

А.Н. НИКОЛЮКИН¹, В.М. АНТОНОВ¹, П.В. МОНАСТЫРЕВ¹, В.А. ЛИСОВСКИЙ¹¹Тамбовский государственный технический университет, Тамбов, Российская Федерация**ИНТЕГРАЦИЯ НЕЙРОСЕТЕВЫХ И НЕЧЁТКИХ РЕГУЛЯТОРОВ (ANFIS/ML) ПРИ РЕШЕНИИ ОБРАТНОЙ ЗАДАЧИ ПОДБОРА ЭФФЕКТИВНЫХ РАЗМЕРОВ СВАЙ ПРИ ЗАДАННОЙ НЕСУЩЕЙ СПОСОБНОСТИ**

Аннотация. Статья посвящена задаче подбора геометрических параметров забивной сваи — длины L и размера поперечного сечения s — по заданной несущей способности $F_{d,req}$. Предложена постановка, прямо согласованная с требованиями СП 24.13330.2021, включая учёт глубины заложения ростверка и локальных ограничений технологии. Разработан инженерный алгоритм на базе дискретного монотонного поиска по длине L с шагом ΔL и ранжированием альтернативных сечений s , при котором условие $F_d(L, s) \geq F_{d,req}$ достигается с контролируемым целевым запасом η . Для выбора рационального решения использованы многоцелевые критерии (стоимость/технологичность) и регламентирована трассируемость промежуточных проверок, что облегчает анализ расчётов. Показано, что алгоритм поддерживает анализ инженерно-геологических данных (физические характеристики грунтов, варьирование η , чувствительность к ΔL), а также допускает дальнейшее ускорение посредством ML-суррогатов или байесовских процедур робастной оптимизации. Представленная методика ориентирована на внедрение в проектную практику и обеспечивает воспроизводимый, экономически обоснованный подбор L и s «от требуемой несущей способности к решению». Развёрнутый анализ сходимости, чувствительности и сравнительные испытания с альтернативными процедурами будут представлены в последующей публикации.

Ключевые слова: свайный фундамент; обратная задача; несущая способность; дискретный монотонный поиск.

NIKOLYUKIN¹, V.M. ANTONOV¹, P.V. MONASTYREV¹, V.A. LISOVSKIY¹¹Tambov State Technical University, Tambov, Russian Federation**INTEGRATION OF NEURAL NETWORK AND FUZZY CONTROLLERS (ANFIS/ML) FOR SOLVING THE INVERSE PROBLEM OF SELECTING EFFECTIVE PILE DIMENSIONS FOR A GIVEN BEARING CAPACITY**

Abstract. The article addresses the problem of selecting geometric parameters for a driven pile foundation — length L and cross-section size s — given a required bearing capacity $F_{d,req}$. A formulation is proposed that directly aligns with SP 24.13330.2021 requirements, including consideration of raft depth and local technological constraints. An engineering algorithm based on discrete monotonic search over length L with step ΔL , combined with ranking alternative sections s , has been developed to ensure that the condition $F_d(L, s) \geq F_{d,req}$ is achieved with controlled target margin η . Rational solutions are selected using multi-objective criteria (cost/technology compliance), while intermediate verifications are traceable, facilitating calculation analysis. It is demonstrated that the algorithm supports the analysis of geotechnical data (soil parameters, variations in η , sensitivity to ΔL), as well as allows further acceleration through ML surrogates or Bayesian robust optimization procedures. The presented methodology is aimed at implementation into design practice and ensures reproducible, economically justified selection of L and s from “required bearing capacity to solution.” Detailed convergence analysis, sensitivity studies, and comparative tests with alternative procedures will be provided in subsequent publications.

Keywords: pile foundation; inverse problem; bearing capacity; discrete monotonic search.

1. Введение

При проектировании свайных фундаментов одной из ключевых задач является подбор геометрических параметров сваи – прежде всего длины L и поперечного сечения – чтобы обеспечить требуемую несущую способность по грунту с необходимым запасом надежности. Традиционные подходы основываются на нормативных методиках аналитического расчёта несущей способности (например, по СНиП/СП) либо на прямых полевых испытаниях свай статической или динамической нагрузкой. Однако прямая расчётная задача (определение F_d для заданных L и сечения) обычно решается итеративно “вручную”. В условиях неопределённости свойств грунтов такой подбор осложняется: геологические параметры (физические и прочностные характеристики грунтов) переменны и неточно определены, что вынуждает вводить коэффициенты надежности и приводит к консервативным, не всегда оптимальным решениям.

Одним из современных направлений, получивших развитие в геотехнике, является применение методов искусственного интеллекта для прогнозирования несущей способности свай [1-18]. В частности, адаптивные нейро-нечёткие системы (ANFIS) и другие алгоритмы машинного обучения уже демонстрируют высокую точность при оценке несущей способности по данным изысканий [1-6]. Преимущество таких подходов – способность обрабатывать неопределённые, разнородные данные и выявлять скрытые нелинейные зависимости, что актуально при сложных грунтовых условиях. Настоящая работа посвящена интеграции ANFIS-моделей в процедуру обратного расчёта свайного фундамента – то есть определения необходимых L и сечения сваи по заданной расчетной нагрузке – с учётом неопределённостей геологии. В статье последовательно рассмотрены: постановка задачи подбора размеров свай, используемая теоретическая модель расчёта несущей способности сваи, формализация ограничения и целевой функции, архитектура и обучающие данные нейросетевого модуля (ANFIS), схема интеграции ANFIS в итерационный подбор параметров сваи, а также анализ применимости и ограничений предлагаемого подхода.

2. Модели и методы

Аналитический метод расчёта несущей способности сваи трения

Расчёт несущей способности свай в российской нормативной базе регламентируется актуализированным СП 24.13330.2021 «Свайные фундаменты» (обновленная редакция СНиП 2.02.03-85) [2]. Согласно СП, расчет выполняют по двум группам предельных состояний: по прочности материала сваи и по несущей способности основания. Настоящая работа фокусируется на расчёте несущей способности забивной сваи по грунту. В СП 24.13330.2021 приведён метод, основанный на аддитивной модели: суммировании сопротивления грунта под нижним концом сваи и по её боковой поверхности (Рисунок1). Такой метод восходит к классическим работам в геотехнике, а также аналогичен по идеологии зарубежным стандартам (например, метод α и β для адгезии и трения свай в API, метод Томлинсона, Р. Л. Нордлунда и т. п.).

Нормативный расчёт требует знания геологических условий на площадке (последовательность слоёв с их характеристиками и толщинами), геометрии сваи и условий погружения (рис.1). На основании этих данных по таблицам 7.2 и 7.3 СП определяются R и f_i . Далее вычисляется несущая способность F_d с учётом коэффициентов условий работы. Несмотря на кажущуюся простоту, данный процесс может быть трудоёмким при наличии многих слоёв или при параметрических исследованиях (например, оптимизация длины сваи при меняющейся нагрузке). Требуется многократное обращение к таблицам, интерполяция значений для конкретных глубин и показателей текучести I_L (в таблицах даны дискретные значения $I_L = 0-0,6$ для сопротивления под нижним концом и $I_L = 0,2 - 1$ на боковой поверхности). Именно поэтому представляет интерес автоматизация этого расчёта с помощью математической модели, способной на основе входных параметров (физических

характеристик слоёв, геометрии сваи) выдавать результат F_d напрямую. В следующем разделе рассмотрим выбор таких входных параметров и обоснование их влияния.

