



**СТРОИТЕЛЬНЫЕ КОНСТРУКЦИИ, ЗДАНИЯ И СООРУЖЕНИЯ/CONSTRUCTION STRUCTURES,
BUILDINGS AND STRUCTURES**

DOI: <https://doi.org/10.60797/mca.2026.73.1> EDN: VBVCVC**СОВРЕМЕННЫЕ МЕТОДЫ ОПТИМИЗАЦИИ НЕСУЩИХ КОНСТРУКЦИЙ И ВОЗМОЖНОСТЬ ИХ
ПРИМЕНЕНИЯ К АНАЛИЗУ ПРОГРЕССИРУЮЩЕГО РАЗРУШЕНИЯ**

Научная статья

Корякин А.А.^{1,*}, Алексейцев А.В.²¹ ORCID : 0009-0009-4180-3276;² ORCID : 0000-0002-4765-5819;^{1,2} Национальный исследовательский Московский государственный строительный университет, Москва, Российская Федерация

* Корреспондирующий автор (patachyoggg[at]gmail.com)

Предложена: 23.02.2026; Принята: 27.02.2026; Опубликовано: 22.06.2026

Аннотация

Представлен комплексный обзор современных исследований, посвященных проблеме прогрессирующего разрушения зданий и сооружений. На основе анализа релевантных научных публикаций систематизированы ключевые направления: методы численного и экспериментального анализа механизмов прогрессирующего разрушения; стратегии оптимизации конструкций для повышения живучести с использованием метаэвристических алгоритмов; применение методов машинного обучения для прогнозирования поведения конструкций и оптимизации проектных решений. Показано, что современные исследования носят междисциплинарный характер, объединяя достижения вычислительной механики, теории оптимизации и data science для создания экономически эффективных и безопасных конструктивных систем. Особое внимание уделяется сейсмостойкости и устойчивости к прогрессирующему разрушению, а также необходимости учета деградации материалов в течение жизненного цикла. Обзор выявляет тенденцию к интеграции физических моделей и методов, основанных на данных, и обозначает основные направления исследований в этих областях.

Ключевые слова: оптимизация конструкций, прогрессирующее разрушение, живучесть, численное моделирование, генетические алгоритмы, машинное обучение, искусственные нейронные сети, метаэвристические методы.

**MODERN METHODS FOR OPTIMISING LOAD-BEARING STRUCTURES AND THEIR APPLICABILITY TO
THE ANALYSIS OF PROGRESSIVE DAMAGE**

Research article

Koryakin A.A.^{1,*}, Alekseytsev A.V.²¹ ORCID : 0009-0009-4180-3276;² ORCID : 0000-0002-4765-5819;^{1,2} Moscow State University of Civil Engineering (National Research University), Moscow, Russian Federation

* Corresponding author (patachyoggg[at]gmail.com)

Suggested: 23.02.2026; Accepted: 27.02.2026; Published: 22.06.2026

Abstract

A comprehensive review of current research into the problem of progressive damage of buildings and structures is presented. Based on an analysis of relevant scientific publications, the key areas have been systematised: methods of numerical and experimental analysis of progressive damage mechanisms; strategies for optimising structures to increase durability using metaheuristic algorithms; and the application of machine learning methods to predict structural behaviour and optimise design solutions. It is shown that contemporary research is interdisciplinary in nature, combining advances in computational mechanics, optimisation theory and data science to create cost-effective and safe structural systems. Particular attention is paid to seismic resistance and resistance to progressive collapse, as well as the need to account for material degradation over the life cycle. The review identifies a tendency towards the integration of physical models and data-driven methods, and outlines the main research directions in these fields.

Keywords: structural optimisation, progressive damage, durability, numerical modelling, genetic algorithms, machine learning, artificial neural networks, metaheuristic methods.

Введение

Прогрессирующее разрушение, определяемое как непропорциональное распространение локального повреждения с переходом в глобальный коллапс, остается одной из наиболее серьезных угроз безопасности зданий и критической инфраструктуры. Трагические события подчеркнули актуальность этой проблемы и привели к развитию нормативных требований и методов проектирования, направленных на обеспечение живучести конструктивных систем [1]. Современные исследования в этой области характеризуются переходом от анализа отдельных элементов к системному рассмотрению конструкций, а также интеграцией методов оценки рисков, оптимизации и прогнозного моделирования



[2], [3], [4]. Целью данного обзора является систематизация современных научных подходов к анализу, оптимизации и повышению устойчивости конструкций к прогрессирующему разрушению. Для достижения поставленной цели решаются следующие задачи:

- 1) выявление ключевых механизмов сопротивления прогрессирующему разрушению и методов их численного и экспериментального изучения;
- 2) анализ современных метаэвристических методов для многокритериальной оптимизации конструкций с учетом живучести;
- 3) обзор применения методов машинного обучения для прогнозирования поведения материалов и конструкций, оценки уязвимости и оптимизации.

Методы и принципы исследования

Поиск литературы для настоящего обзора осуществлялся на анализе трёх предварительно сформированных выборки научных статей по следующим ключевым темам: анализ прогрессирующего разрушения, методы оптимизации конструкций и применение машинного обучения в области исследования строительных конструкций. Критериями для включения работы в обзор служили релевантность одной из указанных тем, наличие четкого описания методологии (численное моделирование, алгоритм оптимизации, модель машинного обучения) и практическая значимость результатов, выраженная в рекомендациях для проектирования или сравнении эффективности методов. Особое внимание уделялось работам, содержащим валидацию предложенных подходов на экспериментальных данных или эталонных примерах. Использованы международные научные издания, включенные в «белый список».

Основные результаты

3.1. Исследование механизмов прогрессирующего разрушения и особенностей моделирования конструкций при запроектных воздействиях

Современные исследования прогрессирующего разрушения сосредоточены на выявлении ключевых механизмов сопротивления и разработке методов моделирования. Основным аналитическим инструментом является метод альтернативных путей нагружения, предполагающий виртуальное удаление несущего элемента и оценку способности системы перераспределять нагрузки [5], [6]. Для моделирования сложного нелинейного поведения конструкций при больших деформациях применяются различные численные методы: метод конечных элементов (МКЭ) [5], [7], метод дискретных элементов [6] и метод приложенных элементов (Applied Element Method) [8].

Важным направлением является учет влияния элементов, традиционно считающихся ненесущими. Многочисленные исследования подтверждают, что учет в расчете ограждающих конструкций увеличивает сопротивление прогрессирующему разрушению, и его игнорирование приводит к неконсервативным оценкам [5], [9]. Аналогично, сварные соединения в стальных каркасах, особенно при наличии дефектов, критически влияют на общую устойчивость [10].

Выделены основные механизмы, обеспечивающие устойчивость железобетонных (ЖБ) конструкций после потери колонны: арочное действие (compressive arch action) и цепное действие (catenary action) [11], [12]. Эффективность этих механизмов напрямую зависит от геометрии балок, соотношения арматуры, а также качества материалов [12]. Показано, что каркасы с меньшими сечениями балок проявляют более пластичное поведение за счет цепного действия, тогда как элементы с крупными сечениями склонны к хрупкому разрушению с преобладанием арочного эффекта [12].

Кроме того, сопротивление зависит от положения первоначального повреждения в системе, причем потеря угловой колонны часто является наиболее опасным сценарием [8], [13], [14]. Растет объем работ, посвященных анализу устойчивости не только вновь проектируемых, но и существующих, в том числе деградировавших конструкций. Коррозия арматуры, особенно в элементах, непосредственно примыкающих к удаленной колонне, приводит к значительному снижению сопротивления прогрессирующему разрушению [15]. Также изучается влияние динамических эффектов при внезапном удалении элемента, взрывных нагрузок и ударов [16], [17].

