

Гибридная методология прогнозирования несущей способности внецентренно сжатых прямоугольных трубобетонных колонн

С.Х. Аль-Згуль, Т.Н. Кондратьева, Б.М. Языев, А.С. Чепурненко

Донской государственный технический университет,
344000, г. Ростов-на-Дону, площадь Гагарина, 1, Россия

Резюме. Цель. Целью исследования является разработка гибридной методологии прогнозирования несущей способности внецентренно сжатых прямоугольных трубобетонных колонн, основанную на интеграции аналитических расчетных моделей, нелинейного конечно-элементного моделирования и методов машинного обучения. **Метод.** Исследование базируется на комбинированном вычислительном подходе, включающем предварительную аналитическую оценку по методу предельного равновесия и уточняющий нелинейный конечно-элементный анализ с использованием теории пластичности бетона Гениева и итерационной схемы Ньютона–Рафсона. Сформирован синтетический датасет, примененный для машинного обучения CatBoost с использованием метрики RMSLE. **Результат.** Разработан алгоритм генерации и валидации расчетной базы данных, обеспечивающий физическую обоснованность и репрезентативность обучающей выборки. Сформирован структурированный датасет, охватывающий широкий диапазон геометрических и прочностных параметров колонн. Полученная модель машинного обучения демонстрирует высокую точность прогнозирования предельной несущей способности при внецентренном сжатии. **Вывод.** Разработанная гибридная методология позволяет с высокой точностью прогнозировать несущую способность трубобетонных колонн при внецентренном сжатии за счет объединения аналитических моделей, конечно-элементного анализа и машинного обучения. Полученные результаты могут быть использованы для создания цифровых инструментов расчета и оптимизации конструкций, а также для совершенствования существующих инженерных методик.

Ключевые слова: трубобетонные колонны (ТБК), гибридная методология, внецентренное сжатие, конечно-элементное моделирование, машинное обучение, CatBoost, несущая способность

Для цитирования: С.Х. Аль-Згуль, Т.Н. Кондратьева, Б.М. Языев, А.С. Чепурненко. Гибридная методология прогнозирования несущей способности внецентренно сжатых прямоугольных трубобетонных колонн. Вестник Дагестанского государственного технического университета. Технические науки. 2026;53(1):200-213. DOI:10.21822/2073-6185-2026-53-1-200-213.

A Hybrid Methodology for Predicting the Load-Bearing Capacity of Rectangular Concrete-Filled Steel Tube Columns Under Eccentric Compression

S.Kh. Al-Zgul, T.N. Kondratieva, B.M. Yazyev, A.S. Chepurnenko

Don State Technical University,
1 Gagarin Square, Rostov-on-Don 344000, Russia

Abstract. Objective. To develop a hybrid methodology for predicting the load-bearing capacity of rectangular concrete-filled steel tube (CFST) columns under eccentric compression, based on the integration of analytical calculation models, nonlinear finite-element modeling, and machine learning techniques. **Method.** The study is based on a combined computational approach that includes a preliminary analytical assessment using the limit equilibrium method and a refining nonlinear finite-element analysis employing Geniev's theory of concrete plasticity

and the Newton–Raphson iterative scheme. A synthetic dataset was generated from the obtained results and used to train a CatBoost machine learning model, with performance evaluated using the Root Mean Squared Logarithmic Error (RMSLE) metric. **Result.** An algorithm for the generation and validation of a computational database was developed, ensuring the physical plausibility and representativeness of the training sample. A structured dataset was formed, covering a wide range of geometric and strength parameters of the columns. The resulting machine learning model demonstrates high accuracy in predicting the ultimate load-bearing capacity under eccentric compression. **Conclusion.** The developed hybrid methodology enables high-accuracy prediction of the load-bearing capacity of CFST columns under eccentric compression by combining analytical models, finite-element analysis, and machine learning. The obtained results can be used to create digital tools for structural analysis and optimization, as well as to improve existing engineering design practices.

Keywords: concrete-filled steel tube columns (CFST), hybrid methodology, eccentric compression, finite-element modeling, machine learning, CatBoost, load-bearing capacity

For citation: S.Kh. Al-Zgul, T.N. Kondratieva, B.M. Yazyev, A.S. Chepurenko. A hybrid methodology for predicting the load-bearing capacity of rectangular concrete-filled steel tube columns under eccentric compression. Herald of Daghestan State Technical University. Technical Sciences. 2026;53(1):200-213. (In Russ) DOI:10.21822/2073-6185-2026-53-1-200-213.

Введение. Трубобетонные колонны в настоящее время рассматриваются как один из наиболее эффективных видов несущих элементов благодаря синергетической работе стальной оболочки и бетонного ядра. Замкнутая стальная труба создаёт условия трёхосного сжатия бетона, что повышает его прочность и деформационную способность, тогда как сталь выполняет функции продольного и поперечного армирования, повышая пластичность, трещиностойкость и общую надёжность конструкции. В результате обеспечивается высокая несущая способность, устойчивость к динамическим [1] и сейсмическим воздействиям [2], а также повышенная огнестойкость [3] и долговечность по сравнению с традиционными стальными и железобетонными элементами. Дополнительным преимуществом является снижение усадочных деформаций бетона вследствие его изоляции стальной оболочкой, что положительно влияет на эксплуатационные характеристики конструкций [4].

С технологической точки зрения использование стальной трубы в качестве несъёмной опалубки упрощает процесс возведения, сокращает трудоёмкость и ускоряет монтажные работы. Экономическая эффективность трубобетонных колонн обусловлена рациональным расходом материалов, сокращением сроков строительства и снижением стоимости устройства несущих каркасов, что определяет их широкое применение в современной строительной практике [5].

Высокая эффективность трубобетонных элементов одновременно обуславливает необходимость их точного расчёта, поскольку несущая способность определяется сложным взаимодействием материалов, нелинейным характером деформирования и разнообразием схем нагружения. В инженерной практике для этих целей применяются аналитические нормативные методики, экспериментальные исследования и численное моделирование, прежде всего конечно-элементный анализ. Каждый из этих подходов обладает определёнными преимуществами и ограничениями, что стимулирует развитие комбинированных методов расчёта [6].

Существенный вклад в развитие теории и расчёта трубобетонных конструкций внесли сформировавшиеся научные школы. В отечественной науке фундаментальные исследования связаны с работами Л.И. Стороженко и его последователей – В.Н. Кибенко, В.М. Сурдина, Б.Н. Шевченко [7], а также исследований магнитогорской научной группы под руководством А.Л. Кришана – А.С. Мельничука, К.С. Кузнецова, А.И. Сагадатов, А.А. Сахарова, С.А. Харченко, М.А. Астафьевой [8]. Развитие отдельных аспектов прочности и долговечности трубобетона отражено в работах С.В. Коврыги, Б.Н. Нурадинова, В.А. Шеховцова, И.В. Резвана, Г.М. Мартиросова, К.Н. Хажхожева и др. Существенный

вклад в развитие расчётных моделей внесли также зарубежные исследователи Min Yu, Xiaoxiong Zha, Jianqiao Ye и Yuting Li.

