

Academia. Архитектура и строительство, № 4, стр. 166–180.  
Academia. Architecture and Construction, no. 4, pp. 166–180.

Обзоры  
Научная статья  
УДК 681.3.068, 004.8  
DOI: 10.22337/2077-9038-2023-4-166-180

## «Искусственный интеллект», или «логические рассуждения и разумные решения» в технической диагностике объектов строительства

**Кашеварова Галина Геннадьевна** (Пермь). Доктор технических наук, профессор, член-корреспондент РААСН. Кафедра строительных конструкций и вычислительной механики Пермского национального исследовательского политехнического университета (Россия, 614010, Пермь, ул. Куйбышева, 109. ПНИПУ) Эл. почта: ggkash@mail.ru

*Аннотация.* Цель данной работы – показать возможности и перспективы применения интеллектуальных технологий именно в строительстве. В настоящее время для этого наиболее широко используются технология экспертных систем (ЭС), теория нечётких множеств и нечёткой логики и искусственные нейронные сети. Системы искусственного интеллекта дают возможность моделировать накопленные профессиональные знания опытных специалистов, опираясь на современные методы решения практических задач, используя существующее нормативное обеспечение строительной отрасли как готовую системную модель, которую следует адекватно представить в терминах, формализованных в соответствии с определёнными структурными правилами. Компьютер позволяет эксперту автономно использовать это, предлагая возможные варианты на основе логического вывода для решения конкретных задач. Реализована возможность выявлять и контролировать автоматизированным способом причинно-следственную связь между признаками и состоянием конструкций, обеспечивающую поддержку решения инженера-обследователя в вопросе определения категории технического состояния конструкций. неотъемлемой частью диагностики строительных объектов являются поверочные расчёты несущей способности элементов с учётом их реального состояния. Для расчётов сложных строительных объектов обычно используется численный метод конечных элементов. Учитывая то, что искусственные нейронные сети являются хорошими аппроксиматорами различных нелинейных зависимостей, их сегодня предлагается трактовать как новый универсальный подход к численному решению задач математической физики.

*Ключевые слова:* интеллектуальные системы, техническая диагностика, конструкции, здания и сооружения, онтология, нечеткие множества и нечёткая логика, нейронные сети

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

## "Artificial Intelligence" or "Logical Discussion and Reasonable Solutions" in Technical Diagnostics of Construction Projects

**Kashevarova Galina G.** (Perm). Doctor of Sciences in Technology, Professor, Corresponding Member of RAACS. Department "Building constructions and computational mechanics" of the Perm National Research Polytechnic University (Russia, 614010, Perm, St. Kuibyshev, 109. PNRPU). E-mail: ggkash@mail.ru

*Abstract.* The purpose of this work is to show the possibilities and prospects for the use of intelligent technologies in construction. Currently, the most widely used technologies for this purpose are expert system (ES) technology, the theory of fuzzy sets and fuzzy logic, and artificial neural networks. Artificial intelligence systems make it possible to model the accumulated

professional knowledge of experienced specialists, relying on modern methods for solving practical problems, using the existing regulatory framework of the construction industry as a ready-made system model, which should be adequately presented in terms formalized by certain structural rules. The computer allows the expert to autonomously use this, suggesting possible options based on logical inference to solve specific problems. The ability to identify and control in an automated way the cause-and-effect relationship between the characteristics and condition of structures has been implemented, providing support for the decision of the survey engineer in determining the category of the technical condition of structures. An integral part of the diagnostics of construction projects is verification calculations of the bearing capacity of elements, taking into account their real condition. For calculations of complex construction projects, the numerical finite element method is usually used. Considering that artificial neural networks are good approximators of various nonlinear dependencies, today they are proposed to be interpreted as a new universal approach to the numerical solution of problems of mathematical physics.

*Keywords:* intelligent systems, technical diagnostics, structures, buildings and structures, ontology, fuzzy sets and fuzzy logic, neural networks

*For citation.* 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.

## Введение

Традиционная практика принятия решений о техническом состоянии здания или сооружения в естественных ситуациях, главным образом, основана на инженерных суждениях, личных интерпретациях, интуиции опытных инженеров (часто одного), способных эффективно действовать в нестандартных ситуациях и принимать правильные решения, используя инженерные методы расчёта или компьютерные программы.

Строительные объекты – это социотехнические системы, так как проектируют их, возводят и эксплуатируют люди, которые, как известно, не могут хранить большие объёмы данных в памяти, быстро их анализировать, устают от физической или умственной нагрузки, непоследовательны в своих решениях и могут совершать ошибки. Эти ошибки вносят неопределённость в реакцию несущих конструкций на внешние воздействия. В нормах по расчёту и конструированию строительных объектов ошибки людей не учитываются.

Сложная структура строительных конструкций, недостаточность сформулированных критериев оценки, отсутствие связи между некоторыми нормативными документами требуют глубоких знаний в области диагностики строительных объектов. Неполная, иногда недостоверная и противоречивая информа-

ция, полученная по результатам инженерного обследования объекта, а также проблема «длины шкалы технических состояний», включающей всего четыре категории (*нормативное, работоспособное, ограничено работоспособное или аварийное состояние*)<sup>1</sup>, размытость границ между категориями в большой степени зависят от опыта экспертов. При назначении категории технического состояния обследованной конструкции специалисты с небольшим опытом работы часто испытывают трудности, имеются разногласия во мнениях и у опытных специалистов.

Целесообразно укреплять и расширять профессиональные возможности специалистов за счёт применения интеллектуальных технологий. Системы искусственного интеллекта (СИИ) – это естественный результат развития обычных информационных систем, которые в определённом смысле моделируют интеллектуальную деятельность человека, а в частности, – логику его рассуждений, и обеспечивают быстрый и простой доступ к большому объёму вычислительных ресурсов по запросу пользователя. Они сосредоточили в себе наиболее наукоёмкие технологии с высоким уровнем автоматизации не только *процессов подготовки информации* для принятия решений, но и *самих процессов выработки вариантов решений*, опирающихся на полученные информационной системой данные.

Возможности интеллектуальных технологий постоянно совершенствуются, и в настоящее время в строительной отрасли это направление активно развивается и вызывает все возрастающий интерес (рис. 1), о чём свидетельствуют как зарубежные, так и отечественные публикации [1–16].

Но сегодня, к сожалению, среди экспертов-строителей ещё существует ироничное мнение, присущее некоторым высококвалифицированным специалистам: «Интеллектуальные си-

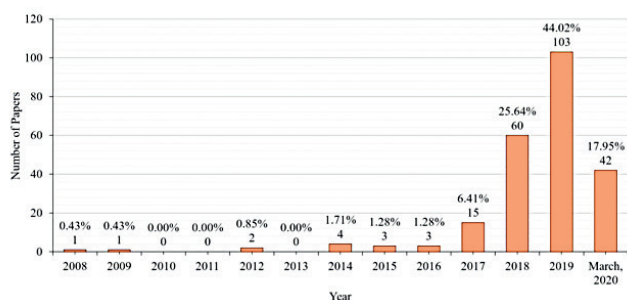


Рис. 1. Количество статей по ИИ в строительстве за последние годы в разных странах (источник: [1])

<sup>1</sup> ГОСТ 31937-2011. «Здания и сооружения. Правила обследования и мониторинга технического состояния» / Введ. 2014-01-01. – Москва : Стандартинформ, 2014. – IV, 54 с. (<http://vsegost.com/Catalog/54/54142.shtml>).

стемы не нужны настоящему эксперту. Для их создания нужны гиперзнания и незаурядные интеллектуальные способности».

Человек, конечно, лучше, чем машина принимает решения в условиях неопределённости. Однако, человек плохо справляется с большими объёмами «сырой» – необработанной, информации, и ему для принятия верного решения необходима адекватная (полная и достоверная) информация.

Система искусственного интеллекта – это интеллектуальный помощник специалиста-практика, позволяющий извлекать из памяти ЭВМ необходимые знания при решении конкретных задач, который превосходит возможности человека по скорости и объёму обработки информации. Интеллектуальные системы дают возможность моделировать накопленные профессиональные знания опытных специалистов, опираясь на современные методы решения практических задач.

Для использования в интеллектуальных системах уже накопленных «знаний» необходимы новые формы их систематизации, формализации и хранения. Под «экспертным знанием» понимается сочетание теоретического понимания проблемы и эмпирических правил (эвристики) для её решения.

Использование аппаратно-программных средств даёт возможность пользователю-непрограммисту, общаясь с ЭВМ на ограниченном подмножестве естественного языка, принимать решения о том, как надо действовать в той или иной ситуации, ставить и решать задачи, традиционно считающиеся интеллектуальными.

В настоящее время разрабатываются единые требования к виду и содержанию цифровых моделей объектов капитального строительства, системы классификаторов строительных объектов – это почти готовая системная модель, которую следует адекватно представить в терминах, формализованных в соответствии с определёнными структурными правилами, а компьютер, предлагая эксперту возможные варианты решений, позволит использовать её автономно при решении конкретных задач на основе логического вывода.

Внедрение интеллектуальных систем в экспертную деятельность инженера-строителя, связанную с обследованием, диагностикой конструкций зданий и сооружений, мотивировано необходимостью совершенствования технологии принятия решений о безопасности строительных объектов, а также оценки рисков или определения их остаточного ресурса на основе выявленных при обследовании дефектов несущих, ограждающих конструкций и оснований; обоснованного принятия решения о реконструкции, капитальном ремонте или сносе здания или сооружения.

#### **Основные идеи и процессы, лежащие в основе систем искусственного интеллекта**

Искусственный интеллект (ИИ) – это активно развивающаяся междисциплинарная наука, возникшая в 50-е годы XX века на стыке кибернетики, лингвистики, психологии и программирования. Термин «*artificial intelligence*» ввёл аме-

риканский учёный Джон Маккарти в 1956 году, понимая под этим термином область науки, занимающейся компьютерным моделированием различных способов разумных рассуждений человека. При этом он пояснял: «Мы понимаем некоторые механизмы интеллекта и не понимаем остальные. Поэтому под интеллектом в пределах этой науки следует понимать только вычислительную составляющую способности достигать целей».

Исследования в области ИИ с самого начала развивались по двум направлениям:

1) *бионическое* (или *нейрокибернетика*) – попытки смоделировать психофизиологическую деятельность человеческого мозга с целью создания искусственного разума. Это направление ориентировано на программно-аппаратное моделирование структур, подобных структуре мозга;

2) *прагматическое* (или *кибернетика «чёрного ящика»*), которое направлено на создание алгоритмов решения интеллектуальных задач, имитирующих мыслительную деятельность человека на существующих моделях компьютеров. Далее речь будет идти именно об этом направлении.