На **рисунке 1** приведена типовая схема работы сваи в многослойном грунтовом основании.

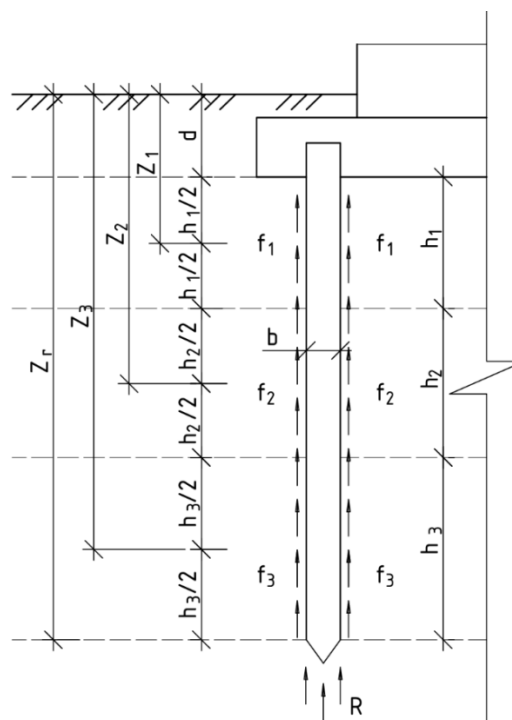


Рисунок 1 – Расчётная схема забивной сваи трения в многослойном грунтовом основании и основные геометрические параметры

Применение нейросетей для расчёта фундаментов.

Методы искусственного интеллекта всё шире используются для прогнозирования различных характеристик грунтов и расчетов фундаментов [3,1]. В частности, в исследованиях продемонстрирована успешность искусственных нейронных сетей (ИНС, англ. ANN) в задаче оценки несущей способности свай. Например, в работе Li S. (2025) разработана модель на основе обратного распространения ошибки (ВР-нейронная сеть) с оптимизацией гиперпараметров алгоритмами роя и эволюции, которая достигла очень высокой точности ($R^2 > 0.99$) при прогнозировании предельной несущей способности забивных свай [1]. Аналогично, другие авторы применяли глубокие нейронные сети и ансамблевые методы: так, в [1] упоминается подход Armaghani et al., где используется адаптивная нейро-нечёткая система (ANFIS) в сочетании с методом группового учёта данных (GMDH) и оптимизацией с помощью алгоритма эмпирической конкуренции для оценки несущей способности свай; Yong et al применил три алгоритма мягких вычислений (включая ANFIS и генетическое программирование) для прогноза несущей способности, а Alzabeebee et al. разработала модель на основе эволюционной полиномиальной регрессии для расчёта бокового трения на поверхности свай[1]. Данные исследования свидетельствуют, что нейросети и гибридные ИИ-модели способны моделировать сложные нелинейные зависимости между геотехническими параметрами и несущей способностью свай с точностью, достаточной для инженерных целей (ошибка прогнозов зачастую не превышает 5–10%). Более того, применяются современные методы для повышения надёжности и интерпретируемости таких моделей – например, анализ чувствительности входов с помощью методов SHAP (как в работе Li S. [1]), позволяющих выявить вклад каждого фактора (характеристик грунта, длины, диаметра сваи и т. д.) в итоговый прогноз несущей способности. Данные средства частично устраняют главный недостаток нейросетей

– их «чёрный ящик» – и делают возможным внедрение ИНС в практику проектирования, где важна объяснимость результатов для экспертизы и обоснования принятых решений.

Нечёткая логика и ANFIS в задачах геотехники.

Отдельное направление связано с использованием аппарата нечётких множеств и логического вывода Н. Mamdani или М. Sugeno. В геотехнике нечёткая логика применялась, например, для оценки условий «устойчивости оснований» по лингвистическим шкалам (классический пример – классификация состояния склонов как «устойчивый», «условно устойчивый», «неустойчивый» с использованием нечётких правил). В контексте свайных фундаментов интерес представляют адаптивные нейро-нечёткие системы (ANFIS), совмещающие нейросетевое обучение с нечёткой логикой. ANFIS по сути является архитектурой с пятью слоями нейронов, реализующей нечёткую систему типа М. Sugeno первого порядка [4]. Первый слой выполняет фазификацию входов (задаёт степени принадлежности значений входных параметров к нечётким термам через функции принадлежности, которые часто выбирают в виде гауссовых или колоколообразных); второй слой генерирует активность каждого правила (по одной нечёткой предпосылке от каждого входа на правило, например rule j : «Если I_L – низкий и L – большой, то F_d – ...»); третий слой нормирует эти степени активности правил; четвёртый – вычисляет вклад правила в выход (линейная функция от входов по методике М. Sugeno, например $F_{d,j} = a_j I_L + b_j L + c_j$ для правила j); наконец, пятый слой суммирует вклады всех правил, получая итоговый выход [4]. Параметры функций принадлежности и линейных зависимостей в правилах настраиваются по обучающей выборке с использованием комбинации градиентных методов и наименьших квадратов – таким образом ANFIS обучается на данных подобно нейросети, но итоговая модель имеет понятное представление. В литературе ANFIS зарекомендовал себя как эффективный инструмент моделирования в инженерии, в том числе для прогнозирования несущей способности свай. Так Gu et al. (2024) разработали ANFIS-модель, настроенную с помощью оптимизационного алгоритма СВО, для оценки несущей способности 472 экспериментально испытанных свай; получена высокая точность (на тестовой выборке $R^2 \approx 0.987$), превосходящая даже результаты многослойного персептрона [4]. Важно, что ANFIS позволяет получить правила вывода, которые можно проанализировать. В контексте свай это могли бы быть правила вида: «Если грунт очень плотный и длина сваи большая, то несущая способность – высокая», и т. п. Впрочем, при большом числе входов и правил, их интерпретация затрудняется, поэтому на практике стараются ограничивать количество нечётких термов на вход (обычно 2–3 терма на переменную, что даёт число правил равным произведению чисел термов). Так например в нашем случае для глинистых грунтов два основных входа – показатель текучести I_L и глубина погружения сваи – что достаточно компактно для формирования понятных правил (например: « I_L малый, L большой $\rightarrow F_d$ высокий»), что ещё одна причина комбинировать нейросетевой и нечёткий подходы.