Экспериментальные, аналитические и численные методы различаются по точности, трудоёмкости и применимости, что определяет особенности их использования и ограничения. Экспериментальные исследования обеспечивают наибольшую достоверность [9], однако требуют значительных временных и финансовых ресурсов, что ограничивает объём доступных данных и затрудняет систематическое изучение влияния параметров. Кроме того, существующие экспериментальные базы [10] носят фрагментарный характер, особенно для прямоугольных трубобетонных колонн и элементов из высокопрочных материалов, что снижает надёжность обобщений за пределами исследованных диапазонов. Аналитические модели удобны для инженерного применения, но основаны на ряде упрощающих предпосылок, которые не всегда позволяют корректно учитывать нелинейность работы материалов и сложные механизмы взаимодействия стали и бетона. Численные методы способны обеспечить высокую точность и детальное описание напряжённо-деформированного состояния, но требуют значительных вычислительных ресурсов, а результаты существенно зависят от выбора моделей материалов и параметров контактного взаимодействия [11, 12].

Параллельно с развитием традиционных подходов в последние годы активно развиваются методы машинного обучения [13–19], включая ансамблевые алгоритмы (Random Forest, XGBoost, CatBoost) и нейросетевые технологии (ANN), позволяют выявлять скрытые нелинейные зависимости между конструктивными параметрами и несущей способностью на основе экспериментальных и численных данных. Однако использование исключительно дата-ориентированных моделей без учёта физической природы процессов снижает интерпретируемость результатов и ограничивает надёжность прогнозов при экстраполяции. Особенно актуальны эти вопросы при расчёте трубобетонных колонн, находящихся в условиях внецентренного сжатия. Для таких элементов напряжённо-деформированное состояние характеризуется выраженной нелинейностью, неравномерным распределением деформаций и высокой чувствительностью к величине и направлению эксцентриситета нагрузки. Несмотря на значительное количество исследований влияния эксцентриситета продольной силы, основное внимание уделено колоннам круглого сечения, тогда как прямоугольные трубобетонные элементы изучены существенно меньше, что ограничивает применимость существующих расчётных моделей и требует дальнейшего развития [20].

Постановка задачи. Наиболее перспективным представляется гибридный подход, интегрирующий традиционные инженерные методы с алгоритмами машинного обучения. Такой подход сочетает физическую интерпретируемость аналитических зависимостей, детализированность конечно-элементного анализа и предсказательный потенциал методов искусственного интеллекта, обеспечивая более надёжное и оперативное определение несущей способности внецентренно сжатых прямоугольных трубобетонных колонн. Разработка и верификация гибридной методологии прогнозирования несущей способности внецентренно сжатых прямоугольных трубобетонных колонн, объединяющей аналитические зависимости, численное моделирование и методы машинного обучения для повышения точности и универсальности расчётов.

Методы исследования. Исследование посвящено разработке гибридной методологии, объединяющей три взаимосвязанных уровня моделирования: упрощённые аналитические расчётные зависимости, нелинейное конечно-элементное моделирование и последующее применение методов машинного обучения (рис. 1). В контексте машинного обучения ключевым этапом, предопределяющим успешность построения прогнозной модели, является формирование достоверного, верифицированного и валидированного датасета. Качество и репрезентативность исходной базы данных напрямую определяют адекватность, обобщающую способность и практическую применимость обученной модели. Достоверность обеспечивается корректностью физико-математических моделей, используемых для генерации синтетических данных; верификация выполнялась путём сопоставления результатов с авторскими аналитическими решениями [21, 22],

проверенными на экспериментальных данных независимых исследований и фундаментальными принципами механики, а валидация заключалась в отбраковке численных артефактов и физически нереалистичных сочетаний параметров.

Для формирования обучающей выборки разработан комбинированный алгоритм генерации синтетических данных, реализованный в виде последовательного вычислительного конвейера: формирование пространства параметров и аналитическая предварительная оценка по методу предельного равновесия; нелинейный конечно-элементный анализ поперечного сечения с уточнением предельной несущей способности и валидацией результатов; построение структурированного датасета и его последующее разбиение на обучающую, валидационную и тестовую подвыборки для обучения модели машинного обучения и её интерпретации.

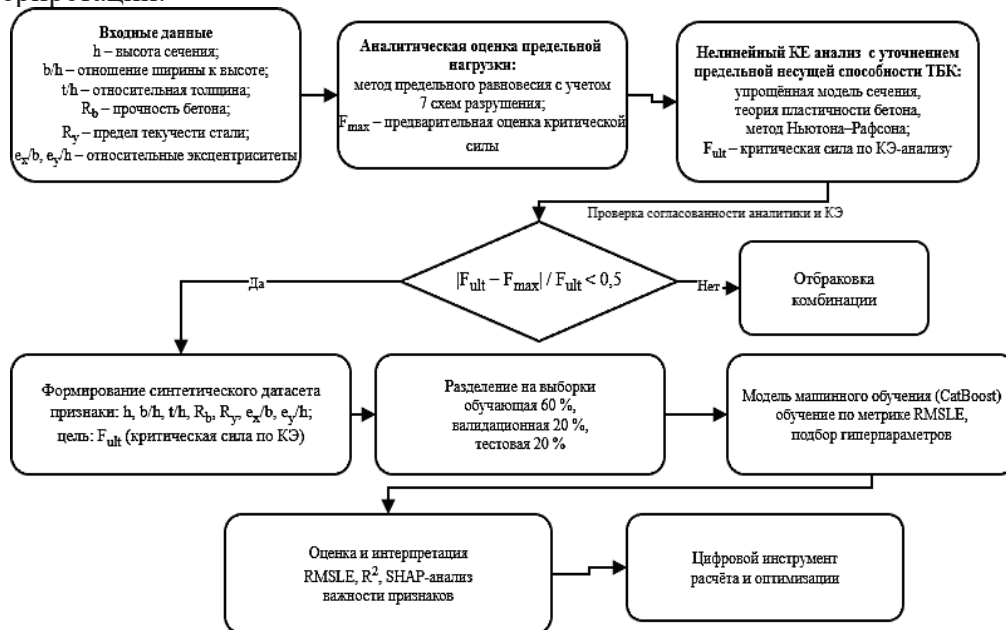


Рис. 1 – Гибридная модель расчёта несущей способности трубобетонных колонн
 Fig. 1 – Hybrid model for calculating the bearing capacity of reinforced concrete columns

Такой подход позволяет объединить вычислительную эффективность аналитических методов с высокой физической достоверностью численного моделирования и обеспечить надёжную основу для построения прогностической модели.

В рамках первого этапа вычислительного конвейера осуществляется формирование пространства параметров и аналитическая предварительная оценка несущей способности. Задаётся пространство исследуемых параметров, охватывающее диапазоны геометрических, прочностных и нагрузочных характеристик внецентренно нагруженных прямоугольных трубобетонных колонн. Варьируются следующие величины: высота прямоугольного сечения h , отношение ширины к высоте a/h , относительная толщина стенки t/h , призматическая прочность бетона на сжатие R_b , предел текучести стали R_y , а также относительные эксцентриситеты нагрузки e_x/b и e_y/h . Дискретизация этих параметров формирует регулярную сетку входных комбинаций, покрывающую практически применяемые области проектирования. Для каждой точки пространства параметров выполняется аналитическая оценка предельной осевой силы F_{max} , по методу предельного равновесия, основанному на допущениях о постоянстве напряжений в сжатой зоне бетона ($\sigma_b = R_b$), идеальной упругопластичности стальной обоймы ($\sigma_s = \pm R_y$), прямолинейности нейтральной линии и пренебрежении приростом прочности от бокового обжатия и эффектами местной потери устойчивости [23]. Рассматривается набор идеализированных схем разрушения поперечного сечения, соответствующих различным положениям нейтральной линии и конфигурациям сжатых и растянутых зон бетона и стали. Для каждой схемы записываются уравнения равновесия; решения которых дают предельную продольную силу и положение

нейтральной линии. Из всех возможных решений выбирается минимальное значение F , удовлетворяющее геометрическим ограничениям (нейтральная линия внутри сечения) и условию $F \geq 0$. В частных случаях внецентренного сжатия вокруг одной оси и центрального сжатия используются упрощённые аналитические выражения. Если для конкретной комбинации параметров вещественное аналитическое решение отсутствует, применяется консервативная оценка несущей способности при центральном сжатии как суммы вкладов бетонного ядра и стальной обоймы. На выходе этого этапа формируются аналитическая оценка предельной силы F_{max} и номер реализовавшейся схемы разрушения.

