

Academia. Архитектура и строительство, № 3, стр. 160–170.
Academia. Architecture and Construction, no. 3, pp. 160–170.

Исследования и теория

Научная статья

УДК 69.059.4

DOI: 10.22337/2077-9038-2026-3-160-170

Сравнительный анализ интеллектуальных систем оценки технического состояния строительных конструкций

Кашеварова Галина Геннадьевна (Пермь). Доктор технических наук, профессор, член-корреспондент РААСН. Пермский национальный исследовательский политехнический университет. Эл. почта: ggkash@mail.ru

Крылов Сергей Андреевич (Пермь). Пермский национальный исследовательский политехнический университет. Эл. почта: serishca@yandex.ru

Аннотация. Статья посвящена проблеме объективной оценки технического состояния конструкций и зданий. Традиционные методы диагностики опираются на опыт эксперта и часто приводят к субъективным и несопоставимым результатам. В статье исследуются возможности интеллектуальных технологий для создания объективных автоматизированных систем поддержки принятия решений. Такие системы способны выступать в роли интеллектуальных ассистентов, предоставляя эксперту аналитически обоснованные рекомендации о техническом состоянии обследуемых конструкций.

В статье представлен обзор пяти ключевых подходов: экспертные системы, вероятностно-статистические методы, теории нечётких множеств и нечёткой логики, искусственные нейронные сети и гибридные системы. На основе анализа научных публикаций выполнено сравнение методов по восьми критериям (работа с данными, объективность, объяснимость, гибкость и др.).

Установлено, что наиболее перспективными являются гибридные системы, сочетающие нейронные сети с нечёткой логикой, которые обеспечивают высокую точность, адаптивность и интерпретируемость результатов.

Ключевые слова: оценка технического состояния, строительные конструкции, системы поддержки принятия решений, искусственный интеллект, гибридные системы

Для цитирования. Кашеварова Г.Г., Крылов С.А. Сравнительный анализ интеллектуальных систем оценки технического состояния строительных конструкций // Academia. Архитектура и строительство. 2026. № 3. С. 160–170. DOI: 10.22337/2077-9038-2026-3-160-170.

Comparative Analysis of Intelligent Systems for Assessing the Technical Condition of Building Structures

Kashevarova Galina G. (Perm). Doctor of Sciences in Technology, Professor, Corresponding Member of RAACS. The Perm National Research Polytechnic University. E-mail: ggkash@mail.ru

Krylov Sergey A. (Perm). The Perm National Research Polytechnic University. E-mail: serishca@yandex.ru

Abstract. The article is devoted to the problem of objective assessment of the technical condition of structures and buildings. Traditional diagnostic methods rely on expert experience and often lead to subjective and disparate results. The article explores the possibilities of intelligent technologies for creating objective automated decision support systems (DSS). Such systems are capable of acting as intelligent assistants, providing the expert with analytically sound recommendations on the technical condition of the structures being examined.

The article provides an overview of five key approaches: expert systems, probabilistic and statistical methods, theories of fuzzy sets and fuzzy logic, artificial neural networks and hybrid systems. Based on the analysis of scientific publications, methods were compared according to eight criteria (working with data, objectivity, explainability, flexibility, etc.).

It has been established that hybrid systems combining neural networks with fuzzy logic, which provide high accuracy, adaptability and interpretability of the results, are the most promising.

Keywords: technical condition assessment, building structures, decision support systems, artificial intelligence, hybrid systems

For citation. Kashevarova G.G., Krylov S.A. Comparative Analysis of Intelligent Systems for Assessing the Technical Condition of Building Structures. In: *Academia. Architecture and Construction*, 2026, no. 3, pp. 160–170, doi: 10.22337/2077-9038-2026-3-160-170.

Введение

Каждое здание представляет собой сложную систему, состояние которой определяет степень его эксплуатационной пригодности и безопасности. Под воздействием внешних и внутренних факторов техническое состояние конструкций ухудшается, а отсутствие своевременного обслуживания и ремонта ускоряет этот процесс. Это приводит к снижению работоспособности, надёжности и безопасности как отдельных элементов, так и здания в целом [1]. Значительное количество сооружений уже исчерпало свой расчётный ресурс и находится в аварийном или ограниченно-работоспособном состоянии, что делает задачу объективной оценки их технического состояния чрезвычайно актуальной [2].

Согласно нормативному документу ГОСТ 31937-2024¹ результатом оценки технического состояния является присвоение одной из четырёх категорий: нормативное, работоспособное, ограниченно-работоспособное или аварийное. Регулярный мониторинг и своевременный ремонт позволяют не только избежать масштабных и дорогостоящих восстановительных работ, но и минимизировать риски, угрожающие безопасной эксплуатации здания.

Процесс изменения технического состояния является постепенным, а границы между установленными нормативными категориями размыты. Основными проблемами, затрудняющими точную и объективную оценку, являются многообразие оцениваемых параметров и дефектов, погрешности измерений, влияние человеческого фактора, противоречия в нормативной базе и структурная сложность самих конструкций. В результате традиционная практика оценки в значительной

степени опирается на инженерные суждения, личный опыт и интуицию специалистов, способных принимать решения в условиях неполной или противоречивой информации [3]. Отсутствие единого методического подхода и стандартизированных процедур обработки данных ведёт к несопоставимости результатов, полученных разными исполнителями.

В этой связи целесообразно расширять возможности специалистов за счёт внедрения интеллектуальных технологий. Создание систем поддержки принятия решений (СППР) на основе искусственного интеллекта (ИИ) обусловлено необходимостью повышения объективности, скорости и точности диагностики. Такие системы выступают в роли интеллектуальных ассистентов, эффективно обрабатывая большие объёмы данных и извлекая из них формализованные знания [4].

Несмотря на сохраняющийся скептицизм относительно автоматизированных систем, опыт других отраслей доказывает их практическую эффективность [5]. При этом ключевая роль в принятии итоговых решений остаётся за человеком-экспертом, которому интеллектуальные системы предоставляют дополнительную аналитически обоснованную информацию.

Таким образом, применение интеллектуальных технологий представляется необходимым для повышения объективности оценки технического состояния. Внедрение систем ИИ в строительную отрасль является активно развивающимся направлением, что подтверждается ростом числа публикаций (рис. 1). Однако большинство существующих разработок сосредоточены на этапах проектирования и строительства зданий, а задачам диагностики в процессе эксплуатации уделяется меньше внимания [6].

Целью настоящей работы являлись систематизация и критический анализ существующих интеллектуальных систем для выявления наиболее перспективных подходов к созданию автоматизированных СППР при оценке технического состояния конструкций и зданий.

Анализ научной литературы последних двух десятилетий показывает значительное число исследований по созданию СППР. Наибольшее распространение получили следующие

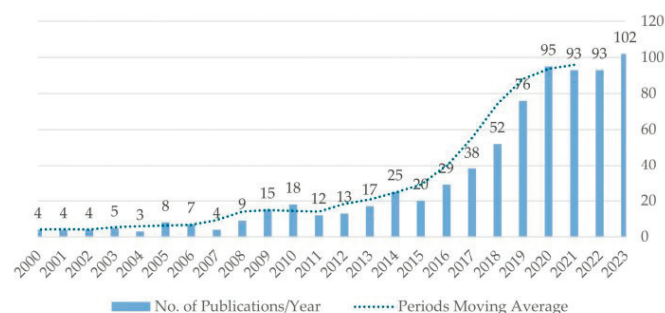


Рис. 1. Количество публикаций с 2000 по 2023 год (источник: [7])

¹ ГОСТ 31937-2024 «Здания и сооружения. Правила обследования и мониторинга технического состояния» (<https://docs.cntd.ru/document/1305691614>).

