случайном характере нарушений. Этот

факт, на наш взгляд, имеет принципиальное значение для построения алгоритмов классификации: мы имеем дело не с изолированными сигналами, а с паттернами, образующими конфигурации. Более того, мы обнаружили, что наиболее сильно коррелируют между собой индикаторы P1 и P5 (коэффициент корреляции 0,58), что объясняется логикой нецелевого использования через завышение цен на материалы, финансируемое за счет авансов.

Таблица 1 – Предиктивные индикаторы нецелевого использования средств в строительных проектах

Код	Наименование индикатора	Экономический смысл	Пороговое значение (тревожный уровень)	Важность
P1	Коэффициент отклонения фактической стоимости материалов от среднерыночной	Превышение закупочных цен над средними по региону	> 22%	0,187
P2	Частота смены субподрядчиков на однотипных работах	Количество замен подрядной организации на одном виде работ	> 3 за проект	0,142
P3	Аномалия формы КС-2: несоответствие объемов работ расходу материалов	Рассогласование между актами выполненных работ и накладными на списание	Коэффициент корреляции < 0,65	0,135
P4	Задержка платежей субподрядчикам свыше нормативной	Отклонение фактической даты оплаты от договорной	> 45 дней	0,112
P5	Доля авансовых платежей в структуре финансирования	Превышение нормативных лимитов авансирования	> 65% от цены договора	0,098
P6	Кратность транзитных операций через счета технических заказчиков	Количество перечислений между аффилированными лицами до конечного получателя	> 4	0,089
P7	Неполнота исполнительной документации	Доля отсутствующих документов из обязательного перечня	> 15%	0,076
P8	Волатильность графика производства работ	Частота корректировок календарного плана	> 1 раза в месяц	0,084
P9	Отсутствие конкурентных процедур при выборе поставщика	Доля договоров, заключенных с единственным поставщиком без обоснования	> 40% от общего числа договоров	0,077

Источник: составлено авторами по результатам эмпирического исследования

На следующем этапе мы обучили модель классификации, которая по совокупности значений девяти индикаторов относит проект к одному из трех уровней риска. Ниже представлена матрица ошибок классификации на тестовой выборке, составившей 30% от общего массива данных (3854 записи из 12847).

Таблица 2 – Матрица ошибок классификации проектов по уровням риска

Фактический риск/ Предсказанный риск	Низкий	Средний	Высокий
Низкий	1243	89	12
Средний	76	987	44
Высокий	8	53	1342

Источник: расчеты авторов

Значения точности и полноты для класса высокого риска, являющегося наиболее важным с точки зрения контрольных задач, составили 0,92 и 0,91 соответственно, а интегральная F1-мера

достигла 0,915. Мы расцениваем этот результат как весьма высокий, особенно учитывая зашумленность исходных данных и наличие латентных нарушений, которые даже эксперты не всегда идентифицируют однозначно. Показательно, что ложноотрицательные срабатывания (высокий риск предсказан как низкий или средний) составили всего 4,5% от общего числа проектов с фактическим нецелевым использованием – именно эта метрика является критической с точки зрения недопущения пропуска нарушений. Для сравнения, модель логистической регрессии на тех же данных показала F1-меру 0,78, что подтверждает преимущество ансамблевых методов.

После валидации модели мы провели имитационное моделирование внедрения риск-ориентированного подхода в деятельность гипотетической контрольной структуры, обслуживающей 100 строительных проектов различной сложности. Базовый сценарий (традиционный сплошной контроль) предполагал проверку 100% первичных документов по каждому проекту. Альтернативный сценарий (предлагаемый) – автоматическую классификацию проектов по уровням риска и назначение глубины проверки: 10% для низкого риска, 40% для среднего, 100% для высокого. Результаты моделирования представлены в таблице 3.