Рассматривая процесс решения человеком какой-либо проблемы или задачи, можно отметить фундаментальное различие между человеческим разумом, с одной стороны, и «разумом» машины – с другой. Человек может сконцентрировать внимание именно на той информации, которая ведёт к решению конкретной задачи и достижению поставленной цели; он может думать и делать заключения в *неточных, не-количественных, нечётких* терминах. И именно отсутствие этих способностей у компьютера делает даже самые сложные вычислительные машины непригодными к использованию искусственно созданных технологий без участия человека. По словам известного нидерландского учёного в области информационных технологий Эдсгера Вибе Дейкстра, «вопрос о том, могут ли компьютеры думать, аналогичен вопросу о том, могут ли подводные лодки плавать».

Основной отличительный признак системы искусственного интеллекта от обычной компьютерной программы – это *работа со знаниями*, в которых логическая (или смысловая) информация преобладает над вычислительной. Человек, приступая к решению какой-либо проблемы, часто не имеет чёткой программы действий. Он её строит в ходе работы.

Компьютер любую задачу решает по программе, написанной человеком, которая может быть представлена в парадигме: «Программа = Алгоритм + Данные». Для систем искусственного интеллекта характерна другая парадигма: «СИИ = Знания + Стратегия обработки знаний». Поэтому при создании СИИ нужно научить *Компьютер* самостоятельно строить программу действий, исходя из условий задачи, *имитируя модель рассуждений человека для принятия решения*, то есть превратить компьютер из формального исполнителя в интеллектуального.

Для этого при проектировании системы ИИ прежде всего нужно *определить цель* (или цели), *для достижения которой*

она предназначена; понять процесс мышления человека, решающего определённую задачу или принимающего решения в конкретной предметной области; учитывая все факты, выделить основные шаги этого процесса и разработать программные средства, воспроизводящие их на компьютере.

Рассмотрим основные процессы человеческого мышления (или рассуждения) и соответствующие им элементы СИИ, составляющие процесс принятия решения.

Люди делают что-либо не потому, что думают, а думают потому, что должны что-то сделать [17]. Цель заставляет человека думать, независимо от того, выполняет ли он простую физическую работу или решает сложную интеллектуальную задачу. Мысли, ведущие к конечному результату, не случайны, а строго обоснованы. Каждый шаг на пути к главной цели имеет свою локальную цель.

Мышление человека основано на запасе знаний – фактов, и способности к логическим рассуждениям – правил.

Факт – это сообщение (информация или данные) о конкретном событии, свойстве конкретного объекта, о его связях с другими объектами.

Например:

1) напряжения в конструкции не должны превышать предельной величины;

2) предельное значение ширины раскрытия трещины в бетоне составляет 0,4 мм.

Правила – это утверждения, обладающие большей общностью, чем факты. Они определяют одни понятия через другие, устанавливая взаимосвязь между различными свойствами объектов, формулируют законы природы и общества. Обычно правила выражены условным отношением «ЕСЛИ – ТО», то есть ЕСЛИ выполняется некоторое условие, ТО последует определённое действие или какая-то другая реакция.

Например:

1) ЕСЛИ напряжения в конструкции больше предельной величины, ТО следует изменить некоторые параметры конструкции;

или

2) ЕСЛИ ширина раскрытия трещины в конструкции больше предельной величины, ТО такая конструкция не должна использоваться.

Факты и правила хранятся в компьютере в базе знаний. Факты и правила – это важная часть СИИ, без которой нельзя достичь цели. Обычно для достижения цели люди связывают сложные совокупности фактов и правил. Факты и правила могут быть разной степени сложности.

Когда человеческий мозг приступает к решению даже самой простой задачи, для выбора нужных действий в его распоряжении имеется огромный объём информации. Из множества фактов и правил он выбирает подмножество, подходящее только к конкретной ситуации. Такой выбор можно назвать упрощением. Механизм упрощения позволяет обратиться к нужным фактам и правилам для достижения ближайшей цели. После того, как определены общие факты,

необходимые для достижения этой цели, надо получить конкретные данные и присвоить значения переменным. Когда человек сталкивается с проблемой выбора, он «взвешивает» различные соображения. В СИИ проблема выбора может решаться с помощью весовых коэффициентов для фактов, а механизм упрощения программы пропустит какую-то часть данных из БЗ с низкими весовыми коэффициентами, используя специальный набор правил.

Завершает мыслительный процесс человека механизм вывода, делая заключения на основании правил, отобранных механизмом упрощения и генерируя новые факты, которые добавляются к знаниям человека. Именно механизм вывода позволяет человеку учиться на опыте, так как он приобретает новые знания из уже существующих и может применить их к новой ситуации.

Таким образом, система искусственного интеллекта должна включать все элементы, составляющие процесс принятия решения человеком: цель, факты и правила, механизмы упрощения и вывода.

Процесс достижения цели в СИИ базируется на двух цепочках: прямой цепочке рассуждений и обратной цепочке рассуждений.

Прямая цепочка рассуждений, то есть цепочка от данных к логическому заключению, применяется, когда число потенциальных решений неуправляемо, а количество блоков данных, определяющее начальное состояние проблемы, – невелико. В этом случае задаётся последовательность вопросов, построенных таким образом, что каждый из них позволяет отбросить большую группу потенциальных ответов, сужая пространство поиска. Так продолжается до тех пор, пока не останется один определённый ответ

Обратная цепочка рассуждений применяется, когда имеется всего несколько решений при наличии огромных объёмов входной информации. В каждый момент времени рассматривается только одно из возможных решений; а затем собираются и проверяются все свидетельства, которые могут его подтвердить или опровергнуть.

Фундаментальная цель развития интеллектуальных систем: опираясь на современные методы решения практических задач, моделировать накопленные профессиональные знания опытных специалистов и учёных и в результате перейти от локальных решений частных задач к производству моделей знаний, встроенных в масштабные вычислительные системы.

### Технологии, модели, методы

Анализ мирового опыта показывает, что для разработки систем поддержки принятия решений в разных предметных областях в настоящее время наиболее широко используются: технология экспертных систем (ЭС), теория нечётких множеств и нечёткой логики и искусственные нейронные сети.

#### Технология экспертных систем

Экспертные системы (ЭС) – это наиболее распространённый вид прикладных интеллектуальных систем, идея

создания которых была высказана более семисот лет назад Раймундом Луллем. Своего апогея в области практических приложений эта технология достигла в середине 80-х годов XX века. Структура экспертных систем является типовой для большинства проектов [18–20] (рис. 1). ЭС имитирует поведение эксперта, знания которого закодированы в компьютерной программе.

Разработка ЭС заметно отличается от написания обычных компьютерных программ. Экспертные знания – это сочетание теоретического понимания проблемы (*декларативные знания*) и эмпирических правил для её решения (*процедурные знания*). В соответствии с этим в ЭС разрабатываются условно разделённые модули: *база знаний (БЗ)* и *решатель*.

В БЗ закладывается декларативная информация из научной и методической литературы (в нашем случае – по диагностике повреждений конструкций зданий и сооружений), профессиональные знания опытных экспертов конкретной предметной области, а также неформальная информация, поступающая с этапов обследования. В экспертную систему также могут быть заложены знания, полученные с помощью обучения нейронных сетей (*нейросетевых технологий*).

Исключительно важной процедурой при создании ЭС является систематизация и *организация декларативных знаний*, их формализация, а также *алгоритм принятия решений* (или *правила*) хода рассуждений эксперта на основании знаний, заложенных в БЗ.

Для *организации* декларативных знаний в рассматриваемой предметной области целесообразно использовать методику построения *компьютерных онтологий* [21–23], которая позволяет установить математические и логические отношения между знаниями и обеспечивает унифицированное и многократное использование знаний на разных компьютерных платформах.

*Онтология* – это метод представления и обработки знаний и запросов. В теории искусственного интеллекта онтология – это знания, формально представленные в виде структурированной иерархической системы – *онтографа*, включающего описание множества объектов и понятий, знаний о них и связей между ними с целью применения методов и средств компьютерной обработки. Онтологии предметной области обычно строятся экспертами области знания или при их содействии.

Решая реальную задачу или проблему, важно выделить *главное* как базис для понимания процессов и явлений, относительно которого развивается знание о предметной области и который связывает их в некоторую структуру (онтограф) [24]. Для построения онтографа можно использовать разные технологии. Выбор иерархической структуры и языка представления онтологии зависит от конкретной задачи и целей. В нашей работе применялись своеобразная системная технология «Конфайнмент®-моделирование» [25] и другие техники.

#### Теория нечетких множеств и нечеткой логики

При диагностике состояния строительного объекта эксперты часто пользуются приближёнными оценками параметров, которые нельзя интерпретировать как полностью истинные или полностью ложные. Ответы эксперта на вопросы о предпочтении факторов, влияющих на оценку технического состояния конструкции, их количестве и взаимосвязи в значительной степени являются субъективными. Наиболее поразительным свойством человеческого интеллекта является способность принимать рациональные решения в обстановке неполной и нечёткой информации.

Разработка *моделей приближённых рассуждений* человека и использование их в сложных технических системах представляет сегодня одну из важнейших проблем науки. Учёт фактора неопределённости при решении задач во многом изменяет методы принятия решения, меняется принцип представления исходных данных и параметров модели.

Наличие неопределённости в параметрах может быть учтено как *случайными* величинами с известными *вероятностными характеристиками* (*стохастический анализ*), так и как *нечёткими* величинами, заданными с помощью *функций принадлежности* (*теория нечётких множеств*).