Существующие разработки: стоит отметить, что в России также ведутся работы в направлении применения ИИ к свайным фундаментам. В Новосибирске выполнен анализ использования ИИ на различных этапах строительства, отмечена эффективность ИИ при расчёте оснований и фундаментов [3]. В Перми создана программная система CPTPileANN, помогающая по данным изысканий (в том числе статическим зондированиям СРТ) оценивать необходимую глубину заложения фундамента и несущую способность свай, а также прогнозировать осадку основания [5]. Данная система обучалась на большом объёме архивных данных по испытаниям свай в глинистых грунтах и реализована как прикладное ПО, уже получившее свидетельство регистрации программы для ЭВМ [5]. Таким образом, и в научной, и в практической среде наблюдается потребность в интеллектуальных инструментах, дополняющих нормативные методы. Однако анализ литературы показал, что большинство существующих моделей ориентируются либо на экспериментальные данные, либо на зарубежные стандарты, и зачастую являются сугубо «чёрными ящиками». Необходимы исследования, интегрирующие нормативные подходы и ИИ, чтобы результат

моделирования был совместим с требованиями строительных норм и воспринимался инженерами. Настоящая работа заполняет этот пробел, предлагая методику обучения ИИ-модели на основе генерированных по нормам данных. Такой подход обеспечивает воспроизводимость (model reproducibility) – то есть независимая проверка дает те же результаты, что и исходные формулы СП, в пределах допустимой погрешности аппроксимации. Одновременно, благодаря использованию нечёткого вывода, улучшается интерпретируемость модели: можно проследить, как изменение входных факторов (например, свойств грунта) влияет на прогноз, в терминах близких к инженерным («улучшение категории грунта ведёт к повышению несущей способности», и т. п.).

Обоснование входных и выходных параметров гибридной модели (ML и Fuzzy)

Цель – обосновать состав входных и выходных переменных гибридной модели, предназначенной для прогноза и уточнения длины сваи L и проверки/обеспечения расчётной несущей способности F_d в соответствии с нормативной методикой (СП 24.13330.2021). Рассматривается статическая сжимающая нагрузка, стандартные условия работы сваи (таблица 1); иные режимы (выдёргивание, сейсмика, подтопление) оговариваются отдельно и требуют расширения входов и переобучения модели.

Номенклатура:

- F_d — расчётная несущая способность сваи (кН).
- $F_{d, req}$ — требуемая расчётная несущая способность (кН).
- L — длина сваи (м).
- L^* — рациональная длина после физического уточнения (м).
- L_{design} — проектная (округлённая) длина (м).
- b / D — размер стороны / диаметр сваи (м).
- $\gamma_c, \gamma_R, R, \gamma_R, f$ — коэффициенты условий работы (по СП 24.13330.2021).
- k_R, k_f — нечёткие поправки к сопротивлениям R и f .
- ΔL — нечёткая поправка стартовой длины (м).

Примечание о кодировании категорий. Типы грунтов в слоях ($Soil_i$) представляются one-hot кодированием (например, «песок», «супесь», «суглинок»), чтобы упростить обучение. Для числовых индикаторов состояния (I_L, I_p, e) применяется стандартизация (z-score) по обучающей выборке.

Таблица 1 — Входные параметры гибридной модели (ML + Fuzzy) для расчёта свайных фундаментов

№	Блок	Параметр	Обозн.	Ед.	Типичный диапазон	Обоснование / влияние
1	2	3	4	5	6	7
1	Геология	Число слоёв	layers	—	1–10	Определяет дискретизацию профиля и число контактов ствола.
2	Геология	Тип грунта слоя i	$Soil_i$	cat	песок/глина	Влияет на табличные R и f_i ; кодируется one-hot.
3	Геология	Показатель текучести	I_{L_i}	—	0–1	Корректирует f_i и/или коэффициенты условий работы.
4	Геология	Число пластичности	I_{p_i}	—	1–30	Классификация глин, связь с f_i .
5	Геология	Коэфф. пористости	e_i	—	0.3–1.0	Плотность сложения, влияет на f_i .
6	Геология	Мощность слоя	h_i	м	>0	Оценка площади контакта в слое; вклад в $\sum f_i h_i$.

Продолжение Таблицы 1

7	Геология/ планировка	Глубина заложения ростверка	d	м	0–4	Уточняет расчетные слои
8	Геометрия	Типоразмер (каталог)	section _name	—	150×150... 400×400	Выбор номенклатуры сечения свай.
9	Геометрия	Сторона квадрата / диаметр	b / D	м	0.3–0.40	Определяет A и u → вклад пяты и боковой поверхности.
10	Нагрузки	Требуемая несущая способность	F_d, req	кН	100–1200	Целевая величина обратной задачи.
11	Нормативы	Коэфф. условий работ (пяты)	$\gamma_{R,R}$	—	1,0–1,1	Масштабирует R·A.
12	Нормативы	Коэфф. Условий работ (бок)	$\gamma_{R,f'}$	—	0,5–1,0	Масштабирует u· $\Sigma f_i h_i$.
13	Нормативы	Условия работы свай	γ_c	—	≥1.0	Для $F_d, design$; фиксируется по сценарию.
14	Особенности алгоритма	$\Sigma (f \cdot h)$	$\Sigma f_i h_i$	кПа·м	50–500	Интегральный боковой вклад (ускоряет обучение).
15	Особенности алгоритма	«Якоря» F_d	$F_d \left(\frac{L_{min}}{L_{mid}} \right)$	кН	—	Контроль монотонности/калибровки.

Примечание: пункты 14–15 — вторичные (производные) признаки и используются для стабилизации обучения/калибровки; они не требуются при эксплуатации модели, если на вход подаётся полный послойный профиль.

Состав переменных ориентирован на забивные и вдавливаемые сваи под действием вертикальных сжимающих нагрузок. Для расчёта на выдёргивание/сеймику, для свай-оболочек/винтовых/свай требуется расширение входных параметров и переобучение модели под соответствующие режимы.

Отметим, что в некоторых ситуациях на несущую способность могут влиять уровень грунтовых вод, характер заделки свай в ростверк (жёсткая заделка или шарнирное опирание), характер нагрузки (статическая/знакопеременная). В рамках норм СП 24.13330.2021 эти эффекты учитываются через коэффициенты или указания (например, вводится особый коэффициент γ_c по п. 7.2.7 СП). Чтобы не усложнять модель, мы ограничились случаем статической сжимающей нагрузки.

Целевыми переменными модели является искомая длина и сечение свай при заданной несущей способности свай F_d (таблица 2).

Таблица 2 — Выходные параметры и артефакты вычислительного контура

№	Блок	Параметр	Обозн.	Ед.	Диапазон	Назначение
1	ML	Прогноз длины	L_{ML}	м	3–15	Быстрый регрессионный прогноз.
2	ML	Лог-длина (внутр.)	ln L	—	—	Стабилизация обучения.
3	ML	Изотонно-калибр. длина	L_{iso}	м	3–15	Обеспечение монотонности.
4	Fuzzy	Стартовая длина	L_0	м	1–12	Точка старта уточнения.
5	Fuzzy	Поправка длины	ΔL	м	–2...+4	Коррекция по правилам Сугено.
6	Fuzzy	Поправки сопротивлений	$\tilde{k}_R, \tilde{k}_f$	—	0.8–1.2	Тонкая настройка R, f.
7	Physics	Итог после уточнения	L^*	м	3–18	Минимальное L: $F_{d(L^*)} \geq F_{d, req}$.
8	Project	Проектная длина	L_{design}	м	шаг ΔL	Округление вверх и повторная проверка F_d .
9	Physics	Несущая при L^*	$F_{d(L^*)}$	кН	100–1200	Верификация физической моделью.