Расчёт проводится для семи схем разрушения прямоугольного сечения трубобетонной колонны с учётом заданных эксцентриситетов e_x и e_y , соответствующих различному положению нейтральной линии. Все семь принципиальных схем разрушения, описанные в [21, 22], разделяются на две группы. К первой группе относятся четыре основные схемы, при которых нейтральная линия пересекает две противоположные стороны сечения: схема 1 (стороны 1 и 3), схема 2 (стороны 1 и 4), схема 3 (стороны 2 и 4) и схема 4 (стороны 2 и 3) (рис. 2).

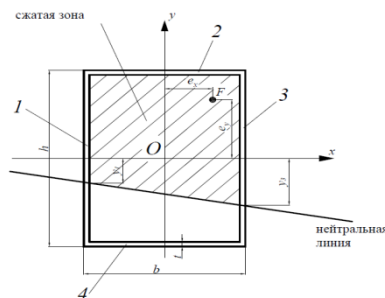


Рис. 2 – Пример положения нейтральной линии (схема 1) в поперечном сечении колонны для аналитической оценки предельной сжимающей силы

Fig. 2 – Example of the neutral axis position (Scheme 1) in the column cross-section for the analytical evaluation of the ultimate compressive force

Ко второй группе относятся три частных (вырожденных) случая: схема 5, реализующаяся при $e_x = 0$, когда сжатая зона охватывает всё бетонное ядро, а на растяжение работает только сторона 4 стальной обоймы; схема 6, возникающая при $e_y = 0, e_x \neq 0$, при которой растягивается только сторона 1; и схема 7 – случай центрального сжатия ($e_x = e_y = 0$). Из полученных решений выбирается физически реализуемое значение F_{max} , обеспечивающее выполнение условий равновесия и геометрических ограничений. Блок-схема алгоритма аналитической оценки предельной нагрузки на рис. 3.

На следующем этапе, предназначенном для уточнения величины предельной нагрузки, расчёт выполняется по упрощённой конечно-элементной модели прямоугольных трубобетонных при внецентренном сжатии в двух плоскостях (рис. 4). Трёхмерная задача сводится к двумерной в плоскости поперечного сечения [22] с использованием гипотезы плоских сечений [1], согласно которой продольная деформация в произвольной точке с координатами (x, y) описывается выражением:

$$\varepsilon_z(x, y) = \varepsilon_z^0 + y\chi_1 + x\chi_2,$$

Связь между внутренними усилиями (продольной силой N , изгибающими моментами M_x, M_y) и обобщёнными деформациями $\varepsilon_0, \chi_1, \chi_2$ задаётся матричным соотношением:

$$\begin{Bmatrix} N \\ M_x \\ M_y \end{Bmatrix} = [D_1] \begin{Bmatrix} \varepsilon_z^0 \\ \chi_1 \\ \chi_2 \end{Bmatrix} - \begin{Bmatrix} N^* \\ M_x^* \\ M_y^* \end{Bmatrix}, \quad (1)$$

где

$$[D_1] = \begin{bmatrix} EA & ES_x & ES_y \\ ES_x & EI_x & EI_{xy} \\ ES_y & EI_{xy} & EI_y \end{bmatrix}$$

Аналитическая оценка предельной нагрузки F_{max}

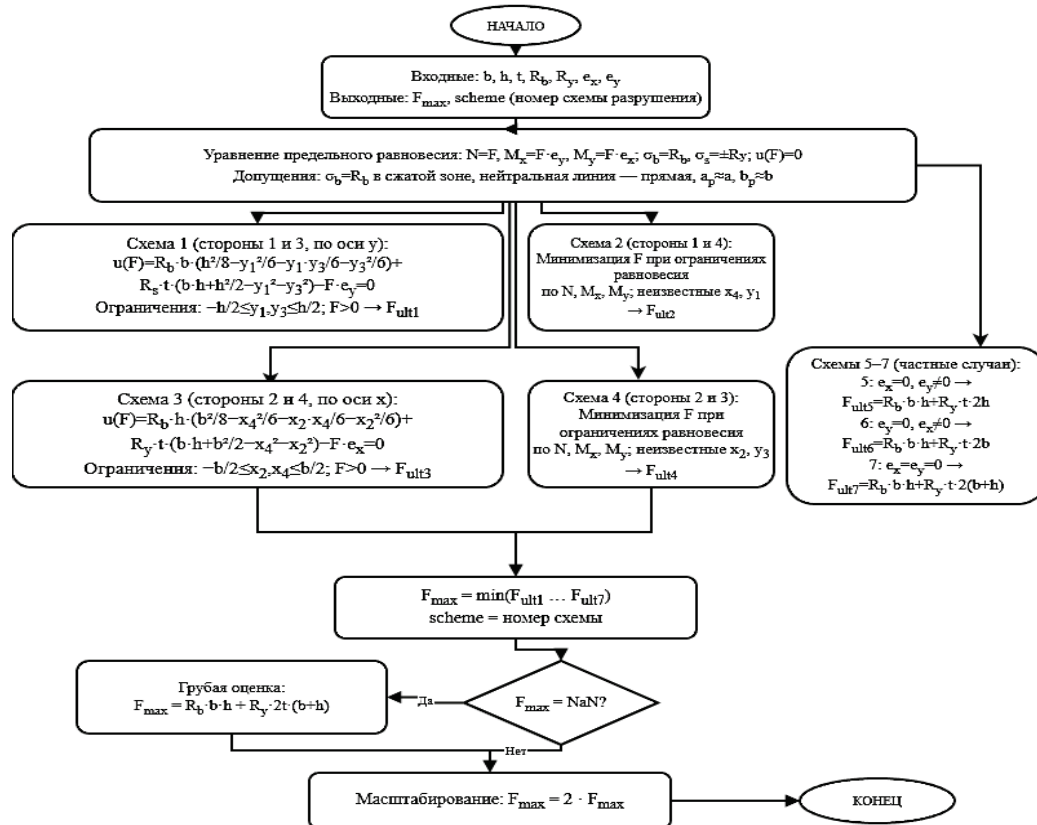


Рис. 3 – Блок-схема алгоритма аналитического метода определения предельной сжимающей силы в рамках гибридной модели расчёта несущей способности ТБК

Fig. 3 – Flowchart of the analytical algorithm for determining the ultimate compressive force within the hybrid model for predicting the load-bearing capacity of CFST columns

Здесь матрица жёсткости сечения $[D_1]$ включает обобщённые характеристики жёсткости приведённого (эквивалентного) сечения $EA, ES_x, ES_y, EI_x, EI_y, EI_{xy}$, а вектор $\{N^*, M_x^*, M_y^*\}^T$ учитывает дополнительные усилия от вынужденных (в том числе дилатационных) деформаций. Эти величины определяются интегрированием по площади бетонного ядра и по контуру стальной оболочки с использованием текущих касательных модулей упругости бетона и стальной оболочки, которые изменяются по мере развития нелинейности.