интеллектуальные системы: экспертные системы (ЭС), вероятностно-статистические методы, теория нечётких множеств и нечёткой логики, искусственные нейронные сети (ИНС), а также гибридные методы. Ниже представлена краткая характеристика каждого из них, сопровождаемая обзором исследований, направленных на создание СППР для оценки технического состояния.

Экспертные системы представляют собой компьютерные программы, имитирующие процесс принятия решений человеком-экспертом. В классических ЭС знания специалиста формализуются в виде базы знаний (набор правил), а механизм логического вывода (решатель) применяет эти правила для формирования заключений, выступая, таким образом, в роли интеллектуального ассистента [8]. Типовая архитектура ЭС показана на рисунке 2. Их ключевое свойство заключается в способности объяснять ход рассуждений, а также они эффективны для чётко структурированных задач с доступными экспертными знаниями. Однако в диагностике строительных конструкций ЭС не получили широкого распространения из-за сложности формализации знаний, неспособности работать с неопределённостью и разнообразия типов зданий: для каждой новой конструкции требуется новый набор правил.

Одной из первых и наиболее известных классических ЭС в строительной области была «Экспертные системы для проектирования строительных конструкций» (Expert systems for structural design), разработанная М.Л. Махер (Maher M.L.) [9]. Она имитировала процесс принятия решений опытным инженером-строителем на ранних этапах проектирования, помогая выбрать оптимальную конструктивную схему исходя из заданных параметров здания и нормативных ограничений.

ЭС эффективны для чётко структурированных задач (например, поддержки проектных решений) со стабильной базой знаний, но для оперативной диагностики с высокой неопределённостью их применение ограничено. Тем не менее принципы метода развиваются в составе гибридных систем: модули на основе правил применяются для предобработки данных или интерпретации результатов других методов (например, нейронных сетей), сочетая логический вывод со способностью к обучению.

Вероятностно-статистические методы представляют собой совокупность математических методов и подходов, основанных на теории вероятностей и математической статистике. Они используются для анализа и принятия решений в условиях неопределённости при работе со случайными величинами, например, при обработке больших объёмов данных, прогнозировании, оценке рисков, а также диагностике состояний сложных технических систем (в радиоэлектронике, энергетике, машиностроении и других отраслях). Суть метода заключается в определении статистических закономерностей посредством анализа большого объёма исходных данных. Это позволяет «измерить» неопределённость путём внедрения вероятности.

В строительной сфере вероятностные методы наиболее подробно изучены и применены в работах В.А. Соколова по

анализу технического состояния и надёжности конструкций и зданий с использованием статистического метода Байеса [10; 11]. В его работах здание рассматривалось как система, которая в момент обследования находится в одном из n случайных состояний S_i . При его осмотре определяется совокупность признаков (параметров) K^* , каждый из которых с определённой долей вероятности характеризует состояние системы. Назначение диагноза (категории технического состояния) здания с конкретным набором признаков K^* выполняется в соответствии с разработанным решающим правилом.

Решающее правило основано на статистическом методе Байеса. Согласно ему, объект с набором признаков K^* относится к тому состоянию S_i , вероятность которого с учётом этих признаков максимальна. Диагностика начинается с отдельных элементов, затем распространяется на строительные подсистемы и, наконец, на здание в целом. Работоспособность предложенной методики была апробирована на примере зданий старой городской застройки Санкт-Петербурга.

Для реализации метода, а именно – определения технического состояния и надёжности обследуемых кирпичных зданий, В.А. Соколовым были составлены диагностические матрицы (таблицы условных вероятностей) для 24-х конструктивных элементов: фундаментов, кирпичных стен, главных балок перекрытий, второстепенных балок перекрытий и так далее [12]. При их заполнении использовались данные обследований более чем 100 объектов.

Результатом работы Соколова В.А. является программный продукт «ВАС», предназначенный для статистической обработки данных технического обследования элементов зданий с целью присвоения объекту наиболее вероятной категории технического состояния. По результатам опробования работоспособности автор отмечает удовлетворительное согласование выходных параметров модели с реальными данными.

Таким образом, вероятностно-статистические методы представляют собой мощный аппарат для формализации неопределённости и извлечения знаний из данных. Несмотря на их доказанную эффективность в технических науках и анализе рисков, потенциал этих методов в строительстве раскрыт не полностью [12]. Одним из путей преодоления

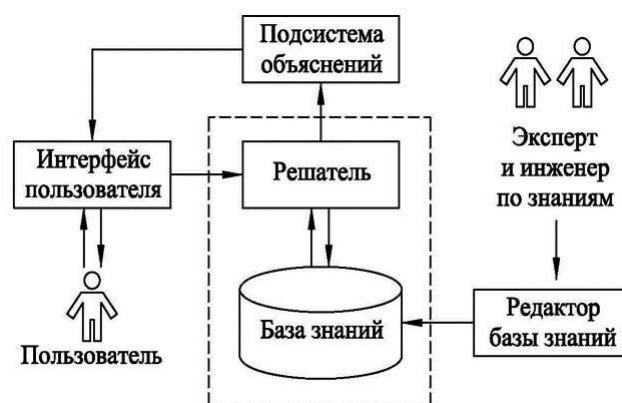


Рис. 2. Типовая архитектура ЭС (источник: [8])

этих ограничений является комбинирование вероятностно-статистических методов с другими подходами, что позволяет смягчить требования к данным и расширить практическую применимость.

Основы нечёткой логики и теории нечётких множеств были заложены Л. Заде. Он в 1965 году ввёл понятие нечётких множеств (Fuzzy Sets) [13–15]. Ключевая идея теории заключается в том, что элементы могут принадлежать множеству в различной степени, что формализуется с помощью функций принадлежности, принимающих значения от 0 до 1. Отличие нечётких и чётких множеств хорошо иллюстрирует рисунок 3, на котором изображены чёткие и нечёткие множества. Это позволило математически работать с «размытыми» (нечёткими) данными. Развивая эту теорию, в 1973 году Л. Заде предложил аппарат нечёткой логики. Это система для формализации приближённых рассуждений с использованием лингвистических переменных и правил вывода типа «если – то». В отличие от классической бинарной логики, где утверждение может быть либо истинным, либо ложным, нечёткая логика оперирует степенью истинности, выражаемой числовыми значениями. Это позволяет эффективно моделировать неточные, качественные рассуждения человека в условиях неопределённости. Данный подход нашёл широкое применение в задачах управления сложными системами и СППР.

В области диагностики строительных конструкций с использованием нечёткой логики выполнен целый ряд исследований, демонстрирующих разнообразие и эволюцию данного подхода:

Т.Н. Солдатенко предложила использовать нечёткую логику не только для определения, но и для прогнозирования дефектов строительных конструкций. В работе отмечена проблема высокого износа зданий в России, что делает прогнозирование особенно актуальным. В рамках этого подхода автором была создана модель с применением нечёткой логики, прогнозирующая появление повреждений по различным возможным причинам. Ключевым элементом модели является база нечётких знаний, сформированная на основе опыта экспертов-строителей. Предложенный метод был успешно апробирован на примере прогнозирования возникновения и развития трещин в конструкциях [16].