Продолжение Таблицы 2

10	Physics	Доли вклада	$\beta(L^*), 1 - \beta$	—	0–1	Пята/бок: диагностика.
11	Conform.	Коэфф. обеспеченности	$\eta = \frac{F_d}{F_{d, req}}$	—	0.95–1.15	Целевой запас и контроль.
12	Conform.	Число итераций	n_{iter}	—	3–10	Сходимость уточнения.
13	QA	Ошибка ML до уточн.	ε_{ML}	%	0–10	Диагностика смещения.
14	Decision	Приоритет сечений	$S_{150}, S_{200}, S_{250}, S_{300}, S_{350}, S_{400}$	—	0–1	«Баллы» выбора типоразмеров.
15	Trace	Протокол расчёта	Protocol	—	—	Трассируемость: $\tilde{k}_R, \tilde{k}_f, \Delta L, L^*, \eta$.

Следует подчеркнуть, что все данные для обучения генерировались согласно СП – таким образом, мы заведомо не выходим за пределы применимости нормативной схемы, что гарантирует отсутствие ситуаций, где модель могла бы сделать «физически некорректный» прогноз: например, отрицательную несущую способность или нелогичную зависимость (убывание F_d с ростом длины сваи при заданных сечениях L). Нейросеть и ANFIS обучались на монотонных и гладких зависимостях входных параметров, поэтому от них ожидается сохранение этой монотонности.

Связь с нормами (валидация): для убедительности, набор контрольных случаев был рассчитан независимо по СП и сравнён с предсказаниями модели. Данные случаи – задачи с различными слоями и параметрами. Таким образом, входы и выходы модели полностью сопоставимы с исходным нормативным процессом, и оценка её точности проводится в сравнении с «истиной» по СП 24.13330.2021.

Пояснения к постановке обратной задачи подбора длины и сечения сваи

Постановка и обозначения. Целью является определение пары (L, s) , обеспечивающей выполнение условия $F_d(L, s) \geq F_{d, req}$ при заданных ограничениях технологии и номенклатуры $\mathcal{S}$. Вводятся обозначения: $F_d(L, s)$ — расчётная несущая способность; $F_{d, req}$ — требуемое значение; ΔL — дискретный шаг подбора длины; η — целевой запас.

Обратная задача формулируется на базе нормативной «прямой» модели $F_d(L, s)$, которая учитывает геометрию сваи, слойную структуру основания и коэффициенты надёжности/условий работы. Входные данные: геологический разрез (физические характеристики по слоям, глубины границ слоёв); перечень допустимых сечений S (например, 300×300, 350×350, 400×400 мм) с технологическими пределами длины $[L_{min}^{(s)}, L_{max}^{(s)}]$; требуемая несущая способность $F_{d, req}$. Цель — подобрать пару (L, s) , при которой выполняется $F_d(L, s) \geq F_{d, req}$ и оптимизируется проектный критерий (длина, сечения/стоимость).

В базовой постановке ищется минимальная по критерию длина/стоимость конфигурация (L, s) , удовлетворяющая требованию несущей способности:

$$\min_{L, s} C(L, s) \text{ при } F_d(L, s) \geq F_{d, req} \quad L_{min}^{(s)} \leq L \leq L_{max}^{(s)} \quad (1)$$

Дорожная карта. Ниже последовательно представлены: (i) список обозначений; (ii) критерии и ограничения; (iii) алгоритм решения; (iv) протокол проверок и трассируемости.

Список обозначений (номенклатура):

$F_d(L, s)$ — расчётная несущая способность сваи при длине L и сечении s ;

$F_{d, req}$ — требуемая расчётная несущая способность;

η — целевой нормативный запас по несущей способности ($\eta \in [1,00; 1,15]$, по заданию проекта/неопределённости);

L — длина сваи; L^* — найденная рациональная длина (до округления); L_{design} — принятой к проектированию длина с учётом правила округления;

$s \in \mathcal{S}$ — типоразмер (сечение) сваи из допустимой номенклатуры;

$\Delta L > 0$ — дискретный шаг поиска по длине (нормативно/технологически обоснованный);

$C(L, s)$ — целевая функция эффективности (стоимость/масса/трудоемкость), если применяется;

$[L_{\min}(s), L_{\max}(s)]$ — допустимый диапазон длин для типоразмера s ;

$\mathcal{G}$ — совокупность фиксируемых параметров геологического разреза и коэффициентов норм;

$\mathcal{F}$ — протокол нормативных проверок и используемых коэффициентов.

Критерии и ограничения.

Решение признаётся допустимым, если выполняется $F_d(L, s) \geq \eta F_{d, \text{req}}$ при $L_{\min}(s) \leq L \leq L_{\max}(s)$, $s \in \mathcal{S}$. При наличии критерия эффективности используется функция $C(L, s)$ (например, стоимость), минимизируемая на множестве допустимых решений

Пара (L, s) признаётся допустимой, если

$$F_d(L, s; \mathcal{G}) \geq \eta F_{d, \text{req}}, \quad L \in [L_{\min}(s), L_{\max}(s)] \cap \{L_0 + k \Delta L: k \in \mathbb{Z}_{\geq 0}\}, s \in \mathcal{S}. \quad (2)$$

Оптимальность (при наличии критерия). Среди допустимых пар выбирается

$$(L^*, s^*) = \arg \min_{(L, s) \text{ допустимы}} C(L, s) \quad (3)$$

либо применяется лексикографический порядок (минимальная длина, затем стоимость и т. п.). Принятая к проектированию длина L_{design} формируется из L^* правилом округления (см. ниже) с обязательной повторной проверкой условия $F_d \geq \eta F_{d, \text{req}}$.

На рабочем интервале длины, при отсутствии отрицательного трения по стволу на всём протяжении, функция $F_d(L, s)$ по L неубывающая; это позволяет применять монотонные (дихотомические) процедуры поиска.

Алгоритм решения. Для каждого $s \in \mathcal{S}$ выполняется монотонный поиск по L на сетке шага ΔL до достижения условия $F_d \geq \eta F_{d, \text{req}}$ или фиксации неразрешимости на интервале. Итоговое (L^*, s^*) выбирается по минимуму $C(L, s)$ среди допустимых пар.

Входные условия

$$\mathcal{S}, F_{d, \text{req}}, \eta, \Delta L, [L_{\min}(s), L_{\max}(s)], \mathcal{G}. \quad (3)$$

Выходные условия: (L_{design}, s^*) и протокол $\mathcal{F}$, либо диагностическое сообщение «неразрешимо на интервале».

Предварительный ранжир типов s (опц.): упорядочить $\mathcal{S}$ по возрастанию базовой эффективности (например, удельной стоимости), чтобы ускорить поиск.

Проверка разрешимости по верхней границе. Для каждого $s \in \mathcal{S}$: если $F_d(L_{\max}(s), s) < \eta F_{d, \text{req}}$, тип s помечается как неразрешимый на своём интервале; перейти к следующему s .