Теория вероятности позволяет формализовано описывать и обрабатывать информацию в случае *физической* неопределённости, теория нечётких множеств позволяет представлять и обрабатывать информацию в случае лингвистической неопределённости. Понятию *вероятностной меры* в теории вероятностей соответствует более простое понятие – *функция принадлежности* в теории нечётких множеств. Но имеется сравнительно большой класс проблем, при решении которых вероятностные методы неэффективны (отсутствие информации о распределениях вероятностей параметров, трудность получения необходимых статистических характеристик). Статистические методы хорошо развиты, в основном, для одномерных случайных величин, а для многомерных статистических моделей, ввиду сложности получения необходимых

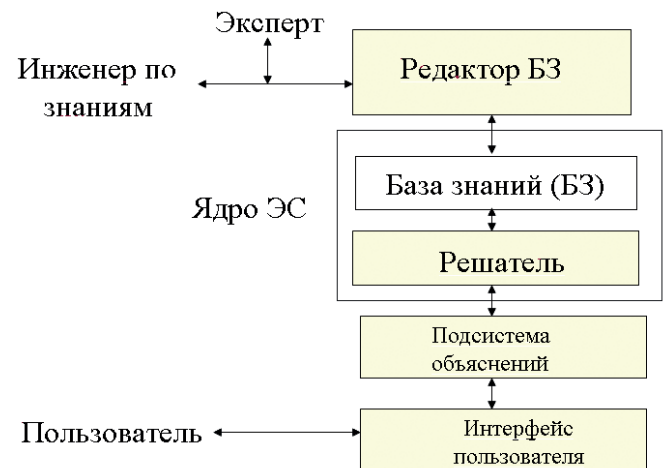


Рис. 1. Структура экспертной системы. Схема автора статьи

статистических характеристик, обычно предполагают *гауссово распределение* наблюдений (что часто не выполняется на практике). В таких случаях вместо *вероятности отказа* можно использовать понятие *возможности отказа*, то есть *некоторое нечёткое множество*, которое включает *вероятность отказа как предельный случай*.

Но для задач, содержащих неточность и размытость, более рационально использовать математический аппарат *теории нечётких множеств и нечёткой логики* [26; 27], предложенный Лотфи Заде в 1965 году [28; 29]. Его основная идея состояла в том, что человеческий способ рассуждений, опирающийся на естественный язык, не может быть описан в рамках традиционных математических формализмов. Теория нечётких множеств даёт возможность учитывать разброс индивидуальных мнений экспертов и позволяет строить формальные схемы решения задач с приближёнными количественными и качественными оценками параметров, используя для этого *лингвистические переменные*, а также производить с ними различные математические операции [30; 31]. Значениями лингвистических переменных могут быть слова или словосочетания некоторого естественного или искусственного языка (термы), такие как: «много», «мало», «часто», «редко», «около 80», «приблизительно 250», «не менее 5,0», «не более 100», «в диапазоне от 0,5 до 0,75» и др.

В настоящее время теория нечётких множеств и нечёткой логики широко применяется в системах принятия решений в условиях нечёткой исходной информации [32]. Для преобразования разнородной информации в «*нечёткий формат*», то есть в формат последующего диалога с базой знаний, строятся так называемые *функции принадлежности* [31–33] как для *входных*, так и для *выходных параметров* базы знаний ЭС.

*Функция принадлежности*  $\mu_A(x)$  ставит в соответствие каждому из элементов пространства рассуждения  $x \in X$  некоторое действительное число из интервала  $[0, 1]$ . Значение 0 означает, что элемент не включён в нечёткое множество, 1 – описывает полностью включённый элемент. Значения

между 0 и 1 характеризуют нечётко включенные элементы хронометрированных данных.

В литературе можно встретить разные формулы для обозначения нечётких множеств, например:

$$\tilde{A} = \left( \frac{\mu_A(x_1)}{x_1} + \frac{\mu_A(x_2)}{x_2} + \dots + \frac{\mu_A(x_k)}{x_k} \right) \text{ или}$$

$$\tilde{A} = \{ \langle x_1, \mu_A(x_1) \rangle, \langle x_2, \mu_A(x_2) \rangle, \dots, \langle x_n, \mu_A(x_n) \rangle \} \text{ и др.}$$

Знак «+» обозначают не арифметическую сумму, а теоретико-множественное объединение отдельных элементов. Горизонтальная черта – это просто разделительный знак. Для обозначения непрерывного множества количественных контролируемых параметров технического состояния используется обозначение вида:

$$\tilde{A} = \int_{x \in X} \frac{\mu_A(x)}{x}.$$

Знак интеграла обозначает непрерывное или бесконечное множество, а не нечёткий интеграл [31].

С практической точки зрения с каждым нечётким множеством обычно ассоциируют некоторое *свойство, признак или атрибут*, которые характеризуют рассматриваемый объект. Нечёткое множество признаков технического состояния конструкций может быть *непрерывным или дискретным*.

Для построения функций принадлежности нечётких множеств обычно используют *прямые и косвенные* методы [32–36].

*Прямые методы* (графический, табличный, формульный, параметрический), как правило, применяют для измеряемых параметров или когда выделяются их полярные значения (табл. 1).

Также можно использовать и другие виды функции принадлежности, например: *сигмоидную, Гауссову, синглтонную*.

Например, для построения функции принадлежности такого показателя, как «длина трещины около 50 мм», нечёткое множество можно представить *треугольной функцией принадлежности с параметрами a = 40 мм, b = 50 мм, c = 60 мм*, а для показателя «длина трещины находится приблизительно в пределах 50–60 мм», нечёткое множество

Таблица 1. Наиболее распространенные параметрические функции принадлежности

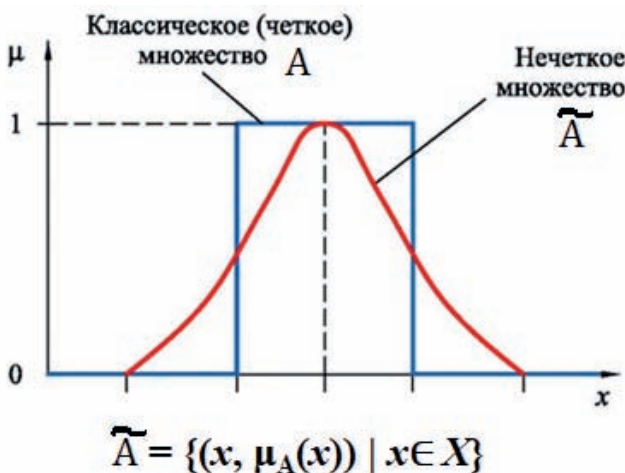


Рис. 2. Графики функций принадлежности классического (чёткого) и нечёткого множеств

Наименование и функции График функции	Аналитическое выражение	Интерпретация параметров
<p>Треугольная</p>	$\mu(u) = \begin{cases} 0, & u \leq a \text{ или } u \geq c \\ \frac{u-a}{b-a}, & a < u \leq b \\ \frac{c-u}{c-b}, & b < u < c \end{cases}$	<p>(a, c) – носитель нечёткого множества – пессимистическая оценка нечёткого числа, b – координата максимума – оптимистическая оценка нечёткого числа</p>
<p>Трапецевидная</p>	$\mu(u) = \begin{cases} 0, & u \leq a \text{ или } u \geq d \\ \frac{u-a}{b-a}, & a \leq u \leq b \\ 1, & b \leq u \leq c \\ \frac{d-u}{d-c}, & c \leq u \leq d \end{cases}$	<p>(a, d) – носитель нечёткого множества – пессимистическая оценка нечёткого числа. (b, c) – ядро нечёткого множества – оптимистическая оценка нечёткого числа</p>

можно представить трапецевидной функцией с параметрами  $a = 45 \text{ мм}$ ,  $b = 50 \text{ мм}$ ,  $c = 60 \text{ мм}$ ,  $d = 65 \text{ мм}$ .

Косвенные методы (парных сравнений, экспертных оценок, интервальных оценок, статистических данных и др.) используют в случаях, когда нет элементарных измеряемых свойств.

Например, для качественного показателя «результат освидетельствования коррозии арматуры» можно использовать лингвистические переменные – нечёткие термы (табл. 2).

С помощью функций принадлежности можно адекватно отразить мнение одного или нескольких экспертов. Например, с какой степенью уверенности строительную конструкцию можно отнести к той или иной категории (состояние нормативное, работоспособное, ограничено работоспособное, аварийное).

Процесс построения функций принадлежности – это этап формирования базы данных – декларативной составляющей базы знаний.

После построения функций принадлежности для принятия решения о техническом состоянии конструкций и строительного объекта в целом переходят к следующему этапу – разработке базы процедурных знаний или нечёткому логическому выводу, используя для этого правила вида:

«Если <посылка правила>, то <заключение правила>»,

где посылка и заключение являются лингвистическими переменными.

Совокупность логико-лингвистических правил разрабатывается авторами ЭС на основании знаний специалистов предметной области. Правила связываются между собой логическими операциями «или», а посылка правила может состоять из фрагментов, которые связываются операциями «и» или/и «или».

Поиск экспертного заключения можно представить выражением:

$$X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\} \rightarrow y,$$

где  $X = \{x_i\}$  – множество входных контролируемых параметров, « $\rightarrow$ » – обозначение процедуры логического вывода (импликация, оператор);  $y$  – выходной параметр.

Качество решений, выдаваемых нечёткой экспертной системой, в большой степени зависит от профессиональных знаний экспертов, адекватности отражения их функциями принадлежности и выбора алгоритма нечёткого логического вывода. После рассмотрения возможности применения известных алгоритмов нечёткого логического вывода (Сугэно, Мамдани, Сингльтон и др.), выбор был сделан в пользу алгоритма Мамдани [31], который был модифицирован и адаптирован к решению конкретных задач. Схематично алгоритм нечёткого логического вывода Э. Мамдани показан на рисунке 3.

Для создания ЭС в настоящее время существуют разнообразные программные системы. Среди них: интегрированная

производственная система CLIPS, оболочка для управления нечёткими фактами и правилами FuzzyCLIPS, оболочка экспертной системы GURU, оболочка для гибридных экспертных систем FLEX, среда для технических вычислений MatLab, а также весьма доступное программное средство Microsoft Excel и др. Каждый из этих инструментов имеет свою специфику и особенности, требуя определённых навыков работы и наличия соответствующего программного продукта на компьютере.

Экспертные системы не заменяют эксперта в его непосредственной деятельности, они расширяют и усиливают профессиональные возможности пользователей и способны предоставлять специалистам разной квалификации альтернативные решения.