Малек М. (Malek M.) и соавторы разработали модель для поддержки принятия решений при определении степени критичности разрушения бетона [17]. Оценка проводится с помощью нечёткой логики на основании входных данных – результатов неразрушающего контроля состояния бетона и структурной значимости проверяемого элемента (его важ-

ности в несущем каркасе здания). На выходе формируется количественная оценка степени разрушения, служащая объективным фактором для эксперта при принятии решений о техническом состоянии и необходимости проведения ремонтных работ.

Тонков Ю.Л. разработал математическую модель на основе теории нечётких множеств и нечёткой логики для идентификации категории технического состояния строительных конструкций в условиях многофакторности и неопределённости. В качестве нечёткого логического вывода в работе применён метод Мамдани: математическая модель вычисляет чёткое значение категории состояния (нормативное, работоспособное, ограниченно-работоспособное, аварийное) на основе нечётких лингвистических оценок параметров (ширина трещин, прочность бетона и т.д.). На базе этих моделей автором в 2018 году была зарегистрирована программа «КТС-ИЖБК», автоматизирующая диагностику изгибаемых железобетонных конструкций (балки, плиты). Система обрабатывает до 91-го входного параметра, используя более 5000 правил в нечёткой базе знаний и индивидуальные функции принадлежности для каждого параметра [8; 18].

Яловая Ю.С. предложила методику оценки технического состояния железобетонных конструкций с коррозионными и силовыми повреждениями по внешним признакам на основе нечёткой логики. Методика была апробирована на сборных железобетонных балках и ребристых плитах перекрытий. Диагностика выполняется по 12-ти параметрам (распространение и расположение трещин, степень разрушения бетона, уровень коррозии арматуры и др.) с использованием 98-ми правил и соответствующих функций принадлежности. Архитектура системы, реализованная в MatLab Toolbox, основана на правилах типа «если – то». Результаты оценки, полученные системой, полностью соответствуют заключениям высококвалифицированных экспертов [19].

Шахмирани М.Р.А. (Shahmirani M.R.A.) и соавторы создали модель на базе нечёткой логики для прогнозирования степени повреждения зданий, а также числа жертв и травм после землетрясений. Модель прогнозирует степень повреждения зданий и предполагаемое количество человеческих жертв и травм на основе восьми входных параметров: возраст, конструктив, объёмно-планировочное решение, высота здания, расстояние до разлома и др. Архитектура модели, построенная на анализе данных 527-ми зданий, включает 92 нечётких правила. Выходной переменной является одна из пяти возможных степеней повреждения здания (полное, обширное, умеренное, лёгкое, без повреждений). Для нечёткого логического вывода и преобразования результата в чёткое значение использовались соответственно метод Мамдани и метод дефазификации центраоида [20].

Лендо-Сивицка М. (Lendo-Siwicka M.) и соавторы предложили использовать нечёткую логику для диагностики технического состояния исторических зданий (памятников архитектуры). В качестве нечёткого логического вывода

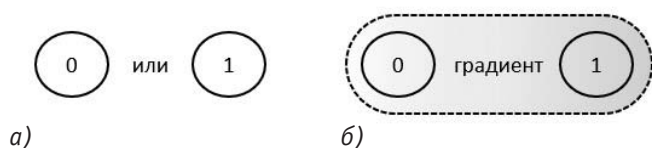


Рис. 3. Схематическое представление множеств чётких (а) и нечётких (б) значений. Рисунок авторов статьи

использовался метод Мамдани с треугольными функциями принадлежности. В качестве входных переменных использовались оценки технического состояния отдельных элементов объекта (подземной части, несущих стен, перекрытий, крыши и других элементов), а в качестве выходных – интегральный показатель технического состояния всего исторического объекта. Диагностика выполнялась на основании 125-ти сформированных правил. Исследование было проведено на примере пяти исторических зданий в Варшаве. Техническое состояние каждого элемента оценивалось по шкале от 1 до 5, где 1 – «очень плохо», 2 – «плохо», 3 – «удовлетворительно», 4 – «хорошо», 5 – «очень хорошо». Авторы отмечают, что накопление оценок с помощью предложенного метода позволит создать базу знаний для последующего применения инструментов нейронных сетей в прогнозировании. Это, в свою очередь, расширит возможности интеллектуальных систем и снизит риск принятия неверных решений за счёт повышения надёжности и скорости прогнозирования [21].

Хоссейни М.А. (Hosseini M.A.) и соавторы предложили оценивать состояние стен зданий с помощью нечёткой логики. Модель основана на 58-ми экспертных правилах и функциях принадлежности, построенных с помощью нескольких специализированных методов [метод контролируемой центроидной классификации (SCC), алгоритм кластеризации (FCM) и др.]. Входными параметрами являлись: трещины (длина и ширина), влажность (площадь) и поверхностные повреждения финишного покрытия. На выходе определялась одна из пяти категорий технического состояния. Для создания правил и функций принадлежности использовались результаты осмотров 500 участков окрашенных внутренних стен в 24-х зданиях [22].

Как показывает обзор, нечёткая логика доказала свою эффективность как инструмент для формализации экспертных знаний и работы с неопределённостью в строительной диагностике. К её ключевым преимуществам относится способность работать с качественными, «размытыми» данными и понятность логики вывода для эксперта. Однако основные ограничения метода остаются актуальными: трудоёмкость и субъективность при формировании базы правил и функций принадлежности, что требует глубокого вовлечения экспертов. Как следствие, наиболее перспективным направлением развития, отмечаемым многими исследователями, является объединение нечётких систем с методами машинного обучения (в частности, с нейронными сетями). Такой симбиоз позволяет автоматизировать настройку системы на основе данных, снижая субъективность и расширяя её адаптивные возможности.

Искусственные нейронные сети (ИНС) представляют собой логические алгоритмы, функционирование которых основано на биологическом представлении о работе мозга человека [3]. Нейронные сети состоят из множества простых «искусственных нейронов», соединённых между собой. Каждый нейрон получает, обрабатывает и передает информацию

дальше, постепенно выявляя в исходных данных закономерности. Ключевыми преимуществами этого подхода являются способность к самообучению на исходных данных и высокая эффективность при обработке больших объёмов информации, что делает нейросети одним из наиболее перспективных инструментов в интеллектуальных системах [23].

Значительная часть современных исследований (около 80%), использующих ИНС, ориентирована на входные данные в виде изображений или сигналов с датчиков [24]. При этом наибольшее распространение получила задача определения трещин, на которую приходится около 30% научных работ. Ниже представлены характерные примеры таких работ, направленных на создание СППР при оценке технического состояния:

Хомацкий Л. (Chomacki L.) и соавторы предложили подход на основе ИИ для оценки риска повреждения каменных зданий при подземной разработке месторождений полезных ископаемых. Авторы в своей работе сравнили точность прогнозирования двух моделей: наивного байесовского классификатора и байесовских сетей. Обучающая выборка состояла из 594-х результатов обследований 207-и каменных зданий, проведённых в период с 2011 по 2017 год в районе активной угледобычи. Входные данные включали 26 параметров: геометрические и конструктивные параметры зданий, год постройки, техническое состояние, воздействия от добычи полезных ископаемых и др. На выходе определялась одна из четырёх возможных категорий риска повреждений здания. По результатам проверки на тестовой выборке наивный байесовский классификатор показал точность 75,86%, а байесовские сети 87,07% [25].