3.2. Метаэвристические методы оптимизации конструкций с учетом живучести

Повышение устойчивости к прогрессирующему разрушению часто влечет за собой рост материалоемкости и стоимости проекта. Для решения этой проблемы активно разрабатываются методы оптимизации, позволяющие находить баланс между безопасностью и экономической эффективностью [18], [19].

Для решения задач оптимального проектирования конструкций, учитывающего критерии живучести, доминируют метаэвристические алгоритмы, которые можно классифицировать на несколько групп:

Эволюционные алгоритмы (evolutionary algorithms), имитирующие биологическую эволюцию Дарвина. Ключевой представитель — генетические алгоритмы (ГА), ставшие фактическим стандартом для многокритериальной оптимизации на множествах дискретных параметров для железобетонных и стальных конструкций [18], [19], [20], [21]. Сюда же относятся дифференциальная эволюция (differential evolution) [22].

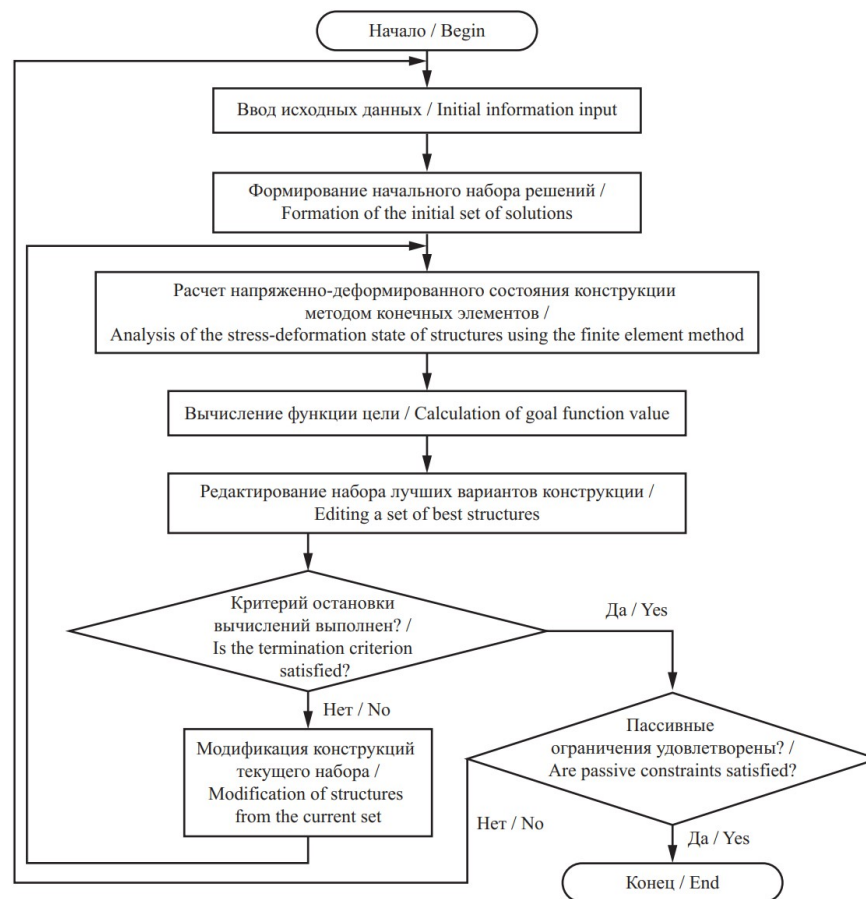


Рисунок 1 - Реализация ГА оптимизации для несущей конструкции
DOI: <https://doi.org/10.60797/mca.2026.73.1.1>

Алгоритмы роевого интеллекта (swarm intelligence algorithms), основанные на коллективном поведении групп животных или насекомых. Наиболее распространены:

- Оптимизация роем частиц (Particle Swarm Optimization, PSO) и её модификации [23], [24], [25].
- Алгоритм искусственной пчелиной колонии (Artificial Bee Colony, ABC) [26], [27], [28].
- Алгоритм муравьиной колонии (Ant Colony Optimization, ACO) для дискретных задач [29].

Алгоритмы, основанные на физических явлениях (Physics-based Algorithms), используют метафоры физических законов.

- Алгоритм гравитационного поиска (Gravitational Search Algorithm) и его модификации [30].
- Алгоритм теплопередачи (Heat Transfer Search, HTS) [31].
- Алгоритм взрыва мин (Mine Blast Algorithm) [32].

Прочие и гибридные алгоритмы включающие методы, инспирированные поведением животных (Алгоритм светлячков — Firefly Algorithm [33], Алгоритм эхолокации дельфинов — Dolphin Echolocation [34], [35]), а также синергетические гибриды, сочетающие, например, ГА и метод Монте-Карло [36] или PSO с ГА [33]. Авторская классификация метаэвристических методов, наиболее адаптированных к задачам оптимизации строительных конструкций, приведена на рисунке 1.



Рисунок 2 - Классификация метаэвристических методов

DOI: <https://doi.org/10.60797/mca.2026.73.1.2>

Стохастическая природа эвристических методов оптимизации, таких как генетические алгоритмы (ГА) и метод роя частиц (PSO), в сочетании с их способностью оперировать дискретными наборами параметров, обуславливает их высокую эффективность для решения задач многокритериальной оптимизации проектных решений в строительстве [18]. Теоретические основы адаптации ГА для оптимизации ЖБ и стальных конструкций включают учет надежности при нормальной эксплуатации и живучести при запроектных воздействиях [18]. Разработаны методики, позволяющие за счет варьирования множества параметров существенно снижать стоимость конструкций при обеспечении нормативных требований и требований живучести [18], [19].

Современная оптимизация выходит за рамки минимизации массы или стоимости. Формулируются комплексные целевые функции, учитывающие риски ущерба от аварийных воздействий, что делает стоимостной критерий универсальным [18], [37]. Применяется аппарат теории игр, в частности принцип равновесия по Нэшу, для поиска рационального соотношения целей минимизации и максимизации [37], [38].

$$F = F_1 + k_f k_r \sum_q C_q + \sum_r C_{dr} + \sum_T C_T + k_O R(t) \rightarrow \min \quad (1)$$

где для монолитных конструкций значение

$$F_1 = \left(\sum_i \sum_j c_{bij} (p_{bn}) V_{bij} + \sum_k \sum_l c_{skl} (p_{sm}) V_{skl} \right) \quad (2)$$

Для сборных конструкций

$$F_1 = C_3 \quad (3)$$

где F — стоимость железобетонной конструкции; $F_1=C_3$ — закупочная стоимость сборной конструкции; $k_f k_r$ — коэффициенты удорожания работ в зимних условиях, и сложности (стесненности) работ; $c_{bij}(p_{bn})$ — стоимость единицы объема бетона типа j , имеющего назначение i , определяемая для n -го поставщика p_b ; V_{bij} — объем бетона; $C_{skl}(p_{sm})$ — стоимость единицы массы арматуры класса l по прочности, имеющего назначение k , определяемая для m -го поставщика p_s ; V_{skl} — масса арматуры; C_q — размер основных затрат; C_{dr} — размер дополнительных затрат; C_T — эксплуатационные затраты в период T ; k_O — коэффициент, зависящий от уровня ответственности здания, для пониженного уровня $k_O=0$, для нормального и повышенного уровней $k_O=1$; $R(t)$ — абсолютное значение риска последствий аварийной ситуации. Величина $R_{i,j}$ вычисляется:

$$R_{i,j} = p(S_i | j) U_{i,j} \quad (4)$$

где $p(S_i | j)$ — условная вероятность наступления рискованной ситуации j при условии реализации события S_i из группы событий $\{S\}$ на этапе i ; $U_{i,j}$ — размер ущерба, соответствующий j -й рискованной ситуации на i -м периоде жизненного цикла сооружения