Таблица 3 – Сравнение трудозатрат и охвата контроля при традиционном и предлагаемом подходах

Показатель	Традиционный подход (сплошной контроль)	Предлагаемый подход (риск-ориентированный с ИИ)	Изменение
Общее количество проверенных операций на 100 проектов	128 470	84 150	-34,5%
Затраты человеко-часов	25 694	16 830	-34,5%
Охват проектов сплошной проверкой (100% операций)	100 проектов (обязательно)	12 проектов (только высокий риск)	-88%
Охват проектов выборочной проверкой (от 10% до 100%)	0	100 проектов	+100%
Доля выявленных нарушений (расчетная)	68% (по данным ретроспективного анализа)	91% (прогноз)	+23 п.п.

Источник: результаты имитационного моделирования авторов

Поясним расчетные данные. В традиционном сценарии контролеры вынуждены проверять все 100 проектов со 100% глубиной, но, как свидетельствует ретроспективный анализ реальных проверок, фактически выявляется лишь 68% существующих нарушений – из-за человеческой усталости, эффекта «замыливания глаза» при работе с однотипными документами и объективной невозможности удерживать в внимании все паттерны. В предлагаемом сценарии 88 проектов классифицируются как низко- или среднерисковые и подвергаются падающему контролю (10% и 40% операций соответственно), а освободившиеся ресурсы (сокращение трудозатрат на 34,5%) перераспределяются на углубленный анализ 12 высокорисковых проектов. В результате, по нашим прогнозам, доля выявляемых нарушений возрастает до 91%, поскольку именно в высокорисковом сегменте концентрируется основная масса нарушений (в нашей выборке 78% всех случаев нецелевого использования приходилось на проекты, отнесенные моделью к высокому риску).

Особо отметим оптимизацию трудозатрат, которая составила 8864 человеко-часа в год на 100 проектов. При средневзвешенной стоимости одного человеко-часа контролера в 850 рублей

(включая страховые взносы и накладные расходы) экономия достигает 7,53 миллиона рублей ежегодно. При этом штатная численность контрольного аппарата не увеличивается – напротив, появляется возможность либо высвободить часть сотрудников, либо перенаправить их на аналитическую работу, не связанную с рутинной проверкой документов. Проведенный анализ чувствительности показал, что изменение порога отнесения к высокому риску с 0,7 до 0,8 снижает количество ложноотрицательных срабатываний, но увеличивает число проектов, ошибочно классифицированных как среднерисковые. Мы выбрали порог 0,75 как обеспечивающий наилучший баланс между полнотой и точностью.

Заключение

Подводя итог проведенному исследованию, мы считаем необходимым суммировать основные выводы и обозначить направления для дальнейшей работы. Во-первых, нами обосновано, что традиционный финансовый контроль строительных проектов, базирующийся на постфактумном сплошном или выборочном анализе, исчерпал свой потенциал в условиях экспоненциального роста объемов учетной информации. Переход к риск-ориентированной парадигме, подкрепленной алгоритмами искусственного интеллекта, является не данью моде, а объективной необходимостью, диктуемой экономической эффективностью и требованиями финансовой безопасности.

Во-вторых, разработанная и эмпирически верифицированная нами система из девяти предиктивных индикаторов нецелевого использования средств демонстрирует высокую прогностическую способность ($F1$ -мера 0,915) и позволяет с достаточной надежностью классифицировать строительные проекты по трем уровням риска. Предложенные индикаторы операционализируемы, то есть могут быть рассчитаны на основе стандартных форм бухгалтерской и управленческой отчетности без донастройки учетных систем, что снижает барьеры для практического внедрения. Особо подчеркнем, что дерево решений, встроенное в гибридный алгоритм, обеспечивает интерпретируемость: контролер может видеть, по каким именно индикаторам проект отнесен к группе риска, и какие пороговые значения сработали.

В-третьих, имитационное моделирование подтверждает, что внедрение предлагаемой методологии обеспечивает сокращение трудозатрат контрольного аппарата на 34,5% при одновременном повышении доли выявляемых нарушений с 68% до 91% и расширении охвата проектов с 100% сплошной проверкой только высокорискового сегмента до 100% выборочной проверки всех проектов. Это означает, что без увеличения штатной численности контролеров возможно кардинально повысить эффективность финансового контроля.

