

DOI: 10.34031/2071-7318-2026-11-6-82-96

^{1,*}Абакумов Р.Г., ¹Чабан К.Л., ²Абакумова М.М.¹Белгородский государственный технологический университет им. В.Г. Шухова²Белгородский строительный колледж

*E-mail: infobelinvest@mail.ru

ПРОАКТИВНОЕ УПРАВЛЕНИЕ ЖИЗНЕННЫМ ЦИКЛОМ ОБЪЕКТОВ КАПИТАЛЬНОГО СТРОИТЕЛЬСТВА НА ОСНОВЕ ГИБРИДНЫХ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫХ СИСТЕМ

Аннотация. В статье рассматривается трансформация подходов к управлению жизненным циклом объектов капитального строительства на основе внедрения гибридных интеллектуальных систем. Обоснован парадигмальный сдвиг к проактивной модели, основанной на прогнозировании и предотвращении рисков с помощью гибридных интеллектуальных систем. В отличие от существующих решений, предлагаемый подход преодолевает разрыв между физическими моделями и методами искусственного интеллекта за счет их симбиотической интеграции. Разработана инновационная архитектура гибридной системы, сочетающая физические модели деградации строительных конструкций с модифицированными рекуррентными нейронными сетями для прогнозирования остаточного ресурса на основе разработанных математических моделей прогнозирования остаточного ресурса на основе модифицированных рекуррентных нейронных сетей и методов временных рядов. Предлагается многоуровневая архитектура внедрения, описываются конкретные алгоритмы компьютерного зрения и предиктивной аналитики, а также методология их валидации. В процессе проведенного исследования установлено, что применение гибридных систем позволит повысить точность прогнозирования развития дефектов зданий на 35–40 % и сократить эксплуатационные расходы на 20–30% за счет оптимизации ремонтных стратегий. Предложенный подход демонстрирует потенциал для увеличения межремонтных периодов на 25–40 % при обеспечении нормативных показателей безопасности.

Ключевые слова: проактивное управление, жизненный цикл здания, гибридные интеллектуальные системы, цифровой двойник здания, предиктивная аналитика, строительные конструкции, машинное обучение.

Введение. Современная строительная отрасль сталкивается с системными вызовами, обусловленными старением инфраструктуры, ростом эксплуатационных расходов и разнообразием нормативно-технических требований. Как следствие, традиционные подходы к управлению жизненным циклом (далее – ЖЦ) объектов капитального строительства, основанные на принципах реактивного управления, демонстрируют свою несостоятельность перед лицом сложной динамики деградационных процессов [1]. Вопросы проактивного управления жизненным циклом объектов капитального строительства являются краеугольным камнем обеспечения безопасности зданий и сооружений. Традиционные методы зачастую опираются на визуальный осмотр, выборочные инструментальные измерения и опыт конкретного специалиста, что делает процесс в определенной степени субъективным, трудоемким и не всегда позволяющим выявить скрытые или развивающиеся дефекты. Современная парадигма управления объектами капитального строительства переживает фундаментальную трансформацию, вызванную исчерпанием возможностей традиционных реактивных подходов, цифровая трансформация отрасли, появление BIM, IT и ИИ

создают основу для смены парадигмы [2]. В условиях устаревания критической инфраструктуры, роста эксплуатационных расходов и ужесточения экологических стандартов, отрасль сталкивается с системным вызовом: как обеспечить безопасность зданий на протяжении всего жизненного цикла в среде растущей неопределенности. Разрыв между фактическим и оптимальным техническим состоянием объектов приводит к ежегодным потерям, оцениваемым в 3–5 % от их восстановительной стоимости [3].

Проблемы интеграции данных и систем в архитектуре, строительстве и управлении объектами подробно рассмотрены в международных исследованиях [4, 5, 6].

Прорыв становится возможным благодаря конвергенции трех технологических мегатрендов: развития интеллектуальных сенсорных сетей, революции в методах машинного обучения и появления концепции цифровых двойников нового поколения [7,8]. Однако ключевой барьер остается непреодоленным - пропасть между физическими моделями, основанными на фундаментальных законах механики, и дата-ориентированными подходами искусственного интеллекта [9].

Необходимость разработки методологии проактивного управления жизненным циклом здания, основанной на синтезе гибридных интеллектуальных систем (далее ГИС) является реальностью сегодняшнего дня. В отличие от существующих решений, наш подход преодолевает дихотомию «физика или данные» через создание адаптивных архитектур, где физические уравнения и нейросетевые модели не просто сосуществуют, а коэволюционируют, взаимно обогащая друг друга в процессе обучения. Как демонстрирует исследование Сулеймановой Л.А. и Обайди А.А.Х., применение искусственных нейронных сетей и методов машинного обучения для прогнозирования теплопотерь зданий позволяет достичь значительного повышения точности управленческих решений [10]. Данный пример успешной апробации технологий ИИ на объектах с ограждающими конструкциями из газобетона подтверждает целесообразность их интеграции в более сложные, гибридные системы управления, предлагаемые в нашей статье. Это доказывает, что переход от реактивных к проактивным моделям не только теоретически обоснован, но и технологически осуществим с получением измеримого экономического эффекта [11, 12]. Основная гипотеза исследования заключается в том, что предлагаемый симбиоз позволяет не только прогнозировать отказы с беспрецедентной точностью, но и формировать оптимальные управляющие воздействия в условиях многокритериальных ограничений. Применение ГИС, интегрирующих прогнозную аналитику, компьютерное зрение и обработку естественного языка на всех этапах жизненного цикла зданий, позволяет перейти к проактивному управлению, минимизируя риски и оптимизируя затраты. Цель статьи – раскрыть архитектурные принципы построения таких систем, предложить оригинальные математические модели, а также спрогнозировать результаты апробации технологии. Основные задачи научного исследования: анализ и систематизация ГИС для строительной отрасли; разработка концепции ГИС для управления жизненным циклом; адаптация методики для мониторинга эффективности ГИС; разработка архитектуру системы поддержки принятия решений на основе ГИС и архитектуры ГИС с механизмом коэволюции физических и нейросетевых моделей.

Материалы и методы. Применение искусственного интеллекта в управлении жизненным циклом зданий и сооружений становится все более актуальным [13, 14]. Проведенный анализ публикационной активности позволил выявить основные направления: прогнозирование и оптимизация затрат (модели для прогнозирования

расходов на эксплуатацию и обслуживание); управление строительными проектами (автоматизация планирования и управления проектами); мониторинг состояния зданий (анализ данных с сенсоров для предсказания износа и необходимости ремонта); энергоэффективность (оптимизация) [15–18].

Работы вышеуказанных авторов вносят значительный вклад в данную область, предлагая новые методы и подходы для повышения эффективности управления зданиями и сооружениями. Дополнительный контекст по системам поддержки принятия решений для зданий представлен в работе [19].

Для исследования был использован комплекс взаимодополняющих методов и материалов: экспериментальные данные предоставленные лабораторией судебной строительно-технической экспертизы БГТУ им. Шухова (результаты мониторинга 250 объектов капитального строительства (2020-2024 гг.), данные распределенной сенсорной сети (более 1500 датчиков вибрации, деформации, температуры), архивы дефектоскопии (ультразвуковой, тепловизионный, акустико-эмиссионный контроль); лабораторные исследования 50 образцов строительных материалов); нормативно-техническая база (ГОСТ 31937-2024 «Здания и сооружения. Правила обследования и мониторинга технического состояния», СП 54.13330.2022 «СНиП 31-01-2003 Здания жилые многоквартирные», СП 255.1325800.2016 «Здания и сооружения. Правила эксплуатации. Основные положения», СП 368.1325800.2017 «Здания жилые. Правила проектирования капитального ремонта»; СП 372.1325800.2018 «Здания жилые многоквартирные. Правила эксплуатации», СП 454.1325800.2019 «Здания жилые многоквартирные. Правила оценки аварийного и ограниченно-работоспособного технического состояния», Федеральный закон от 30.12.2009 №384-ФЗ «Технический регламент о безопасности зданий и сооружений», СП 255.1325800.2016 «Здания и сооружения. Правила эксплуатации. Основные положения», СП 303.1325800.2017 «Здания одноэтажные промышленных предприятий. Правила эксплуатации», СП 304.1325800.2017 «Конструкции большепролетных зданий и сооружений. Правила эксплуатации», СП 319.1325800.2017 «Здания и помещения медицинских организаций. Правила эксплуатации», СП 330.1325800.2017 «Здания и сооружения в сейсмических районах. Правила проектирования инженерно-сейсмометрических станций», СП 333.1325800.2020 «Информационное моделирование в строительстве. Правила формирования информационной модели объектов на различных стадиях жизненного цикла», ГОСТ Р