Напряжённо-деформированное состояние в поперечном сечении определяется решением двумерной конечно-элементной задачи: бетон моделируется прямоугольными конечными элементами, стальная оболочка - стержневыми элементами. После исключения продольного напряжения σ_z из уравнений упругости получается система, в которой напряжения выражаются через деформации. Итоговая система МКЭ имеет вид

$$[K]U = \{F\} + \{F^*\}, \quad (2)$$

где $[K]$ - глобальная матрица жёсткости, $\{U\}$ - вектор узловых перемещений в плоскости сечения, $\{F\}$ - вектор, зависящий от обобщённых деформаций, $\{F^*\}$ - вектор, зависящий от вынужденных деформаций.

По найденному вектору $\{U\}$ определяются поля напряжений и деформаций в бетоне и стали. В качестве модели материала для бетона нами используются уравнения деформационной теории пластичности бетона Г.А. Гениева [24]. Для стали принимается диаграмма «напряжения-деформации» идеального упругопластического материала с критерием текучести Губера-Мизеса-Генки. С целью учета физической нелинейности материала расчёт выполняется методом последовательного увеличения нагрузки от нуля до удвоенного значения предельной нагрузки $2F_{max}$, полученной аналитически на первом этапе гибридной модели, с шагом

$$\Delta F = \frac{2F_{\max}}{200}, \quad (3)$$

Коэффициент 2 введён для возможности учёта прироста несущей способности за счёт бокового обжатия бетона стальной обоймой. На первом шаге модули упругости материалов принимаются равными начальным значениям, а дилатационные деформации не учитываются. На каждом последующем шаге применяется итерационный процесс Ньютона–Рафсона: по текущим касательным модулям определяются матрица $[D_1]$ и вектор дополнительных усилий, после чего задаётся вектор приращения обобщённых усилий:

$$\{\Delta F\} = \{\Delta N, \Delta M_x, \Delta M_y\}^T + \{N^*, M_x^*, M_y^*\}^T, \quad (4)$$

Соответствующие приращения обобщённых деформаций определяются из выражения:

$$\{\Delta \varepsilon\} = [D_1]^{-1}\{\Delta F\}, \quad \{\Delta \varepsilon\} = \{\Delta \varepsilon_0, \Delta \chi_1, \Delta \chi_2\}^T, \quad (5)$$

Далее решается двумерная конечно-элементная задача, уточняются напряжения и пересчитываются касательные модули материалов. На основе обновлённого состояния формируется скорректированная матрица $[D'_1]$ и вычисляется невязка сил:

$$\delta F = \Delta F - [D'_1]\Delta \varepsilon, \quad (6)$$

характеризующая остаточный дисбаланс между заданным приращением усилий и внутренним откликом сечения. Вектор поправки обобщённых деформаций определяется как:

$$\{\delta \varepsilon\} = [D'_1]^{-1}\{\delta F\}, \quad (7)$$

после чего выполняется обновление решения:

$$\Delta \varepsilon := \Delta \varepsilon + \delta \varepsilon, \quad (8)$$

В качестве критерия сходимости используется условие относительного изменения вектора поправок либо достижение заданного числа итераций:

$$\frac{\|\delta \varepsilon^{(j)} - \delta \varepsilon^{(j-1)}\|}{\|\delta \varepsilon^{(j)}\|} \cdot 100 \quad (9)$$

После достижения сходимости обновляются накопленные значения $\varepsilon_z^0, \chi_1, \chi_2$ и расчёт переходит к следующему шагу нагружения. Предельная нагрузка фиксируется при достижении условия:

$$|\varepsilon_z^0| \geq 0.01, \quad (10)$$

что соответствует экспериментально обоснованному предельному состоянию с учётом статистического разброса [8].

Описанный выше алгоритм уточнения предельной сжимающей силы, блок-схема которого приведена на рис. 4, положен в основу формирования синтетического датасета для последующего обучения модели машинного обучения. Входными параметрами при этом служат геометрические и физико-механические характеристики колонны: высота прямоугольного сечения h , отношение ширины к высоте сечения b/h , отношение толщины стенки к высоте t/h , призматическая прочность бетона R_b , предел текучести стали R_y , а также относительные эксцентриситеты приложения продольной силы e_x/b и e_y/h . Для каждой комбинации параметров сначала выполняется аналитическая оценка F_{\max} и определяется схема разрушения, затем проводится нелинейный конечно-элементный расчёт, в результате которого получают уточнённое значение F_{ult} . Для исключения численных артефактов из датасета удаляются комбинации, для которых расхождение между F_{ult} и аналитической оценкой превышает 50%. В итоге формируется согласованный набор данных, охватывающий семь схем нагружения и основанный на комбинированном алгоритме, объединяющем обеспечивает одновременно вычислительную эффективность и физическую достоверность. Алгоритм создания датасета (табл. 1) реализован в среде MATLAB с использованием параллельных вычислений. Сформированный датасет был разделён на независимые подвыборки для обучения, валидации и тестирования модели. Сначала из исходного набора 20% наблюдений были выделены в тестовую выборку; оставшиеся 80 % использовались для обучения и валидации. Эта часть была дополнительно разделена в соотношении 75% к 25%,

в результате чего итоговые доли составили 60% - обучающая выборка, 20% - валидационная и 20% - тестовая от объёма исходного датасета. В качестве алгоритма машинного обучения выбран CatBoost, показавший в ряде исследований высокую точность прогнозирования несущей способности композитных конструкций [15–17].