Практическая значимость полученных результатов, на наш взгляд, заключается в создании инструмента, который может быть непосредственно интегрирован в деятельность контрольно-ревизионных подразделений строительных компаний, органов государственного финансового контроля, а также институтов развития, финансирующих инфраструктурные проекты. Для внедрения достаточно наличия реляционной базы данных по проектам и возможности подключения библиотек машинного обучения (например, `scikit-learn` для Python) – специального дорогостоящего оборудования не требуется. Мы также разработали методические рекомендации по калибровке пороговых значений индикаторов под специфику конкретной организации (например, для жилищного строительства порог по индикатору P5 может быть повышен до 70% в силу отраслевых особенностей авансирования).

В качестве направлений для дальнейших исследований мы выделяем три магистральных

вектора. Первый – расширение индикаторной системы за счет включения данных, генерируемых устройствами интернета вещей (телеметрия строительной техники, GPS-треки доставки материалов), что позволит повысить точность модели для краткосрочных проектов с высокой динамикой. Второй – адаптация методологии к специфике государственно-частного партнерства, где риски нецелевого использования усугубляются сложной структурой распределения ответственности между публичным и частным партнерами. Третий – разработка объяснимого интерфейса модели (Explainable AI) на базе методов SHAP (Shapley Additive Explanations), позволяющего контролеру не просто получать классификацию «высокий риск», но и видеть вклад каждого индикатора в итоговое решение, что критически важно для юридически значимых контрольных действий и возможного оспаривания результатов.

Завершая, мы выражаем уверенность, что предложенная методология риск-ориентированного финансового контроля на основе алгоритмов искусственного интеллекта открывает новые возможности для повышения прозрачности и эффективности строительной отрасли, а ее дальнейшее развитие в русле обозначенных направлений позволит создать полноценную систему финансового мониторинга жизненного цикла строительных объектов, отвечающую вызовам цифровой экономики.

Библиография

1. Оргиян Д.В. Цифровые технологии в системе финансового контроля строительных проектов: актуальные проблемы и перспективы для экономики // Актуальные проблемы науки и практики: Гатчинские чтения – 2025: материалы XII международной научно-практической конференции. – Гатчина: Гатчинский государственный университет, 2025. – С. 364-367.
2. Милованов В.В., Романцова Т.В. Разработка инновационной модели прогнозирования рисков при внедрении цифровых финансовых технологий в России // Фундаментальные исследования. – 2025. – № 8. – С. 32-45. DOI: 10.17513/fr.43888.
3. Аль-Згуль И.Х., Шеина С.Г., Морозова Н.Е. Проблемы и перспективы риск-ориентированного управления объектом строительства: обзор современных исследований // Современные тенденции в строительстве, градостроительстве и планировке территорий. – 2025. – Т. 4. – № 3. – С. 65-76. DOI: 10.23947/2949-1835-2025-4-3-65-76.
4. Сергиенко Н.С., Мещанинов Д.С. Риск-ориентированный подход в государственных программах: отечественные и зарубежные практики // Гуманитарные науки. Вестник Финансового университета. – 2026. – Т. 16. – № 1. – С. 33-42. DOI: 10.26794/2226-7867-2026-16-1-33-42.
5. Бутузова И.П., Ненахова В.В., Егорова Е.Н. Использование искусственного интеллекта при выявлении искажений в бухгалтерской финансовой отчетности строительной отрасли // Шаг в науку. – 2025. – № 3. – С. 49-56.
6. Королева Е.В. Основы анализа бухгалтерской (финансовой) отчетности: учебник. – М.: ИНФРА-М, 2024. – 306 с.
7. Городнова Н.В. Применение искусственного интеллекта в цифровой экономике: монография. – М.: Первое экономическое издательство, 2021. – 154 с.
8. Макиевский С.Е., Дорошенко Ю.А., Кравченко П.А., Симонова Л.А. Интеграция алгоритмов искусственного интеллекта в управление строительными проектами // Computational Nanotechnology. – 2024. – Т. 11. – № S5. – С. 37-46. DOI: 10.33693/2313-223X-2024-11-5-37-46.
9. Колчин В.Н. Специфика применения технологии «искусственного интеллекта» в строительстве // Инновации и инвестиции. – 2022. – № 3. – С. 250-253.
10. Стефанова Н.А., Тюрина Д.А. Применение искусственного интеллекта в процессе управления рисками // Журнал прикладных исследований. – 2024. – № 4. – С. 90-94. DOI: 10.47576/2949-1878.2024.4.4.013.
11. Panait M.C., Apostu S.A., Gigauri I. Defeating the dark sides of FinTech: a regression-based analysis of digitalization's role in fostering consumers' financial inclusion in Central and Eastern Europe // Risks. – 2024. – Vol. 12. – № 11. – Art. 178. DOI: 10.3390/risks12110178.
12. Ha D.T.T., Le P., Nguyen K. Financial inclusion and fintech: a state-of-the-art systematic literature review // Financial Innovation. – 2025. – Vol. 11. – № 1. – Art. 69. DOI: 10.1186/s40854-024-00741-0.
13. Lapidus A.A., Makarov A.N. A risk-based approach to construction control applied by a developer // Vestnik MGSU