Хасан А.М. (Hassan A.M.) и соавторы предложили использовать искусственные нейронные сети для прогнозирования состояния элементов зданий. Исследование проводилось на внутренних и внешних деревянных дверях образовательных учреждений. Прогнозирование состояния дверей осуществлялось на основе девяти входных параметров: состояния компонентов, возраста двери, интенсивности использования, расположения, типа помещения и др. Авторы отмечают высокую точность разработанной модели [26].

Платунов В.Ю. и соавторы предложили методику определения категории технического состояния и планирования ремонтных мероприятий для строительных конструкций зданий перегрузочных узлов калийных солей при помощи полносвязной нейронной сети с двумя скрытыми слоями. Обучающая выборка была сформирована на основе 177-ми результатов обследований, проведённых в период с 1997 по 2024 год. Классификация выполнялась по 37-ми входным параметрам [27; 28].

Бегич Юричич Х. (Begić Juričić H.) и Крстич Х. (Krstić H.) применили методы машинного обучения для комплексной оценки технического состояния школьных зданий. В исследовании сравнивалась прогнозная точность моделей на основе искусственных нейронных сетей и алгоритма «случайный

лес». На тестовой выборке точность составила 94,0% и 94,2% соответственно, а на новых (независимых) данных – 79,9% и 74,7%. Данные для обучения и валидации собраны по 166-ти начальным и средним школам в округе Осиек-Баранья в Хорватии. Модель использовала семь входных параметров, включавших возраст здания, историю ремонтов и техническое состояние его основных конструктивных элементов (дверей, окон, наружных стен, крыши, кровельного покрытия и пола). Выходной переменной являлась прогнозная общая оценка здания [29].

Искусственные нейронные сети (ИНС) утвердились как один из наиболее мощных и перспективных инструментов для создания СППР в области диагностики строительных конструкций. Их ключевое преимущество заключается в способности к самообучению и выявлению сложных, неочевидных закономерностей непосредственно из больших объёмов разнородных данных, что особенно ценно в условиях многофакторности и неопределённости, присущей оценке технического состояния.

Существенным недостатком данного метода является «чёрный ящик», то есть невозможность представить пользователю объяснимую зависимость между входными и выходными значениями. К прочим минусам относятся необходимость в значительных объёмах данных для обучения и высокие требования к вычислительным ресурсам по сравнению с другими подходами.

Примечательно, что ключевой недостаток нейронных сетей перекликается с основной проблемой оценки технического состояния конструкций, а именно – с отсутствием строгих и однозначных зависимостей между дефектами (повреждениями) и категорией технического состояния. В зарубежных исследованиях всё чаще подчеркивается, что для оценки технического состояния конструкций не всегда необходимы строгие математические закономерности или детерминированные модели, так как техническое состояние – это сложная система, где традиционные аналитические модели (строгие закономерности) могут быть слишком упрощёнными или неэффективными в условиях реальной эксплуатации. Этот тренд усиливается с развитием методов глубокого обучения и доступностью исходных данных для обучения (data set).

Параллельно в последние годы активно развивается направление объяснимого машинного обучения, которое стремится сделать внутреннюю логику и результаты работы машинного обучения прозрачными и интерпретируемыми для человека [30; 31]. Это способствует развитию новой, более эффективной формы взаимодействия между экспертом и интеллектуальной системой.

Гибридные интеллектуальные системы – это системы, объединяющие несколько различных методов ИИ для решения сложных задач, которые не могут быть эффективно решены с помощью какого-либо одного подхода. Количество и раз-

нообразии таких комбинаций постоянно растёт. Наиболее распространёнными являются сочетания машинного обучения (нейронных сетей) с нечёткой логикой или экспертными системами. Использование комбинации нескольких подходов позволяет компенсировать недостатки отдельных методов, повысить общую точность и адаптивность системы. Вместе с тем гибридные методы являются относительно молодым направлением, поэтому исследований в области СППР для оценки технического состояния на их основе пока довольно мало. Ниже рассматриваются характерные примеры таких исследований, а также работы из смежных областей:

Хан Ш.А. (Khan S.A.) и соавторы провели сравнительный анализ методов диагностики скрытых неисправностей трансформаторов. Обучение нейро-нечёткой модели проводилось на 300-х исходных данных. Тестирование выполнялось с использованием базы данных из ста реальных случаев. Точность определения скрытых неисправностей для нечёткой логики и адаптивной нейро-нечёткой системы вывода составили 95% и 98% соответственно. Результаты, представленные в этой статье, демонстрируют превосходство нейро-нечёткой модели ANFIS² над системой на основе нечётких правил. Авторы также подчёркивают, что работа с нейро-нечёткой моделью удобнее и быстрее, поскольку правила настраиваются автоматически с помощью нейронных сетей, в отличие от нечёткой логики [32].

Хальясмаа А.И. предложила метод оценки технического состояния силовых трансформаторов с использованием адаптивной нейро-нечёткой системы вывода. Модель, обученная на 74-х примерах с 12-ью входными параметрами и основанная на 125-ти правилах, показала на тестовых данных ошибку прогноза около 5% [33]. В другом исследовании автор провёл сравнение нейро-нечёткого логического вывода с искусственными нейронными сетями. Результаты показали, что средняя ошибка тестирования модели ANFIS была на 6,6 % ниже, чем у нейросетевых моделей [34].

Сяо Ц. (Xiao Q.) и соавторы предложили для прогнозирования энергии разрушения бетонных балок использовать гибридную модель, сочетающую алгоритм Gradient Boosting Regression Tree с оптимизацией роя частиц. Модель была обучена на данных 736-ти экспериментальных испытаний. При использовании восьми входных параметров (пролёт, толщина, прочность и др.) была достигнута среднеквадратичная ошибка (MSE), равная 0,011 [35].

Побединский В.В. и соавторы рассмотрели возможность использования нейро-нечёткой сети ANFIS для совершенствования диагностики технического состояния тракторных двигателей и определения его остаточного ресурса по износу коленчатого вала. Модель, построенная на основе десяти экспериментальных наборов данных с четырьмя входными параметрами, показала расхождение не более 0,05% со значениями, полученными по традиционной методике [36].

Рао М.В.В. (Rao M.V.V.) и соавторы предложили исследовать применение гибридного метода для автоматизации мониторинга состояния зданий. Для отбора наиболее

² ANFIS – Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System.

информативных признаков из данных о повреждениях использовалась комбинация метода взаимной информации (MI) и теории приближённых множеств (RST). Классификация и прогноз состояния несущих конструкций выполнялись с помощью метода опорных векторов (SVM) и искусственных нейронных сетей (ANN). На тестовых данных, основанных на последствиях землетрясения в Горкхе (Непал) в апреле 2015 года, модель показала точность 92% [37].

Таким образом, практические исследования доказывают, что комбинирование нескольких методов позволяет достичь большей точности и надёжности при меньших затратах на анализ данных и создание правил. Гибридные интеллектуальные системы представляют собой закономерный и наиболее перспективный вектор развития СППР для строительной диагностики, так как они способны обучаться на исходных данных, оперировать логикой и предоставлять инженеру обоснованные, интерпретируемые рекомендации для принятия решений.