ГА успешно применяются для оптимизации широкого спектра конструкций: от плоских каркасов и многоэтажных зданий до плит и фундаментов [21], [39], [40], [42]. Алгоритмы интегрируются с инженерными программными комплексами через API, что автоматизирует процесс и минимизирует ручные ошибки [19], [43]. Помимо ГА, используются и другие эволюционные алгоритмы, такие как алгоритм Джая (Java) и дифференциальной эволюции [22], [44], [45]. Также активно развиваются другие методы, такие как модифицированный роевой интеллект [23], [25], [26], [29], алгоритмы на основе физических принципов (например, алгоритм теплопередачи — HTS) [31] и их гибриды, что расширяет инструментарий для решения сложных задач оптимизации в строительстве [30], [34], [35], [46].

Примечательно, что ряд мощных современных метаэвристик, таких как Алгоритм бактериальной оптимизации (Bacterial Foraging Optimization) и Алгоритм серых волков (Grey Wolf Optimizer), пока не нашли детального освещения в исследованиях, посвященных оптимизации конструкций на устойчивость к прогрессирующему разрушению. Их потенциал для решения задач многокритериальной оптимизации с учетом нелинейных ограничений и рисков запроектных воздействий представляет собой перспективное направление для будущих научных изысканий.



3.3. Применение методов машинного обучения для анализа и прогнозирования

Методы машинного обучения (МО) становятся мощным инструментом, дополняющим традиционные подходы, особенно в задачах прогнозирования поведения материалов и конструкций, где сложность взаимосвязей затрудняет аналитическое описание. Их применение структурируется по нескольким ключевым направлениям.

3.4. Прогнозирование механических свойств материалов и элементов

Основное направление — создание эффективных регрессионных моделей. Для оценки прочности на сдвиг железобетонных балок, включая корродированные и усиленные FRP, эффективно применяются ансамбли моделей, такие как градиентный бустинг (XGBoost, LightGBM) и случайный лес (Random Forest), а также искусственные нейронные сети (ИНС) различной архитектуры (от классических многослойных перцептронов до глубоких сетей) [47], [48], [49], [50]. Аналогично, для прогнозирования прочности бетона на сжатие успешно используются методы *k*-ближайших соседей (KNN), метод опорных векторов (SVM) и линейные модели с регуляризацией (гребневая, лассо регрессии) [51], [52], [53], [54]. Важным трендом является интеграция априорных физических знаний в модели МО для повышения их обобщающей способности, например, через создание физико-информированных нейронных сетей (Physics-Informed Neural Networks, PINN), в которых эмпирические уравнения выступают в качестве ограничений при обучении [55].

$$f'c = -77,6494 + 13,0283 * UPV + 1,6514 * RN \quad (5)$$

где $f'c$ — прочность бетона на сжатие; UPV — скорость ультразвукового импульса (в км/с), измеренная методом прямого прохождения; RN — число отскока (безразмерная величина), полученное с помощью молотка Шмидта

3.5. Оценка уязвимости и классификация состояния конструкций

Методы МО применяются для быстрой оценки сейсмической уязвимости зданий путем установления корреляций между параметрами экспресс-обследования и инженерными показателями с использованием алгоритмов классификации и регрессии [56]. Для классификации степени повреждения конструкций от коррозии в разных средах также эффективно используются ИНС [57].

3.6. Суррогатное моделирование и ускорение оптимизации

Модели МО выходят на уровень параметрического синтеза и топологической оптимизации. Суррогатные модели (метамодели) на основе гауссовских процессов (Gaussian Processes) или глубоких нейронных сетей, обученные на данных МКЭ, позволяют в десятки раз ускорить итерационные процессы поиска оптимальной топологии, заменяя трудоемкие расчеты НДС быстрыми прогнозами [58]. Гибридные подходы, сочетающие метаэвристическую оптимизацию (например, генетические алгоритмы) с ИНС для предсказания отклика, создают эффективные контуры автоматизированного проектирования [28], [59]. Алгоритмы МО также реализуются в виде удобных графических интерфейсов (GUI), предоставляя инженерам инструменты для автоматизированного подбора элементов [57], [60].

3.7. Адекватность моделей и анализ чувствительности

Основной задачей, определяющей применимость моделей машинного обучения, является их адекватность. Для этого используются методы пост-хок анализа, такие как SHAP (Shapley Additive exPlanations) и анализ чувствительности по Соболю, которые позволяют выявить вклад каждого входного параметра в прогноз и установить ключевые факторы, влияющие на отклик конструкции.

Методы МО также начинают применяться для анализа поведения конструкций при ударных и взрывных нагрузках, что напрямую связано с проблемой инициирования прогрессирующего разрушения [16], [17], [61], а также для прямого прогнозирования параметров устойчивости к разрушению на основе данных численного моделирования [10], [62].

Результаты и обсуждение

Проведенный анализ позволяет констатировать, что исследования в области прогрессирующего разрушения развиваются по пути глубокой интеграции вычислительной механики, методов оптимизации и машинного обучения. Сформировались три взаимосвязанных направления. Во-первых, это углубленное изучение физических механизмов прогрессирующего разрушения (арочного и цепного действия) с обязательным учетом влияния второстепенных элементов, деградации материалов и динамических эффектов, что отражает системный подход к оценке живучести [5], [11], [12], [15]. Во-вторых, это переход к интеллектуальной многокритериальной оптимизации, где генетические и другие эволюционные алгоритмы позволяют находить проектные решения, оптимальные не только по стоимости и массе, но и по уровню риска при запроектных воздействиях, обеспечивая баланс между экономикой и безопасностью [18], [24], [37], [63]. Развитие параллельных и модифицированных версий алгоритмов (например, параллельный PSO [23], модифицированный алгоритм эволюции дельфинов [34], [35]) способствует решению оптимизационных задач повышенной сложности. В-третьих, это активное внедрение методов машинного обучения для создания быстрых и точных суррогатных моделей, способных прогнозировать поведение материалов и конструкций, оценивать уязвимость и даже участвовать в процессе оптимизации, что сокращает потребность в дорогостоящих экспериментах и расчетах [55], [58], [61], [62].

Обсуждение выявленных трендов позволяет выделить несколько ключевых точек пересечения рассмотренных направлений. Другой общей темой является учет жизненного цикла. Проблема коррозии и старения материалов является критической как для точной оценки остаточной устойчивости к разрушению [13], так и для формирования долгосрочных критериев при оптимизации [18], [63] и для прогнозного моделирования состояния конструкций с помощью методов МО [49], [57]. Наконец, интеграция физических моделей и данных становится магистральным путем развития. Гибридные подходы, сочетающие детерминированные расчеты (МКЭ) с метаэвристической оптимизацией [19], [43] или методы машинного обучения, с учетом физических принципов (PINN) [28], [55], демонстрируют наибольший потенциал для создания надежных и эффективных инструментов проектирования.