Искусственные нейронные сети (ИНС) – это логические алгоритмы, функционирование которых связывают с биологическим представлением о работе мозга человека. Они представляют собой попытку научиться у живой природы технологии обработки информации. Нейросетевой подход возник из стремления понять, каким образом мозг человека

Таблица 2. Результат освидетельствования коррозии арматуры

Графики функций принадлежности термов	Диагностический признак			
	«1» – поверхность арматуры чистая (при вскрытии);			
	«2» – локальные участки повреждения арматуры поверхностной коррозией (точки и пятна коррозии);			
	«3» – сплошная поверхностная коррозия арматуры;			
	«4» – локальные участки язвенной, пластинчатой коррозии арматуры, растрескивание защитного слоя бетона;			
	«5» – пластинчатая коррозия арматуры, растрескивание и выдавливание защитного слоя бетона продуктами коррозии.			
Характеристики термов				
Обозначение термина	В (высокий)	ВС (выше среднего)	НС (ниже среднего)	Н (низкий)
$\mu(1)$	1,000	0,676	0,149	0
$\mu(2)$	0,819	1,000	0,782	0
$\mu(3)$	0,575	0,905	1,000	0,413
$\mu(4)$	0,016	0,335	0,800	0,781
$\mu(5)$	0	0,012	0,166	1



Рис. 3. Алгоритм нечёткого логического вывода Э. Мамдани. Схема автора статьи

решает такие сложные задачи, как классификация, распознавание образов, обработка изображений, идентификация, прогнозирование, и как реализовать эти возможности с помощью автоматических устройств.

В настоящее время нейросетевая теория и технология – одна из наиболее динамично развивающихся областей искусственного интеллекта, которая успешно применяется в различных прикладных областях, таких как прогнозирование различных показателей, сложные системы управления, распознавание образов и др. [37].

Нервная система человека, конечно, гораздо сложнее тех устройств, которые можно создать с помощью современных технологий, но для успешного решения многих практических задач оказалось вполне достаточно «подсмотреть» лишь общие принципы функционирования нервной системы. Важно не буквальное соответствие живому прототипу, а продуктивность технической идеи.

Нейронные сети – это универсальный механизм обработки информации, а также это инструмент для получения новых знаний.

Понятие формального (математического) нейрона и нейронной сети было введено У. Мак-Коллоком и В.Питтсом в 1943 году [38].

При работе с математическими нейронами обычно используют следующие обозначения:  $x$  – входные данные (сигналы, поступающие к нейрону),  $w$  – весовые коэффициенты (синыпсы),  $h$  – тело нейрона,  $y$  – выход нейронной сети (рис. 4).

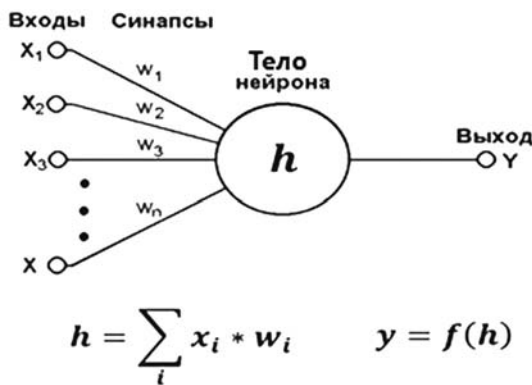


Рис. 4. Модель нейрона

Сигмоидальные функции

$$-\sigma(x) = \frac{1}{1+e^{-x}} \text{ (логистическая)}$$

$$-th(x) = \frac{e^{2x}-1}{e^{2x}+1}$$

(гиперболический тангенс)

Функция Хевисайда

$$-\theta(x) = \begin{cases} 0, & x < 0 \\ 1, & x > 0 \end{cases}$$

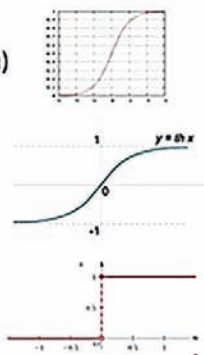


Рис. 5. Функции активации

Весовой коэффициент – это коэффициент связи между нейронами, который показывает, насколько сильно связаны между собой те или иные нейроны. В процессе обучения сети веса меняются, и если вес положительный, то идёт усиление сигнала в нейроне, к которому он приходит. Если вес нулевой, то влияние одного нейрона на другой отсутствует. Если же вес отрицательный, то идёт погашение сигнала в принимающем нейроне.  $y$  – это выход нейронной сети, то, что мы получаем в результате обработки нейронном поданного на него сигнала. Это некоторая функция от накопившейся в теле нейрона взвешенной суммы. Для обработки сигнала с тела нейрона можно использовать разные функции (сигмоидальные, гиперболический тангенс, Хевисайда и др.) (рис.5).

Нейронные сети не программируются, они обучаются на примерах с известными правильными решениями. Обучению ИНС посвящено огромное количество работ [39–44].

Нейросетевая модель представляет собой многослойный перцептрон прямого распространения сигнала (рис. 6), на вход которого поступают параметры, а на выходе формируется вектор нулей и единиц, соответствующий наличию (единица) или отсутствию (ноль) того или иного дефекта на момент наступления конца интервала прогнозирования. При этом для снижения затрат вычислительных ресурсов и сокращения времени получения прогноза возникновения дефектов целесообразно на вход нейросетевой модели подавать не значения конкретных параметров дефектов конструкций, а их отклонения от некоторого нормативного значения.

Обучение нейронной сети – это процесс оптимизации весовых коэффициентов, в котором минимизируется ошибка предсказания, и сеть достигает требуемого уровня точности. В общем случае нейронная сеть обучается только за счёт изменения весов.

Возможны три типа обучения: с учителем, без учителя и с подкреплением.

Обучение с учителем – это часто решаемая задача, когда у нас есть выборка, и мы знаем по ней правильные ответы.

Например: у нас есть выборка характерных параметров конкретных конструкций здания (в отклонениях от нормативного значения), и мы знаем о появившихся в них дефек-

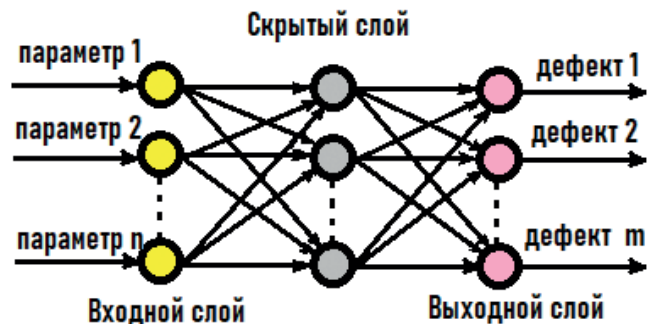


Рис. 6. Нейросетевая модель (перцептрон) прогнозирования появления дефектов в конструкции. Схема автора статьи

тах, выявленных при проведении регулярного обследования (мониторинга) и/или в результате аварийных ситуаций, то есть мы знаем правильные ответы. Наша цель – спрогнозировать появление дефектов в конструкциях.

После обучения сеть способна предсказать будущее значение некоей последовательности на основе нескольких предыдущих значений и (или) каких-то существующих в настоящий момент факторов. Способность нейронной сети к прогнозированию напрямую следует из её способности к обобщению и выделению скрытых зависимостей между входными и выходными данными. Следует отметить, что прогнозирование возможно только тогда, когда предыдущие изменения действительно в какой-то степени предопределяют будущее.

*Обучение без учителя* – используется в тех случаях, когда требуется обнаружить внутренние взаимосвязи, зависимости и закономерности, существующие между объектами, но заранее мы не знаем, в чём именно заключаются эти закономерности. В этом случае мы подаём на вход сети какие-то данные и предполагаем, что в них можно выделить несколько классов.

Например: *исследуя эффективность применения разных видов добавок можно выявить их влияние на разные свойства бетона, такие как усадка, прочность, долговечность, морозостойкость и др.* [45].

*Обучение с подкреплением* немного похоже на обучение с учителем, когда есть готовая база верных ответов. Отличие заключается в том, что в этом случае у нейронной сети нет всей базы сразу, а дополнительные данные приходят в процессе обучения и дают сети обратную связь о том, достигнута цель или нет.

При нейросетевом моделировании отсутствуют такие трудоёмкие и дорогостоящие процедуры, как извлечение знаний и их формализация. Вместо этого предлагается целый арсенал алгоритмов обучения нейронной сети [46; 45], осуществляющих автоматическое извлечение знаний, и стандартный способ их хранения в виде сил синаптических связей.

Одной из ключевых задач при создании нейронных сетей является *выбор её архитектуры*. Он производится разработчиком, исходя из стоящей перед ним задачи. Любая архитектура ИНС состоит из искусственных нейронов – элементов обработки, имеющих структуру связанных друг с другом слоёв: *входного*, состоящего из входных нейронов (*параметров*), которые передают информацию в *скрытый* слой/слои («чёрный ящик»), и *выходного* слоя.

*Нейросети целесообразно использовать, когда отсутствует возможность построения детерминированной математической модели, основанной на явных знаниях.*

В нашей работе эта технология применялась для определения остаточного ресурса зданий перегрузочных узлов в стальном каркасе, эксплуатируемых в агрессивной среде предприятий калийной промышленности [48]. Оценивалась возможность применения нейросетей для прогнозирования диаметра грунтоцементных элементов при усилении грунтового основания по технологии струйной цементации [49].

К серьёзному преимуществу нейросетевых технологий можно отнести принципиальную возможность выявления новых, ещё не известных экспертам знаний, в отличие от ЭС, которые оперируют только теми знаниями и закономерностями предметных областей, которые заложены в неё экспертом.

Но для многих сложных систем, таких как строительные объекты, характерно наличие большого числа факторов, влияющих на исследуемый показатель (выход), и ограниченного (по отношению к числу факторов) объёма наблюдений данных факторов, используемых при построении модели. Для решения подобных задач академик А.Г. Ивахненко предложил метод группового учёта аргументов (МГУА) [50]. Этот метод основан на использовании аппарата нечётко-логических (гибридных) нейронных сетей в процессе построения моделей.

#### *Могут ли нейронные сети решать системы дифференциальных уравнений?*

Неотъемлемой частью диагностики строительных объектов являются поверочные расчёты несущей способности элементов с учётом их реального состояния, то есть с учётом наличия дефектов, трещин и изменения свойств материалов.

Несмотря на большое количество уже известных практических приложений искусственных нейронных сетей, возможности их дальнейшего использования окончательно не исчерпаны.

В настоящее время для расчётов сложных строительных объектов обычно используются численные методы и современные программные комплексы, в которых, главным образом, реализован метод конечных элементов (МКЭ). Это традиционный решатель, который решает дифференциальные уравнения в частных производных (ДУЧП) путем дискретизации конечномерных пространств, то есть переход от континуальной математической модели к дискретной осуществляется путём замены функций непрерывного аргумента функциями дискретного аргумента. При этом предъявляются специальные требования к выбору *аппроксимирующих* (базисных) функций. Точность решения в большой степени зависит от размерности и качества разбиения исходной области на конечные элементы, то есть решается важная вспомогательная задача выбора оптимальной конечно-элементной сетки и при этом решается только один экземпляр уравнений.