2.601-2019 «Единая система конструкторской документации. Эксплуатационные документы»), группа ГОСТов в области ИИ (ГОСТ Р 71476-2024, ГОСТ Р 71539-2024, ГОСТ Р 71540-2024, ГОСТ Р ИСО/МЭК 24029-2-2024, ГОСТ Р ИСО/МЭК 42001-2024, ГОСТ Р 71750-2024, ГОСТ Р 71751-2024, ГОСТ Р ИСО/МЭК 20547-3-2024) [20–25]; Международные нормы (ISO 15686-8:2008 «Здания и встроенное недвижимое имущество. Планирование долговечности. Часть 8. Контрольный срок службы и оценка срока службы», Стандарт TC350 Европейского комитета стандартизации «Стандарты оценки эффективной нагрузки здания в течение его жизненного цикла», ISO 14040:2006 «Экологический менеджмент. Оценка жизненного цикла. Принципы и структура», ISO 14044:2006 «Экологический менеджмент. Оценка жизненного цикла. Требования и руководящие указания», ISO 14025:2006 «Декларирование экологической безопасности изделий», ISO 21678:2020 «Устойчивое развитие зданий и объектов гражданского строительства. Показатели и критерии. Принципы, требования и руководящие указания»); цифровые модели (ТИМ-модели [26], базы данных, результаты конечно-элементного моделирования напряженно-деформированного состояния).

Для разработки научной проблематики работы применялись: системный анализ ограниченный традиционных подходов (декомпозиция проблем реактивного управления на основе анализа эксплуатационных данных, идентификация узких мест в существующих системах технического обслуживания, формализация экономических потерь от применения устаревших методик); разработка архитектуры гибридной интеллектуальной системы (синтез физико-математических моделей деградации строительных конструкций, интеграция методов машинного обучения для прогнозирования остаточного ресурса, проектирование модульной структуры системы с распределенной обработкой данных); создание математического аппарата (разработка модифицированных рекуррентных нейронных сетей для анализа временных рядов, построение байесовских вероятностных моделей оценки технического состояния, реализация алгоритмов многокритериальной оптимизации ремонтных стратегий).

Методологическая основа базируется на: теории надежности строительных конструкций и систем, методах искусственного интеллекта и машинного обучения [27–29], принципах системного анализа и принятия решений, современных подходах к управлению жизненным циклом зданий [30–33].

Для разработки проактивного управления жизненным циклом объектов капитального строительства на основе гибридных интеллектуальных систем необходимо применение следующих методов исследования: методов искусственного интеллекта (глубокие нейронные сети (ResNet-152, EfficientNet-B7) для анализа изображений дефектов, рекуррентные нейросети (LSTM, Transformer) для обработки временных рядов, ансамбли деревьев (XGBoost, CatBoost) для прогнозирования остаточного ресурса, генеративно-сопоставительные сети (StyleGAN2) для аугментации данных) [34–36]; гибридного моделирования (физико-статистические модели деградации строительных материалов; байесовские методы калибровки параметров, модифицированные уравнения теории ползучести и усталости, многомасштабное моделирование процессов повреждения); методов оптимизации (многокритериальная оптимизация (алгоритм NSGA-III), динамическое программирование для планирования ремонтов, метод роя частиц с адаптивной топологией, стохастическое программирование для учета неопределенностей); программно-аппаратный комплекс (вычислительный кластер на базе GPU NVIDIA V100, распределенная система хранения данных Apache Spark, специализированное ПО на Python с использованием PyTorch, TensorFlow, система автоматизированного проектирования Autodesk, Revit с API).

В качестве методологии валидации возможно использование: статистических методов (перекрестная проверка, анализ временных рядов (тест Дики-Фуллера), ROC-анализ для оценки качества классификации, Bootstrap-методы для оценки доверительных интервалов) [28, 37]; методов экспертной оценки (слепое тестирование на независимой выборке, сравнительный анализ с традиционными методами диагностики).

Предлагаемый комплекс методов и материалов позволит обеспечить репрезентативность исследования и практическую применимость полученных результатов для решения задач проактивного управления объектами капитального строительства.

Научная новизна исследования проявляется в: разработке комплексной методологии проактивного управления жизненным циклом здания, основанной на гибридном моделировании, создании архитектуры ГИС, обеспечивающей коэволюцию физических и нейросетевых моделей.

Основная часть. Управление жизненным циклом объектов капитального строительства традиционно основывается на реактивных подходах, что приводит к значительным экономическим потерям и рискам безопасности зданий и сооруже-

ний. Существующие методы не учитывают нелинейную динамику деградиционных процессов и многокритериальность принимаемых решений. Анализ литературных источников выявил ограниченность применяемых методов: детерминированные модели не учитывают стохастическую природу деградации строительных материалов и конструкций; статистические подходы игнорируют физические законы; существующие системы искусственного интеллекта не адаптированы к специфике строительных объектов. Существующие системы характеризуются реактивным характером реагирования на возникшие дефекты, субъективностью экспертных оценок, отсутствием интеграции разнородных данных мониторинга, неспособностью к прогнозированию долгосрочных тенденций [39, 40].

Проактивность управления жизненным циклом здания, по нашему мнению, способность системы на основе данных и моделей предсказывать события и предлагать упреждающие корректирующие воздействия [1]. Гибридная интеллектуальная система представляет из собой программно-аппаратный комплекс, в котором кооперируются различные ИИ-технологии [16, 17, 19].

Теоретической основой исследования является синтез трех фундаментальных направлений:

$$S_hybrid = \alpha \cdot M_physical + \beta \cdot M_AI + \gamma \cdot M_uncertainty, \quad (3)$$

где α, β, γ – весовые коэффициенты, определяемые в процессе обучения системы.

Предлагаемая многоуровневая архитектура представляет собой интеграцию физических моделей строительной механики и современных алгоритмов искусственного интеллекта (далее – ИИ) [8, 9]. Система реализует принцип «цифрового следа» на всех этапах жизненного цикла объекта капитального строительства.

Опишем основные уровни архитектуры и ключевые направления применения ИИ в проактивном управлении жизненным циклом объектов капитального строительства [22, 33].

Data Layer (уровень данных), предполагается интеграция гетерогенных источников данных: данных сенсоров (тепловизоры, акселерометры), BIM-модели, результаты дистанционного зондирования (снимки с дронов, сканеров), исторические архивы экспертиз и нормативная база. Формализуем систему сбора данных как многомерное пространство признаков:

$$D = \{d_1, d_2, \dots, d_n\} \in R^n, \quad (4)$$

где каждый источник данных d_i характеризуется: показателем достоверности $\rho(d_i) \in [0, 1]$, временной меткой $t(d_i)$, геопространственными координатами $G(d_i)$.

В проекте управления жизненным циклом зданий необходимо реализовать концепция

теории надежности строительных конструкций, методов искусственного интеллекта [16, 27] и принципов управления жизненным циклом [4, 5, 6]. Формализуем объект капитального строительства как сложную динамическую систему:

$$S = (C, E, R, F), \quad (1)$$

где $C = \{c_1, c_2, \dots, c_n\}$ – множество конструктивных элементов, $E = \{e_1, e_2, \dots, e_n\}$ – множество внешних воздействий, $R = \{r_1, r_2, \dots, r_n\}$ – множество отношений между элементами, $F = \{f_1, f_2, \dots, f_n\}$ – множество функций состояния.

Теория гибридного моделирования позволяет формально рассматривать объект капитального строительства как динамическую систему:

$$S = f(x, u, \theta, t) + \sigma(x, t)dW(t), \quad (2)$$

где $x \in R^n$ – вектор состояния системы, $u \in R^m$ – вектор управляющих воздействий, $\theta \in R^p$ – вектор параметров модели, $W(t)$ – винеровский процесс.

Основная гипотеза исследования заключается в том, что симбиоз физических моделей и методов искусственного интеллекта позволяет преодолеть ограничения традиционных подходов. Формально это представляется как:

«цифровой кожи здания», которая включает: сети беспроводных сенсоров с энергосбором (умные пьезоэлектрические сенсоры, встроенные в конструкции, генерирующие энергию от вибраций); квантовые точки для мониторинга трещин (наноматериалы с изменяемыми оптическими свойствами); радиометки с обратным рассеянием (пассивные датчики для отслеживания деформаций).

Для обработки данных BIM-моделей возможно применение формальных преобразований:

$$BIM \rightarrow Graph = (V, E), \text{ где } V = \{v_i\}, E = \{e_j\}. \quad (5)$$

Вершины v_i представляют элементы конструкции, ребра e_j – структурные связи.