Проведённый анализ позволил систематизировать основные интеллектуальные подходы и оценить их потенциал для создания СППР в диагностике строительных конструкций. Результаты сравнения по ключевым критериям представлены в сводной таблице.

Критерий вычислительной мощности в таблице не представлен, так как для обучения ИНС и гибридных моделей на табличных данных возможностей обычных персональных компьютеров сегодня более чем достаточно.

Анализ данных таблицы позволяет сделать вывод, что наиболее перспективными для диагностики сложных технических систем являются гибридные методы, объединяющие несколько подходов (например, нейронные сети и нечёткую

логику). Их ключевое преимущество заключается в синергетическом эффекте, который позволяет компенсировать недостатки отдельных подходов, сочетая высокую точность с интерпретируемостью результатов. Принципиальное отличие подходов, использующих ИНС или машинное обучение, является уход от жёстких детерминированных моделей к адаптивным системам, способным обучаться непосредственно на реальных данных, а не правилах, сформулированных экспертом. Это соответствует специфике диагностики, где строгие аналитические зависимости зачастую отсутствуют.

В качестве направления дальнейших исследований предлагается разработка алгоритма и его программной реализации в виде модуля на основе гибридных систем для автоматизированного определения категории технического состояния наружных стен кирпичных зданий. Такой модуль будет служить инструментом поддержки принятия решений, предоставляя эксперту аналитически обоснованные рекомендации о техническом состоянии обследуемых конструкций, в то время как окончательное решение и ответственность сохранятся за специалистом. Таким образом, адаптивные модели могут рассматриваться как эффективный вспомогательный инструмент, не замещающий, а дополняющий традиционные нормативные расчеты.

Основным барьером для широкого внедрения любых интеллектуальных систем остаётся дефицит структурированных данных (data sets), необходимых для обучения и валидации моделей.

Заключение

Возможности интеллектуальных технологий постоянно совершенствуются, и в настоящее время в строительной от-

Таблица. Сравнительная таблица основных критериев интеллектуальных систем

Критерий	ЭС	Вероятностно-статистические методы	Нечёткая логика	ИНС	Гибридные системы
Работа с малым объёмом исходных данных	+	–	+	–	±
	(на знаниях экспертов)	(требуются большие выборки)	(на знаниях экспертов)	(склонны к переобучению)	(зависит от задачи)
Низкая трудоёмкость создания правил	–	–	–	+	±
	(высокая)	(высокая)	(высокая)	(низкая)	(выше, чем у ИНС)
Объективность при создании правил (отсутствие субъективности)	–	+	–	+	+
	(зависит от эксперта)	(основана на данных)	(зависит от эксперта)	(обучаются на данных)	(баланс знаний и данных)
Выявление сложных зависимостей	–	–	–	+	+
	(только на основе правил)	(только на основе данных)	(только на основе правил)	(высокая)	(высокая)
Объяснимость (интерпретируемость)	+	±	+	–	±
	(прозрачные правила)	(объяснима, но сложна)	(прозрачные правила)	(«чёрный ящик»)	(лучше, чем у ИНС)
Гибкость и адаптивность	–	–	–	+	+
	(жёсткие правила)	(жёсткие правила)	(жёсткие правила)	(самообучаемость)	(самообучаемость)
Работа с неопределённостью и неточными данными	–	–	+	+	+
	(низкая)	(низкая)	(высокая)	(оптимальная)	(оптимальная)
Масштабируемость	–	–	–	+	+
	(низкая)	(низкая)	(низкая)	(высокая)	(достаточная)

расли это направление активно развивается и вызывает всё больший интерес. Проведённый анализ научной литературы выявил ключевые тенденции и ограничения существующих подходов. Экспертные системы, вероятностно-статистические методы и нечёткая логика демонстрируют эффективность в задачах с чёткой структурой и формализуемыми знаниями, но сталкиваются с проблемами субъективности, трудоёмкости настройки и ограниченной масштабируемости. Искусственные нейронные сети (ИНС), напротив, выделяются способностью к самообучению на больших объёмах данных, однако их «чёрный ящик» снижает интерпретируемость результатов.

Наиболее перспективными признаны гибридные интеллектуальные системы, сочетающие сильные стороны отдельных методов. В связи с этим в автоматизированных СППР при оценке технического состояния конструкций и зданий предлагается использовать нейро-нечёткую логику. Такая комбинация позволит повысить точность диагностики, снизить субъективность и значительно упростить дальнейшую масштабируемость.

Опыт смежных отраслей (энергетика, машиностроение и т.д.) показывает, что СППР на основе интеллектуальных технологий может эффективно дополнить экспертизу специалиста аналитически обоснованными рекомендациями, сохраняя при этом окончательное решение за человеком.

В качестве направления дальнейших исследований предлагается разработка модуля или полноценной программы с применением гибридных систем для автоматизированного определения категории технического состояния различных конструкций и зданий.

Список источников / References

1. Тонков, И.Л. Актуальные проблемы оценки технического состояния строительных конструкций / И.Л. Тонков, Ю.Л. Тонков. DOI: 10.15593/2409-5125/2017.03.07 // Вестник Пермского национального исследовательского политехнического университета. Прикладная экология. Урбанистика. 2017. № 3. С. 94–104.

Tonkov I., Tonkov Yu. Actual Problems Of Technical Evaluation Of Building Constructions. In: *Bulletin of PERM National Research Polytechnic University. Applied Ecology. Urban Development*, 2017, no. 3, pp. 94–104. DOI: 10.15593/2409-5125/2017.03.07. (In Russ., abstr. in Engl.)

2. Крылов, С.А. Автоматизация диагностирования причин возникновения дефектов на фасадах кирпичных зданий с применением технологий искусственного интеллекта / С.А. Крылов, Г.Г. Кашеварова. DOI: 10.15593/2409-5125/2023.04.05 // Вестник Пермского национального исследовательского политехнического университета. Прикладная экология. Урбанистика. – 2023. – № 4. С. 51–62.

Krylov S., Kashevarova G. Automation of Diagnosing the Causes of Defects on the Facades of Brick Buildings Using Artificial Intelligence Technologies. In: *Bulletin of PERM National Research Polytechnic University. Applied Ecology.*

Urban Development, 2023, no. 4, pp. 51–62. DOI: 10.15593/2409-5125/2023.04.05.

3. Кашеварова, Г.Г. «Искусственный интеллект», или «логические рассуждения и разумные решения» в технической диагностике объектов строительства / Г.Г. Кашеварова. DOI: 10.22337/2077-9038-2023-4-166-180 // Academia. Архитектура и строительство. 2023. № 4. С. 166–180.

Kashevarova G.G. "Artificial Intelligence" or "Logical Discussion and Reasonable Solutions" in Technical Diagnostics of Construction Projects. In: *Academia. Architecture and Construction*, 2023, no. 4, pp. 166–180. DOI: 10.22337/2077-9038-2023-4-166-180.

4. Кашеварова, Г.Г. Автоматизированный поиск чёткого значения категории технического состояния строительных конструкций в задачах экспертного заключения / Г.Г. Кашеварова, Ю.Л. Тонков // Строительство и реконструкция. 2016. № 6 (68). С. 57–70.

Kashevarova G., Tonkov Yu. Automated Search of Clear-Cut Value Category Technical Condition of Constructions in Problems of Expert Opinions. In: *Building and Reconstruction*, 2016, no. 6 (68), pp. 57–70. (In Russ., abstr. in Engl.)