Сложность геометрии объектов, нелинейность моделей, качество сетки, большое число уравнений, а также неточность в задании коэффициентов уравнений, краевых и начальных условий требуют применения разного рода искусственных приёмов. Поэтому в последние годы появился интерес к применению нейросетевой технологии для конструирования соответствующих алгоритмов, использующих достоинства нейросетевых аппроксимаций [51–55].

Математики обратили внимание, что за интригующими словами о моделировании мозга кроется в общем-то несложный математический аппарат, ориентированный на решение традиционной математической задачи *аппроксимации данных*,

то есть искусственные нейронные сети являются хорошими аппроксиматорами различных нелинейных зависимостей.

Действительно, с математической точки зрения обученная нейронная сеть – это нелинейная векторная функция, аппроксимирующая статистические данные. Она связывает входные (управляющие) и выходные (управляемые) случайные величины и может быть ценным инструментом для оценки и прогнозирования безопасности и долговечности строительных объектов.

Классическое развитие НС сосредоточено на изучении отображений между *конечномерными евклидовыми пространствами*, то есть они обычно обучаются аппроксимации функций между входами и выходами, определёнными в *евклидовом пространстве*, (оси  $x, y, z$ ).

Так называемые «свёрточные нейронные сети» (СНС) оказались удивительно хорошо приспособленными к поиску закономерностей в *двумерных* наборах данных [58], например, в задачах компьютерного зрения для распознавания дефектов на элементах конструкций. Но применительно к трёхмерным объектам неправильной формы, к облакам точек – эта архитектура машинного обучения уже не эффективна.

Недавно учёные Амстердамского университета разработали теоретическую платформу – калибровочно-эквивариантных свёрточных нейросетей (КЭСНС), которые позволили вывести СНС за пределы плоскости, и находить закономерности на любых геометрических поверхностях [59; 60].

Задачи взаимодействия конструкций с жидкостью/газом представляют большой и неослабевающий интерес. Основная сложность моделирования заключается в необходимости получения совместного согласованного решения уравнений динамики конструкций и уравнений движения жидкости/газа. Требуется учитывать произвольную трёхмерную геометрию строительного объекта и граничные условия.

В 2021 году представлен Нейронный Фурье-оператор [60], изучающий отображения между *бесконечномерными функциональными пространствами*, инвариантный к дискретизации параметров сети для входного и выходного пространств, который может передавать решения между сетками. Его нужно обучать только один раз. Метод достаточно обобщён для того, чтобы решать целые семейства ДУЧП, например, уравнения Навье–Стокса для любого типа жидкости, газа, воздуха. Как утверждают авторы, это в тысячу раз быстрее, чем использовать традиционные математические формулы МКЭ, что уменьшает зависимость от суперкомпьютеров и увеличивает вычислительные возможности моделирования задач.

Нейронные сети сегодня предлагается трактовать как новый универсальный подход к численному решению задач математической физики, а метод конечных элементов рассматривать как частный случай радиально-базисных RBF-сетей с персептронными коэффициентами [56].

При этом никто не предлагает отказываться от использования старых подходов. Если они успешно работают – замечательно. Задачи, для которых известны точные или приближённые решения, удобно использовать для проверки нейросетевых методов,

а классические численные подходы можно применить для выбора начальных приближений при настройке нейронных сетей.

### Заключение

Возможности интеллектуальных технологий постоянно совершенствуются, и в настоящее время в строительной отрасли это направление активно развивается и вызывает всё больший интерес.

Реализована возможность выявлять и контролировать автоматизированным способом причинно-следственную связь между признаками и состоянием конструкций, обеспечивающая поддержку решения инженера-обследователя в вопросе определения категории технического состояния конструкций. Это позволит каждому отдельно взятому специалисту увидеть альтернативные оценки предложенных решений и, возможно, пересмотреть их в результате совместного анализа. После такого независимого исследования гораздо проще сделать наиболее правильный итоговый выбор.

Внедрение интеллектуальных технологий в практическую деятельность инженера-строителя для определения категории технического состояния конструкций позволит повысить эффективность принятия решения за счёт сокращения времени на аналитическую обработку сведений по результатам освидетельствований и измерений, а также снижения неопределённостей в результатах при решении задач большой размерности.

Применение технологий искусственного интеллекта может открыть множество возможностей, таких как надзор за строительной площадкой, автоматическое обнаружение аномалий, дефектов строительных объектов и интеллектуальное обслуживание.

### Список источников

1. Machine Learning in Construction: From Shallow to Deep Learning / Yayin Xu, Ying Zhou, Przemysław Sekuła, Lieyun Ding. – DOI: 10.1016/j.dibe.2021.100045. – Текст : электронный. – URL: [https://www.researchgate.net/publication/349488030\\_Machine\\_learning\\_in\\_construction\\_From\\_shallow\\_to\\_deep\\_learning](https://www.researchgate.net/publication/349488030_Machine_learning_in_construction_From_shallow_to_deep_learning) (дата обращения 20.10.2023).
2. Nieto-Morote, A. A Fuzzy Approach to construction Project Risk Assessment / A. Nieto-Morote, F. Ruz-Vila. – Текст : непосредственный // International Journal of Project Management. – 2011. – Vol. 29, № 2. – P. 220–231.
3. Fazel Zarandi, M.H. Fuzzy Polynomial Neural Networks for Approximation of the Compressive Strength of Concrete / M.H. Fazel Zarandi, I.B. Turksen, J. Sobhani, A.A. Ramezani-pour. – Текст : непосредственный // Applied Soft Computing Journal. – 2008. – Vol. 8, № 1. – P. 488–498.
4. Sariyar, O. Expert System Approach for Soil Structure Interaction and Land Use / O. Sariyar, D.N. Ural. – Текст : непосредственный // Journal of Urban Planning and Development. – 2010. – Vol. 136, № 2. – P. 135–138.
5. Zain, F.M. An Expert System for Mix Design of High Performance Concrete / F.M. Zain, M.N. Islam, I.H. Basri. – Текст

- : непосредственный // *Advances in Engineering Software*. – 2005. – Vol. 36, № 5. – P. 325–337.
6. *Cheng, M.Y.* Evaluating Subcontractor Performance Using Evolutionary Fuzzy Hybrid Neural Network / M.Y. Cheng, H.C. Tsai, E. Sudjono. – Текст : непосредственный // *International Journal of Project Management*. – 2011. – Vol. 29, № 3. – P. 349–356.
7. *Солдатенко, Т.Н.* Модель деловой репутации подрядчика при строительстве здания / Т.Н. Солдатенко. – Текст : непосредственный // *Строительство уникальных зданий и сооружений*. – 2014. – № 12 (27). – С. 7–23.
8. *Zhao, Z.* A fuzzy System for Concrete Bridge Damage Diagnosis / Z. Zhao, C. Chen // *Computers & Structures*. – 2002. – Vol. 80, № 7-8. – P. 629–641.
9. *Moodi, F.* Research into a Management System for Diagnosis, Maintenance, and Repair of Concrete Structures / F. Moodi, J. Knapton. – Текст : непосредственный // *Journal of Construction Engineering and Management*. – 2003. – Vol. 129, № 5. – P. 555–561.
10. *Sobhani, J.* Service Life of the Reinforced Concrete Bridge Deck in Corrosive Environments: A Soft Computing System / J. Sobhani, A. A. Ramezani-pour. – Текст : непосредственный // *Applied Soft Computing Journal*. – 2011. – Vol. 11, № 4. – P. 3333–3346.
11. *Панкевич, О.Д.* Застосування нечітких моделей для діагностики будівельних конструкцій / О.Д. Панкевич, С.Д. Штовба. – Текст : непосредственный // *Вісник Вінницького політехнічного інституту*. – 2011. – № 4. – С. 32–36.
12. *Khader, M. Hamdia.* Expert System for Structural Evaluation of Reinforced Concrete Buildings in Gaza Strip Using Fuzzy Logic / Khader M. Hamdia. // A Thesis Submitted in Partial Fulfillment of the Requirement for the Degree of Master of Science in Civil Engineering Rehabilitation and Design of Structure. 2010. 92 p
13. Monitoring Biological Crusts in Civil Engineering Structures Using Intensity Data from Terrestrial Laser Scanners / H. Gonzalez-Jorge, D. Gonzalez-Aguilera, P. Rodriguez-Gonzalvez, P. Arias. – Текст : непосредственный // *Construction and Building Materials*. – 2012. – Vol. 31. – P. 119–128.
14. *Коняева, Е.И.* Методы кластеризации в задачах оценки технического состояния зданий и сооружений в условиях неопределённости : дис. канд. техн. наук : 05.13.01 / Е.И. Коняева – Рязань, 2010. – 291 с. – Текст : непосредственный.
15. *Солдатенко, Т.Н.* Модель идентификации и прогноза дефектов строительной конструкции на основе результатов её обследования / Т.Н. Солдатенко. – Текст : непосредственный // *Инженерно-строительный журнал*. – 2011. – № 7 (25). – С. 52–61.
16. *Kashevarova, G.G.* Development of Expert System Module for Technical State Categories of Construction Structures / G.G. Kashevarova, Y.L. Tonkov. – Текст : непосредственный // *Инновационные процессы в исследовательской и образовательной деятельности*. – 2014. – № 1. – С. 165–168.
17. *Левин, Р.* Практическое введение в технологию искусственного интеллекта и экспертных систем с иллюстрациями / Р. Левин, Д. Дранг, Б. Эдельсон. – Москва : Финансы и статистика, 1990. – 239 с. – Текст : непосредственный.
18. Построение экспертных систем / Пер. с англ. ; Под ред. Ф. Хейеса-Рота, Д. Уотермана, Д. Лената. – Москва : Мир, 1987. – 441 с. – Текст : непосредственный.
19. *Гаврилова, Т.А.* Извлечение и структурирование знаний для экспертных систем / Т.А. Гаврилова, К.Р. Червинская. – Москва : Радио и связь, 1992. – 200 с. – Текст : непосредственный.
20. *Муромцев, Д.И.* Введение в технологию экспертных систем / Д.И. Муромцев. – Санкт-Петербург : СПб ГУ ИТМО, 2005. – 93 с. – Текст : непосредственный.
21. *Смирнов, С.В.* Онтологический анализ предметных областей моделирования / С.В. Смирнов. – Текст : непосредственный // *Известия Самарского научного центра РАН*. – 2001. – Т. 3, № 1. – С. 62–70.
22. *Гаврилова, Т.А.* Онтологический подход к управлению знаниями при разработке корпоративных информационных систем / Т.А. Гаврилова. – Текст : непосредственный // *Новости искусственного интеллекта*. – 2003. – № 2. – С. 24–30.
23. *Палагин, А.В.* Методика проектирования онтологии предметной области / А.В. Палагин, Н.Г. Петренко, К.С. Малахов. – Текст : непосредственный. // *Комп'ютерні засоби, мережі та системи*. – 2011. – № 10. – С. 5–12.
24. *Кашеварова, Г.Г.* Онтологический анализ нечёткой базы знаний в системе поддержки принятия решений о техническом состоянии изгибаемых железобетонных конструкций / Г. Г. Кашеварова, Ю. Л. Тонков. – Текст : непосредственный // *Международный журнал по расчёту гражданских и строительных конструкций [International Journal for Computational Civil and Structural Engineering]*. – 2015. – Т. 11, № 4. – С. 86–97.
25. *Кашеварова, Г.Г.* Построение концептуальной кон-файнмент-модели базы знаний технической диагностики зданий и сооружений / Г.Г. Кашеварова. – Текст : непосредственный // *Academia. Архитектура и строительство*. – 2020. – № 3. – С. 116–123.
26. *Кофман, А.* Введение в теорию нечётких множеств / А. Кофман ; Пер. с франц. – Москва : Радио и связь, 1982. – 432 с. – Текст : непосредственный.
27. *Коняшева, Л.К.* Основы теории нечётких множеств : учеб. пособие / Л.К. Коняшева, Д.М. Назаров. – Санкт-Петербург : Питер, 2011. – 192 с. – Текст : непосредственный.
28. *Заде, Л.А.* Понятие лингвистической переменной и её применение к понятию приближённых решений / Л. Заде. – Москва : Мир, 1976. – 165 с. – Текст : непосредственный.
29. *Заде, Л.А.* Роль мягких вычислений и нечёткой логики в понимании, конструировании и развитии информационных интеллектуальных систем / Л.А. Заде. – Текст : непосредственный // *Новости искусственного интеллекта*. – 2001. – № 2-3. – С. 7–11.
30. *Тэрano, Т.* Прикладные нечёткие системы / Т. Тэрano, К. Асаи, М. Сугэно. – Москва : Мир, 1993. – 36 с. – Текст : непосредственный.