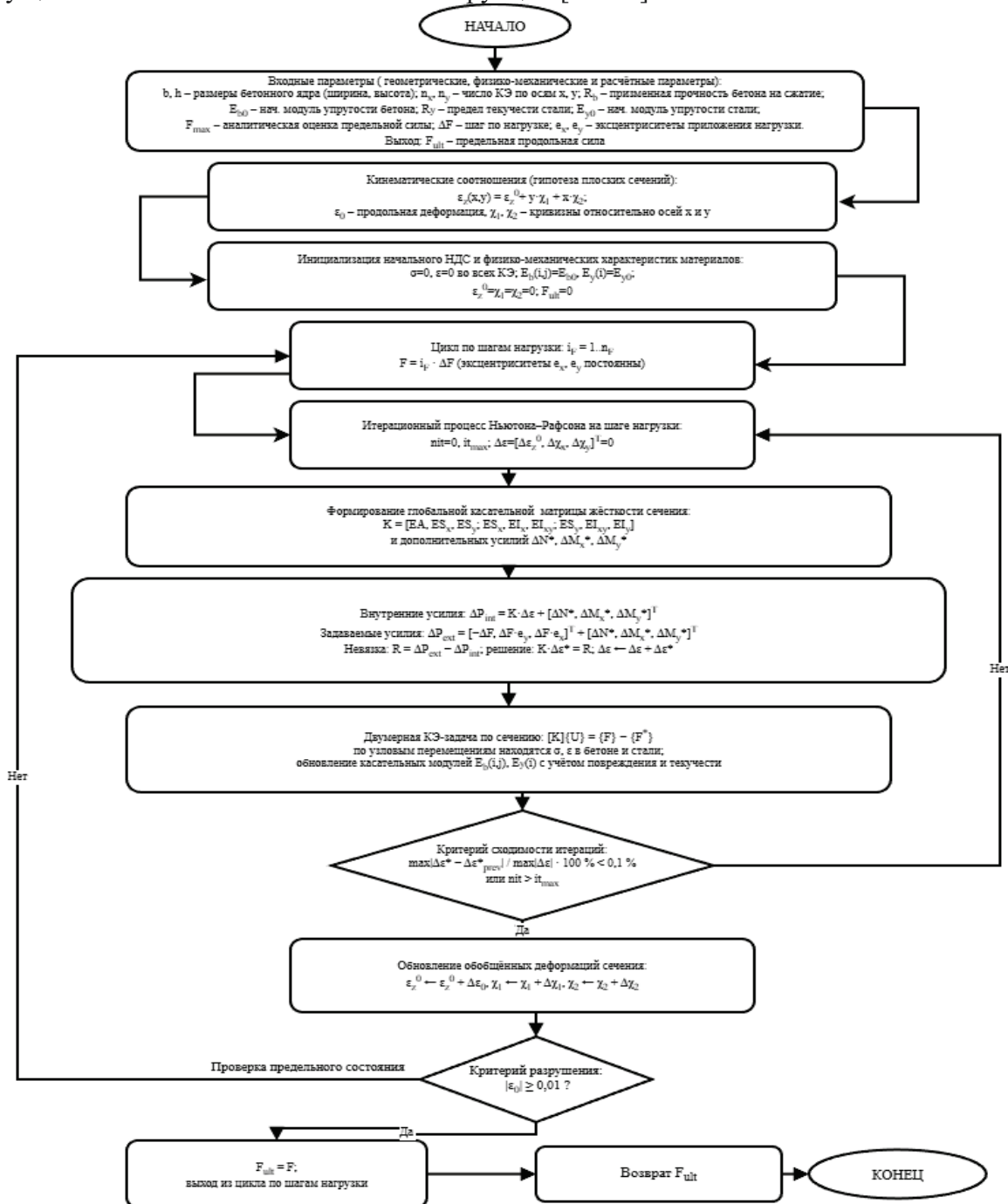


Рис. 4 – Блок-схема алгоритма уточнения предельной сжимающей силы МКЭ в рамках гибридной модели расчёта несущей способности ТБК

Fig. 4 – Flowchart of the algorithm for refining the ultimate compressive force within the framework of the hybrid model for calculating the load-bearing capacity of CFST columns

Алгоритм поддерживает эффективное кодирование категориальных признаков (Ordered Target Encoding) без предварительной ручной настройки, в отличие от XGBoost и LightGBM, требующих отдельного этапа кодирования (one-hot, порядковое и т.п.), и снижает риск таргет-утечки за счёт расчёта статистик по категориям в порядке, задаваемом обучающей выборкой. Встроенные механизмы регуляризации уменьшают склонность модели к переобучению, что существенно при последующей интеграции в конвейеры автоматического машинного обучения (AutoML).

Таблица 1. Фрагмент сгенерированного датасета для ТБК
Table 1. Fragment of the generated dataset for CFST columns

h	b/h	t/h	R_b	R_y	e_x/b	e_y/h	F_{ult}
100	0,4	0,015	10	230	0,5	0,5	47,36623
100	0,4	0,015	10	230	0,406	0,5	49,67724
100	0,4	0,015	10	230	0,5	0,406	51,17435
100	0,4	0,015	10	230	0,312	0,5	52,77702
100	0,4	0,015	10	334	0,312	0,5	53,44376
100	0,52	0,015	10	230	0,5	0,5	54,27666
100	0,4	0,015	10	230	0,218	0,5	55,57849
100	0,4	0,015	10	230	0,5	0,312	55,95671
100	0,4	0,015	10	230	0,406	0,406	56,71842
100	0,76	0,015	10	334	0,5	0,5	57,14
100	0,52	0,015	10	230	0,5	0,03	57,36042
...
500	1	0,085	21	750	0,03	0,03	57177,7
500	1	0,071	65	750	0,03	0,03	57569,33
500	0,88	0,085	65	750	0,03	0,03	57996,55
500	1	0,085	32	750	0,03	0,03	58776,4
500	0,88	0,085	54	750	0,03	0,03	58813,75
500	1	0,085	43	750	0,03	0,03	60323,06
500	1	0,085	54	750	0,03	0,03	62544,98
500	1	0,085	65	750	0,03	0,03	63260,35
500	1	0,085	21	750	0,218	0,124	63948,37
500	0,4	0,085	21	542	0,03	0,03	67667,53
500	1	0,085	65	750	0,124	0,124	71465,77

В качестве целевой переменной использовалась предельная сжимающая сила F_{ult} ; остальные параметры (геометрия, прочностные характеристики, эксцентриситеты) выступали предикторами. Реализация выполнена на языке Python (версия 3.9 и выше) с использованием библиотеки CatBoost. Проведено сравнение двух функций потерь: RMSE и RMSLE. Целевая переменная F_{ult} имеет широкий диапазон значений (от порядка 10^1 до 10^4 кН), поэтому применение RMSE, из-за квадратичного штрафа за ошибку, приводит к чрезмерному влиянию наблюдений с большими значениями на функцию потерь и к смещению модели в сторону минимизации ошибки именно для них в ущерб точности на основной массе данных. В связи с этим в качестве основной метрики и функции потерь при обучении принята RMSLE (Root Mean Square Logarithmic Error):

$$RMSLE(y^{\text{true}}, y^{\text{pred}}) = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\ln(1 + y_i^{\text{pred}}) - \ln(1 + y_i^{\text{true}}))^2}, \quad (11)$$

где y_i^{true} - истинное значение целевой переменной для i -го наблюдения, y_i^{pred} - предсказанное моделью значение, N - число наблюдений. Логарифмическое преобразование шкалы снижает влияние выбросов и обеспечивает более сбалансированный вклад ошибок для наблюдений разного масштаба, что повышает устойчивость обучения при сильном разбросе целевой переменной.

Обсуждение результатов. На рис. 5 представлено сравнение фактических и прогнозируемых значений предельной продольной силы F_{ult} для тестовой выборки, полученных с использованием разработанной модели машинного обучения.

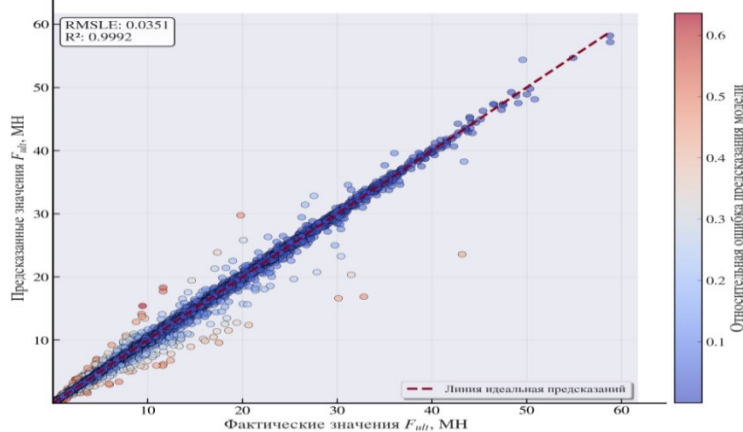


Рис. 5 – Точность прогнозирования несущей способности ТБК
Fig. 5 – Prediction accuracy of CFST column load-bearing capacity

Диаграмма рассеяния демонстрирует высокую степень согласованности между расчётными (фактическими) и предсказанными значениями: большинство точек сосредоточено вблизи идеальной линии $y = x$, что свидетельствует о хорошей аппроксимирующей способности модели на независимых данных. Количественная оценка точности подтверждается высокими значениями метрик качества: коэффициент детерминации $R^2 = 0,9992$ указывает на практически полное объяснение дисперсии целевой переменной, а среднеквадратичная логарифмическая ошибка $RMSLE = 0,0351$ свидетельствует о низком уровне относительной ошибки прогнозирования.