Несмотря на значительный прогресс, анализ выявляет и сохраняющиеся вызовы. К ним относятся потребность в больших и качественных наборах данных для обучения моделей МО, проблемы обобщающей способности этих моделей на непредвиденные сценарии, а также сложности интеграции новых алгоритмических решений в устоявшуюся практику проектирования и нормативную базу [56], [58], [64]. Эффективное решение обозначенных проблем возможно лишь при наличии достаточного количества данных.

Заключение

Настоящий обзор систематизировал современные исследования по проблеме прогрессирующего разрушения, охватывающие анализ механизмов разрушения, методы оптимизации конструкций и приложения машинного обучения. Установлено, что современный этап развития данной области характеризуется междисциплинарным подходом. Достижения в области численного моделирования нелинейных процессов, включая учет деградации материалов и влияния ненесущих элементов, создают детальную физическую основу для анализа. Методы эволюционной оптимизации, в первую очередь генетические алгоритмы, позволяют трансформировать эти сложные модели в практические, экономически эффективные проектные решения, учитывающие многокритериальность и риски. Активно развивается и расширяется спектр метаэвристических методов (PSO, FA, ACO, ABC, DE и их модификации), адаптируемых для решения специфических задач строительной механики. В свою очередь, технологии машинного обучения, от классических регрессионных моделей до глубоких нейронных сетей, предлагают мощные инструменты для ускорения расчетов, повышения точности прогнозов и автоматизации этапов проектирования.

Перспективы дальнейших исследований видятся в развитии гибридных моделей, которые смогут решать задачи, которые сложно или невозможно описать аналитически. Ключевой задачей остается разработка согласованных методик, позволяющих гармонизировать требования к защите от прогрессирующему разрушению, сейсмическим и другим экстремальным воздействиям. Важным направлением является также создание и стандартизация баз данных для использования в машинном обучении, а также разработка эффективных стратегий обучения этих моделей на ограниченных экспериментальных данных. Кроме того, перспективным является изучение и адаптация для задач строительной механики современных, но еще не апробированных в данной области метаэвристических алгоритмов (таких как алгоритмы бактериальной оптимизации, серых волков и др.), а также дальнейшее развитие методов их параллелизации для работы с данными и сложными расчетными моделями. Перспективы совместного использования метаэвристических методов информационных технологий и апробированных методик расчета несущих систем будет способствовать переходу к новой парадигме проектирования — созданию адаптивных, «умных» конструкций с прогнозируемо высокой живучестью и оптимизированными затратами на всем протяжении жизненного цикла.

Конфликт интересов

Не указан.

Conflict of Interest

None declared.

Рецензия

Извеков Ю.А., Магнитогорский государственный технический университет имени Г.И. Носова, Магнитогорск Российская Федерация
DOI: <https://doi.org/10.60797/mca.2026.73.1.3>

Review

Izvekov Y.A., Magnitogorsk State Technical University named after G.I. Nosov, Magnitogorsk Russian Federation
DOI: <https://doi.org/10.60797/mca.2026.73.1.3>

Список литературы / References

1. Fedorova N.V. Progressive Collapse Resistance Of Facilities Experienced To Localized Structural Damage — An Analytical Review / N.V. Fedorova, S.Yu. Savin // *Building and reconstruction*. — 2021. — Vol. 95. — № 3. — P. 76–108.
2. Singh H. A contemporary review on progressive collapse / H. Singh, D. Mohit Bhandari // *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*. Institute of Physics. — 2024. — Vol. 1326. — № 1.
3. Adam J.M. Research and practice on progressive collapse and robustness of building structures in the 21st century / J.M. Adam [et al.] // *Engineering Structures*. — Elsevier Ltd, 2018. — Vol. 173. — P. 122–149.
4. Shafighfard T. Transfer learning on stacked machine-learning model for predicting pull-out behavior of steel fibers from concrete / T. Shafighfard [et al.] // *Eng. Appl. Artif. Intell.* — Elsevier Ltd, 2025. — Vol. 158.
5. Besoiu T.S. Numerical Modeling Approach for Progressive Collapse Analysis of Infilled RC Frames / T.S. Besoiu, X.M. Bogdan, A.G. Popa // *Inżynieria Mineralna*. Polish Mineral Engineering Society. — 2025. — Vol. 2. — № 2.
6. Abdelwahed B. A review on building progressive collapse, survey and discussion / B. Abdelwahed // *Case Studies in Construction Materials*. — Elsevier Ltd, 2019. — Vol. 11.
7. Feng D.-Ch. Investigation of the Modeling Strategies for Progressive Collapse Analysis of RC Frame Structures / D.-Ch. Feng, S.-C. Xie, N. Chao-Lie [et al.] // *Journal of Performance of Constructed Facilities*. — 2019. — № 33.
8. Besoiu T.S. Structural Simplicity vs. Robustness in the Progressive Collapse Risk Assessment of a 13-Story RC Framed Structure / T.S. Besoiu, A.M. Ioani // *Advanced Engineering Forum*. — Trans Tech Publications, Ltd., 2017. — Vol. 21. — P. 78–85.
9. El-ghareeb J.E. Examining the effect of slag/polypropylene on progressive collapse behavior in infilled RC frames experimentally and numerically / J.E. El-ghareeb [et al.] // *Innovative Infrastructure Solutions*. — Springer Science and Business Media Deutschland GmbH, 2025. — Vol. 10. — № 10.
10. Guo Z. Machine Learning Prediction on Progressive Collapse Resistance of Purely Welded Steel Frames Considering Weld Defects / Z. Guo [et al.] // *Buildings*. — Multidisciplinary Digital Publishing Institute (MDPI), 2025. — Vol. 15. — № 22.