31. *Леоненков А.В.* Нечёткое моделирование в среде MATLAB и fuzzyTECH / А.В. Леоненков. – Санкт-Петербург : БХВ-Петербург, 2005. – 736 с. – Текст : непосредственный.
32. *Павлов, А.Н.* Принятие решений в условиях нечёткой информации : Учебное пособие / А.Н. Павлов, Б.В. Соколов. – Санкт-Петербург : СибГУАП, 2006 – 72 с. – Текст : непосредственный.
33. *Тонков, Ю.Л.* Выбор эффективного метода построения функций принадлежности для оценки качественных признаков технического состояния строительных конструкций / Ю.Л. Тонков. – Текст : непосредственный // Вестник ПНИПУ. Прикладная экология. Урбанистика. – 2016. – № 3 (23). – С. 126–146.
34. *Захаров В.А.* О выборе методов построения функций принадлежности для формализации задач принятия решений / В.А. Захаров. – Текст : электронный. – URL: <http://sgma.alpha-design.ru/MMORPH/N-12-html/borisov/zakharov/zakharov.htm> (дата обращения 20.10.2023).
35. *Кашеварова, Г.Г.* О построении функций принадлежности нечёткого множества в контексте задачи диагностики повреждений железобетонных плит / Г.Г. Кашеварова, Ю.Л. Тонков, М.Н. Фурсов. – Текст : непосредственный // Международный журнал по расчёту гражданских и строительных конструкций [International Journal for Computational Civil and Structural Engineering]. – 2014. – Т. 10, № 2. – С. 93–101.
36. *Kashevarova, G.G.* Membership Functions of Fuzzy Sets in the Diagnosis of Structures Pathology / G.G. Kashevarova, Y.L. Tonkov, M.N. Fursov // Informatics, Networking and Intelligent Computing : Proceedings of the International Conference INIC 2014. – Shenzhen, China, 2014. – P. 261–264.
37. *Grossberg, S.* Studies of Mind and Brain / S. Grossberg. – Boston : Reidel, 1982. – Текст : непосредственный.
38. *McCulloch, V.S.* A Logical Calculus of Ideas Immanent in Nervous Activity / V.S. McCulloch, W.H. Pitts. – Текст : непосредственный // Bull. Math. Biophysics. – 1943. – Vol. 2. – P. 548–558.
39. *Галушкин, А.И.* Нейросетевые технологии в России (1982–2010) / А.И. Галушкин, С.Н. Симоров. – Москва : Горячая линия-Телеком, 2011. – 316 с. – Текст : непосредственный.
40. *Горбань, А.Н.* Обучение нейронных сетей / А.Н. Горбань. – Москва : ПараГраф, 1990. – 159 с. – Текст : непосредственный.
41. *Каллан, Р.* Основные концепции нейронных сетей / Р. Каллан ; Пер. с англ. – Москва : Вильямс, 2001. – 288 с. – Текст : непосредственный.
42. *Колмогоров, А.Н.* О представлении непрерывных функций нескольких переменных в виде суперпозиций непрерывных функций одного переменного и сложения / А.Н. Колмогоров. – Текст : непосредственный // Доклады АН СССР. – Москва : Изд-во АН СССР, 1957. – Т. 114. – С. 953–956.
43. *Хайкин, С.* Нейронные сети. Полный курс/ Хайкин С. ; 2-е изд. ; Пер. с англ. – Москва : Вильямс, 2006. – 1104 с. – Текст : непосредственный.
44. *Ясницкий, Л.Н.* Интеллектуальные системы / Ясницкий Л.Н. – Москва : Лаборатория знаний, 2016. – 221 с. – Текст : непосредственный.
45. *Strength and Durability of Concretes With a Super Absorbent Polymer Additive / K.B. Sharafutdinov, K.A. Saraykina, G.G. Kashevarova [и др.]* – Текст : непосредственный // Международный журнал по расчёту гражданских и строительных конструкций [International Journal for Computational Civil and Structural Engineering]. – 2023. – Т. 19, № 2. – С. 120–135.
46. *Головки, В.А.* Нейросетевые технологии обработки данных : Учебное пособие / В.А. Головки, В.В. Краснопрошин. – Минск : БГУ, 2017. – 263 с. – ISBN 978-985-566-467-4. – Текст : непосредственный.
47. *Осовский, С.* Нейронные сети для обработки информации / С. Осовский ; Пер. с польского. – Москва : Финансы и статистика, 2002. – 344 с. – ISBN 5-279-02567-4. – Текст : непосредственный.
48. *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. – Текст : непосредственный // Вестник ПНИПУ. Прикладная экология. Урбанистика. – 2023. – № 1 (49). – С. 41–52.
49. *Ovchinnikov, N.M.* Predicting the Diameter of Soil-Cement Columns Using Neural Networks / N.M. Ovchinnikov, G.G. Kashevarova. – Текст : непосредственный // Scientific research of the SCO countries: synergy and integration : . Proceedings of the International Conference. – Beijing, 2022. – С. 125–132.
50. Нейро-нечёткий метод построения моделей сложных объектов / А.В. Клименко, О.В. Стоянова, М.И. Длин, Ю.Г. Бояринов. – Текст : непосредственный // Прикладная информатика. – 2007. – № 3 (9). – С. 119–127.
51. *Горбаченко, В.И.* Два подхода к обучению радиально-базисных нейронных сетей при решении дифференциальных уравнений в частных производных / В.И. Горбаченко, Е.В. Артюхина. – Текст : непосредственный // Известия высших учебных заведений. Поволжский регион. – 2007. – № 2. – С. 56–66.
52. *Коваленко, А.Н.* О применении нейронных сетей для решения дифференциальных уравнений в частных производных / А.Н. Коваленко, А.А. Черноморец, М.А. Петина. – Текст : непосредственный // Научные ведомости. Серия «Экономика. Информатика». – 2017. – № 9 (258), Вып. 42. – С. 103–110.
53. *Васильев, А.Н.* Нейросетевое моделирование. Принципы. Алгоритмы. Приложения / А.Н. Васильев, Д.А. Тархов. – Санкт-Петербург : Издательство Политехнического университета, 2009. – 527 с. – Текст : непосредственный.
54. *Горбаченко, В.И.* Нейросетевые алгоритмы решения краевых задач теории поля / В.И. Горбаченко. – Текст : непосредственный // Нейрокомпьютеры: разработка, применение. – 2007. – № 8. – С. 13–20.
55. *Горбаченко, В.И.* Нейросетевая реализация метода конечных элементов / Горбаченко В.И., Земскова Ю.Н. – Текст : непосредственный // Известия ПГПУ. Физико-математические и технические науки. – 2008. – № 8 (12). – С. 98–103

56. Васильев, А.Н. Нейросетевой подход к задачам математической физики / Васильев А.Н., Тархов Д.А. – Санкт-Петербург : Нестор-История, 2015. – 259 с. – Текст : непосредственный.

57. Sirignano, J. DGM: A Deep Learning Algorithm for Solving Partial Differential Equations / J. Sirignano, K. Spiliopoulos. – Текст : электронный // Journal of Computational Physics. – 2018. – № 375. – С. 1339–1364. – URL: [https://www.researchgate.net/publication/319272045\\_DGM\\_A\\_deep\\_learning\\_algorithm\\_for\\_solving\\_partial\\_differential\\_equations](https://www.researchgate.net/publication/319272045_DGM_A_deep_learning_algorithm_for_solving_partial_differential_equations) (дата обращения 20.10.2023).

58. Krizhevskii, A. ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks / A. Krizhevskii, I. Sutskever, Dzh. Khinton. – Текст : электронный // Advances in Neural Information Processing Systems, 2012, no. 25, pp. 1097–1105.

59. Neural ordinary differential equations / Tian Qi Chen, Yulia Rubanova, Jesse Bettencourt, and David K. Duvenaud. – URL: [https://www.researchgate.net/publication/325862588\\_Neural\\_Ordinary\\_Differential\\_Equations](https://www.researchgate.net/publication/325862588_Neural_Ordinary_Differential_Equations) (дата обращения 20.10.2023).