Цветовая шкала, отражающая отношение прогнозируемого значения к фактическому, позволяет визуально оценить распределение погрешностей по диапазону нагрузок. Наибольшие отклонения наблюдаются преимущественно в области малых и средних значений нагрузки, тогда как при увеличении F_{ult} рассеяние уменьшается, что указывает на стабильность модели в зоне высоких нагрузок. Вместе с тем для отдельных наблюдений фиксируется повышенный разброс ошибок, достигающий 50–60%. Данный разброс, вероятно, обусловлен присутствием в синтетическом датасете аномальных записей. При его формировании использовался фиксированный деформационный критерий прекращения расчета ($|\varepsilon_z^0| \geq 0,01$) без дополнительного анализа диаграмм «нагрузка–деформация», что могло привести к включению в выборку численных артефактов и физически малореалистичных сочетаний параметров. Несмотря на это, общая точность и обобщающая способность разработанной прогностической модели остаются на высоком уровне, что подтверждает её применимость для оценки несущей способности трубобетонных колонн.

Дополнительное понимание поведения модели получено на основе анализа важности признаков с использованием метода SHAP (SHapley Additive exPlanations), результаты которого представлены на рис. 6.

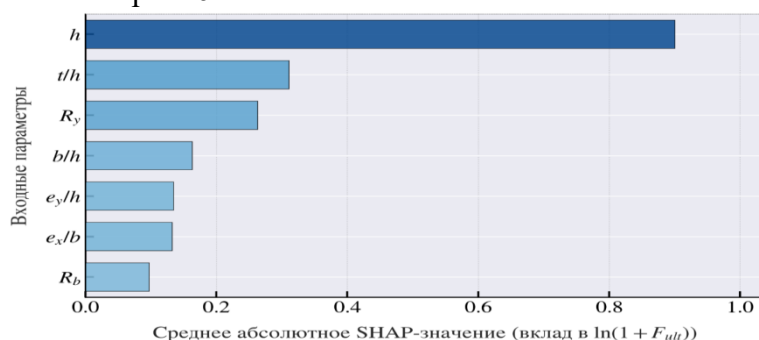


Рис. 6 – Важность признаков с использованием метода SHAP

Fig. 6 – Feature importance based on the SHAP method

В отличие от эвристических метрик важности, SHAP-анализ опирается на теорию кооперативных игр Шепли, что обеспечивает свойства согласованности и точности при распределении вклада между признаками. Расчёт SHAP-значений выполнен на репрезентативной подвыборке объёмом 1000 наблюдений: согласно двухвыборочному тесту Колмогорова–Смирнова. Распределения признаков в данной подвыборке статистически значимо не отличаются от распределений в полном датасете ($p > 0,05$).

Согласно полученным результатам, наибольший вклад в прогноз вносит высота сечения h , существенно превосходя по значимости все остальные параметры. Это полностью согласуется с механической природой задачи: несущая способность внецентренно сжатого элемента определяется изгибной жёсткостью сечения, которая для прямоугольного профиля пропорциональна кубу высоты ($I \propto h^3$).

Следующими по значимости являются относительная толщина стенки t/h и предел текучести стали R_y , отражающие вклад несущей способности стальной оболочки. Параметры b/h , а также относительные эксцентриситеты e_x/a и e_y/b характеризуются умеренным влиянием, что соответствует их роли в формировании напряжённо-деформированного состояния при внецентренном сжатии. Наименьшее значение среднего SHAP-вклада

зафиксировано для призмной прочности бетона R_b , что свидетельствует о сравнительно меньшей чувствительности модели к изменению прочностных характеристик бетонного ядра в рассматриваемом диапазоне параметров. Полученные результаты подтверждают физическую согласованность разработанной модели, поскольку наиболее значимыми оказываются геометрические характеристики сечения и параметры стальной оболочки, определяющие несущую способность трубобетонного элемента.

Анализ ошибки модели (RMSLE) по диапазонам целевой переменной F_{ult} выявил неоднородность качества прогноза (рис. 7). На большей части диапазона средняя ошибка меняется относительно плавно; в области максимальных значений F_{ult} наблюдается заметный рост ошибки. В этот участок попадают в том числе артефактные записи синтетического датасета, для которых комбинации параметров не соответствуют физически реализуемым условиям и приводят к завышенным значениям F_{ult} . Обучение на таких противоречивых примерах ухудшает аппроксимацию в данной области и объясняет локальный всплеск ошибки.

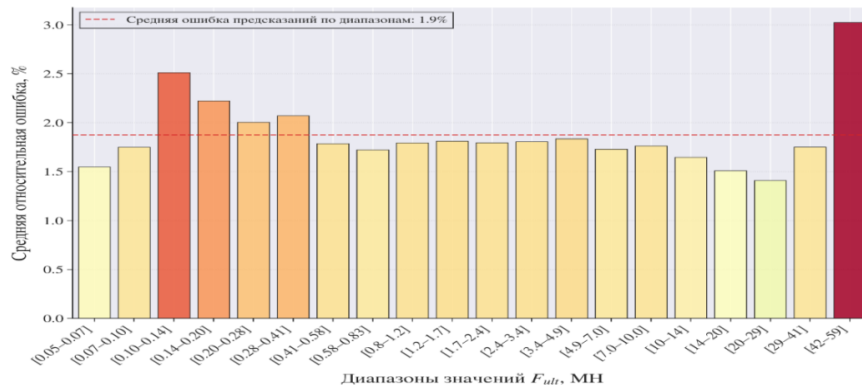


Рис. 7 – Средняя ошибка предсказаний по диапазонам значений целевой переменной F_{ult}

Fig. 7 – Average prediction error across ranges of the target variable F_{ult}

В процессе обучения модели проанализирована эволюция значения функции потерь RMSLE в зависимости от номера итерации алгоритма. Полученные кривые (рис. 8) отражают динамику изменения ошибки на обучающей и валидационной выборках и позволяют оценить сходимость алгоритма и его обобщающую способность. На начальном этапе наблюдается интенсивное снижение значения функции потерь, что свидетельствует о быстром выявлении моделью основных зависимостей между входными параметрами и целевой переменной. По мере увеличения числа итераций темп уменьшения ошибки снижается, и после приблизительно 80–100 итераций кривые выходят на стационарный участок, стабилизируясь на практически постоянном уровне. Близость траекторий для обучающей и валидационной выборок указывает на отсутствие выраженного переобучения и подтверждает устойчивость модели при прогнозировании. В целом характер кривых свидетельствует о корректной настройке гиперпараметров алгоритма и надёжной сходимости процесса обучения.

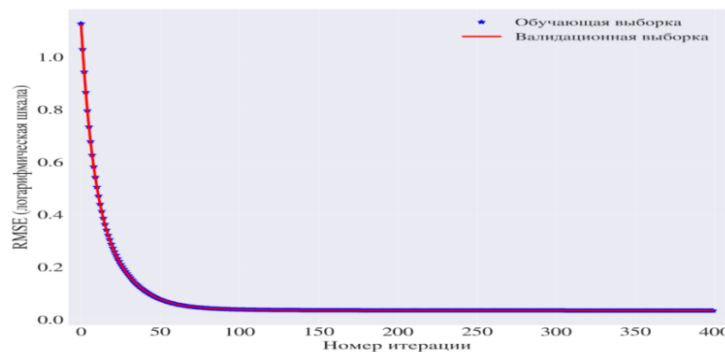


Рис. 8 – Динамика изменения значения функции потерь RMSLE в процессе обучения модели

Fig. 8 – Convergence of the RMSLE loss function for the training and validation datasets during model training

Вывод. Проведённое исследование подтвердило эффективность разработанной гибридной методологии прогнозирования несущей способности внецентренно сжатых прямоугольных трубобетонных колонн, основанной на интеграции аналитических зависимостей, нелинейного конечно-элементного моделирования и алгоритмов машинного обучения. Трёхэтапная структура подхода позволяет сочетать физическую интерпретируемость механических моделей, детализированность численного анализа и предсказательную мощь алгоритмов искусственного интеллекта.