11. Abbasnia R. A theoretical method for calculating the compressive arch capacity of RC beams against progressive collapse / R. Abbasnia, F.M. Nav // *Structural Concrete*. — Wiley-Blackwell, 2016. — Vol. 17. — № 1. — P. 21–31.
12. Elkholy S. Effect of Beam Design on Progressive Collapse Resistance of RC Framed Structures / S. Elkholy, A. Shehada, B. El-Ariss // *World Congress on Civil, Structural, and Environmental Engineering*. — Avestia Publishing, 2021.
13. Savin S.Yu. Robustness and technical condition of reinforced concrete frame structures as a result of accidental action / S.Yu. Savin // *Building and Reconstruction*. — Orel State University, 2025. — № 4. — P. 91–102.
14. Saeed N.M. Impact of structure height on retrofitted RC structures for progressive collapse prevention / N.M. Saeed [et al.] // *Journal of Building Pathology and Rehabilitation*. — Springer Nature, 2025. — Vol. 10. — № 1.
15. Ding L. Impact of Reinforcement Corrosion on Progressive Collapse Behavior of Multi-Story RC Frames / L. Ding [et al.] // *Buildings*. — Multidisciplinary Digital Publishing Institute (MDPI), 2025. — Vol. 15. — № 14.
16. Lim K.M. Prediction of damage level of slab-column joints under blast load / K.M. Lim [et al.] // *Applied Sciences (Switzerland)*. — MDPI AG, 2020. — Vol. 10. — № 17.
17. Gholipour G. Effects of axial load on nonlinear response of RC columns subjected to lateral impact load: Ship-pier collision / G. Gholipour, C. Zhang, A.A. Mousavi // *Eng. Fail. Anal.* — Elsevier Ltd, 2018. — Vol. 91. — P. 397–418.
18. Tamrazyan A.G. Review of modern optimization methods for bearing systems of buildings and structures / A.G. Tamrazyan, A.V. Alekseytsev // *Vestnik MGSU*. — Moscow State University of Civil Engineering, 2020. — № 1. — P. 12–30.
19. Serpik I.N. Algorithm for evolutionary optimization of reinforced concrete frames subject to nonlinear material deformation / I.N. Serpik, I.V. Mironenko, V.I. Averbchenkov // *Procedia Engineering*. — Elsevier Ltd, 2016. — Vol. 150. — P. 1311–1316.
20. Hafeez M.A. Application of Evolutionary Algorithm Technique to Minimize Torsion for Plan and Vertical Asymmetrical RC Buildings / M.A. Hafeez, M. Anjaneya Prasad, N.R. Dakshina Murthy // *Journal of Information Systems Engineering and Management*. — 2024. — Vol. 2025. — № 27s. — P. 2468–4376.
21. Kong J. Optimal Drift Design of Tall Reinforced Concrete Buildings Using Genetic Algorithms / J. Kong. — Tsinghua University Press & Springer-Verlag, 2004.
22. Qian Y. Optimization of Precast Concrete Production with a Differential Evolutionary Algorithm / Y. Qian [et al.] // *Buildings*. — MDPI AG, 2025. — Vol. 15. — № 23. — P. 4226.
23. Lalwani S. A Survey on Parallel Particle Swarm Optimization Algorithms / S. Lalwani [et al.] // *Arabian Journal for Science and Engineering*. — Springer Verlag, 2019. — Vol. 44. — № 4. — P. 2899–2923.
24. Alekseytsev A.V. Optimization of hybrid I-beams using modified particle swarm method / A.V. Alekseytsev, M. Al Ali // *Magazine of Civil Engineering*. — St-Petersburg State Polytechnical University, 2018. — Vol. 83. — № 7. — P. 175–185.
25. Prayogo D. Structural Design Optimization Using Particle Swarm Optimization and Its Variants / D. Prayogo [et al.] // *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*. — Institute of Physics Publishing, 2020. — Vol. 506. — № 1.
26. Sharma A. A review on artificial bee colony and its engineering applications / A. Sharma, A. Sharma, S. Choudhary [et al.] // *Journal of Critical Reviews*. — 2020. — № 7.
27. Ozturk H.T. Optimum design of a reinforced concrete beam using artificial bee colony algorithm / H.T. Ozturk, A. Durmus, A. Durmus // *Computers and Concrete*. — Techno Press, 2012. — Vol. 10. — № 3. — P. 295–306.
28. Ali M. ABCNN: A Hybrid Artificial Bee Colony Neural Network for Robust Classification / M. Ali, M. Danyal, T. Riaz [et al.] — 2025.
29. Nayyar A. Ant Colony Optimization — Computational swarm intelligence technique / A. Nayyar, R. Singh // *2016 3rd International Conference on Computing for Sustainable Global Development (INDIACom)*. — 2016. — P. 1493–1499.
30. Mashayekhi M. Topology optimization of double and triple layer grid structures using a modified gravitational harmony search algorithm with efficient member grouping strategy / M. Mashayekhi, E. Salajegheh, M. Dehghani // *Comput. Struct.* — Elsevier Ltd, 2016. — Vol. 172. — P. 40–58.
31. Degertekin S.O. Heat transfer search algorithm for sizing optimization of truss structures / S.O. Degertekin, L. Lamberti, M.S. Hayalioglu // *Latin American Journal of Solids and Structures*. — Brazilian Association of Computational Mechanics, 2017. — Vol. 14. — № 3. — P. 373–397.
32. Sadollah A. Mine blast algorithm for optimization of truss structures with discrete variables / A. Sadollah [et al.] // *Comput. Struct.* — 2012. — Vol. 102–103. — P. 49–63.
33. Durbhaka G.K. Firefly Swarm: Metaheuristic Swarm Intelligence Technique for Mathematical Optimization / G.K. Durbhaka, B. Selvaraj, A. Nayyar // *Advances in Intelligent Systems and Computing*. — Springer Verlag, 2019. — Vol. 839. — P. 457–466.
34. Daryan A.S. Optimization of plastic analysis of moment frames using modified dolphin echolocation algorithm / A.S. Daryan, S. Palizi, N. Farhoudi // *Advances in Structural Engineering*. — SAGE Publications Inc., 2019. — Vol. 22. — № 11. — P. 2504–2516.
35. Gholizadeh S. Optimum design of steel frame structures by a modified Dolphin echolocation algorithm / S. Gholizadeh, H. Poorhoseini // *Structural Engineering and Mechanics*. — Techno-Press, 2015. — Vol. 55. — № 3. — P. 535–554.
36. Rossi L. Automating the static and seismic design of 2-D multistorey reinforced concrete structures by using Monte Carlo Tree Search and Genetic Algorithm / L. Rossi, M.H.M. Winands // *AI in Civil Engineering*. — Springer Nature, 2025. — Vol. 4. — № 1.
37. Алексейцев А.В. Экономическая сущность критериев оптимальности при проектировании несущих конструкций в условиях обеспечения эффективности капитальных вложений / А.В. Алексейцев, В.В. Глазкова, Т.Н. Кисель // *Journal of Economics, Entrepreneurship and Law*. — BIBLIO-GLOBUS Publishing House, 2025. — Т. 15. — № 10. — С. 6829–6842.