60. Fourier Neural Operator for Parametric Partial Differential Equations / Zongyi Li, Nikola Kovachki, Камыар Azizzadenesheli, Burigede Liu, Kaushik Bhattacharya, Andrew Stuart, Anima Anandkumar. – URL: [https://www.researchgate.net/publication/345396565\\_Fourier\\_Neural\\_Operator\\_for\\_Parametric\\_Partial\\_Differential\\_Equations](https://www.researchgate.net/publication/345396565_Fourier_Neural_Operator_for_Parametric_Partial_Differential_Equations) (дата обращения 20.10.2023).

#### References

1. Yain' Syui, In Chzhou, Pshemyslav Sekula, Liyun' Din. Machine Learning in Construction: From Shallow to Deep Learning. URL: [https://www.researchgate.net/publication/349488030\\_Machine\\_learning\\_in\\_construction\\_from\\_shallow\\_to\\_deep\\_learning](https://www.researchgate.net/publication/349488030_Machine_learning_in_construction_from_shallow_to_deep_learning) (Accessed 10/20/2023). (In Engl.)

2. Nieto-Morote A., Ruz-Vila F. A Fuzzy Approach to Construction Project Risk Assessment. In: *International Journal of Project Management*, 2011, Vol. 29, no. 2, pp. 220–231. (In Engl.)

3. Fazel Zarandi M.H., Turksen B., Sobhani J., Ramezani pour A.A. Fuzzy Polynomial Neural Networks for Approximation of the Compressive Strength of Concrete. In: *Applied Soft Computing Journal*, 2008, Vol. 8, no. 1, pp. 488–498. (In Engl.)

4. Sariyar O. Ural D.N. Expert System Approach for Soil Structure Interaction and Land Use. In: *Journal of Urban Planning and Development*, 2010, Vol. 136, no. 2, pp. 135–138. (In Engl.)

5. Zain F.M., Islam M.N., Basri I.H. An Expert System for Mix Design of High Performance Concrete. In: *Advances in Engineering Software*, 2005, Vol. 36, no. 5, pp. 325–337. (In Engl.)

6. Cheng M.Y., Tsai H.C., Sudjono E. Evaluating Subcontractor Performance Using Evolutionary Fuzzy Hybrid Neural Network. In: *International Journal of Project Management*, 2011, Vol. 29, no. 3, pp. 349–356. (In Engl.)

7. Soldatenko T.N. Model' delovoi reputatsii podryadchika pri stroitel'stve zdaniya [Model of Business Reputation of a

Contractor at Building Construction]. In: *Stroitel'stvo unikal'nykh zdanii i sooruzhenii [Construction of Unique Buildings and structures]*, 2014, no. 12 (27), pp. 7–23 (In Russ., abstr. in Engl.).

8. Zhao Z., Chen C. A Fuzzy System for Concrete Bridge Damage Diagnosis. In: *Computers & Structures*, 2002, Vol. 80, no. 7-8, pp. 629–641. (In Engl.)

9. Moodi F., Knapton J. Research into a Management System for Diagnosis, Maintenance, and Repair of Concrete Structures. In: *Journal of Construction Engineering and Management*, 2003, Vol. 129, no. 5, pp. 555–561. (In Engl.)

10. Sobhani J., Ramezani pour A.A. Service Life of the Reinforced Concrete Bridge Deck in Corrosive Environments: A Soft Computing System. In: *Applied Soft Computing Journal*, 2011, Vol. 11, no. 4, pp. 3333–3346. (In Engl.)

11. Pankevich O.D., Shtovba S.D. Zastouvannya nechitkikh modelei dlya diagnostiki budivel'nikh konstruksii [Consolidation of Fuzzy Models for Diagnostics of Building Structures]. In: *Visnik Vinnits'kogo politekhnichnogo institutu [Visnyk of Vinnytsia Politechnical Institute]*, 2011, no. 4, pp. 32–36. (In Ukr.)

12. Hamdia K.M. Expert System for Structural Evaluation of Reinforced Concrete Buildings in Gaza Strip Using Fuzzy Logict. A Thesis Submitted in Partial Fulfillment of the Requirement for the Degree of Master of Science in Civil Engineering – Rehabilitat / Khader M. Hamdia. – 2010. – VIII, 74 s. (In Engl.)

13. Gonzalez-Jorge H., Gonzalez-Aguilera D., Rodriguez-Gonzalvez P., Arias P. Monitoring Biological Crusts in civil Engineering Structures Using Intensity Data from Terrestrial Laser Scanners. In: *Construction and Building Materials*, 2012, Vol. 31, pp. 119–128. (In Engl.)

14. Konyaeva E.I. Metody klasterizatsii v zadachakh otsenki tekhnicheskogo sostoyaniya zdanii i sooruzhenii v usloviyakh neopredelennosti [Clustering Methods in Problems of Assessing the Technical Condition of Buildings and Structures Under Conditions of Uncertainty]. Cand. in tekhn. diss. Ryazan', 2010, 291 p. (In Russ.)

15. Soldatenko T.N. Model' identifikatsii i prognoza defektov stroitel'noi konstruksii na osnove rezul'tatov ee obsledovaniya [Model of Identification and Prediction of Building Design Defects on the Basis of Its Inspections Results]. In: *Inzhenerno-stroitel'nyi zhurnal [Magazine of Civil Engineering]*, 2011, no. 7 (25), pp. 52–61. (In Russ., abstr. in Engl.)

16. Kashevarova G.G., Tonkov Y.L. Development of Expert System Module for Technical State Categories of Construction Structures. In: *Innovatsionnye protsessy v issledovatel'skoi i obrazovatel'noi deyatelnosti [Innovations in Research and Education Activities]*, 2014, no. 1, pp. 165–168. (In Engl.)

17. Levin R., Drang D., Edel'son B. Prakticheskoe vvedenie v tekhnologiyu iskusstvennogo intellekta i ekspertnykh sistem s illyustratsiyami [Practical Introduction to the Technology of Artificial Intelligence and Expert Systems with Illustrations]. Moscow, Finansy i statistika Publ., 1990, 239 p. (In Russ.)

18. Kheies-Rot F., Uoterman D., Lenat D. (eds.). Postroenie ekspertnykh sistem [Construction of Expert Systems], trans. from Engl. Moscow, Mir Publ., 1987, 441 p. (In Russ.)
19. Gavrilova T.A., Chervinskaya K.R. Izvlechenie i strukturirovanie znaniy dlya ekspertnykh sistem [Extraction and Structuring of Knowledge for Expert Systems]. Moscow, Radio i Svyaz' Publ., 1992, 200 p. (In Russ.)
20. Muromtsev, D.I. Vvedenie v tekhnologiyu ekspertnykh sistem [Introduction to the Technology of Expert Systems]. St. Petersburg, SPb GU ITMO Publ., 2005, 93 p. (In Russ.)
21. Smirnov, S.V. Ontologicheskii analiz predmetnykh oblastei modelirovaniya [Ontological Analysis of Subject Areas of Modeling]. In: *Izvestiya Samarskogo nauchnogo tsentra RAN [Izvestia of Samara Scientific Center of the Russian Academy of Sciences]*, 2001, Vol. 3, no. 1, pp. 62–70. (In Russ., abstr. in Engl.)
22. Gavrilova T. A. Ontologicheskii podkhod k upravleniyu znaniyami pri razrabotke korporativnykh informatsionnykh sistem [Ontological Approach to Knowledge Management in the Development of Corporate Information Systems]. In: *Novosti iskusstvennogo intellekta [Artificial intelligence news]*, 2003, no. 2, pp. 24–30. (In Russ.)
23. Palagin A.V., Petrenko N.G., Malakhov K.S. Metodika proektirovaniya ontologii predmetnoi oblasti [Technique for Designing a Domain Ontology]. In: *Komp'yuterni zasobi, merezhi ta sistemi [Computer Tools, Networks and Systems]*, 2011, no. 10, pp. 5–12. (In Russ., abstr. in Ukr and Engl.)
24. Kashevarova G.G., Tonkov Yu. L. Ontologicheskii analiz nechetkoi bazy znaniy v sisteme podderzhki prinyatiya reshenii o tekhnicheskoy sostoyanii izgibaemykh zhelezobetonnykh konstruktsii [Fuzzy Knowledge Base Ontological Analysis in Support Decision System of the Technical State of Reinforced Bended Concrete Structure]. In: *Mezhdunarodnyi zhurnal po raschetu grazhdanskikh i stroitel'nykh konstruktsii [International Journal for Computational Civil and Structural Engineering]*, 2015, Vol. 11, no. 4, pp. 86–97. (In Engl., abstr. in Russ.)
25. Kashevarova G.G. Postroenie kontseptual'noi konfainment-modeli bazy znaniy tekhnicheskoi diagnostiki zdaniy i sooruzhenii [Conceptual Confinement-Model of a Knowledge Base for Technical Diagnostics of Buildings and Structures]. In: *Academia. Arkhitektura i stroitel'stvo [Academia. Architecture and Construction]*, 2020, no. 3, pp. 116–123. (In Russ., abstr. in Engl.)
26. Kofman A. Vvedenie v teoriyu nechetkikh mnozhestv [Introduction to the Theory of Fuzzy Sets], trans. from french. Moscow, Radio i svyaz' Publ., 1982, 432 p. (In Russ.)
27. Konysheva L.K., Nazarov D.M. Osnovy teorii nechetkikh mnozhestv [Introduction to the Theory of Fuzzy Sets], textbook. St. Petersburg, Piter Publ., 2011, 192 p. (In Russ.)
28. Zade L.A. Ponyatie lingvisticheskoi peremennoi i ee primeneniye k ponyatiyu priblizhennykh reshenii [The Concept of a Linguistic Variable and Its Application to the Concept of Approximate Solutions]. Moscow, Mir Publ., 1976, 165 p. (In Russ.)
29. Zade L.A. Rol' myagkikh vychislenii i nechetkoi logiki v ponimaniy, konstruirovaniy i razvitiy informatsionnykh intellektual'nykh sistem [The Role of Soft Computing and Fuzzy Logic in the Understanding, Design and Development of Information Intelligent Systems]. In: *Novosti iskusstvennogo intellekta [Artificial Intelligence News]*, 2001, no. 2-3, pp. 7–11. (In Russ.)
30. Terano T., Asai K., Sugeno M. Prikladnye nechetkie sistemy [Applied Fuzzy Systems]. Moscow, Mir Publ., 1993, 36 p. (In Russ.)
31. Leonenkov A.V. Nechetkoe modelirovanie v srede MATLAB i fuzzyTECH [Fuzzy Modeling in MATLAB and FuzzyTECH]. St. Petersburg, BHV-Peterburg Publ., 2005, 736 p. (In Russ.)
32. Pavlov A.N., Sokolov B.V. Prinyatie reshenii v usloviyakh nechetkoi informatsii [Decision Making under Conditions of Fuzzy Information], Textbook. St. Petersburg, 2006, 72 p. ISBN 5-8088-0162-1. (In Russ.)
33. Tonkov Yu.L. Vybore effektivnogo metoda postroeniya funktsii prinadlezhnosti dlya otsenki kachestvennykh priznakov tekhnicheskogo sostoyaniya stroitel'nykh konstruktsii [Choosing an Effective Method for Determining Membership Functions to Assess Qualitative Characteristics in Technical State of Construction Structures]. In: *Vestnik PNIPU. Prikladnaya ekologiya. Urbanistika [Applied Ecology. Urban Development]*, 2016, no. 3 (23), pp. 126–146. (In Russ., abstr. in Engl.)
34. Zakharov V.A. O vybore metodov postroeniya funktsii prinadlezhnosti dlya formalizatsii zadach prinyatiya reshenii [On the Choice of Methods for Constructing Membership Functions for Formalizing Decision-Making Problems]. URL: <http://sgma.alpha-design.ru/MMORPH/N-12-html/borisov/zakharov/zakharov.htm> (Accessed 10/20/2023). (In Russ.)
35. Kashevarova G.G., Fursov M.N., Tonkov Yu. L. O postroenii funktsii prinadlezhnosti nechetkogo mnozhestva v kontekste zadachi diagnostiki povrezhdenii zhelezobetonnykh plit [The Construction of Fuzzy Set Membership Functions in the Context of Damage Diagnostics Concrete Slab]. In: *Mezhdunarodnyi zhurnal po raschetu grazhdanskikh i stroitel'nykh konstruktsii [International Journal for Computational Civil and Structural Engineering]*, 2014. Vol. 10, no. 2, pp. 93–101. (In Engl., abstr. in Russ.)
36. Kashevarova G.G., Tonkov Y.L., Fursov M.N. Membership Functions of Fuzzy Sets in the Diagnosis of Structures Pathology. In: *Informatics, Networking and Intelligent Computing (INIC 2014)*, Proceedings of the International Conference INIC 2014. Shenzhen, China, 2014, pp P. 261–264. (In Engl.)
37. Grossberg S. Studies of Mind and Brain. Boston, Reidel, 1982. (In Engl.)
38. McCulloch V.S., Pitts W.H. A Logical Calculus of Ideas Immanent in Nervous Activity. In: *Bull. Math. Biophysics*, 1943, Vol. 2, pp. 548–558. (In Engl.)
39. Galushkin A.I., Simorov S.N. Neirosetevye tekhnologii v Rossii (1982–2010) [Neural Network Technologies in Russia (1982–2010)]. Moscow, Goryachaya liniya-Telekom Publ., 2011, 316 p. (In Russ.)
40. Gorban' A. N. Obuchenie neironnykh setei [Training of Neural Networks]. Moscow, SP ParaGraf Publ., 1990, 159 p. (In Russ.)