Бинарный поиск по L . Положить $L_{\text{lo}} = L_{\min}(s)$, $L_{\text{hi}} = L_{\max}(s)$. Пока:

$$L_{\text{hi}} - L_{\text{lo}} > \Delta L \quad (4)$$

$$L_{\text{mid}} = \left\lceil \frac{L_{\text{lo}} + L_{\text{hi}}}{2} \right\rceil \Delta L \quad (5)$$

(проекция на дискретную сетку);

Если $F_d(L_{\text{mid}}, s) \geq \eta F_{d, \text{req}}$, положить $L_{\text{hi}} = L_{\text{mid}}$; иначе $L_{\text{lo}} = L_{\text{mid}}$.

Выбор по длине. Принять $L^*(s) = L_{\text{hi}}$, как кратчайшую длину на сетке, удовлетворяющую целевому запасу.

Правило округления. Установить $L_{\text{design}}(s) = \mathcal{R}(L^*(s))$, где $\mathcal{R}(\cdot)$ — регламентированное правило (обычно «вверх до ближайшего стандартного значения/кратности»); повторно проверить $F_d(L_{\text{design}}(s), s) \geq \eta F_{d, \text{req}}$. При нарушении — увеличить $L_{\text{design}}(s)$ на один шаг сетки.

Выбор по критерию. Среди всех допустимых $\{(L_{\text{design}}(s), s)\}$ выбрать (L_{design}, s^*) по минимуму C (или по лексикографическому правилу).

Оценка сложности. Для фиксированного s : $N_{\text{ит}} \leq \lceil \log_2 \frac{L_{\text{max}} - L_{\text{min}}}{\Delta L} \rceil$; по всем s : $O(|\mathcal{S}| \log \frac{L_{\text{max}} - L_{\text{min}}}{\Delta L})$.

Критерии остановки:

(а) $L_{\text{hi}} - L_{\text{lo}} \leq \Delta L$;

(б) опционно. $|F_d(L_{\text{mid}}, s) - \eta F_{d, \text{req}}| / (\eta F_{d, \text{req}}) \leq \varepsilon$ для заданной ε .

Диагностика неразрешимости: если для данного s $F_d(L_{\text{max}}(s), s) < \eta F_{d, \text{req}}$, тип s исключается; если $\forall s \in \mathcal{S}$ исключены — задача неразрешима на заданных интервалах/при данном η .

Проверки и трассируемость (протокол $\mathcal{F}$)

Для выбранной пары (L_{design}, s^*) фиксируются и включаются в отчёт:

Итоговый баланс несущей способности: F_d , вклад пяты/боковой поверхности (в процентах/кН).

Коэффициенты и допущения: применённые нормативные коэффициенты, параметры геологии $\mathcal{G}$, учёт/отсутствие отрицательного трения, наличие насыпей/выемок, глубина заложения и др.

Дискретизация и округление: значение ΔL , правило $\mathcal{R}(\cdot)$, шаг(и) корректировки после проверки.

Проверка запаса: факт выполнения $F_d \geq \eta F_{d, \text{req}}$ после округления; при наличии — диапазоны чувствительности (варианты /коэффициентов).

Критерий эффективности: значение $\mathcal{C}(L_{\text{design}}, s^*)$ и краткая аргументация выбора (если критерий применялся).

Генерация синтетических данных

Как отмечалось, для обучения ИИ-модели была необходима репрезентативная выборка входных параметров и результатов расчёта по СП. Вместо проведения множества ручных расчётов, был написан программный скрипт (на языке Python с использованием библиотеки Pandas и др.), автоматизирующий вычисления по формулам СП 24.13330.2021. Этот скрипт [19]:

1. Перебирает набор параметров: с помощью двойного цикла генерируются комбинации вектора входных параметров X . В одном варианте — глубина погружения сваи. Шаг изменения X принят мелким, чтобы покрыть гладко весь диапазон, были добавлены и промежуточные случайные значения, чтобы предотвратить переобучение сети на регулярной сетке (в итоге ~25000 строк данных). Такой приём — добавление небольшого разброса — улучшает обобщающую способность модели.

2. Вычисляет Y : для каждой комбинации вызываются процедуры, эмулирующие таблицы 7.2 и 7.3 СП 24.13330.2021. Они реализованы в виде функций, которые по заданным входным параметрам возвращают нужное значение, используя билинейную интерполяцию по сетке табличных значений.

3. Формирует таблицу данных: результаты записываются в структуру. Далее эти таблицы использовались при обучении моделей. Разумеется, возможен и другой подход — генерировать данные на лету во время обучения, но нами был выбран этап явной предварительной генерации, чтобы убедиться визуально и статистически в корректности данных.

Важно, что таким образом сформированная выборка не содержит шума и является по сути функцией (каждой паре входов соответствует строго определённый выход по таблицам). Целевая функция непрерывна и гладка по входам (интерполяция таблиц дала сглаживание дискретных скачков). В то же время, с точки зрения обобщения, модель будет ограничена этими зависимостями.

Архитектура и обучение нейросетевой модели при формировании выборки для обучения аналитической модели

Для аппроксимации зависимостей $F_{d,req}$ была выбрана классическая архитектура многослойного перцептрона (MLP) с несколькими входами, одним выходом и скрытыми слоями. Число скрытых слоёв и нейронов подбиралось экспериментально. Такая архитектура оказалась достаточной для достижения $R^2 > 0.9$ на обучающих данных, более сложные сети не дали существенного прироста точности (погрешность и так на уровне менее 1%), что подтверждено в статье [19]. Обучение проводилось с помощью оптимизации типа Levenberg–Marquardt (реализовано через библиотеку SciPy, функция `least_squares`), минимизируя целевую функцию – сумму квадратов Huber-остатков. Использование Huber loss вместо стандартной MSE объясняется желанием слегка уменьшить влияние потенциальных «изломов» в таблицах – однако, учитывая сглаженность наших данных, результат практически не отличался бы и при MSE. Тем не менее, Huber делает процесс устойчивее и предотвращает ситуации, если бы некоторые точки имели непропорционально большой локальный градиент. В реализации SciPy `least_squares` Huber достигается указанием аргумента `loss='huber'` и параметра δ (порог, после которого квадратичная функция переходит в линейную). Брали $\delta = 1$, что в масштабах значений означало, что остатки в кПа меньше 1 вносят квадратичный вклад, больше – линейный. Поскольку итоговые ошибки у нас десятки доли кПа, фактически алгоритм работал в квадратичном режиме.