38. Tamrazyan A. Multi-criteria optimization of reinforced concrete beams using genetic algorithms / A. Tamrazyan, A. Alekseytsev // IOP Conference Series: Materials Science and Engineering. Institute of Physics Publishing. — 2020. — Vol. 869. — № 5.
39. Menezes I.S. Optimization of reinforced concrete columns via genetic algorithm / I.S. Menezes [et al.] // Acta Scientiarum Technology. — 2023. — Vol. 45.
40. Elbakry H.M.F. Optimum design of reinforced concrete continuous beam and slab systems using genetic algorithms / H.M.F. Elbakry, M.A. Tarabia, M.A. Diab // Journal of Engineering and Applied Science. — Springer Nature, 2025. — Vol. 72. — № 1.
41. Quéva P. Tailored genetic algorithms for the detailed design optimization of reinforced concrete structures: case study on a flexural beam / P. Quéva [et al.] // Structural and Multidisciplinary Optimization. — Springer Science and Business Media Deutschland GmbH, 2025. — Vol. 68. — № 8.
42. Galeb A.C. Optimum Design of Reinforced Concrete One-Way Ribbed Slabs Using Genetic Algorithm / A.C. Galeb, N.K. Saeed // IOP Conference Series: Materials Science and Engineering. — IOP Publishing Ltd, 2020. — Vol. 928. — № 2.
43. Habte B. Cost optimization of reinforced concrete frames using genetic algorithms / B. Habte, E. Yilma // International Journal of Optimization and Control: Theories and Applications. — Balikesir University, 2021. — Vol. 11. — № 1. — P. 59–67.
44. Phan H.D. Cost optimization in structural design for reinforced concrete frames using Jaya algorithm / H.D. Phan, S. Van Phan // Journal of Science and Technology in Civil Engineering (JSTCE). — Hanoi University of Civil Engineering (HUCE), 2024. — Vol. 18. — № 3.
45. Duysak Y. Optimum design of reinforced concrete beam sections with JAYA algorithm / Y. Duysak, S.M. Nigdeli, G. Bekdaş // Challenge Journal of Concrete Research Letters. — Tulpar Academic Publishing, 2024. — Vol. 15. — № 4. — P. 134–141.
46. Wahid F. Using improved firefly algorithm based on genetic algorithm crossover operator for solving optimization problems / F. Wahid, A. Zager, Z. Alsaedi [et al.] // Journal of Intelligent and Fuzzy Systems. — 2019. — № 36. — P. 1493–1499.
47. Prasetyawan J. Optimizaion of Shear Capacity of Reinforced Concrete Beams Using Artificial Neural Networks / J. Prasetyawan, P. Setiyawan, A.I. Makrifa // Journal Transnational Universal Studies. — 2025. — Vol. 3. — № 10.
48. Benzaamia A. Shear strength modeling for reinforced concrete beams strengthened with externally bonded fiber-reinforced polymer using machine learning / A. Benzaamia [et al.] // Structures. — Elsevier Ltd, 2025. — Vol. 76.
49. Kumar A. Machine learning intelligence to assess the shear capacity of corroded reinforced concrete beams / A. Kumar [et al.] // Sci. Rep. — Nature Research, 2023. — Vol. 13. — № 1.
50. Safaeian Hamzehkolaei N. Predictive Model of Bond Strength in Reinforced Concrete Structures: A Hybrid Metaheuristic-optimized Neural Network Approach / N. Safaeian Hamzehkolaei, S. Ghavaminejad, M.S. Barkhordari // International Journal of Engineering, Transactions B: Applications. — Materials and Energy Research Center, 2025. — Vol. 38. — № 5. — P. 1190–1212.
51. Onyelowe K.C. Modeling the compressive strength behavior of concrete reinforced with basalt fiber / K.C. Onyelowe [et al.] // Sci. Rep. — Nature Research, 2025. — Vol. 15. — № 1.
52. Rama Rao P. A Comprehensive Review on the Application of Machine Learning Models in Concrete Strength Prediction / P. Rama Rao, R. Harika, Z. Swamy Charan Das // Journal of Physics: Conference Series. — Institute of Physics, 2025. — Vol. 3076. — № 1.
53. Hematibahar M. Analysis of Models to Predict Mechanical Properties of High-Performance and Ultra-High-Performance Concrete Using Machine Learning / M. Hematibahar [et al.] // Journal of Composites Science. — Multidisciplinary Digital Publishing Institute (MDPI), 2024. — Vol. 8. — № 8.
54. Beskopylny A.N. Concrete Strength Prediction Using Machine Learning Methods CatBoost, k-Nearest Neighbors, Support Vector Regression / A.N. Beskopylny [et al.] // Applied Sciences (Switzerland). — MDPI, 2022. — Vol. 12. — № 21.
55. Iqbal N. Empirical physics-informed neural networks for prediction of concrete strength using nondestructive testing / N. Iqbal, M. Noureldin // Asian Journal of Civil Engineering. — Springer Nature, 2025.
56. Kumar T. Machine learning-based seismic vulnerability assessment of RC buildings: a feature selection perspective / T. Kumar, M.A.A. Siddique // Innovative Infrastructure Solutions. — Springer Science and Business Media Deutschland GmbH, 2025. — Vol. 10. — № 9.
57. Tamov M.M. Neural network prediction of web-crushing strength of i-shaped reinforced concrete beams / M.M. Tamov, O.V. Rudenko, S.V. Usanov // Vestnik MGSU. — Moscow State University of Civil Engineering, 2022. — № 9. — P. 1145–1159.
58. Azanaw G. Blending Data-Driven Surrogates with Physics - Based Topology Optimization: A Critical Review of Machine Learning - Accelerated Design in Fibre - Reinforced Polymer and Concrete Structures / G. Azanaw // American Journal of Science, Engineering and Technology. — Science Publishing Group, 2025. — Vol. 10. — № 3. — P. 80–93.
59. Di B. Investigation of the Shear Behavior of Concrete Beams Reinforced with FRP Rebars and Stirrups Using ANN Hybridized with Genetic Algorithm / B. Di [et al.] // Polymers (Basel). — Multidisciplinary Digital Publishing Institute (MDPI), 2023. — Vol. 15. — № 13.
60. Rabi M. Automated design and optimization of concrete beams reinforced with stainless steel / M. Rabi [et al.] // Structural Concrete. — John Wiley and Sons Inc, 2025.
61. Hematibahar M. Machine Learning-Based Failure Prediction in Concrete Slabs and Cubes Under Impact Loading / M. Hematibahar [et al.] // Engineering Reports. — John Wiley and Sons Inc, 2025. — Vol. 7. — № 7.



62. Mansour A. Prediction of Progressive Collapse for Multi-Storey Steel Moment Frames Using Machine Learning Algorithms / A. Mansour [et al.] // IOP Conference Series: Earth and Environmental Science. — Institute of Physics, 2025. — Vol. 1530. — № 1.

63. Paya-Zaforteza I. CO₂-optimization of reinforced concrete frames by simulated annealing / I. Paya-Zaforteza [et al.] // Eng. Struct. — 2009. — Vol. 31. — № 7. — P. 1501–1508.

64. Prasittisopin L. Machine learning (ML) and deep learning (DL) in sustainable concrete construction: review, trend and gap analyses / L. Prasittisopin // Journal of Asian Architecture and Building Engineering. — Taylor and Francis Ltd., 2025.

Список литературы на английском языке / References in English

1. Fedorova N.V. Progressive Collapse Resistance Of Facilities Experienced To Localized Structural Damage — An Analytical Review / N.V. Fedorova, S.Yu. Savin // Building and reconstruction. — 2021. — Vol. 95. — № 3. — P. 76–108.

2. Singh H. A contemporary review on progressive collapse / H. Singh, D. Mohit Bhandari // IOP Conference Series: Earth and Environmental Science. Institute of Physics. — 2024. — Vol. 1326. — № 1.

3. Adam J.M. Research and practice on progressive collapse and robustness of building structures in the 21st century / J.M. Adam [et al.] // Engineering Structures. — Elsevier Ltd, 2018. — Vol. 173. — P. 122–149.

4. Shafighard T. Transfer learning on stacked machine-learning model for predicting pull-out behavior of steel fibers from concrete / T. Shafighard [et al.] // Eng. Appl. Artif. Intell. — Elsevier Ltd, 2025. — Vol. 158.

5. Besoiu T.S. Numerical Modeling Approach for Progressive Collapse Analysis of Infilled RC Frames / T.S. Besoiu, X.M. Bogdan, A.G. Popa // Inżynieria Mineralna. Polish Mineral Engineering Society. — 2025. — Vol. 2. — № 2.

6. Abdelwahed B. A review on building progressive collapse, survey and discussion / B. Abdelwahed // Case Studies in Construction Materials. — Elsevier Ltd, 2019. — Vol. 11.

7. Feng D.-Ch. Investigation of the Modeling Strategies for Progressive Collapse Analysis of RC Frame Structures / D.-Ch. Feng, S.-C. Xie, N. Chao-Lie [et al.] // Journal of Performance of Constructed Facilities. — 2019. — № 33.

8. Besoiu T.S. Structural Simplicity vs. Robustness in the Progressive Collapse Risk Assessment of a 13-Story RC Framed Structure / T.S. Besoiu, A.M. Ioani // Advanced Engineering Forum. — Trans Tech Publications, Ltd., 2017. — Vol. 21. — P. 78–85.

9. El-ghareeb J.E. Examining the effect of slag/polypropylene on progressive collapse behavior in infilled RC frames experimentally and numerically / J.E. El-ghareeb [et al.] // Innovative Infrastructure Solutions. — Springer Science and Business Media Deutschland GmbH, 2025. — Vol. 10. — № 10.