41. Kallan R. Osnovnye kontseptsii neironnykh setei [Basic Concepts of Neural Networks], trans. from Engl. Moscow, Vil'yams Publ., 2001, 288 p. (In Russ.)
42. Kolmogorov A.N. O predstavlenii nepreryvnykh funktsii neskol'kikh peremennykh v vide superpozitsii nepreryvnykh funktsii odnogo peremennogo i slozheniya [On the Representation of Continuous Functions of Several Variables in the Form of Superpositions of Continuous Functions of One Variable and Addition]. In: *Doklady AN SSSR [Reports of the USSR Academy of Sciences]*. Moscow, AN SSSR Publ., 1957, Vol. 114, pp. 953–956. (In Russ.)
43. Khaikin S. Neironnye seti: Polnyi kurs [Neural Networks. Full Course], trans. from Engl. Moscow, Vil'yams Publ., 2006, 1104 p. (In Russ.)
44. Yasnitskii L.N. Intel'ektual'nye sistemy [Intelligent Systems]. Moscow, Laboratoriya znaniy Publ., 2016, 221 p. (In Russ.)
45. Sharafutdinov K.B., Saraykina K.A., Kashevarova G.G., Sanyagina Ya.A., Erofeev V.T., Vatin N.I. Strength and durability of concretes with a super absorbent polymer additive. In: *Mezhdunarodnyi zhurnal po raschetu grazhdanskikh i stroitel'nykh konstrukttsii [International Journal for Computational Civil and Structural Engineering]*, 2023. Vol. 19, no. 2, pp. 120–135. (In Engl., abstr. in Russ.)
46. Golovko V.A., Krasnoproshin V.V. Neurosetevye tekhnologii obrabotki dannykh [Neural Network Technologies for Data Processing], Textbook. Minsk, BGU Publ., 2017, 263 p. ISBN 978-985-566-467-4. (In Russ.)
47. Osovskii S. Neironnye seti dlya obrabotki informatsii [Neural Networks for Information Processing], trans. from Polish. Moscow, Finansy i statistika Publ., 2002, 344 p. ISBN 5-279-02567-4. (In Russ.)
48. Platanov V.Yu., Kashevarova G.G. Opreделение ostatochnogo resursa zdaniy peregruzochnykh uzlov v stal'nom karkase, ekspluatiruyushchikhsya v agressivnoi srede predpriyatiya kaliinoi promyshlennosti [Determination of the Residual Life of Buildings of Reloading Units in a Steel Frame, Operating in an Aggressive Environment of a Potassium Industry Enterprise]. In: *Vestnik PNIPU. Prikladnaya ekologiya. Urbanistika [Applied Ecology. Urban Development]*, 2023, no. 1 (49), pp. 41–52. (In Russ., abstr. in Engl.)
49. Ovchinnikov N.M., Kashevarova G.G. Predicting the Diameter of Soil-Cement Columns Using Neural Networks. In: *Scientific Research of the SCO Countries: Synergy and Integration*, Proceedings of the International Conference. Beijing, 2022, pp. 125–132. (In Engl.)
50. Klimenko A.V., Stoyanova O.V., Dli M.I., Boyarinov Yu.G.. Neuro-nechetkii metod postroeniya modelei slozhnykh ob"ektov [Neuro-Fuzzy Method for Constructing Models of Complex Objects]. In: *Prikladnaya informatika [Journal of Applied Information]*, 2007, no. 3 (9), pp. 119–127. (In Russ.)
51. Gorbachenko V.I., Artyukhina E.V. Dva podkhoda k obucheniyu radial'no-bazisnykh neironnykh setei pri reshenii differentsial'nykh uravnenii v chastnykh proizvodnykh [Two Approaches to Training Radial Basis Neural Networks for Solving Partial Differential Equations]. In: *Izvestiya vysshikh uchebnykh zavedenii. Povolzhskii region. Tekhnicheskie nauki [Vestnik of Volga State University of Technology. Series: Materials. Constructions. Technologies]*, 2007, no. 2, pp. 56–66. (In Russ.)
52. Kovalenko A.N., Chernomorets A.A., Petina M.A. O primenenii neironnykh setei dlya resheniya differentsial'nykh uravnenii v chastnykh proizvodnykh [On the Neural Networks Application for Solving of Partial Differential Equations]. In: *Nauchnye vedomosti. Seriya Ekonomika. Informatika [Economics. Computer science]*, 2017. no. 9 (258), Iss. 42, pp. 103–110. (In Russ., abstr. in Engl.)
53. Vasil'ev A.N., Tarkhov D.A. Neurosetevoe modelirovanie. Printsipy. Algoritmy. Prilozheniya [Neural Network Modeling. Principles. Algorithms. Applications]. St. Petersburg, Polytechnic University Publishing House, 2009, 527 p. (In Russ.)
54. Gorbachenko V.I. Neurosetevye algoritmy resheniya kraevykh zadach teorii polya [The Method of Autonomous Adaptive Control of Field Theory]. In: *Neirokomp'yutery: razrabotka i primenenie [Neurocomputers]*, 2007, no. 8, pp. 13–20. (In Russ., abstr. in Engl.)
55. Gorbachenko V.I., Zemskova Yu.N. Neurosetevaya realizatsiya metoda konechnykh elementov [Neural Network Implementation of the Finite Element Method]. In: *Izvestiya PGPU. Fiziko-matematicheskie i tekhnicheskie nauki [News PGPU. Physics, Mathematics and Technical Sciences]*, 2008, no. 8 (12), pp. 98–103. (In Russ.)
56. Vasil'ev A.N., Tarkhov D.A. Neurosetevoi podkhod k zadacham matematicheskoi fiziki [Neural Network Approach to Problems of Mathematical Physics]. St. Petersburg, Nestor-Istoriya Publ., 2015, 259 p. (In Russ.)
57. Sirignano J., Spiliopoulos K. DGM: A Deep Learning Algorithm for Solving Partial Differential Equations. In: *Journal of Computational Physics*, 2018, no. 375, pp. 1339–1364. – URL: [https://www.researchgate.net/publication/319272045\\_DGM\\_A\\_deep\\_learning\\_algorithm\\_for\\_solving\\_partial\\_differential\\_equations](https://www.researchgate.net/publication/319272045_DGM_A_deep_learning_algorithm_for_solving_partial_differential_equations) (Accessed 10/20/2023). (In Engl.)
58. Krizhevskii A., Sutskever I., Khinton Dzh. ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks. In: *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2012, no. 25, pp. 1097–1105. (In Engl.)
59. Tian Qi Chen, Yulia Rubanova, Jesse Bettencourt, and David K. Duvenaud. Neural ordinary Differential Equations. URL: [https://www.researchgate.net/publication/325862588\\_Neural\\_Ordinary\\_Differential\\_Equations](https://www.researchgate.net/publication/325862588_Neural_Ordinary_Differential_Equations) (Accessed 10/20/2023). (In Engl.)
60. Zongyi Li, Nikola Kovachki, Kamyar Azizzadenesheli, Burigede Liu, Kaushik Bhattacharya, Andrew Stuart, Anima Anandkumar. Fourier Neural Operator for Parametric Partial Differential. URL: [https://www.researchgate.net/publication/345396565\\_Fourier\\_Neural\\_Operator\\_for\\_Parametric\\_Partial\\_Differential\\_Equations](https://www.researchgate.net/publication/345396565_Fourier_Neural_Operator_for_Parametric_Partial_Differential_Equations) (Accessed 10/20/2023). (In Engl.)