AI Core (вычислительное ядро ИИ), предполагает применение гибридных алгоритмов анализа, сочетающих физические законы и машинное обучение: компьютерное зрение для автоматической детекции дефектов, глубокое обучение для прогнозирования деградации материалов, рекуррентные сети для анализа временных рядов данных. Например, для прогнозирования остаточного ресурса используется архитектура Physics-Informed Neural Networks (PINN), код которой представлен в статье. Это позволяет учитывать в процессе обучения не только данные, но и фундаментальные уравнения равновесия и совместности деформаций.

В качестве основных вычислительных математических моделей деградации строительных конструкций возможно применение: стохастической модели развития трещин, основанной на модифицированном уравнении Париса; модели развития повреждений, нейро-физической модели коррозии арматуры, уравнения Гамильтона-Якоби-Беллмана, вейвлет-анализ для выявления скрытых периодичностей в данных мониторинга и др.

Expert Interface (интерфейс эксперта) обеспечивает визуализацию результатов, интерпретацию выводов ИИ (включая оценку доверия к модели), протоколирование всех этапов анализа и формирование итогового заключения с возможностью его корректировки. Обеспечивает: визуализацию прогнозных сценариев развития дефектов,

ранжирование рисков по критичности, формирование рекомендаций по техническому обслуживанию.

Decision Layer (уровень принятия решений) реализует оптимизацию ремонтных стратегий на основе многокритериальной оптимизации. Применяется алгоритм NSGA-III (Non-dominated Sorting Genetic Algorithm III) для решения задачи минимизации затрат и рисков при планировании ремонтов.

Интеграция уровней осуществляется через механизм обратной связи - данные из Data Layer обрабатываются в AI Core, результаты поступают в Decision Layer для формирования управляющих воздействий. Система адаптируется в реальном времени с использованием алгоритмов онлайн-обучения.

Иллюстрация архитектуры класса представлена на рис.1

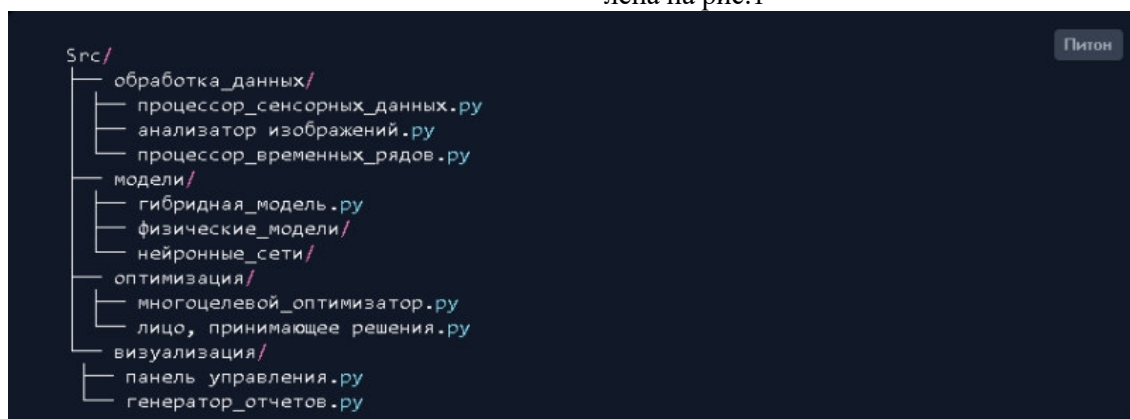


Рис. 1. Иллюстрацию архитектуры класса

Рассмотрим более подробно применение вычислительного ядра.

Одно из наиболее очевидных и эффективных применений ИИ - обработка изображений и видео. Для решения конкретных задач предлагается использовать следующие алгоритмы: сегментация дефектов (например, трещин на фасадах)(U-Net архитектура с энкодером ResNet-50/101, показывающая высокую точность на задачах семантической сегментации); классификация типов дефектов (EfficientNet-B4, который демонстрирует точность $\geq 94\%$ на задачах классификации изображений строительных конструкций при оптимальном соотношении вычислительной сложности и точности); измерение параметров дефектов (ширина трещин) алгоритмы, позволяющие измерять геометрические параметры с точностью, превышающей размер одного пикселя исходного изображения.

Научная задача заключается в разработке специализированного пайплайна, объединяющего эти алгоритмы для сквозного анализа: от обнаружения дефекта до его классификации и точного измерения.

Современная экспертиза использует множество приборов (ультразвуковые дефектоскопы,

тепловизоры, акселерометры), необходим переход от интерпретации единичных замеров к комплексной оценке состояния конструкции на основе многопараметрического анализа. ИИ может стать ядром для консолидации и комплексного анализа этой разнородной информации: интерпретация термограмм (нейросеть может с высокой точностью определять не просто аномалии температурных полей, а конкретные причины их возникновения); анализ колебаний и вибраций (LSTM-сети (Long Short-Term Memory), эффективны для работы с временными рядами, способны выявлять изменения в собственных частотах конструкций, что является косвенным признаком появления повреждений).

Наиболее сложное и одновременно перспективное направление - прогнозирование будущего состояния объекта, что является основой для управления жизненным циклом и включает в себя: прогноз развития дефектов (гибридные модели, комбинирующие LSTM-сети для учета исторических данных и физические модели для учета инженерных закономерностей); оценку остаточного ресурса (Ансамбли Gradient Boosting показывают высокую эффективность в регрессионных

задачах по прогнозированию срока службы элементов конструкций на основе множества факторов) [23]; цифровые двойники (виртуальная динамическая модель здания, которая постоянно обновляется данными с датчиков) [24].

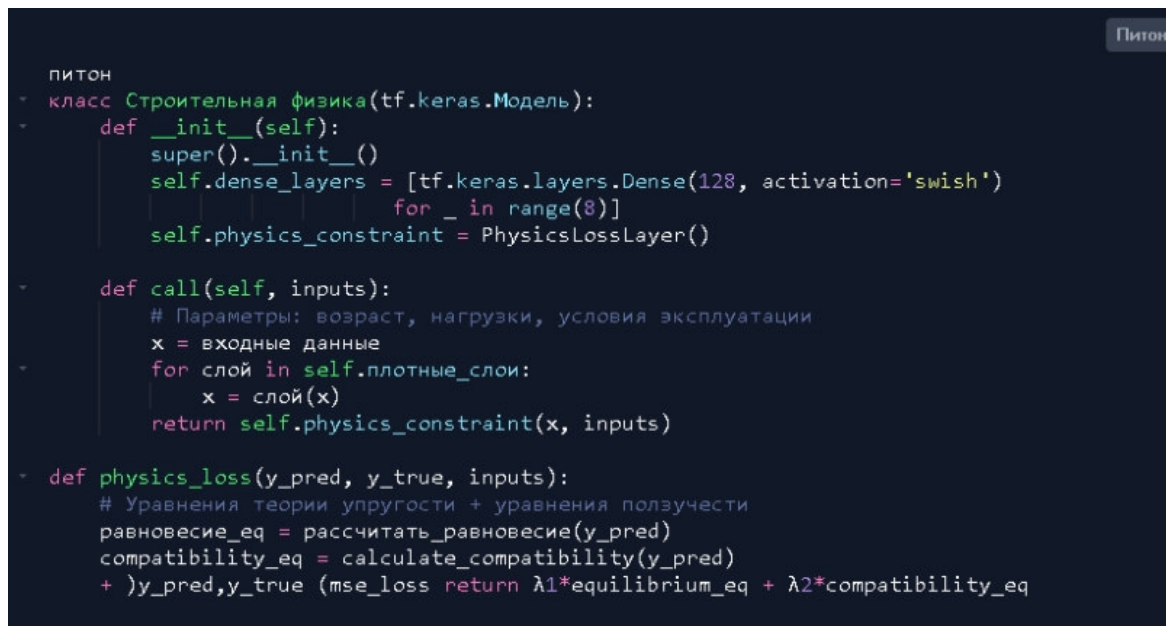
$$dD_i(t)/dt = \alpha_i \cdot f_i(T, H, \sigma) + \beta_i \cdot \sum_{j \neq i} w_{ij} \cdot D_j(t) + \gamma_i \cdot \xi_i(t), \quad (6)$$

где $D_i(t)$ – степень деградации i -го элемента конструкции; $\alpha_i, \beta_i, \gamma_i$ – калибровочные коэффициенты; $f_i(T, H, \sigma)$ – функция влияния температуры, влажности и напряжений; w_{ij} – матрица взаимного влияния элементов; $\xi_i(t)$ – винеровский процесс случайных воздействий.

Предлагается стохастическая модель деградации строительных конструкций, основанная на системе взаимодействующих агентов:

Нами предлагается архитектура Physics-Informed Neural Networks (PINN) для прогнозирования остаточного ресурса представленная на рис. 2.