10. Guo Z. Machine Learning Prediction on Progressive Collapse Resistance of Purely Welded Steel Frames Considering Weld Defects / Z. Guo [et al.] // Buildings. — Multidisciplinary Digital Publishing Institute (MDPI), 2025. — Vol. 15. — № 22.

11. Abbasnia R. A theoretical method for calculating the compressive arch capacity of RC beams against progressive collapse / R. Abbasnia, F.M. Nav // Structural Concrete. — Wiley-Blackwell, 2016. — Vol. 17. — № 1. — P. 21–31.

12. Elkholy S. Effect of Beam Design on Progressive Collapse Resistance of RC Framed Structures / S. Elkholy, A. Shehada, B. El-Ariss // World Congress on Civil, Structural, and Environmental Engineering. — Avestia Publishing, 2021.

13. Savin S.Yu. Robustness and technical condition of reinforced concrete frame structures as a result of accidental action / S.Yu. Savin // Building and Reconstruction. — Orel State University, 2025. — № 4. — P. 91–102.

14. Saeed N.M. Impact of structure height on retrofitted RC structures for progressive collapse prevention / N.M. Saeed [et al.] // Journal of Building Pathology and Rehabilitation. — Springer Nature, 2025. — Vol. 10. — № 1.

15. Ding L. Impact of Reinforcement Corrosion on Progressive Collapse Behavior of Multi-Story RC Frames / L. Ding [et al.] // Buildings. — Multidisciplinary Digital Publishing Institute (MDPI), 2025. — Vol. 15. — № 14.

16. Lim K.M. Prediction of damage level of slab-column joints under blast load / K.M. Lim [et al.] // Applied Sciences (Switzerland). — MDPI AG, 2020. — Vol. 10. — № 17.

17. Gholipour G. Effects of axial load on nonlinear response of RC columns subjected to lateral impact load: Ship-pier collision / G. Gholipour, C. Zhang, A.A. Mousavi // Eng. Fail. Anal. — Elsevier Ltd, 2018. — Vol. 91. — P. 397–418.

18. Tamrazyan A.G. Review of modern optimization methods for bearing systems of buildings and structures / A.G. Tamrazyan, A.V. Alekseytsev // Vestnik MGSU. — Moscow State University of Civil Engineering, 2020. — № 1. — P. 12–30.

19. Serpik I.N. Algorithm for evolutionary optimization of reinforced concrete frames subject to nonlinear material deformation / I.N. Serpik, I.V. Mironenko, V.I. Averchenkov // Procedia Engineering. — Elsevier Ltd, 2016. — Vol. 150. — P. 1311–1316.

20. Hafeez M.A. Application of Evolutionary Algorithm Technique to Minimize Torsion for Plan and Vertical Asymmetrical RC Buildings / M.A. Hafeez, M. Anjaneya Prasad, N.R. Dakshina Murthy // Journal of Information Systems Engineering and Management. — 2024. — Vol. 2025. — № 27s. — P. 2468–4376.

21. Kong J. Optimal Drift Design of Tall Reinforced Concrete Buildings Using Genetic Algorithms / J. Kong. — Tsinghua University Press & Springer-Verlag, 2004.

22. Qian Y. Optimization of Precast Concrete Production with a Differential Evolutionary Algorithm / Y. Qian [et al.] // Buildings. — MDPI AG, 2025. — Vol. 15. — № 23. — P. 4226.

23. Lalwani S. A Survey on Parallel Particle Swarm Optimization Algorithms / S. Lalwani [et al.] // Arabian Journal for Science and Engineering. — Springer Verlag, 2019. — Vol. 44. — № 4. — P. 2899–2923.

24. Alekseytsev A.V. Optimization of hybrid I-beams using modified particle swarm method / A.V. Alekseytsev, M. Al Ali // Magazine of Civil Engineering. — St-Petersburg State Polytechnical University, 2018. — Vol. 83. — № 7. — P. 175–185.

25. Prayogo D. Structural Design Optimization Using Particle Swarm Optimization and Its Variants / D. Prayogo [et al.] // IOP Conference Series: Earth and Environmental Science. — Institute of Physics Publishing, 2020. — Vol. 506. — № 1.



26. Sharma A. A review on artificial bee colony and it's engineering applications / A. Sharma, A. Sharma, S. Choudhary [et al.] // *Journal of Critical Reviews*. — 2020. — № 7.
27. Ozturk H.T. Optimum design of a reinforced concrete beam using artificial bee colony algorithm / H.T. Ozturk, A. Durmus, A. Durmus // *Computers and Concrete*. — Techno Press, 2012. — Vol. 10. — № 3. — P. 295–306.
28. Ali M. ABCNN: A Hybrid Artificial Bee Colony Neural Network for Robust Classification / M. Ali, M. Danyal, T. Riaz [et al.] — 2025.
29. Nayyar A. Ant Colony Optimization — Computational swarm intelligence technique / A. Nayyar, R. Singh // 2016 3rd International Conference on Computing for Sustainable Global Development (INDIACom). — 2016. — P. 1493–1499.
30. Mashayekhi M. Topology optimization of double and triple layer grid structures using a modified gravitational harmony search algorithm with efficient member grouping strategy / M. Mashayekhi, E. Salajegheh, M. Dehghani // *Comput. Struct.* — Elsevier Ltd, 2016. — Vol. 172. — P. 40–58.
31. Degertekin S.O. Heat transfer search algorithm for sizing optimization of truss structures / S.O. Degertekin, L. Lamberti, M.S. Hayalioglu // *Latin American Journal of Solids and Structures*. — Brazilian Association of Computational Mechanics, 2017. — Vol. 14. — № 3. — P. 373–397.
32. Sadollah A. Mine blast algorithm for optimization of truss structures with discrete variables / A. Sadollah [et al.] // *Comput. Struct.* — 2012. — Vol. 102–103. — P. 49–63.
33. Durbhaka G.K. Firefly Swarm: Metaheuristic Swarm Intelligence Technique for Mathematical Optimization / G.K. Durbhaka, B. Selvaraj, A. Nayyar // *Advances in Intelligent Systems and Computing*. — Springer Verlag, 2019. — Vol. 839. — P. 457–466.
34. Daryan A.S. Optimization of plastic analysis of moment frames using modified dolphin echolocation algorithm / A.S. Daryan, S. Palizi, N. Farhoudi // *Advances in Structural Engineering*. — SAGE Publications Inc., 2019. — Vol. 22. — № 11. — P. 2504–2516.
35. Gholizadeh S. Optimum design of steel frame structures by a modified Dolphin echolocation algorithm / S. Gholizadeh, H. Poorhoseini // *Structural Engineering and Mechanics*. — Techno-Press, 2015. — Vol. 55. — № 3. — P. 535–554.
36. Rossi L. Automating the static and seismic design of 2-D multistorey reinforced concrete structures by using Monte Carlo Tree Search and Genetic Algorithm / L. Rossi, M.H.M. Winands // *AI in Civil Engineering*. — Springer Nature, 2025. — Vol. 4. — № 1.
37. Alekseytsev A.V. Ekonomicheskaya sushchnost kriteriev optimalnosti pri proektirovanii nesushchikh konstruktiv v usloviyakh obespecheniya effektivnosti kapitalnykh vlozhenii [The economic essence of optimality criteria in the design of load-bearing structures in conditions of ensuring the efficiency of capital investments] / A.V. Alekseytsev, V.V. Glazkova, T.N. Kisel // *Journal of Economics, Entrepreneurship and Law*. — BIBLIO-GLOBUS Publishing House, 2025. — Vol. 15. — № 10. — P. 6829–6842. [in Russian]
38. Tamrazyan A. Multi-criteria optimization of reinforced concrete beams using genetic algorithms / A. Tamrazyan, A. Alekseytsev // *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*. Institute of Physics Publishing. — 2020. — Vol. 869. — № 5.
39. Menezes I.S. Optimization of reinforced concrete columns via genetic algorithm / I.S. Menezes [et al.] // *Acta Scientiarum Technology*. — 2023. — Vol. 45.
40. Elbakry H.M.F. Optimum design of reinforced concrete continuous beam and slab systems using genetic algorithms / H.M.F. Elbakry, M.A. Tarabia, M.A. Diab // *Journal of Engineering and Applied Science*. — Springer Nature, 2025. — Vol. 72. — № 1.
41. Quéva P. Tailored genetic algorithms for the detailed design optimization of reinforced concrete structures: case study on a flexural beam / P. Quéva [et al.] // *Structural and Multidisciplinary Optimization*. — Springer Science and Business Media Deutschland GmbH, 2025. — Vol. 68. — № 8.
42. Galeb A.C. Optimum Design of Reinforced Concrete One-Way Ribbed Slabs Using Genetic Algorithm / A.C. Galeb, N.K. Saeed // *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*. — IOP Publishing Ltd, 2020. — Vol. 928. — № 2.
43. Habte B. Cost optimization of reinforced concrete frames using genetic algorithms / B. Habte, E. Yilma // *International Journal of Optimization and Control: Theories and Applications*. — Balikesir University, 2021. — Vol. 11. — № 1. — P. 59–67.
44. Phan H.D. Cost optimization in structural design for reinforced concrete frames using Jaya algorithm / H.D. Phan, S. Van Phan // *Journal of Science and Technology in Civil Engineering (JSTCE)*. — Hanoi University of Civil Engineering (HUCE), 2024. — Vol. 18. — № 3.
45. Duysak Y. Optimum design of reinforced concrete beam sections with JAYA algorithm / Y. Duysak, S.M. Nigdeli, G. Bekdaş // *Challenge Journal of Concrete Research Letters*. — Tulpar Academic Publishing, 2024. — Vol. 15. — № 4. — P. 134–141.
46. Wahid F. Using improved firefly algorithm based on genetic algorithm crossover operator for solving optimization problems / F. Wahid, A. Zager, Z. Alsaedi [et al.] // *Journal of Intelligent and Fuzzy Systems*. — 2019. — № 36. — P. 1493–1499.
47. Prasetiawan J. Optimizaion of Shear Capacity of Reinforced Concrete Beams Using Artificial Neural Networks / J. Prasetiawan, P. Setiyawan, A.I. Makrifa // *Journal Transnational Universal Studies*. — 2025. — Vol. 3. — № 10.
48. Benzaamia A. Shear strength modeling for reinforced concrete beams strengthened with externally bonded fiber-reinforced polymer using machine learning / A. Benzaamia [et al.] // *Structures*. — Elsevier Ltd, 2025. — Vol. 76.
49. Kumar A. Machine learning intelligence to assess the shear capacity of corroded reinforced concrete beams / A. Kumar [et al.] // *Sci. Rep.* — Nature Research, 2023. — Vol. 13. — № 1.