5. Хальясмаа, А.И. А. Разработка интеллектуальной системы оценки технического состояния электросетевого оборудования / А.И. Хальясмаа, С.А. Дмитриев // Электроэнергетика глазами молодёжи : труды VI международной научно-технической конференции. Иваново, 09–13 ноября 2015 г. Иваново : Ивановский государственный энергетический университет им. В.И. Ленина, 2015. С. 610–615.

Khalyasmaa A., Dmitriev S. Development of Intellectual System of Electrical Grid Equipment Technical State Assessment. In: *Electric Power Engineering through the Eyes of Youth*, Ivanovo, November 9–13, 2015. Ivanovo, Ivanovo State Power Engineering University named after V.I. Lenin Publ., 2015, pp. 610–615. (In Russ., abstr. In Engl.)

6. Marcher, C. Decision Support in Building Construction : A Systematic Review of Methods and Application Areas / C. Marcher, A. Giusti, D.T. Matt. DOI:10.3390/buildings10100170 // Buildings. 2020. № 10 (10). P. 170. URL: <https://clck.ru/3VLChw> (дата обращения 20.08.2026).

Marcher C., Giusti A., Matt D.T. Decision Support in Building Construction: A Systematic Review of Methods and Application Areas. In: *Buildings*, 2020, no. 10 (10), p. 170. DOI: 10.3390/buildings10100170. URL: <https://clck.ru/3VLChw> (Accessed 08/20/2026). (In Engl.)

7. Artificial Neural Network Application in Construction and the built Environment: a Bibliometric Analysis / A.K. Kaushik, R. Islam, S. ElBahy [и др.]. DOI: 10.3390/buildings14082423 // Buildings. 2024. №14. P. 2423. URL: <https://clck.ru/3VLDLY> (дата обращения 20.08.2026).

Kaushik, A.K., Islam, R., ElBahy, S. et al. Artificial Neural Network Application in Construction and the Built Environment: a Bibliometric Analysis. In: *Buildings*, 2024, no. 14, p. 2423. DOI:10.3390/buildings14082423. URL: <https://clck.ru/3VLDLY> (Accessed 08/20/2026). (In Engl.)

8. Кашеварова, Г.Г. Экспертная система для практической диагностики строительных конструкций / Г.Г. Кашеварова, Ю.Л. Тонков. DOI: 10.22337/2077-9038-2022-1-85-91 // Academia. Архитектура и строительство. 2022. № 2. С. 85–91.

Kashevarova G.G., Tonkov Y.L. Expert System for Practical Diagnostics of Building Structures. In: *Academia. Architecture and Construction*, 2022, no. 2, pp. 85–91. DOI: 10.22337/2077-9038-2022-1-85-91. (In Russ., abstr. in Engl.)

9. Maher, M.L. Expert Systems for Structural Design. In: *Journal of Computing in Civil Engineering*, 1987, no. 1 (4), pp. 270–283.

Maher M.L. Expert Systems for Structural Design / M.L. Maher. In: *Journal of Computing in Civil Engineering*, 1987, № 1 (4), P. 270–283. (In Engl.)

10. Соколов, В.А. Вероятностный анализ технического состояния кирпичных стен зданий старой городской застройки / В.А. Соколов // Строительство и реконструкция. 2015. № 1 (57). С. 65–73.

Sokolov V. Probabilistic Analysis of the Technical State of the Brick Walls of the Old City Building. In: *Building and Reconstruction*, 2015, no. 1 (57), pp. 65–73. (In Russ., abstr. in Engl.)

11. Соколов, В.А. Оценка технического состояния строительных конструкций зданий на основе многоуровневого вероятностного анализа / В.А. Соколов // Инженерно-строительный журнал. 2011. № 7 (25). С. 45–51.

Sokolov V.A. Building Systems Technical Condition Assessment Based on the Multilevel Probabilistic Analysis. In: *Magazine of Civil Engineering*, 2011, № 7 (25), pp. 45–51. (In Russ., abstr. in Engl.)

12. Биргер, И.А. Техническая диагностика / И.А. Биргер. М. : Машиностроение, 1978. 240 с.

Birger I.A. Technical Diagnostics. Moscow, Mashinostroenie Publ., 1978, 240 p. (In Russ.)

13. Кофман, А. Введение в теорию нечётких множеств / А. Кофман ; пер. с франц. М. : Радио и связь, 1982. 432 с.

Kofman A. Introduction to the Theory of Fuzzy Sets, trans. from French. Moscow, Radio i Svyaz' Publ., 1982, 432 p. (In Russ.)

14. Конышева, Л.К. Основы теории нечётких множеств : учебное пособие / Л.К. Конышева, Д.М. Назаров. СПб. : Питер, 2011. 192 с.

Konysheva L.K., Nazarov D.M. Fundamentals of the Theory of Fuzzy Sets. St. Petersburg, Piter Publ., 2011, 192 p. (In Russ.)

15. Заде, Л.А. Понятие лингвистической переменной и её применение к понятию приближенных решений / Л. Заде. М. : Мир, 1976. 165 с.

Zade L.A. The Concept of a Linguistic Variable and Its Application to the Concept of Approximate Solutions. Moscow, Mir Publ., 1976, 165 p. (In Russ.)

16. Солдатенко, Т.Н. Модель идентификации и прогноза дефектов строительной конструкции на основе результатов её обследования / Т.Н. Солдатенко // Инженерно-строительный журнал. 2011. № 7 (25). С. 52–61.

Soldatenko T.N. Model of Identification and Prediction of Building Design Defects on the basis of Its Inspection Results. In: *Magazine of Civil Engineering*, 2011, №7 (25), pp. 52–61. (In Russ., abstr. in Engl.)

17. Malek, M. Fuzzy Logic Approach to Risk Assessment Associated with Concrete Deterioration / Mag Malek, M. Tumeo, J. Saliba. DOI: 10.1061/AJRUA6.0000811 // ASCE-ASME Journal of Risk and Uncertainty in Engineering Systems. 2015. №1 (1). P. 04014004. URL: <https://ascelibrary.org/doi/10.1061/AJRUA6.0000811> (дата обращения 20.08.2026).

Malek M., Tumeo M., Saliba J. Fuzzy Logic Approach to Risk Assessment Associated with Concrete Deterioration. In: *ASCE-ASME Journal of Risk and Uncertainty in Engineering Systems*, 2015, № 1 (1), p. 04014004. DOI:10.1061/AJRUA6.0000811. URL: <https://ascelibrary.org/doi/10.1061/AJRUA6.0000811> (Accessed 08/20/2026). (In Engl.)

18. Кашеварова, Г.Г. Интеллектуальные технологии в обследовании строительных конструкций / Г.Г. Кашеварова, Ю.Л. Тонков. DOI:10.22337/2077-9038-2018-1-92-99 // Academia. Архитектура и Строительство. 2018. № 1. С. 92–99.

Kashevarova G.G., Tonkov Y.L. Intelligent Technologies in the Examination of Construction Structures. In: *Academia. Architecture and Construction*, 2018, no. 1, pp. 92–99. DOI:10.22337/2077-9038-2018-1-92-99. (In Russ., abstr. in Engl.)