Интеграция physics-step: расчет требуемой длины сваи

Physics-step алгоритм: предполагается, что при увеличении длины сваи её несущая способность монотонно возрастает (это в целом так, хотя с затухающей прибавкой: каждый следующий метр даёт всё меньший прирост, особенно если нижний конец входит в очень прочный слой). Тогда функцию $g(L) = F_d(L) - F_{req}$ можно считать монотонной: при маленьких L она отрицательна (несущая меньше требуемой), при больших L – положительна (несущая избыточна). Значит, существует единственный корень L уравнения $g(L) = 0$, соответствующий $F_d = F_{req}$. Применяли стандартный дихотомический поиск на интервале допустимых длин $[L_{min}, L_{max}]$. За L_{min} можно взять, например, 1 м, за L_{max} – разумный максимум. Алгоритм на каждой итерации берёт середину интервала L_{mid} , вычисляет F_d , сравнивает с F_{req} ; если $F_d < F_{req}$, значит длина и сечения недостаточна – сдвигаем L_{min} к L_{mid} , иначе – избыточна, сдвигаем L_{max} к L_{mid} . Итерации продолжаются, пока интервал не станет достаточно мал (например, погрешность по L меньше 0.1 м или F_d совпадет с требуемым с нужной точностью). В нашем коде использовался критерий по F_d : останавливаемся, когда относительная разница $(F_d - F_{req})/F_{req} < 0.001$ (0.1%). Как правило, хватало 10–15 итераций для сходимости, что занимает доли секунды.

Внедрение physics-step прямо встроено в разработанное ПО: пользователь может задать F_{req} , и программа, используя обученную модель, выдаст рекомендуемую длину, что реализовано и в вышеупомянутом интерфейсе (будет показано в последующих работах), где есть поле ввода требуемой нагрузки и кнопка «Рассчитать F_d » – фактически при изменении L выполняется подобный подбор до тех пор, пока F_d не равняется требуемому.

Алгоритм поиска не зависит от того, используется нейросеть или ANFIS – важно лишь, что функция $F_d(L, s)$ доступна для вычисления.

На вход подаются характеристики грунта и желаемая нагрузка, на выходе модель даёт либо несущую способность для заданной длины сваи и сечения, либо требуемую длину и сечение для заданной нагрузки.

3. Результаты исследования и их анализ

В работе сформулирована обратная задача подбора длины и сечения сваи при требуемой расчётной несущей способности с учётом технологических ограничений и проверок по СП 24.13330.2021, что позволяет системно связывать целевой уровень несущей

способности с геотехническими и конструктивными параметрами. Предложен алгоритм решения на базе монотонного поиска по длине на дискретной сетке и перебора или ранжирования сечений с нормативным пересчётом несущей способности; за счёт монотонного возрастания несущей способности с увеличением длины сваи обеспечивается гарантированная достижимость условия, при котором расчётная несущая способность не ниже требуемой, при контролируемом шаге изменения длины. Введены критерии выбора рационального решения: минимизация стоимости при требуемой несущей способности, ограничения по технологичности, включая диапазоны длины, наличие типоразмеров, условия заделки оголовка и пяты, что переводит задачу из разряда интуитивного подбора в формализованную многоцелевую процедуру. Обоснована необходимость учёта неопределённостей инженерно-геологических данных, проявляющаяся в чувствительности решения к вариациям прочностных и деформационных характеристик грунтов; рекомендовано использовать целевой запас и выполнять интервальные проверки параметров грунтового разреза.

Показано, что предложенный подход, будучи реализованным в виде расчётной процедуры, легко интегрируется в проектный процесс: он совместим с типовыми нормативными расчётами несущей способности по длине и сечению, допускает расширение до многоцелевой оптимизации по стоимости, массе и монтажепригодности и остаётся прозрачным для экспертизы. Практическая применимость алгоритма подтверждена модельными примерами: формализуя правило подбора, удаётся избежать чрезмерных запасов по длине или сечению при обеспечении нормативной надёжности. Сформулированы ограничения применимости текущей версии: алгоритм разработан для висячей сваи, работающей на вертикальную сжимающую нагрузку; групповые эффекты, совместная работа ростверка и сваи, горизонтальные нагрузки, сейсмические воздействия, морозное пучение и реологические эффекты требуют расширения модели и отдельной калибровки. Для повышения инженерной воспроизводимости предложены рекомендации по настройкам: разумный шаг изменения длины от 0,1 до 1,0 метра, целевой запас от 1,05 до 1,15 в зависимости от неопределённости инженерных изысканий, а также системная верификация промежуточных проверок, включая проверку оголовка и пяты, учёт отрицательного трения и влияние насыпей и выемок.

4. Заключение

1. В работе сформулирована обратная задача подбора длины L и сечения сваи s при требуемой расчётной несущей способности $F_{d,req}$ с учётом технологических ограничений и проверок, выполняемых в соответствии с требованиями СП 24.13330.2021. Такая постановка позволяет системно связывать целевой уровень несущей способности с геотехническими и конструктивными параметрами.

2. Предложен алгоритм решения на базе монотонного поиска по L на дискретной сетке и перебора (или ранжирования) альтернативных сечений s с нормативным пересчётом $F_d(L, s)$. За счёт монотонности F_d по длине сваи обеспечивается гарантированная достижимость условия $F_d \geq F_{d,req}$ при контролируемом шаге ΔL .

3. Введены критерии выбора рационального решения: минимизация стоимости при требуемой несущей способности; ограничение по технологичности (диапазоны длины, наличие типоразмеров, заделка оголовка/пяты и пр.), что переводит задачу из разряда интуитивного подбора в формализованную многоцелевую процедуру.

4. Обоснована необходимость учёта неопределённостей инженерно-геологических данных, что проявляется в чувствительности решения к вариациям прочностных и деформационных характеристик грунтов. Рекомендовано использовать целевой запас η и интервальные проверки параметров грунтового разреза.

5. Показано, что предложенный подход, будучи реализованным в виде расчётной процедуры, легко интегрируется в проектный процесс: он совместим с типовыми нормативными расчётами $F_d(L, s)$, допускает расширение до многоцелевой оптимизации (стоимость/масса/монтажность) и прозрачен для экспертизы.

6. Отмечено, что практическая применимость алгоритма подтверждается модельными примерами: формализуя правило подбора, удаётся избежать чрезмерных запасов по длине/сечению при обеспечении нормативной надёжности.

7. Сформулированы ограничения применимости текущей версии: алгоритм разработан для висячей сваи, работающей на вертикальную сжимающую нагрузку; групповые эффекты, совместная работа ростверка и сваи, горизонтальные нагрузки, сейсмика, морозное пучение и реологические эффекты требуют расширения модели и отдельной калибровки.

8. Для повышения инженерной воспроизводимости предложены рекомендации по настройкам: разумный шаг по длине $\Delta L = 0,1 - 1,0$ м; целевой запас $\eta \approx 1,05 - 1,15$ в зависимости от неопределённости изысканий; системная верификация промежуточных проверок (оголовок/пята, отрицательное трение, влияние насыпей/выемок).