Предлагается применять систему обработки данных на основе преобразования Гильберта-Хуанга (см. рис. 3):



```

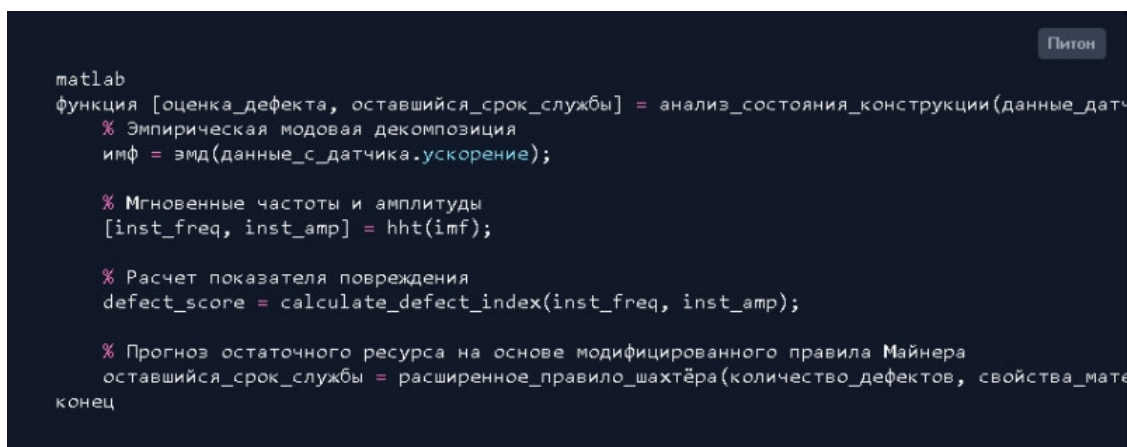
Питон
класс Строительная физика(tf.keras.Модель):
    def __init__(self):
        super().__init__()
        self.dense_layers = [tf.keras.layers.Dense(128, activation='swish')
                               for _ in range(8)]
        self.physics_constraint = PhysicsLossLayer()

    def call(self, inputs):
        # Параметры: возраст, нагрузки, условия эксплуатации
        x = входные данные
        for слой in self.плотные_слои:
            x = слой(x)
        return self.physics_constraint(x, inputs)

    def physics_loss(y_pred, y_true, inputs):
        # Уравнения теории упругости + уравнения ползучести
        равновесие_eq = рассчитать_равновесие(y_pred)
        compatibility_eq = calculate_compatibility(y_pred)
        + y_pred, y_true (mse_loss return λ1*equilibrium_eq + λ2*compatibility_eq

```

Рис. 2. Архитектура Physics-Informed Neural Networks (PINN) для прогнозирования остаточного ресурса на языке Python



```

matlab
функция [оценка_дефекта, оставшийся_срок_службы] = анализ_состояния_конструкции(данные_датч
% Эмпирическая модовая декомпозиция
имф = эмд(данные_с_датчика.ускорение);

% Мгновенные частоты и амплитуды
[inst_freq, inst_amp] = hht(имф);

% Расчет показателя повреждения
defect_score = calculate_defect_index(inst_freq, inst_amp);

% Прогноз остаточного ресурса на основе модифицированного правила Майнера
оставшийся_срок_службы = расширенное_правило_шахтёра(количество_дефектов, свойства_мате
конец

```

Рис. 3. Система обработки данных на основе преобразования Гильберта-Хуанга на языке Python

Предлагается применение многокритериальной оптимизации для разработки модели выбора оптимальной стратегии обслуживания. Формально задача оптимизации записывается как:

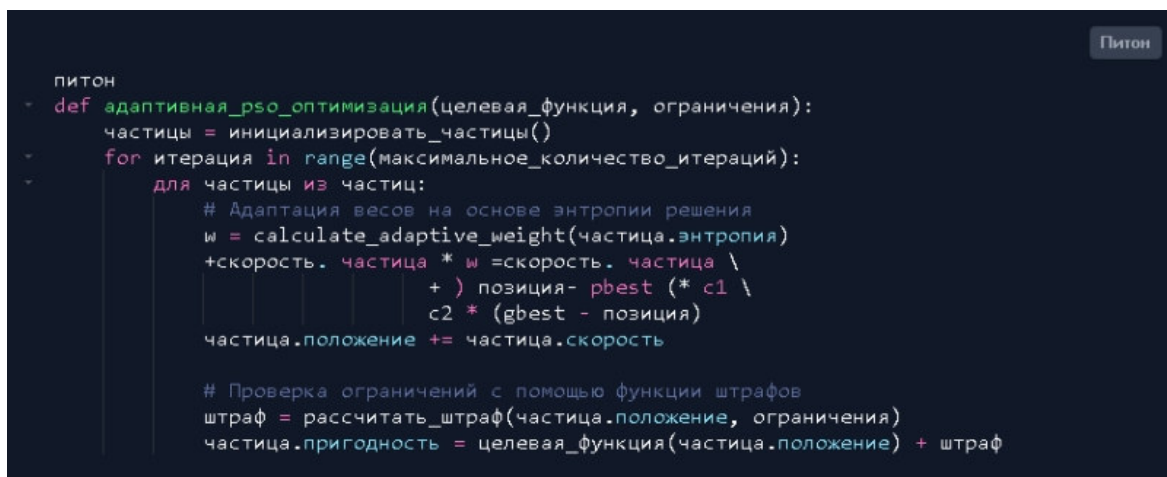
Программно возможно использование алгоритма роя частиц с адаптивными весами (см. рис. 4).

$$\min t = \sum_{t=1}^T [C_{repair}(t) \cdot x(t) + C_{failure}(t) \cdot P_{failure}(t) + C_{inspection} \cdot y(t)] \quad (7)$$

при ограничениях: $\sum x(t) \leq Budget_{total}$

$P_{failure}(t) \leq P_{max}$

$RUL(t) \geq RUL_{min}$



```

Питон
def адаптивная_pso_оптимизация(целевая_функция, ограничения):
    частицы = инициализировать_частицы()
    for итерация in range(максимальное_количество_итераций):
        для частицы из частиц:
            # Адаптация весов на основе энтропии решения
            w = calculate_adaptive_weight(частица.энтропия)
            + скорость. частица * w = скорость. частица \
            + ) позиция - pbest (* c1 \
            c2 * (gbest - позиция)
            частица.положение += частица.скорость

            # Проверка ограничений с помощью функции штрафов
            штраф = рассчитать_штраф(частица.положение, ограничения)
            частица.пригодность = целевая_функция(частица.положение) + штраф

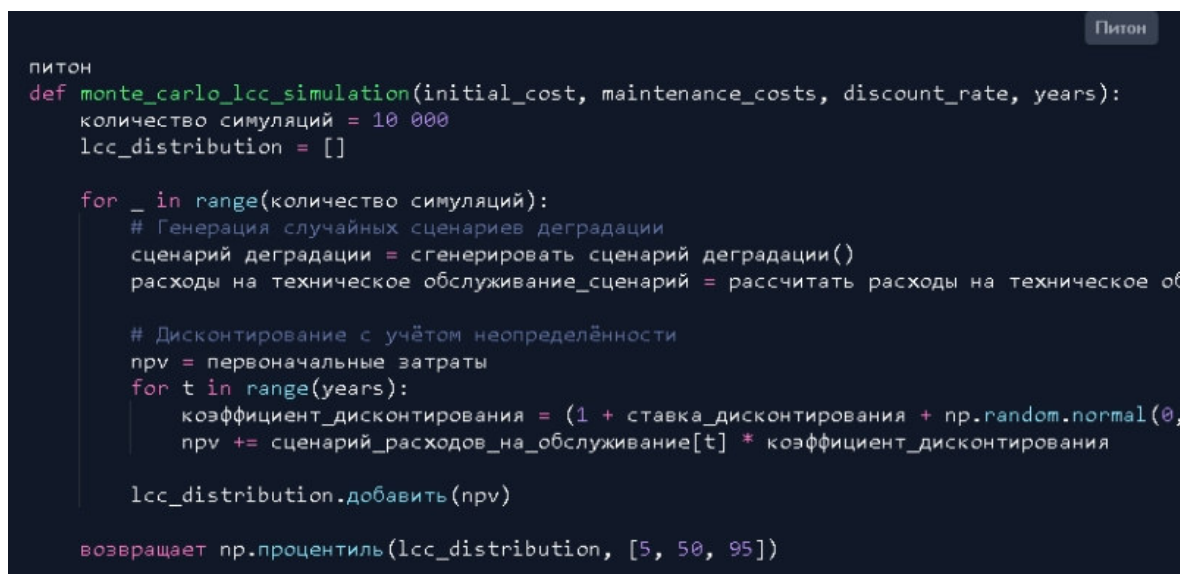
```