50. Safaeian Hamzehkolaei N. Predictive Model of Bond Strength in Reinforced Concrete Structures: A Hybrid Metaheuristic-optimized Neural Network Approach / N. Safaeian Hamzehkolaei, S. Ghavaminejad, M.S. Barkhordari // *International Journal of Engineering, Transactions B: Applications*. — Materials and Energy Research Center, 2025. — Vol. 38. — № 5. — P. 1190–1212.
51. Onyelowe K.C. Modeling the compressive strength behavior of concrete reinforced with basalt fiber / K.C. Onyelowe [et al.] // *Sci. Rep.* — Nature Research, 2025. — Vol. 15. — № 1.
52. Rama Rao P. A Comprehensive Review on the Application of Machine Learning Models in Concrete Strength Prediction / P. Rama Rao, R. Harika, Z. Swamy Charan Das // *Journal of Physics: Conference Series*. — Institute of Physics, 2025. — Vol. 3076. — № 1.
53. Hematibahar M. Analysis of Models to Predict Mechanical Properties of High-Performance and Ultra-High-Performance Concrete Using Machine Learning / M. Hematibahar [et al.] // *Journal of Composites Science*. — Multidisciplinary Digital Publishing Institute (MDPI), 2024. — Vol. 8. — № 8.
54. Beskopylny A.N. Concrete Strength Prediction Using Machine Learning Methods CatBoost, k-Nearest Neighbors, Support Vector Regression / A.N. Beskopylny [et al.] // *Applied Sciences (Switzerland)*. — MDPI, 2022. — Vol. 12. — № 21.
55. Iqbal N. Empirical physics-informed neural networks for prediction of concrete strength using nondestructive testing / N. Iqbal, M. Noureldin // *Asian Journal of Civil Engineering*. — Springer Nature, 2025.
56. Kumar T. Machine learning-based seismic vulnerability assessment of RC buildings: a feature selection perspective / T. Kumar, M.A.A. Siddique // *Innovative Infrastructure Solutions*. — Springer Science and Business Media Deutschland GmbH, 2025. — Vol. 10. — № 9.
57. Tamov M.M. Neural network prediction of web-crushing strength of i-shaped reinforced concrete beams / M.M. Tamov, O.V. Rudenko, S.V. Usanov // *Vestnik MGSU*. — Moscow State University of Civil Engineering, 2022. — № 9. — P. 1145–1159.
58. Azanaw G. Blending Data-Driven Surrogates with Physics - Based Topology Optimization: A Critical Review of Machine Learning - Accelerated Design in Fibre - Reinforced Polymer and Concrete Structures / G. Azanaw // *American Journal of Science, Engineering and Technology*. — Science Publishing Group, 2025. — Vol. 10. — № 3. — P. 80–93.
59. Di B. Investigation of the Shear Behavior of Concrete Beams Reinforced with FRP Rebars and Stirrups Using ANN Hybridized with Genetic Algorithm / B. Di [et al.] // *Polymers (Basel)*. — Multidisciplinary Digital Publishing Institute (MDPI), 2023. — Vol. 15. — № 13.
60. Rabi M. Automated design and optimization of concrete beams reinforced with stainless steel / M. Rabi [et al.] // *Structural Concrete*. — John Wiley and Sons Inc, 2025.
61. Hematibahar M. Machine Learning-Based Failure Prediction in Concrete Slabs and Cubes Under Impact Loading / M. Hematibahar [et al.] // *Engineering Reports*. — John Wiley and Sons Inc, 2025. — Vol. 7. — № 7.
62. Mansour A. Prediction of Progressive Collapse for Multi-Storey Steel Moment Frames Using Machine Learning Algorithms / A. Mansour [et al.] // *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*. — Institute of Physics, 2025. — Vol. 1530. — № 1.
63. Paya-Zaforteza I. CO₂-optimization of reinforced concrete frames by simulated annealing / I. Paya-Zaforteza [et al.] // *Eng. Struct.* — 2009. — Vol. 31. — № 7. — P. 1501–1508.
64. Prasittisopin L. Machine learning (ML) and deep learning (DL) in sustainable concrete construction: review, trend and gap analyses / L. Prasittisopin // *Journal of Asian Architecture and Building Engineering*. — Taylor and Francis Ltd., 2025.