Ключевым результатом работы является разработка алгоритма генерации синтетического датасета, обеспечившего создание репрезентативной и физически достоверной обучающей выборки. Особое внимание уделялось фильтрации данных для исключения численных артефактов и физически нереалистичных сочетаний параметров. Сформированный датасет охватывает широкий диапазон геометрических и прочностных характеристик колонн, семь схем разрушения поперечного сечения, характерных для двухосного внецентренного сжатия, и обеспечивает применимость модели для различных проектных ситуаций и комбинаций параметров.

Построенная на базе CatBoost регрессионная модель показала высокую точность прогнозирования ($RMSLE = 0,0351$, $R^2 = 0,9992$) и устойчивость к вариациям параметров. Анализ кривых RMSLE продемонстрировал корректную сходимость алгоритма и отсутствие переобучения, а SHAP-анализ подтвердил физическую осмысленность прогнозов, выделив доминирующее влияние высоты сечения h , относительной толщины стенки t/h и предела текучести стали R_y . Локальное увеличение ошибки в области максимальных значений F_{ult} связано с единичными артефактами синтетического датасета и особенностями деформационного критерия, что указывает на перспективность дальнейшего совершенствования качества данных.

Предложенная методология обеспечивает быстрый многовариантный анализ и предварительную оптимизацию сечений трубобетонных колонн с существенно меньшими вычислительными затратами по сравнению с прямым КЭ-расчётом, сохраняя интерпретируемость и физическую обоснованность прогнозов. Перспективными направлениями развития являются расширение параметрического диапазона, учёт различных схем нагружения и эксплуатационных воздействий, а также интеграция метода в системы автоматизированного проектирования и цифровые двойники строительных объектов для оперативной оценки несущей способности на всех этапах жизненного цикла.

Библиографический список:

1. Акаев А.И., Магомедов М.Г., Пайзулаев М.М. Перспективы строительства сейсмостойких зданий из трубчатых железобетонных конструкций // Вестник Дагестанского государственного технического университета. Технические науки. 2017. -Т. 44,-№ 1. -С. 138–149.
2. Varma A.H. и др. Seismic behavior and modeling of high-strength composite concrete-filled steel tube (CFT) beam-columns // J. Constr. Steel Res. Elsevier, 2002. Т. 58, № 5–8. С. 725–758.
3. George C., Selvan S.S. State of Art—Light Gauge Steel Hollow and in-Filled Columns and Beams under Elevated Temperature // Iranian Journal of Science and Technology - Transactions of Civil Engineering. Springer Science and Business Media Deutschland GmbH, 2023. Т. 47, № 3. С. 1265–1276.
4. Kikin A.I., Sanjarovskii R.S., Trull V.A. Конструкции из стальных труб, заполненных бетоном. Стройиздат / пер. Kikin. Москва: Стройиздат, 1974. Т. 146. 1–146 с.
5. Кришан А.Л., Кришан М.А., Сабиров Р.Р. Перспективы применения трубобетонных колонн на строительных объектах России // Вестник Магнитогорского государственного технического университета им. Г.И. Носова. Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего ..., 2014. № 1 (45). С. 137–140.
6. Ma Y. Experimental, numerical study and design of concrete-encased concrete-filled steel tube columns and beam-column joints. 2022.
7. Storozhenko L.I. , Plakhotnyĭ P.I. , Chernyĭ A.I. . Расчет трубобетонных конструкций. «Будивэльнык», 1991. 119 с.
8. Krishan A.L., Astafeva M.A., Chernyshova E.P. Numerical and Experimental Investigation of Axially Loaded Columns with Spiral Reinforcement // Materials Science Forum. Trans Tech Publications Ltd, 2023. Т. 1087. С. 163–168.

9. Goode C.D. Composite columns-1819 tests on concrete-filled steel tube columns compared with Eurocode 4 // *The Structural Engineer*. 2008. Т. 86, № 16. С. 33–38.
10. GitHub - denavit/Composite-Column-Database: A database of experiments on steel-concrete composite columns [Электронный ресурс]. URL: <https://github.com/denavit/Composite-Column-Database> (дата обращения: 08.07.2025).
11. Saffari H., Davoodi R., Soleymani A. Analyzing elastoplastic behavior and residual strength ratios in steel tubular braces under compression: a numerical investigation // *Innovative Infrastructure Solutions*. Springer Science and Business Media Deutschland GmbH, 2024. Т. 9, № 9.
12. Isleem H.F. и др. Nonlinear finite element and analytical modelling of reinforced concrete filled steel tube columns under axial compression loading // *Results in Engineering*. Elsevier, 2023. Т. 19. С. 101341.
13. Zarringol M., Thai H.-T., Naser M.Z. Application of machine learning models for designing CFCFST columns // *J. Constr. Steel Res.* Elsevier, 2021. Т. 185. С. 106856.
14. Faridmehr I., Nehdi M.L. Predicting axial load capacity of CFST columns using machine learning // *Structural Concrete*. John Wiley and Sons Inc, 2022. Т. 23, № 3. С. 1642–1658.
15. Lee S. и др. Compressive Strength Prediction of CFST Columns Using Machine Learning Methods // *Journal of Korean Society of Steel Construction*. 2022. Т. 34, № 2.
16. Кондратьева Т.Н., Чепурненко А.С. Применение искусственного интеллекта к прогнозированию прочности трубобетонных колонн. *Современные тенденции в строительстве, градостроительстве и планировке территорий*. 2024;3(3):40-48. <https://doi.org/10.23947/2949-1835-2024-3-3-40-48>.
17. Кондратьева Т.Н., Чепурненко А.С. Прогнозирование несущей способности трубобетонных колонн квадратного сечения при помощи методов машинного обучения. *Современные тенденции в строительстве, градостроительстве и планировке территорий*. 2025;4(4):44-52. <https://doi.org/10.23947/2949-1835-2025-4-4-44-52>.
18. Hou C., Zhou X. Eccentric compression capacity prediction of rectangular CFST columns based on machine learning // *Jianzhu Jiegou Xuebao/Journal of Building Structures*. 2022. Т. 43.
19. Megahed K., Mahmoud N.S., Abd-Rabou S.E.M. Application of machine learning models in the capacity prediction of RCFST columns // *Sci. Rep. Nature Publishing Group UK London*, 2023. Т. 13, № 1. С. 24.
20. Liu D. Behaviour of eccentrically loaded high-strength rectangular concrete-filled steel tubular columns // *J. Constr. Steel Res.* Elsevier, 2006. Т. 62, № 8. С. 839–846.
21. Al-Zgul S., Tyurina V., Chepurnenko A. A Simplified Method for Determining the Bearing Capacity of Eccentrically Compressed Rectangular CFST Columns with Eccentricities in Two Planes // *The Open Construction & Building Technology Journal*. Bentham Science Publishers Ltd., 2025. Т. 19, № 1.
22. Chepurnenko A. и др. Simplified finite element model for rectangular CFST columns strength calculation under eccentric compression // *Magazine of Civil Engineering*. St. Petersburg Polytechnic University of Peter the Great, 2025. Т. 134, № 2. С. 13406–13406.
23. Кришан А.Л., Зайкин А.И., Мельничук А.С. Расчет прочности трубобетонных колонн // *Строительная механика инженерных конструкций и сооружений*. 2010. Т. 1. С. 20–25.
24. Litvinov S.V. и др. Study of the concordance between various concrete deformation models and experimental data for uniaxial compression cases // *Construction Materials and Products*. Belgorod V.G. Shukhov State Technology University, 2024. Т. 7, № 5.