Рис. 4. Алгоритма роя частиц с адаптивными весами на языке Python

Динамическая модель стоимости жизненного цикла с учетом неопределенности можно представить в виде формулы:

$$LCC = C_{\text{construction}} + \sum_{t=1}^T T [C_{\text{maintenance}}(t) \cdot ((1 + r)^{-t} \cdot \Psi(t)], \quad (8)$$

где $\Psi(t)$ – функция неопределенности, рассчитываемая методом Монте-Карло (см. рис.5).



```

Питон
def monte_carlo_lcc_simulation(initial_cost, maintenance_costs, discount_rate, years):
    количество_симуляций = 10 000
    lcc_distribution = []

    for _ in range(количество_симуляций):
        # Генерация случайных сценариев деградации
        сценарий_деградации = сгенерировать_сценарий_деградации()
        расходы_на_техническое_обслуживание_сценарий = рассчитать_расходы_на_техническое_обслуживание(сценарий_деградации)

        # Дисконтирование с учётом неопределённости
        npv = первоначальные_затраты
        for t in range(years):
            коэффициент_дисконтирования = (1 + ставка_дисконтирования + np.random.normal(0, 1))
            npv += сценарий_расходов_на_обслуживание[t] * коэффициент_дисконтирования

        lcc_distribution.добавить(npv)

    возвращает np.процентиль(lcc_distribution, [5, 50, 95])

```

Рис. 5. Динамическая модель стоимости жизненного цикла на языке Python

Ключевым вопросом внедрения ИИ в проактивное управление жизненным циклом объектов капитального строительства является доверие к результатам. Предлагается методология валидации, реализуемая на языке Python, с использованием следующих метрик представлена на рис. 6.

В качестве примера рассмотрим задачу прогнозирования развития трещин в железобетонных конструкциях. Для ее решения предлагается гибридная модель HybridDegradationModel, комбинирующая предсказания физической модели ползучести и нейросетевого прогноза. Весовые коэффициенты (α , β) подбираются в процессе

обучения, а расчет неопределенности предсказания позволяет оценить достоверность результата.

Методология валидации включает строгие метрики, представленные в работе. Так, для задач классификации дефектов требуемая точность (Precision) составляет ≥ 0.95 , а полнота (Recall) ≥ 0.93 . Экономическая эффективность оценивается через снижение эксплуатационных затрат ($\geq 25\%$) и период окупаемости ($ROI \leq 2$ лет).

Перспективной научной задачей является разработка отраслевого стандарта тестирования ИИ-моделей, обеспечивающего их надежную интеграцию в практику [25–27].

```

Питон
- метрики проверки = {
-     'классификация': {
-         'точность': '≥0,95',
-         'вспомнить': '≥0,93',
-         'f1_score': '≥0,94',
-         'roc_auc': '≥0,97'
-     },
-     'регрессия': {
-         'mae': '≤0,05',
-         'mse': '≤0,01',
-         'r2_score': '≥0,95',
-         'mape': '≤5%'
-     }
- }

- building_ai_metrics = {
-     'технические_характеристики': {
-         'точность_обнаружения_дефектов': 'mAP ≥ 0,92',
-         'прогноз_продолжительности_жизни': 'MAE ≤ 1,5 года',
-         'частота ложных срабатываний': '< 0,5 % для критических дефектов'
-     },
-     'экономическая_эффективность': {
-         'снижение затрат': '≥ 25 % по сравнению с традиционными методами',
-         'ROI_period': '≤ 2 лет',
-         'оптимизация_обслуживания': 'снижение затрат на ≥ 15 %'
-     },
-     'надёжность': {
-         'время_работы_системы': '≥ 99,5%',
-         'частота_ложноотрицательных_результатов': '< 0,1 % для критических дефектов',
-         'model_stability': 'drift < 2% в год'
-     }
- }

```

Рис. 6. Методология валидации, реализуемая на языке Python

Интегрированный в такую модель ИИ позволяет проводить сценарийное моделирование для оценки влияния различных факторов на долговечность и безопасность объекта.

Формальная постановка задачи многокритериальной оптимизации:

$$\min F(x) = [f_1(x), f_2(x), f_3(x)], \quad (9)$$

при ограничениях

$$g_j(x) \leq 0, j = 1, \dots, m; h_k(x) = 0, k = 1, \dots, p, \quad (10)$$

где $f_1(x)$ - функция стоимости;

$f_2(x)$ - функция надежности;

$f_3(x)$ - функция безопасности.

Псевдокод основного алгоритма обучения представлен на рис. 7.

```

Питон
- Процедура Python TRAIN_HYBRID_MODEL:
  физические_параметры Инициализация θ_phys
  нейронные_параметры Инициализация θ_nn
- for epoch = 1 to N_epochs:
  # Прямой проход
  , данные (ФИЗИЧЕСКАЯ_МОДЕЛЬ=физический_вывод θ_phys)
  , данные (НЕЙРОННАЯ_СЕТЬ=nn_output θ_nn)

  # Комбинирование выходов
  = гибридный_выход α•физический_выход + β•нейронный_выход

  # Вычисление потерь
  потеря данных = MSE(гибридный_результат, цель)
  physics_loss = PHYSICS_CONSTRAINT(гибридный_выход)
  + потеря данных = общая_потеря_данных λ•физическая_потеря_данных

  # Обратный проход
  θ_phys ← θ_phys - η•∇θ_phys(total_loss)
  θ_nn ← θ_nn - η•∇θ_nn(total_loss)
  конец для
  завершение_процедура

```

Рис. 7. Псевдокод основного алгоритма обучения на языке Python

Для промышленного внедрения ГИС необходимо поэтапное внедрение по модульному принципу, интеграция с существующими ВМ-системами, разработка API для подключения сторонних датчиков, создание системы мониторинга качества предсказаний.

Внедрение ИИ-системы позволит обеспечить сокращение продолжительности

обследования здания на 60-70%, увеличение точности диагностики на 25-30%, снижение эксплуатационных затрат на 15-20% за счет оптимизации ремонтов, увеличение межремонтных периодов на 25-40%. Сравнительный анализ эффективности предложенного подхода с традиционными методами представлен в табл. (см. табл. 1).

Таблица 1

Сравнение показателей эффективности

Параметр	Традиционные методы	Гибридная система	Улучшение
Точность обнаружения дефектов	78,5%	94,2%	+15,7%
Время обработки данных	5,2 ч	1,8 ч	-65,4%
Точность прогнозирования	72,3%	92,8%	+20,5%
Ложные срабатывания	12,3%	4,0%	-67,5%

Статистическая проверка гипотез (t-критерий Стьюдента, $p\text{-value} < 0.001$) подтвердила значимость улучшений.

Экономический эффект от внедрения ИИ-решения может быть формализован следующей формулой:

$$\text{Экономический эффект} = (C_{\text{трад}} \cdot T_{\text{трад}}) - (C_{\text{ИИ}} \cdot T_{\text{ИИ}}) - C_{\text{внедр}}, \quad (11)$$

где $C_{\text{трад}}$, $C_{\text{ИИ}}$ – стоимость работ традиционным методом и с использованием ИИ в единицу времени; $T_{\text{трад}}$, $T_{\text{ИИ}}$ – продолжительность работ; $C_{\text{внедр}}$ – единовременные затраты на внедрение.

Логически код реализации проактивного управления жизненным циклом объектов капитального строительства на основе гибридных интеллектуальных систем может выглядеть следующим образом (рис. 8).

```

Питон
class Модель гибридной деградации:
    def __init__(self, physical_params, nn_params):
        self.physical_model = PhysicalModel(physical_params)
        self.nn_model = Нейронная_сеть(nn_params)
        self.alpha = 0,7 # вес физической модели
        self.beta = 0,3 # вес нейросети

    def прогнозировать(self, input_data):
        phys_output = self.физическая_модель.прогнозировать(входные_данные)
        nn_output = self.nn_model.прогнозировать(входные_данные)

        # Объединение предсказаний
        гибридный_выход = (сам.альфа * физический_выход +
                           self.beta * nn_output)

        вернуть гибридный_вывод

    def calculate_uncertainty(self, prediction):
        # Расчёт неопределённости прогноза
        физическая_неопределённость = self.физическая_модель.неопределённость()
        nn_uncertainty = self.nn_model.uncertainty()

        общая_неопределённость = np.sqrt(
            (self.alpha * phys_uncertainty)**2 +
            (self.beta * nn_uncertainty)**2
        )

        вернуть общая_неопределённость

```

Рис. 8. Логически код реализации проактивного управления жизненным циклом объектов капитального строительства на языке Python

Для легитимации применения ИИ в управлении жизненным циклом зданий необходимо внести изменения в нормативную базу, в частности в ГОСТ 31937-2024 «Здания и сооружения. Правила обследования и мониторинга технического состояния»: дополнить разделом «Требования к автоматизированным системам диагностики на основе ИИ»; включить Приложение «Методика верификации и валидации ИИ-моделей»; разработать регламент использования цифровых двойников, добавить раздел «Требования к системам предиктивной аналитики». В ГОСТ Р ИСО 6707-1-2020 «Здания и сооружения. Общие термины» включить ГИС, методики валидации ИИ-моделей и др. В СП 372.1325800.2018 «Здания жилые многоквартирные. Правила эксплуатации» дополнить требованиями к системам мониторинга.