19. Тур, В.В. Экспертная система оценки существующих конструкций, основанная на элементах нечеткой логики / В.В. Тур, Ю.С. Яловая. DOI:10.18720/CUBS.81.1 // Строительство уникальных зданий и сооружений. 2019. № 6 (81). С. 7–17. URL: <https://elibrary.ru/item.asp?id=42582638> (дата обращения 20.08.2026).

Tur V.V., Yalavaya Y.S. Fuzzy Logic – Based Expert System for Assessment of Existing Concrete Structures. In: *Construction of Unique Buildings and Structures*, 2019, no. 6 (81), pp. 7–17. DOI:10.18720/CUBS.81.1. URL: <https://elibrary.ru/item.asp?id=42582638> (Accessed 08/20/2026). (In Engl., abstr. in Russ.)

20. Buildings, Causalities, and Injuries Innovative Fuzzy Damage Model during Earthquakes / Shahmirani M.R.A., Rashti A.A.N., Ramezani M., Golafshani E.M. DOI:10.1155/2022/4746587 // Shock and Vibration. 2022. P. 4746587. URL: <https://clck.ru/3VLKBo> (дата обращения 20.08.2026).

Shahmirani, M.R.A., Rashti, A.A.N., Ramezani, M., Golafshani, E.M. Buildings, Causalities, and Injuries Innovative Fuzzy Damage Model during Earthquakes. In: *Shock and Vibration*, 2022, p. 4746587. DOI:10.1155/2022/4746587. URL: <https://clck.ru/3VLKBo> (Accessed 08/20/2026). (In Engl.)

21. Assessment of the Technical Condition of Heritage Buildings with the Use of Fuzzy Logic / M. Lendo-Siwicka, R. Trach, P. Katarzyna [и др.] // Archives of Civil Engineering. 2023. № 69 (2). P. 123 –140. DOI:10.24425/ace.2023.145257. URL: <https://clck.ru/3VLKJD> (дата обращения 20.08.2026).

Lendo-Siwicka, M., Trach, R., Katarzyna, P. et al. Assessment of the Technical Condition of Heritage Buildings with the Use of Fuzzy Logic. In: *Archives of Civil Engineering*, 2023, no. 69 (2),

pp. 123–140. DOI:10.24425/ace.2023.145257. URL: <https://clck.ru/3VLKJD> (Accessed 08/20/2026). (In Engl.)

22. A Hybrid BIM-Fuzzy Model for Enhanced Assessment of Building Element Conditions / M.A. Hosseini, M. Ravanshadnia, M. Rahimzadegan, S. Ramezani. DOI: 10.1061/JCCEE5.CPENG-6254 // *Journal of Computing in Civil Engineering*. 2025. № 39 (3). P. 04025029. URL: <https://clck.ru/3VLKYm> (дата обращения 20.08.2026).

Hosseini M.A., Ravanshadnia M., Rahimzadegan M., Ramezani S. A Hybrid BIM-Fuzzy Model for Enhanced Assessment of Building Element Conditions. In: *Journal of Computing in Civil Engineering*, 2025, no. 39 (3), p. 04025029. DOI: 10.1061/JCCEE5.CPENG-6254. URL: <https://clck.ru/3VLKYm> (Accessed 08/20/2026). (In Engl.)

23. Крылов, С.А. Автоматизация процесса оценки технического состояния наружных стен кирпичных зданий с использованием технологии машинного обучения / С.А. Крылов, Г.Г. Кашеварова. DOI:10.21822/2073-6185-2025-52-3-61-70 // *Вестник Дагестанского государственного технического университета. Технические науки*. 2025. Т. 52, № 3. С. 61–70.

Krylov S., Kashevarova G. Automating the Process of Assessing the Technical Condition of Exterior Walls of Brick Buildings Using Machine Learning. In: *Herald of Daghestan State Technical University. Technical Sciences*, 2025, Vol. 52, no. 3, pp. 61–70. (In Russ., abstr. in Engl.)

24. Jia, J. Deep Learning for Structural Health Monitoring: Data, Algorithms, Applications, Challenges, and Trends / J. Jia, Y. Li. DOI:10.3390/s23218824 // *Sensors*. 2023. № 23. P. 8824. URL: <https://clck.ru/3VLL7q> (дата обращения 20.08.2026).

Jia J., Li Y. Deep Learning for Structural Health Monitoring: Data, Algorithms, Applications, Challenges, and Trends. In: *Sensors*, 2023, no. 23, p. 8824. DOI:10.3390/s23218824. URL: <https://clck.ru/3VLL7q> (Accessed 08/20/2026). (In Engl.)

25. Chomacki, L. Selected Artificial Intelligence Methods in the Risk Analysis of Damage to Masonry Buildings Subject to Long-Term Underground Mining Exploitation / L. Chomacki, J. Rusek, L. Słowik. DOI:10.3390/min11090958 // *Minerals*. 2021. № 11. P. 958. URL: <https://clck.ru/3VLLFW> (дата обращения 20.08.2026).

Chomacki L., Rusek J., Słowik L. Selected Artificial Intelligence Methods in the Risk Analysis of Damage to Masonry Buildings Subject to Long-Term Underground Mining Exploitation. In: *Minerals*, 2021, no. 11, p. 958. / L. Chomacki, J. Rusek, L. Słowik. DOI:10.3390/min11090958 // *Minerals*. 2021. № 11. P. 958. URL: <https://clck.ru/3VLLFW> (Accessed 08/20/2026). (In Engl.)

26. Condition Prediction for Existing Educational Facilities Using Artificial Neural Networks and Regression Analysis / A.M. Hassan, K. Adel, A. Elhakeem, M.I.S. Elmasry. DOI:10.3390/buildings12101520 // *Buildings*. 2022. № 12. P. 1520. URL: <https://clck.ru/3VLLQR> (дата обращения 20.08.2026).

Hassan A.M., Adel K., Elhakeem A., Elmasry M.I.S. Condition Prediction for Existing Educational Facilities Using Artificial Neural Networks and Regression Analysis. In: *Buildings*, 2022,

12, p. 1520. DOI:10.3390/buildings12101520. URL: <https://clck.ru/3VLLQR> (Accessed 08/20/2026). (In Engl.)

27. Кашеварова, Г.Г. Определение категории технического состояния строительных конструкций зданий перегрузочных узлов калийных солей на основе многолетнего мониторинга с использованием нейронных сетей / Г.Г. Кашеварова, В.Ю. Платунов, С.А. Крылов // *Вестник Приволжского территориального отделения Российской академии архитектуры и строительных наук : Сборник научных трудов*. Нижний Новгород. 2024. Вып. 27.С. 212–218. URL: <https://clck.ru/3VLLdh> (дата обращения 20.08.2026).

Kashevarova G.G., Platonov V.Yu., Krylov S.A. Determination of the Category of Technical Condition of Building Structures of Potassium Salt Handling Units Based on Long-Term Monitoring Using Neural Networks. In: *Bulletin of the Volga Territorial Branch of the Russian Academy of Architecture and Construction Sciences, Collection of scientific papers*. Nizhny Novgorod. 2024. Issue 27. pp. 212–218. URL: <https://clck.ru/3VLLdh> (Accessed 08/20/2026). (In Russ.)

28. Платунов, В.Ю. Определение остаточного ресурса зданий перегрузочных узлов в стальном каркасе, эксплуатирующихся в агрессивной среде предприятия калийной промышленности / В.Ю. Платунов, Г.Г. Кашеварова // *Вестник Пермского национального исследовательского политехнического университета. Прикладная экология. Урбанистика*. 2023. № 1(49). С. 41–52. DOI:10.15593/2409-5125/2023.01.04.