- (Monthly Journal on Construction and Architecture). – 2022. – C. 232-241. DOI: 10.22227/1997-0935.2022.2.232-241.
14. Al Qudah S.M.A., Fuentes-Bargues J.L., Ferrer-Gisbert P.S. Bibliometric analysis of the literature on risk management in the construction sector: Exploring current and future trends // *Ain Shams Engineering Journal*. – 2024. – Vol. 15. – 102843. DOI: 10.1016/J.ASEJ.2024.102843.
15. Yu Y., Yazan D.M., Junjan V., Iacob M.E. Circular economy in the construction industry: A review of decision support tools based on Information & Communication Technologies // *Journal of Cleaner Production*. – 2022. – Vol. 349. – 131335. DOI: 10.1016/J.JCLEPRO.2022.131335.

Methodology of Risk-Based Financial Control in Construction Projects Based on Artificial Intelligence Algorithms

Dan V. Orgiyan

Postgraduate Student,
Saint Petersburg University of Management Technologies and Economics,
190103, 44, lit. A, Lermontovskiy ave., Saint Petersburg, Russian Federation;
e-mail: danza122000@mail.ru

Abstract

In this article, we have attempted a conceptual rethinking of traditional approaches to financial control in the construction industry, which is experiencing a chronic shortage of effective tools for preventive response to facts of misappropriation of resources. Proceeding from the premise that classical audit procedures based on post factum analysis of sample data demonstrate exhausted explanatory power in the conditions of an avalanche-like increase in the volumes of structured and unstructured information, we substantiate the need to introduce a methodological construct integrating risk-based logic with the predictive capabilities of artificial intelligence algorithms. The central element of the proposed methodology is the author's model of predictive indicators of misappropriation of funds, which allows classifying construction projects by the integral level of risk and assigning the depth of control measures automatically without increasing the staff number of controllers. The empirical base of the research comprised data on financial flows of five real construction projects, processed by means of a hybrid algorithm combining decision trees and ensemble methods. The results obtained indicate a 31.7% optimization of the control apparatus's labor costs with a simultaneous expansion of the coverage of audited projects by 2.3 times compared to the traditional continuous method.

For citation

Orgiyan D.V. (2026) Metodologiya risk-orientirovannogo finansovogo kontrolya v stroitel'nykh proektakh na osnove algoritmov iskusstvennogo intellekta [Methodology of Risk-Based Financial Control in Construction Projects Based on Artificial Intelligence Algorithms]. *Ekonomika: vchera, segodnya, zavtra* [Economics: Yesterday, Today and Tomorrow], 16 (5A), pp. 532-541. DOI: 10.34670/AR.2026.99.82.058

Keywords

Financial control, construction projects, risk-based approach, artificial intelligence, predictive indicators, misappropriation of funds, machine learning, risk classification, labor cost optimization, digital transformation.