References:

1. Akaev A.I., Magomedov M.G., Payzulaev M.M. Prospects of establishing earthquake resistant buildings from tube concrete constructions. *Herald of Daghestan State Technical University. Technical Sciences*. 2017;44(1):138–149.
2. Varma A.H. i dr. Seismic behavior and modeling of high-strength composite concrete-filled steel tube (CFT) beam–columns. *J. Constr. Steel Res.* 2002;58(5–8):725–758.
3. George C., Selvan S.S. State of Art—Light Gauge Steel Hollow and in-Filled Columns and Beams under Elevated Temperature. *Iranian Journal of Science and Technology - Transactions of Civil Engineering*. 2023;47(3):1265–1276.
4. Kikin A.I., Sanjarovskii R.S., Trull V.A. Konstruktsii iz stal'nykh trub, zapolnennykh betonom [Structures made of steel tubes filled with concrete] / per. Kikin. Moskva: Stroyizdat, 1974;146:46.
5. Krishan A.L., Krishan M.A., Sabirov R.R. Perspektivy primeneniya trubobetonykh kolonn na stroitel'nykh ob'yektakh Rossii [Prospects for the application of concrete-filled steel tube columns at construction sites in Russia]. *Vestnik Magnitogorskogo gosudarstvennogo tekhnicheskogo universiteta im. G.I. Nosova*. 2014;1(45):137–140.
6. Ma Y. Experimental, numerical study and design of concrete-encased concrete-filled steel tube columns and beam-column joints. 2022.
7. Storozhenko L.I., Plakhotnyi P.I., Chernyi A.I. Raschet trubobetonykh konstruksiy [Design of concrete-filled steel tube structures]. «Budivel'nyk», 1991;119.
8. Krishan A.L., Astafeva M.A., Chernyshova E.P. Numerical and Experimental Investigation of Axially Loaded Columns with Spiral Reinforcement. *Materials Science Forum*. 2023;1087:163–168.

9. Goode C.D. Composite columns-1819 tests on concrete-filled steel tube columns compared with Eurocode 4. *The Structural Engineer*. 2008;86(6):33–38.
10. GitHub - denavit/Composite-Column-Database: A database of experiments on steel-concrete composite columns [Elektronnyy resurs]. URL: <https://github.com/denavit/Composite-Column-Database> (data obrashcheniya: 08.07.2025).
11. Saffari H., Davoodi R., Soleymani A. Analyzing elastoplastic behavior and residual strength ratios in steel tubular braces under compression: a numerical investigation. *Innovative Infrastructure Solutions*. 2024;9:9.
12. Isleem H.F. i dr. Nonlinear finite element and analytical modelling of reinforced concrete filled steel tube columns under axial compression loading. *Results in Engineering*. 2023;19:101341.
13. Zarringol M., Thai H.-T., Naser M.Z. Application of machine learning models for designing CFCFST columns. *J. Constr. Steel Res*. 2021;185:106856.
14. Faridmehr I., Nehdi M.L. Predicting axial load capacity of CFST columns using machine learning. *Structural Concrete*. 2022;23(3):1642–1658.
15. Lee S. i dr. Compressive Strength Prediction of CFST Columns Using Machine Learning Methods. *Journal of Korean Society of Steel Construction*. 2022;34:2.
16. Kondratieva T.N., Chepurnenko A.S. Prediction of the Strength of the Concrete-Filled Tubular Steel Columns Using the Artificial Intelligence. *Modern Trends in Construction, Urban and Territorial Planning*. 2024;3(3):40-48. (In Russ) <https://doi.org/10.23947/2949-1835-2024-3-3-40-48>.
17. Kondratieva T.N., Chepurnenko A.S. Predicting the Load-Bearing Capacity of Square-Section Pipe-Concrete Columns Using Machine Learning Methods. *Modern Trends in Construction, Urban and Territorial Planning*. 2025;4(4):44-52. <https://doi.org/10.23947/2949-1835-2025-4-4-44-52>.
18. Hou C., Zhou X. Eccentric compression capacity prediction of rectangular CFST columns based on machine learning. *Jianzhu Jiegou Xuebao/Journal of Building Structures*. 2022;43.
19. Megahed K., Mahmoud N.S., Abd-Rabou S.E.M. Application of machine learning models in the capacity prediction of RCFST columns. *Sci. Rep*. 2023;13(1): 24.
20. Liu D. Behaviour of eccentrically loaded high-strength rectangular concrete-filled steel tubular columns. *J. Constr. Steel Res*. 2006;62(8): 839–846.
21. Al-Zgul S., Tyurina V., Chepurnenko A. A Simplified Method for Determining the Bearing Capacity of Eccentrically Compressed Rectangular CFST Columns with Eccentricities in Two Planes. *The Open Construction & Building Technology Journal*. 2025;19(1).
22. Chepurnenko A. i dr. Simplified finite element model for rectangular CFST columns strength calculation under eccentric compression. *Magazine of Civil Engineering*. 2025;134(2):13406–13406.
23. Krishan A.L., Zaikin A.I., Mel'nichuk A.S. Raschet prochnosti trubobetonnykh kolonn [Calculation of the strength of concrete-filled steel tube columns] *Stroitel'naya mekhanika inzhenernykh konstruksiy i sooruzheniy*. 2010;1:20–25.
24. Litvinov S.V. i dr. Study of the concordance between various concrete deformation models and experimental data for uniaxial compression cases. *Construction Materials and Products*. 2024;7(5).

Сведения об авторах:

Аль-Згуль Самир Хусейнович, аспирант кафедры «Строительная механика и теория сооружений»; alzgulsamirfx@gmail.com; 0000-0001-6182-786X.

Кондратьева Татьяна Николаевна, кандидат технических наук, доцент кафедры «Математика и информатика»; ktn618@yandex.ru; ORCID: 0000-0002-3518-8942

Языев Батыр Меретович, доктор технических наук, профессор кафедры «Строительная механика и теория сооружений»; ps62@mail.ru; ORCID: 0000-0002-5205-1446.

Чепурненко Антон Сергеевич, доктор технических наук, профессор кафедры «Строительная механика и теория сооружений»; anton_chepurnenk@mail.ru; ORCID: 0000-0002-9133-8546.

Information about authors:

Samir Kh. Al-Zgul, Postgraduate Student of the Department of Structural Mechanics and Theory of Structures; alzgulsamirfx@gmail.com; ORCID: 0000-0001-6182-786X.

Tatiana N. Kondratieva, Cand. Sci. (Eng.), Assoc. Prof., Department of Mathematics and Computer Science; ktn618@yandex.ru; ORCID: 0000-0002-3518-8942.

Batyr M. Yazyev, Dr. Sci. (Eng.), Prof., Department of Structural Mechanics and Theory of Structures; ps62@yandex.ru; ORCID: 0000-0002-5205-1446.

Anton S. Chepurnenko, Dr. Sci. (Eng.), Prof., Department of Structural Mechanics and Theory of Structures; anton_chepurnenk@mail.ru; ORCID: 0000-0002-9133-8546.

Конфликт интересов/Conflict of interest.

Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов/The authors declare no conflict of interest.

Поступила в редакцию/Received 13.11.2025.

Одобрена после рецензирования/Reviced 10.12.2025.

Принята в печать/Accepted for publication 25.01.2026.