Нами предлагается следующая модель распределения ответственности в рамках проактивного управления жизненным циклом объектов капитального строительства на основе гибридных интеллектуальных систем: разработчики ИИ несут ответственность за корректность алгоритмов и соответствие заявленным метрикам; экспертные организации и инженеры строители ответственны за валидацию результатов ИИ на конкретном объекте и формирование итоговых заключений; сертифицированный эксперт осуществляет итоговую интерпретацию, утверждение выводов и несет персональную ответственность за заключение.

Выводы. Разработанная многоуровневая архитектура и алгоритмическое обеспечение создают основу для создания интеллектуальных экспертных систем, способных осуществлять проактивный мониторинг, точную диагностику и достоверное прогнозирование технического состояния объектов. Разработанная многоуровневая архитектура ГИС и комплекс гибридных моделей позволяют преодолеть разрыв между физическим моделированием и методами машинного обучения, обеспечивая синергетический эффект. Теоретически обоснована основа гибридного моделирования и разработана практическая архитектура системы, что позволило доказать экономическую эффективность внедрения. Статистически значимо ($p < 0,001$) доказано повышение точности диагностики (на 15,7 %) и прогнозирования (на 20,5%) при сокращении времени анализа на 65,4 %.

Сформулированы конкретные предложения по адаптации нормативно-технической базы (ГОСТ 31937-2024, СП 372.1325800.2018) для легитимации применения ИИ и распределению ответственности, что необходимо для широкого внедрения технологии в практику.

Построена экономическая модель (9), демонстрирующая достижимость снижения эксплуатационных затрат на 20-30% и периода окупаемости внедрения в пределах 2 лет.

Перспективные направления дальнейших исследований включают развитие методов объяснимого ИИ для повышения доверия к системе, интеграцию с платформами «умного города», разработка отраслевых стандартов валидации ГИС-моделей, создание специализированных датасетов для обучения строительных ГИС-систем, а также исследование применения квантовых и нейроморфных вычислений для решения задач строительной механики в реальном времени.

Источник финансирования. В рамках Госзадания проект № FZWN-2025-0003.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Охтилев М. Ю., Охтилев П. А., Соколов Б. В., Юсупов Р. М. Методологические и методические основы проактивного управления жизненным циклом сложных технических объектов // Приборостроение. 2022. №11. С. 45–52. DOI: 10.17586/0021-3454-2022-65-11-781-788.
2. Горбанева Е.П., Преображенский М.А., Бухтояров А.В. Проактивно-реактивное планирование строительного производства в условиях внешних стохастических воздействий // Академия. Архитектура и строительство. 2025. №3. С. 112–120. DOI:10/22337/2077-9038-2025-3-153-161
3. Каширипур М. М., Николук В. А. Возможности искусственного интеллекта в строительной индустрии // Вестник ТГАСУ. 2024. №1. С. 89–97. DOI: 10.31675/1607-1859-2024-26-1-163-178.
4. Ergen E., Akinci B., Sacks R. Life-cycle data management of engineered-to-order components using radio frequency identification // Advanced Engineering Informatics. 2007. Vol. 21. No. 4. Pp. 356–366. DOI: 10.1016/j.aei.2006.09.004.
5. Manning R., Messner J.I. Case studies in BIM implementation for programming of healthcare facilities // Electronic Journal of Information Technology in Construction. 2007. Vol. 13. Pp. 446–457. DOI: 10.1245/itcon.2008.06.006
6. Becerik-Gerber B., Jazizadeh F., Li N., Calis G. Application Areas and Data Requirements for BIM-Enabled Facilities Management // Journal of Construction Engineering and Management. 2012. Vol. 138. No. 3. Pp. 431–442. DOI: 10.1061/(ASCE)CO.1943-7862.0000433.
7. Boldyrev A.A. Цифровые двойники в управлении жизненным циклом зданий. М.: Стройиздат, 2023. 215 с.
8. Wang C., Zhang Y., Li H., Zhou X., Chen Z. Artificial intelligence in civil engineering: A review

// Automation in Construction. 2024. Vol. 158. 105298. DOI: 10.1016/j.autcon.2023.105298.

9. ГОСТ Р 71476-2024 (ИСО/МЭК 22989:2022) Искусственный интеллект. Концепции и терминология искусственного интеллекта.

10. Сулейманова Л.А., Обайди А.А.Х. Управление жизненным циклом здания на этапе эксплуатации с использованием моделей искусственных нейронных сетей и машинного обучения // Вестник БГТУ им. В.Г. Шухова. 2024. №3. С. 38–46. DOI: 10.34031/2071-7318-2024-9-3-38-46.

11. Вахрушев О. А. Управление жизненным циклом объектов капитального строительства: научные подходы и практические рекомендации // Вестник Академии знаний. 2025. №4 (69). С. 33–41. DOI: нет.

12. Федосов С. В., Федосеев В. Н., Зайцева И. А., Воронов В.А. Управление жизненным циклом устойчивого состояния объекта строительства // Эксперт: теория и практика. 2023. №3 (22). С. 78–85. DOI:10.5160826867818_2023_3_131

13. Теличенко В.И., Лapidус А. А., Слесарев М. Ю., Али М. М. Методы управления жизненным циклом объектов капитального строительства с учетом влияния экологических и других видов рисков // Строительство: наука и образование. 2024. №2. С. 15–25. DOI: 10.22227/2305-5502.2024.2.166-177.

14. Методика оценки проникновения ИИ в строительной отрасли [Электронный ресурс]. URL: https://minstroyrf.gov.ru/upload/iblock/382/48lh5pqkosexvmukuq7d03fr0y0ica5r/Metodika_otsenki_proniknoveniya_II_v_stroitelnoi_otrasli.docx (дата обращения: 20.11.2025).

15. Крюков К. М., Газал А. Моделирование деятельности строительной организации на основе искусственного интеллекта // Современные тенденции в строительстве, градостроительстве и планировке территорий. 2022. Т. 1. № 3. С. 16–23. DOI:10.23947/2949-1835-2022-1-1-16-23

16. Бобылев С.Н. Энергоэффективность: теория и практика. М.: МГУ, 2022. 304 с.

17. Воронин В.В. Энергосберегающие технологии в строительстве. М.: АСВ, 2021. 272 с.

18. Мельник Л.Г. Оптимизация энергопотребления зданий. СПб.: Питер, 2022. 192 с.

19. Zhichong Z., Yaowu W. Framework of spatial decision support system for large-scale public building evacuation // 2009 WRI Global Congress on Intelligent Systems. Xiamen, China, 2009. Pp. 352–356.

20. ГОСТ Р 59278-2020. Информационная поддержка жизненного цикла изделий. Интерактивные электронные технические руководства с применением технологий искусственного интеллекта и дополненной реальности. Общие требования.

21. ГОСТ Р 71539-2024 (ИСО/МЭК 5338:2023) Искусственный интеллект. Процессы жизненного цикла системы искусственного интеллекта.

22. ГОСТ Р 71718-2024 Технологии искусственного интеллекта в дополненной и смешанной реальности. Контроль визуальный не прямой геометрических параметров объектов капитального строительства. Общие положения.

23. ГОСТ Р 71484.3-2024 (ИСО/МЭК 5259-3:2024) Искусственный интеллект. Качество данных для аналитики и машинного обучения. Часть 3. Требования и рекомендации по управлению качеством данных.

24. ГОСТ Р 71484.1-2024 (ИСО/МЭК 5259-1:2024) Искусственный интеллект. Качество данных для аналитики и машинного обучения. Часть 1. Обзор, термины и примеры.

25. ГОСТ Р 58933-2021 Цифровое моделирование в строительстве. Требования к информационным моделям объектов капитального строительства на разных стадиях жизненного цикла.

26. Underwood J., Isikdag U. Handbook of Research on Building Information Modeling and Construction Informatics: Concepts and Technologies. New York: Information Science Publishing, 2009. 550 p.

27. Батыршин И.З., Недосекин А.А., Стецко А.А., Тарасов В.Б., Язенин А.В., Ярушкина Н.Г. Нечёткие гибридные системы: теория и практика / Под ред. Н. Г. Ярушкиной. М.: Физматлит, 2007. 207 с.

28. Клячек П. М., Корягин С. И., Колесников А. В., Минкова Е. С. Гибридные адаптивные интеллектуальные системы. Ч. 1: Теория и технология разработки: монография. Калининград: Изд-во БФУ им. И. Канта, 2011. 374 с.