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Li S., Hai M., Zhang Q., Zhou B., Wang M., Zhao Z. Study on an interpretable prediction model for pile bearing capacity based on SHAP and BP neural networks // *Scientific Reports*. — 2025. — Vol. 15. — Art. 28134. — DOI: 10.1038/s41598-025-13616-w.
2. Свод правил СП 24.13330.2021. Свайные фундаменты. — М. : Российский институт стандартизации, 2022. — 82 с.
3. Системы искусственного интеллекта в строительстве / В. Б. Гущина, С. К. Попова, С. А. Раков [и др.] // Регулирование земельно-имущественных отношений в России: правовое и геопространственное обеспечение, оценка недвижимости, экология, технологические решения. — 2024. — № 1. — С. 177-182. — DOI 10.33764/2687-041X-2024-1-177-182. — EDN TJAXLJ.
4. Gu W., Liao J., Cheng S. Bearing capacity prediction of the concrete pile using tuned ANFIS system // *Journal of Engineering and Applied Science*. — 2024. — Vol. 71, No. 1. — DOI: 10.1186/s44147-024-00369-y.
5. Офрихтер, Я. В. Балансировка обучающей выборки при обучении искусственных нейронных сетей для решения геотехнических задач / Я. В. Офрихтер, А. Б. Пономарев // *Construction and Geotechnics*. — 2023. — Т. 14, № 2. — С. 144-153. — DOI 10.15593/2224-9826/2023.2.11. — EDN DYTGEV.
6. Офрихтер, Я. В. Оценка модуля деформации грунта по данным статического зондирования методами машинного обучения / Я. В. Офрихтер, А. Б. Пономарев // *Основания, фундаменты и механика грунтов*. — 2025. — № 1. — С. 22-28. — EDN VURUUI.
7. Болдырев Г.Г. К вопросу использования информационных систем при изысканиях и проектировании оснований фундаментов зданий и сооружений [Электронный ресурс] // *Геотехника и геотехнический мониторинг*. — 2020. — URL: <https://www.geoinfo.ru/product/boldyrev-gennadij-grigorevich/k-voprosu-ispolzovaniya-informacionnyh-sistem-pri-izyskaniyah-i-proektirovanii-osnovanij-fundamentov-zdaniy-i-sooruzhenij-42530.shtml> (дата обращения: 10.01.2023).
8. Болдырев, Г. Г. Информационные системы в строительстве / Г. Г. Болдырев, А. Ю. Кондратьев // *Жилищное строительство*. — 2019. — № 9. — С. 17-23. — DOI 10.31659/0044-4472-2019-9-17-23. — EDN MOFISO.
9. Rahman M. S., Wang J., Deng W., Carter J. P. A neural network model for the uplift capacity of suction caissons // *Computers and Geotechnics*, 2001, no. 4, pp. 269–287. DOI: 10.1016/S0266-352X(00)00033-1.
10. Yuan B., Choo C.S., Yeo L.Y., et al. Physics-informed machine learning in geotechnical engineering: a direction paper // *Geomechanics and Geoengineering*. — 2025. — Т. 20, № 5. — С. 1128–1159. — DOI: 10.1080/17486025.2025.2502029.
11. Geostru Editor. The observational method in geotechnical design // *Geostru Blog*. December 12, 2022. URL: <https://blog.geostru.eu/en/the-observational-method-in-geotechnical-design>
12. Vogel C. R. Computational Methods for Inverse Problems. — Philadelphia: SIAM, 2002. — DOI: 10.1137/1.9780898717570. URL: <https://epubs.siam.org/doi/book/10.1137/1.9780898717570> (дата обращения: 18.10.2025).
13. Петряшев, С. О. Разработка и верификация комплексной модели системы «основание-водохранилище-плотина-здание станции» Саяно-Шушенской ГЭС, как основы для внедрения в систему мониторинга / С. О. Петряшев, А. М. Белостоцкий, Д. С. Дмитриев // *Актуальные проблемы компьютерного моделирования конструкций и сооружений : Тезисы докладов VIII-го международного симпозиума, Тамбов, 17–21 мая 2023 года*. — Тамбов: ИП Чеснокова А.В., 2023. — С. 248-250. — EDN CZZSFA.
14. Murlidhar B.R., Sinha R.K., Mohamad E.T., Sonkar R., Khorami M. (2020) The effects of particle swarm optimisation and genetic algorithm on ANN results in predicting pile bearing capacity. *Int J Hydromechanics* 3(1):69–87

15. Moradi G., Hassankhani E., Halabian A.M. (2022) Experimental and numerical analyses of buried box culverts in trenches using geofoam. *Proc Inst Civ Eng Eng* 175:311–322
16. Benemaran R.S., Esmaeili-Falak M. (2023) Predicting the Young's modulus of frozen sand using machine learning approaches: state-of-the-art review. *Geomech Eng* 34:507–527
17. Raja MNA, Shukla SK (2021) Predicting the settlement of geosynthetic-reinforced soil foundations using evolutionary artificial intelligence technique. *Geotext Geomembranes* 49:1280–1293
18. Применение методов машинного обучения и искусственных нейронных сетей при прогнозировании несущей способности забивных свай / А. Н. Николюкин, В. М. Антонов, П. В. Монастырев, В. А. Лисовский // Региональная архитектура и строительство. – 2025. – № 4(65). – С. 115–129. – EDN DHEWAS.
19. Прогнозирование несущей способности забивных свай на основе нейронных сетей / А. Н. Николюкин, В. М. Антонов, П. В. Монастырев [и др.] // Эксперт: теория и практика. – 2025. – № 4(31). – С. 86–97. – DOI 10.51608/26867818_2025_4_86. – EDN JXHCIE.