Platonov V., Kashevarova G. Determination of Residual Life of Steel-Framed Transshipment Unit Buildings Operated in the Aggressive Environment of the Potash Industry Enterprise. In: *Bulletin of PERM National Research Polytechnic University. Applied Ecology. Urban Development*, 2023, no. 1(49), pp. 41–52. DOI:10.15593/2409-5125/2023.01.04. (In Russ., abstr. in Engl.)

29. Begić Juričić, H. Developing a Framework for Building Condition Assessment of Schools in Osijek-Baranja County / H. Begić Juričić, H. Krstić. DOI:10.3390/buildings15091511 // *Buildings*. 2025. № 15. P. 1511. URL: <https://www.mdpi.com/2075-5309/15/9/1511> (дата обращения 20.08.2026).

Begić Juričić, H., Krstić, H. Developing a Framework for Building Condition Assessment of Schools in Osijek-Baranja County. In: *Buildings*, 2025, no. 15, p. 1511. DOI:10.3390/buildings15091511. URL: <https://www.mdpi.com/2075-5309/15/9/1511> (Accessed 08/20/2026). (In Engl.)

30. Explainable AI (XAI): Core Ideas, Techniques, and Solutions / R. Dwivedi, D. Dave, H. Naik [и др.]. DOI:10.1145/3561048 // *ACM Comput. Surv.* 2023. № 55 (9). DOI: 10.1145/3561048. URL: <https://clck.ru/3VLPrV> (дата обращения 20.08.2026).

Dwivedi R., Dave D., Naik H. et al. Explainable AI (XAI): Core Ideas, Techniques, and Solutions. In: *ACM Comput. Surv.*, 2023, no. 55 (9). DOI:10.1145/3561048. URL: <https://clck.ru/3VLPrV> (Accessed 08/20/2026). (In Engl.)

31. Making the black Box Transparent: State of the Art in Explainable Machine Learning for Structural Design and Assessment : [Preprint] / M.Z. Esteghamati, J. Wang, X. Wang,

[и др.]. 2025. DOI:10.31224/5141. URL: <https://clck.ru/3VLPvn> (дата обращения 20.08.2026).

Esteghamati, M.Z., Wang, J., Wang, X. et al. Making the Black Box Transparent: State of the Art in Explainable Machine Learning for Structural Design and Assessment [Preprint], 2025. DOI: 10.31224/5141. URL: <https://clck.ru/3VLPvn> (Accessed 08/20/2026). (In Engl.)

32. Khan, S.A. Comprehensive Comparative Study of DGA Based Transformer Fault Diagnosis Using Fuzzy Logic and ANFIS Models / S.A. Khan, M.D. Equbal, T. Islam. DOI:10.1109/TDEI.2014.004478 // IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation. 2015. № 22 (1). P. 590–596. URL: <https://clck.ru/3VLQ7k> (дата обращения 20.08.2026). DOI:10.1109/TDEI.2014.004478.

Khan, S.A., Equbal, M.D., Islam, T.A Comprehensive Comparative Study of DGA Based Transformer Fault Diagnosis Using Fuzzy Logic and ANFIS Models. In: *IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation*, 2015, no. 22 (1), pp. 590–596. DOI:10.1109/TDEI.2014.004478. URL: <https://clck.ru/3VLQ7k> (Accessed 08/20/2026). (In Engl.)

33. Хальясмаа, А.И. Система управления рисками электро-сете-вой компании на основе адаптивного нейро-нечёткого вывода / А.И. Хальясмаа, Р.Т. Валиев, С.А Дмитриев // Материалы Международной конференции по мягким вычислениям и измерениям. Санкт-Петербург. : СПбГЭТУ «ЛЭТИ», 2017. Т. 2. С. 544–547.

Khalyasmaa A.I., Valiev R.T., Dmitriev S.A. GRId Company Risk Management System Based on Adaptive Neuro-Fuzzy Inference. In: *Proceedings of the International Conference on Soft Computing and Measurement*. St. Petersburg, ETU "LETI" Publ., 2017, Vol. 2, pp. 544–547. (In Russ., abstr. in Engl.)

34. Хальясмаа, А.И. Оценка эффективности методов искусственного интеллекта для оценки эффективности и реализуемости научно-технических решений и технологий / А.И. Хальясмаа, С.А. Ерошенко // Материалы Международной

конференции по мягким вычислениям и измерениям. Санкт-Петербург. : СПбГЭТУ «ЛЭТИ», 2017. Т 2. С. 526–529.

Khalyasmaa A.I., Eroshenko S.A. The Analysis of Efficiency of Artificial Intelligence Methods Application for an Assessment of Feasibility of Scientific and Technical Decisions and Technologies. In: *Proceedings of the International Conference on Soft Computing and Measurement*. St. Petersburg, ETU "LETI" Publ., 2017, Vol. 2, pp. 526–529. (In Russ., abstr. in Engl.)

35. Using Hybrid Artificial Intelligence Approaches to Predict the Fracture Energy of concrete Beams / Qinghua Xiao, Congming Li, Shengxiang Lei [и др.]. DOI:10.1155/2021/6663767 // *Advances in Civil Engineering*. 2021. № 2. P. 1–12. URL: <https://clck.ru/3VLQMS> (дата обращения 20.08.2026).

Qinghua Xiao, Congming Li, Shengxiang Lei, et al. Using Hybrid Artificial Intelligence Approaches to Predict the Fracture Energy of Concrete Beams. In: *Advances in Civil Engineering*, 2021, no. 2, pp. 1–12. DOI:10.1155/2021/6663767. URL: <https://clck.ru/3VLQMS> (Accessed 08/20/2026). (In Engl.)

36. Нейро-нечёткая сеть для оценки остаточного ресурса тракторных двигателей / В.В. Побединский, Г.А. Иовлев, С.В. Ляхов, И.И. Голдина. DOI:10.18698/2542-1468-2022-2-120-130 // *Лесной вестник*. 2022. Т. 26, № 2. С. 120–130. URL: <https://clck.ru/3VLQTK> (дата обращения 20.08.2026).

Pobedinsky V.V., Iovlev G.A., Lyakhov S.V., Goldina I.I. Neuro-Fuzzy Network for Evaluating Tractor Engines Residual Life. In: *Forestry Bulletin*, 2022, Vol. 26, no. 2, pp. 120–130. DOI:10.18698/2542-1468-2022-2-120-130. URL: <https://clck.ru/3VLQTK> (Accessed 08/20/2026). (In Russ., abstr. in Engl.)

37. Monitor the Strength Status of Buildings Using Hybrid Machine Learning Technique / M.V.V. Rao, A. Chaparala, P.K. Jain [и др.]. DOI:10.1109/ACCESS.2023.3247499 // *IEEE Access*. 2023. № 11. P. 26441–26458. URL: <https://clck.ru/3VLQUv> (дата обращения 20.08.2026).

Rao M.V.V., Chaparala A., Jain P.K., Karamti H., Karamti W. Monitor the Strength Status of Buildings Using Hybrid Machine Learning Technique. In: *IEEE Access*. 2023. №11. P. 26441–26458. DOI:10.1109/ACCESS.2023.3247499. URL: <https://clck.ru/3VLQUv> (Accessed 08/20/2026). (In Engl.)