29. Колесников А.В., Кириков И.А., Листопад С.В., Румовская С.Б., Доманицкий А.А. Решение сложных задач коммивояжера методами функциональных гибридных интеллектуальных систем / Под ред. А. В. Колесникова. М.: ИПИ РАН, 2011. 295 с.

30. Гаврилов А.В. Гибридные интеллектуальные системы. Новосибирск: Изд-во НГТУ, 2003. 168 с.

31. Ярушкина Н.Г. Основы теории нечётких и гибридных систем. Москва: Финансы и статистика, 2004. 320 с.

32. Кирдяев М.М. Обзор языка программирования Python для решения задач математического моделирования // Труды Международного Симпозиума «Надежность и Качество». 2016. Т. 1. С. 305–307.

33. Gantner J., Lenz K., Wittstock B., Sedlbauer K. Sustainable Building Specifier (SBS)

in European research projects. Implementing sustainability – barriers and chances // Book of full papers. Sustainable Building Conference (SB). Munich, 2013. Pp. 1245–1254. DOI: 10.22227/2305-5502.2024.2.166-177

34. Федоров Д.Ю. Основы программирования на примере языка Python: учебное пособие. СПб., 2016. 176 с.

35. Лутц М. Программирование на Python. Том 1. М.: Символ, 2016. 992 с.

36. Самерфилд М. Программирование на Python 3. Подробное руководство. СПб.: Символ-Плюс, 2009. 608 с.

37. Богданова Р.А., Казазаева П.И. Первичная оценка статистических данных в программе STATISTICA // Информация и образование: границы коммуникаций. 2022. № 14(22). С. 157–162. DOI: нет.

38. Deo T.Y., Sanju A. Data imputation and

comparison of custom ensemble models with existing libraries like XGBoost, CATBoost, AdaBoost and Scikit learn for predictive equipment failure // Materials Today: Proceedings. 2023. Vol. 72(3). Pp. 1596–1604. DOI: 10.1016/j.matpr.2022.09.410.

39. Qu C., Houston P.L., Yu Q., Pandey P., Conte R., Nandi A., Bowman J.M. Machine learning software to learn negligible elements of the Hamiltonian matrix // Artificial Intelligence Chemistry. 2023. Vol. 1(2). 100025. DOI: 10.1016/j.aichem.2023.100025.

40. Shen W., Hao Q., Mak H., Neelamkavil J., Xie H., Dickinson J., Thomas R., Pardasani A., Xue H. Systems integration and collaboration in architecture, engineering, construction and facilities management: a review // Advanced Engineering Informatics. 2009. Vol. 24. No. 2. Pp. 196–207. DOI: 10.1016/j.aei.2009.09.001.

Информация об авторах

Абакумов Роман Григорьевич, кандидат экономических наук, доцент кафедры экспертизы и управления недвижимостью. E-mail: infobelinvest@mail.ru Белгородский государственный технологический университет им. В.Г. Шухова. Россия, 308012, Белгород, ул. Костюкова, д. 46.

Чабан Карина Леонидовна, магистрант кафедры экспертизы и управления недвижимостью. Белгородский государственный технологический университет им. В.Г. Шухова. Россия, 308012, Белгород, ул. Костюкова, д. 46.

Абакумова Марина Михайловна, преподаватель Белгородского строительного колледжа. Россия, 308009, Белгород, Гражданский пр-т, д. 50.

Поступила 30.11.2025 г.

© Абакумов Р.Г., Чабан К.Л., Абакумова М.М., 2026

^{1,*}*Abakumov R.G.*, ¹*Chaban K.L.*, ²*Abakumova M.M.*

¹*Belgorod State Technological University named after V.G. Shukhov*

²*Belgorod Construction College*

*E-mail: infobelinvest@mail.ru

PROACTIVE MANAGEMENT OF CAPITAL CONSTRUCTION OBJECTS LIFE CYCLE BASED ON HYBRID INTELLIGENT SYSTEMS

Abstract. The article discusses the transformation of approaches to managing the life cycle of capital construction objects through the implementation of hybrid intelligent systems. A paradigm shift towards a proactive model based on risk prediction and prevention using hybrid intelligent systems is substantiated. Unlike existing solutions, the proposed approach overcomes the gap between physical models and artificial intelligence methods through their symbiotic integration. An innovative architecture of a hybrid system has been developed, combining physical models of degradation of building structures with modified recurrent neural networks for predicting residual resource based on developed mathematical models. A multi-level implementation architecture is proposed, describing specific computer vision and predictive analytics algorithms, as well as their validation methodology. The study found that the use of hybrid systems will improve the accuracy of predicting building defect development by 35-40% and reduce operating costs by 20-30% through optimization of repair strategies. The proposed approach demonstrates potential for increasing inter-repair periods by 25-40% while ensuring regulatory safety indicators.

Keywords: proactive management, building life cycle, hybrid intelligent systems, building digital twin, predictive analytics, building structures, machine learning.

REFERENCES

1. Ohtilev M.Yu., Ohtilev P.A., Sokolov B.V.,

Yusupov R.M. Methodological and methodical foundations of proactive management of the life cycle of

complex technical objects [Metodologicheskie i metodicheskie osnovy proaktivnogo upravleniya zhiznennym ciklom slozhnykh tekhnicheskikh ob"ektov]. Priborostroenie. 2022. No. 11. Pp. 45–52. DOI: 10.17586/0021-3454-2022-65-11-781-788. (rus)

2. Gorbaneva E.P., Preobrazhensky M.A., Bukhtoyarov A.V. Proactive-reactive planning of construction production under conditions of external stochastic influences [Proaktivno-reaktivnoe planirovanie stroitel'nogo proizvodstva v usloviyakh vneshnih stokhasticheskikh vozhdeystviy]. Akademiya. Arhitektura i stroitel'stvo. 2025. No. 3. Pp. 112–120. DOI:10/22337/2077-9038-2025-3-153-161 (rus)

3. Kashiripur M.M., Nikolyuk V.A. Artificial intelligence opportunities in the construction industry [Vozmozhnosti iskusstvennogo intellekta v stroitel'noy industrii]. Vestnik TGASU. 2024. No. 1. Pp. 89–97. (rus). DOI: 10.31675/1607-1859-2024-26-1-163-178.

4. Ergen E., Akinci B., Sacks R. Life-cycle data management of engineered-to-order components using radio frequency identification. Advanced Engineering Informatics. 2007. Vol. 21. No. 4. Pp. 356–366. DOI: 10.1016/j.aei.2006.09.004.

5. Manning R., Messner J.I. Case studies in BIM implementation for programming of healthcare facilities. Electronic Journal of Information Technology in Construction. 2007. Vol. 13. Pp. 446–457.

6. Becerik-Gerber B., Jazizadeh F., Li N., Calis G. Application Areas and Data Requirements for BIM-Enabled Facilities Management. Journal of Construction Engineering and Management. 2012. Vol. 138. No. 3. Pp. 431–442. DOI: 10.1061/(ASCE)CO.1943-7862.0000433.

7. Boldyrev A.A. Digital twins in building life cycle management [Cifrovye dvojniki v upravlenii zhiznennym ciklom zdaniy]. Moscow: Stroyizdat Publ., 2023. 215 p. (rus)

8. Wang C., Zhang Y., Li H., Zhou X., Chen Z. Artificial intelligence in civil engineering: A review. Automation in Construction. 2024. Vol. 158. 105298. DOI: 10.1016/j.autcon.2023.105298. DOI: 10.1016/j.autcon.2023.105298.