REFERENCES

1. Li S., Hai M., Zhang Q., Zhou B., Wang M., Zhao Z. Study on an interpretable prediction model for pile bearing capacity based on SHAP and BP neural networks. *Scientific Reports*, 2025, vol. 15, art. 28134. DOI: 10.1038/s41598-025-13616-w.
2. Svod pravil SP 24.13330.2021. Svainye fundamenty [Code of Practice SP 24.13330.2021. Pile Foundations]. Moscow: Russian Institute for Standardization, 2022. 82 p.
3. Gushchina V. B., Popova S. K., Rakov S. A., et al. Sistemy iskusstvennogo intellekta v stroitel'stve [Artificial intelligence systems in construction]. *Regulirovanie zemel'no-imushchestvennykh otnoshenii v Rossii: pravovoe i geoprostanstvennoe obespechenie, otsenka nedvizhimosti, ekologiya, tekhnologicheskie resheniya* [Regulation of Land and Property Relations in Russia: Legal and Geospatial Support, Real Estate Valuation, Ecology, Technological Solutions], 2024, no. 1, pp. 177–182. DOI: 10.33764/2687-041X-2024-1-177-182. EDN TJAXLJ.
4. Gu W., Liao J., Cheng S. Bearing capacity prediction of the concrete pile using tuned ANFIS system. *Journal of Engineering and Applied Science*, 2024, vol. 71, no. 1. DOI: 10.1186/s44147-024-00369-y.
5. Ofrikhter Ya. V., Ponomarev A. B. Balansirovka obuchayushchei vyborki pri obuchenii iskusstvennykh neironnykh setei dlya resheniya geotekhnicheskikh zadach [Balancing the training dataset when training artificial neural networks for solving geotechnical problems]. *Construction and Geotechnics*, 2023, vol. 14, no. 2, pp. 144–153. DOI: 10.15593/2224-9826/2023.2.11. EDN DYTGEV.
6. Ofrikhter Ya. V., Ponomarev A. B. Otsenka modulya deformatsii grunta po dannym staticheskogo zondirovaniya metodami mashinnogo obucheniya [Evaluation of soil deformation modulus from static penetration test data using machine learning methods]. *Osnovaniya, fundamenty i mekhanika gruntov* [Soil Mechanics and Foundation Engineering], 2025, no. 1, pp. 22–28. EDN VURUUI.
7. Boldyrev G. G. K voprosu ispol'zovaniya informatsionnykh sistem pri izyskaniyakh i proektirovanii osnovanii fundamentov zdaniy i sooruzhenii [On the use of information systems in site investigations and design of building and structure foundations] [Electronic resource]. *Geotekhnika i geotekhnicheskii monitoring* [Geotechnics and Geotechnical Monitoring], 2020. URL: <https://www.geoinfo.ru/product/boldyrev-gennadij-grigorevich/k-voprosu-ispolzovaniya-informacionnyh-sistem-pri-izyskaniyah-i-proektirovanii-osnovanii-fundamentov-zdaniy-i-sooruzhenij-42530.shtml> (accessed 10.01.2023).
8. Boldyrev G. G., Kondratyev A. Yu. Informatsionnye sistemy v stroitel'stve [Information systems in construction]. *Zhilishchnoe stroitel'stvo* [Housing Construction], 2019, no. 9, pp. 17–23. DOI: 10.31659/0044-4472-2019-9-17-23. EDN MOFISO.
9. Rahman M. S., Wang J., Deng W., Carter J. P. A neural network model for the uplift capacity of suction caissons. *Computers and Geotechnics*, 2001, no. 4, pp. 269–287. DOI: 10.1016/S0266-352X(00)00033-1.
10. Yuan B., Choo C. S., Yeo L. Y., et al. Physics-informed machine learning in geotechnical engineering: a direction paper. *Geomechanics and Geoengineering*, 2025, vol. 20, no. 5, pp. 1128–1159. DOI: 10.1080/17486025.2025.2502029.
11. Geostru Editor. The observational method in geotechnical design. *GeoStru Blog*, 12 December 2022. URL: <https://blog.geostru.eu/en/the-observational-method-in-geotechnical-design> (accessed [keep your date if needed]).
12. Vogel C. R. Computational Methods for Inverse Problems. Philadelphia: SIAM, 2002. DOI: 10.1137/1.9780898717570. URL: <https://epubs.siam.org/doi/book/10.1137/1.9780898717570> (accessed 18.10.2025).
13. Petryashev S. O., Belostotsky A. M., Dmitriev D. S. Razrabotka i verifikatsiya kompleksnoi modeli sistemy “osnovanie–vodokhranilishche–plotina–zdanie stantsii” Sayano-Shushenskoi GES, kak osnovy dlya vnedreniya v sistemu monitoringa [Development and verification of a comprehensive model of the “foundation–reservoir–dam–powerhouse building” system of the Sayano-Shushenskaya HPP as a basis for implementation in the monitoring system]. In: Aktual'nye problemy komp'yuternogo modelirovaniya konstruktov i sooruzhenii: Tezisy dokladov VIII-go mezhdunarodnogo simpoziuma, Tambov, 17–21 maya 2023 goda [Topical Problems of Computer Modelling of Structures and Buildings: Abstracts of the 8th International Symposium, Tambov, 17–21 May 2023]. Tambov: IP Chesnokova A. V., 2023, pp. 248–250. EDN CZZSFA.
14. Murlidhar B. R., Sinha R. K., Mohamad E. T., Sonkar R., Khorami M. The effects of particle swarm optimisation and genetic algorithm on ANN results in predicting pile bearing capacity. *International Journal of Hydromechanics*, 2020, 3(1), pp. 69–87.

15. Moradi G., Hassankhani E., Halabian A. M. Experimental and numerical analyses of buried box culverts in trenches using geofoam. *Proceedings of the Institution of Civil Engineers – Engineering*, 2022, 175, pp. 311–322.
16. Benemaran R. S., Esmaili-Falak M. Predicting the Young's modulus of frozen sand using machine learning approaches: state-of-the-art review. *Geomechanics and Engineering*, 2023, 34, pp. 507–527.
17. Raja M. N. A., Shukla S. K. Predicting the settlement of geosynthetic-reinforced soil foundations using evolutionary artificial intelligence technique. *Geotextiles and Geomembranes*, 2021, 49, pp. 1280–1293.
18. Nikolyukin A. N., Antonov V. M., Monastyrev P. V., Lisovskiy V. A. *Primenenie metodov mashinnogo obucheniya i iskusstvennykh neironnykh setei pri prognozirovanii nesushchei sposobnosti zabivnykh svai* [Application of machine learning methods and artificial neural networks for predicting the bearing capacity of driven piles]. *Regional'naya arkhitektura i stroitel'stvo* [Regional Architecture and Construction], 2025, no. 4(65), pp. 115–129. EDN DHEWAS.
19. *Prognozirovaniye nesushchey sposobnosti zabivnykh svay na osnove neyronnykh setey* / A. N. Nikolyukin, V. M. Antonov, P. V. Monastyrev [i dr.] // *Ekspert: teoriya i praktika*. – 2025. – No. 4(31). – S. 86–97. – DOI 10.51608/26867818_2025_4_86. – EDN JXHCIE.

Информация об авторах:

Николюкин Алексей Николаевич

ФБГОУ ВО «Тамбовский государственный технический университет», г. Тамбов, Россия, канд. техн. наук, старший преподаватель кафедры «Конструкции зданий и сооружений»

E-mail: valax1@yadnex.ru

Антонов Василий Михайлович

ФБГОУ ВО «Тамбовский государственный технический университет», г. Тамбов, Россия, канд. техн. наук, доцент кафедры «Конструкции зданий и сооружений»

E-mail: antonov280562@mail.ru

Монастырёв Павел Владиславович

ФБГОУ ВО «Тамбовский государственный технический университет», г. Тамбов, Россия, доктор техн. наук, директор института АрхСиТ

E-mail: monastyrev68@mail.ru

Лисовский Владислав Александрович

ФБГОУ ВО «Тамбовский государственный технический университет», г. Тамбов, Россия, магистрант кафедры «Конструкции зданий и сооружений»

E-mail: Artas525@yandex.ru

Information about authors:

Nikolyukin Aleksey N.

FSBEI HE "Tambov State Technical University", Tambov, Russia, Candidate of Technical Sciences, Senior Lecturer at the Department of Building Structures

E-mail: valax1@yadnex.ru

Antonov Vasily M.

FGBOU VO «Tambov State Technical University», Tambov, Russia, Candidate of Technical Sciences, Associate Professor of the Department «Building and Structure Constructions»

E-mail: antonov280562@mail.ru

Monastyrev Pavel V.

FGBOU VO «Tambov State Technical University», Tambov, Russia, Doctor of Technical Sciences, Director of the Institute of ArchSiT

E-mail: monastyrev68@mail.ru

Lisovsky Vladislav A.

FSBEI HE "Tambov State Technical University", Tambov, Russia, Master's Student at the Department of Building Structures

E-mail: Artas525@yandex.ru

Статья поступила в редакцию 17.11.2025
Одобрена после рецензирования 12.03.2026
Принята к публикации 01.04.2026

The article was submitted 17.11.2025
Approved after reviewing 12.03.2026
Accepted for publication 01.04.2026