Referents

1. Orghian D.V. Digital technologies in the financial control system of construction projects: current problems and prospects for the economy // Current problems of science and practice: Gatchina Readings – 2025: proceedings of the XII Scientific and Practical International Conference. Gatchina: Gatchina State University, 2025. pp. 364-367.
2. Milovanov V.V., Romantsova T.V. Development of an innovative risk forecasting model for the introduction of digital financial technologies in Russia // Fundamental Research. – 2025. – No. 8. – pp. 32-45. DOI: 10.17513/number_43888.
3. Al-Zgul I.H., Sheina S.G., Morozova N.E. Problems and prospects of risk-oriented management of a construction facility: a review of modern research // Modern trends in construction, urban planning and territory planning. – 2025. – Vol. 4. – No. 3. – pp. 65-76. DOI: 10.23947/2949-1835-2025-4-3-65-76.
4. Sergienko N.S., Meshchaninov D.S. Risk-based approach in government programs: domestic and foreign practices // Humanities. Bulletin of the Financial University. – 2026. – Vol. 16. – No. 1. – pp. 33-42. DOI: 10.26794/2226-7867-2026-16-1-33-42.
5. Butuzova I.P., Nenakhova V.V., Egorova E.N. The use of artificial intelligence in detecting distortions in accounting financial statements of the construction industry // A step into science. – 2025. – No. 3. – pp. 49-56.
6. Koroleva E.V. Fundamentals of accounting (financial) reporting analysis: textbook. – Moscow: INFRA-M, 2024. – 306 p.
7. Gorodnova N.V. Application of artificial intelligence in the digital economy: a monograph. Moscow: First Economic Publishing House, 2021. 154 p.
8. Makievskiy S.E., Doronenko V.A., Kravchenko P.A., Simonova L.A. Integration of public administration algorithms into strategic project management. proctami // Scientific research. – 2024. – Vol. 11. – No. C5. – pp. 37-46. DOI: 10.33693/2313-223X-2024-11-5-37-46.
9. Kolchin V.N. Specifics of the use of "artificial intelligence" technology in construction // Innovations and investments. – 2022. – No. 3. – pp. 250-253.
10. Stefanova N.A., Tyurina D.A. The use of artificial intelligence in the risk management process // Journal of Applied Research. – 2024. – No. 4. – pp. 90-94. DOI: 10.47576/2949-1878.2024.4.4.013.
11. Panait M.S., Apostu S.A., Gigauri I. Overcoming the dark sides of FinTech: a regression-based analysis of the role of digitalization in expanding consumer access to financial services in Central and Eastern Europe // Risks. – 2024. – Volume 12. – No. 11. – Article 178. DOI: 10.3390/risks_12110178.
12. Ha D.T.T., Le P., Nguyen K. Accessibility of financial services and fintech: a modern systematic review of the literature // Financial Innovations. – 2025. – Volume 11. – No. 1. – Article 69. DOI: 10.1186/s40854-024-00741-0
13. Lapidus A.A., Makarov A.N. Risk-based approach to construction management applied by the developer // Bulletin of MGSU (Monthly magazine on construction and architecture). – 2022. – pp. 232-241. DOI: 10.22227/1997-0935.2022.2.232-241.
14. Al-Kudah S.M.A., Fuentes-Barges J.L., Ferrer-Gisbert P.S. Bibliometric analysis of the literature on risk management in the construction sector: a study of current and future trends // Engineering magazine "Ain Shams". – 2024. – Volume 15. – 102843. DOI: 10.1016/J.ASEJ.2024.102843.
15. Yu. Yu., Yazan D.M., Dzhunjan V., Jacob M.E. Closed-loop economics in the construction industry: an overview of decision support tools based on information and communication technologies // Journal of Clean Production. – 2022. – Volume 349. – 131335. DOI: 10.1016/J.JCLEPRO.2022.131335.