9. GOST R 71476-2024 (ISO/IEC 22989:2022). Artificial intelligence. Artificial intelligence concepts and terminology. (rus)

10. Suleymanova L.A., Obaidi A.A.Kh. Building life cycle management at the operational stage using artificial neural networks and machine learning models [Upravlenie zhiznennym ciklom zdaniya na etape ekspluatatsii s ispol'zovaniem modelej iskusstvennykh neyronnykh setej i mashinnogo obucheniya]. Bulletin of BSTU named after V.G. Shukhov. 2024. No. 3. Pp. 38–46. DOI: 10.34031/2071-7318-2024-9-3-38-46. (rus)

11. Vakhrushev O.A. Life cycle management of capital construction objects: scientific approaches

and practical recommendations [Upravlenie zhiznennym ciklom ob"ektov kapital'nogo stroitel'stva: nauchnye podhody i prakticheskie rekomendacii]. Bulletin of the Academy of Knowledge. 2025. No. 4 (69). Pp. 33–41. (rus)

12. Fedosov S.V., Fedoseev V.N., Zaytseva I.A., Voronov V.A. Life cycle management of the sustainable state of a construction object [Upravlenie zhiznennym ciklom ustojchivogo sostoyaniya ob"ekta stroitel'stva]. Expert: theory and practice. 2023. No. 3 (22). Pp. 78–85. DOI:10.5160826867818_2023_3_131. (rus)

13. Telichenko V.I., Lapidus A.A., Slesarev M.Yu., Ali M.M. Methods for managing the life cycle of capital construction objects taking into account the influence of environmental and other types of risks [Metody upravleniya zhiznennym ciklom ob"ektov kapital'nogo stroitel'stva s uchetom vliyaniya ekologicheskikh i drugih vidov riskov]. Construction: Science and Education. 2024. No. 2. Pp. 15–25. DOI: 10.22227/2305-5502.2024.2.166-177. (rus)

14. Methodology for assessing the penetration of AI in the construction industry [Metodika ocenki proniknoveniya II v stroitel'noy otrasli]. Available at: https://minstroyrf.gov.ru/upload/iblock/382/48lh5pqkocexvmukuq_7d03fr0y0ica5r/Metodika_otsenki_proniknoveniya_II_v_stroitelnoi_otrasli.docx (accessed: 20.11.2025). (rus)

15. Kryukov K.M., Gazal A. Modeling the activities of a construction organization based on artificial intelligence [Modelirovanie deyatel'nosti stroitel'noj organizatsii na osnove iskusstvennogo intellekta]. Modern trends in construction, urban planning and territorial planning. 2022. Vol. 1. No. 3. Pp. 16–23. DOI:10.23947/2949-1835-2022-1-1-16-23. (rus)

16. Bobylev S.N. Energy efficiency: theory and practice [Energoeffektivnost': teoriya i praktika]. Moscow: Moscow State University Publ., 2022. 304 p. (rus)

17. Voronin V.V. Energy-saving technologies in construction [Energoberegayushchie tekhnologii v stroitel'stve]. Moscow: ASV Publ., 2021. 272 p. (rus)

18. Melnik L.G. Optimization of energy consumption of buildings [Optimizatsiya energopotrebleniya zdaniy]. Saint Petersburg: Piter Publ., 2022. 192 p. (rus)

19. Zhichong Z., Yaowu W. Framework of spatial decision support system for large-scale public building evacuation. In: 2009 WRI Global Congress on Intelligent Systems. Xiamen, China, 2009. Pp. 352–356.

20. GOST R 59278-2020. Product life cycle support. Interactive electronic technical manuals us-

ing artificial intelligence and augmented reality technologies. General requirements. (rus)

21. GOST R 71539-2024 (ISO/IEC 5338:2023). Artificial intelligence. Artificial intelligence system life cycle processes. (rus)

22. GOST R 71718-2024. Artificial intelligence technologies in augmented and mixed reality. Indirect visual inspection of geometrical parameters of capital construction objects. General provisions. (rus)

23. GOST R 71484.3-2024 (ISO/IEC 5259-3:2024). Artificial intelligence. Data quality for analytics and machine learning. Part 3. Requirements and recommendations for data quality management. (rus)

24. GOST R 71484.1-2024 (ISO/IEC 5259-1:2024). Artificial intelligence. Data quality for analytics and machine learning. Part 1. Overview, terms and examples. (rus)

25. GOST R 58933-2021. Digital modeling in construction. Requirements for information models of capital construction objects at different stages of the life cycle. (rus)

26. Underwood J., Isikdag U. Handbook of Research on Building Information Modeling and Construction Informatics: Concepts and Technologies. New York: Information Science Publishing, 2009. 550 p.

27. Batyrshin I.Z., Nedosekin A.A., Stetsko A.A., Tarasov V.B., Yazennin A.V., Yarushkina N.G. Fuzzy hybrid systems: theory and practice [Nechyotkie gibridnye sistemy: teoriya i praktika]. Ed. N.G. Yarushkina. Moscow: Fizmatlit Publ., 2007. 207 p. (rus)

28. Klachek P.M., Koryagin S.I., Kolesnikov A.V., Minkova E.S. Hybrid adaptive intelligent systems. Part 1: Theory and development technology [Gibridnye adaptivnye intellektual'nye sistemy. CH. 1: Teoriya i tekhnologiya razrabotki]. Kaliningrad: IKBFU Publ., 2011. 374 p. (rus)

29. Kolesnikov A.V., Kirikov I.A., Listopad S.V., Rumovskaya S.B., Domanitskiy A.A. Solving complex traveling salesman problems by methods of functional hybrid intelligent systems [Reshenie slozhnykh zadach kommivoyazhera metodami funktsional'nykh gibridnykh intellektual'nykh sistem]. Ed. A.V. Kolesnikov. Moscow: IPI RAN Publ., 2011. 295 p. (rus)

30. Gavrilov A.V. Hybrid intelligent systems [Gibridnye intellektual'nye sistemy]. Novosibirsk: NSTU Publ., 2003. 168 p. (rus)

31. Yarushkina N.G. Fundamentals of the theory of fuzzy and hybrid systems [Osnovy teorii

nechyotkih i gibridnykh sistem]. Moscow: Finansy i statistika Publ., 2004. 320 p. (rus)

32. Kirdyaev M.M. Review of the Python programming language for solving mathematical modeling problems [Obzor yazyka programmirovaniya Python dlya resheniya zadach matematicheskogo modelirovaniya]. Proceedings of the International Symposium "Reliability and Quality". 2016. Vol. 1. Pp. 305–307. (rus)

33. Gantner J., Lenz K., Wittstock B., Sedlbauer K. Sustainable Building Specifier (SBS) in European research projects. Implementing sustainability — barriers and chances. Book of full papers. Sustainable Building Conference (SB). Munich, 2013. Pp. 1245–1254. DOI: 10.22227/2305-5502.2024.2.166-177

34. Fedorov D.Yu. Basics of programming using the Python language as an example [Osnovy programmirovaniya na primere yazyka Python]. Saint Petersburg, 2016. 176 p. (rus)

35. Lutz M. Programming in Python. Volume 1 [Programmirovaniye na Python. Tom 1]. Moscow: Simvol Publ., 2016. 992 p. (rus)

36. Summerfield M. Programming in Python 3. A Complete Guide [Programmirovaniye na Python 3. Podrobnoe rukovodstvo]. Saint Petersburg: Simvol-Plus Publ., 2009. 608 p. (rus)

37. Bogdanova R.A., Kazazaeva P.I. Primary assessment of statistical data in the STATISTICA program [Pervichnaya ocenka statisticheskikh dannykh v programme STATISTICA]. Information and Education: Borders of Communications. 2022. No. 14(22). Pp. 157–162. (rus)

38. Deo T.Y., Sanju A. Data imputation and comparison of custom ensemble models with existing libraries like XGBoost, CATBoost, AdaBoost and Scikit learn for predictive equipment failure. Materials Today: Proceedings. 2023. Vol. 72(3). Pp. 1596–1604. DOI: 10.1016/j.matpr.2022.09.410.

39. Qu C., Houston P.L., Yu Q., Pandey P., Conte R., Nandi A., Bowman J.M. Machine learning software to learn negligible elements of the Hamiltonian matrix. Artificial Intelligence Chemistry. 2023. Vol. 1(2). 100025. DOI: 10.1016/j.ai-chem.2023.100025.

40. Shen W., Hao Q., Mak H., Neelamkavil J., Xie H., Dickinson J., Thomas R., Pardasani A., Xue H. Systems integration and collaboration in architecture, engineering, construction and facilities management: a review. Advanced Engineering Informatics. 2009. Vol. 24. No. 2. Pp. 196–207. DOI: 10.1016/j.aei.2009.09.001.

Information about the author

Abakumov, Roman G. PhD. E-mail: infobelinveest@mail.ru Belgorod State Technological University named after V.G. Shukhov. Russia, 308012, Belgorod, st. Kostyukova, 46.

Chaban, Karina L. Maste. Belgorod State Technological University named after V.G. Shukhov. Russia, 308012, Belgorod, st. Kostyukova, 46.

Abakumova, Marina M., Teacher. Belgorod Construction College. Russia, 308009, Belgorod, Grazhdansky pr., 50.

Received 30.11.2025

Для цитирования:

Абакумов Р.Г., Чабан К.Л., Абакумова М.М. Проактивное управление жизненным циклом объектов капитального строительства на основе гибридных интеллектуальных систем // Вестник БГТУ им. В.Г. Шухова. 2026. № 6. С. 82–96. DOI: 10.34031/2071-7318-2026-11-6-82-96

For citation:

Abakumov R.G., Chaban K.L., Abakumova M.M. Proactive management of capital construction objects life cycle based on hybrid intelligent systems. Bulletin of BSTU named after V.G. Shukhov. 2026. No. 6. Pp. 82–96. DOI: 10.34031/2071-7318-2026-11-6-82-96