

МЕХАНИКА
MECHANICS

УДК 624.012.45:004.8

Оригинальное эмпирическое исследование

<https://doi.org/10.23947/2687-1653-2026-26-2-2285>**Модель машинного обучения для определения предельно допустимого тепловыделения бетона к 28-м суткам в массивных монолитных фундаментных плитах**

EDN: KRLFMB

Т.Н. Кондратьева^{ID}, В.С. Тюрина^{ID}, А.С. Чепурненко^{ID} ✉

Донской государственный технический университет, г. Ростов-на-Дону, Российская Федерация

✉ anton_chepurnenk@mail.ru**Аннотация**

Введение. Температурное трещинообразование представляет собой серьезную проблему для массивных монолитных конструкций. Главный метод снижения этого риска — контроль общего тепловыделения в процессе гидратации цемента. Опубликованные научные работы посвящены решению прямой задачи оценки температурных напряжений при заданных условиях, включая экзотермию бетонных смесей. Цель исследования — решение обратной задачи, т.е. создание надежной модели машинного обучения, способной прогнозировать максимально допустимое общее тепловыделение к возрасту 28 дней (Q_{max}). Реализация предложенного подхода позволит контролировать трещиностойкость массивных фундаментных плит.

Материалы и методы. Для построения модели машинного обучения сформировали обучающий датасет из 9375 образцов путем конечноэлементного параметрического моделирования. Модель учитывает шесть входных параметров: толщину фундаментной плиты, коэффициент теплоотдачи верхней поверхности, температуру окружающей среды, класс бетона по прочности на сжатие, начальную температуру и темп твердения бетона. Для повышения точности прогнозирования использовался алгоритм CatBoost¹ с гиперпараметрами, настроенными по байесовской оптимизации. Качество прогнозирования оценивали по средней абсолютной, средней абсолютной процентной, среднеквадратичной ошибке, корню из нее и коэффициенту детерминации. Ценность параметров для прогноза определили методом, основанным на теории Шепли.

Результаты исследования. Обученная модель продемонстрировала высокую точность. Средняя абсолютная процентная ошибка (MAPE)² на обучающем наборе — 0,52 %. Коэффициент детерминации — 0,99 на обучающем наборе данных и 0,98 — на независимом тестовом. Это указывает на хорошее соответствие в пределах рассмотренных диапазонов входных параметров. Анализ Shap³ выявил два главных фактора Q_{max} : коэффициент теплоотдачи и толщина плиты (значимость 0,57 и 0,48 соответственно). По значимости параметры распределились так: теплоотдача поверхности — 96 %, толщина плиты — 75 %, температура среды — 61 %, темп твердения — 35 %, класс бетона — 17 %, начальная температура смеси — 14 %.

Обсуждение. Корреляция признаков обусловлена особенностями физических процессов и моделирования. Значимый показатель для температуры окружающей среды и начальной температуры смеси ($\rho = 0,63$) объясняется условием обучения модели. При формировании датасета максимальная начальная температура бетона ограничивалась температурой окружающей среды. Слабая положительная связь класса бетона с Q_{max} объясняется способностью конструкций из высокопрочного бетона выдерживать более высокие температурные градиенты. Shap-анализ позволил уточнить: быстрое твердение при высокой температуре сокращает Q_{max} , а медленное при низкой температуре — увеличивает.

¹ От англ. categorical boosting — категориальное повышение.² От англ. mean absolute percentage error — средняя абсолютная процентная ошибка.³ От англ. Shapley additive explanations — аддитивное объяснение на основе теории игр Шепли.

Заключение. Разработанная модель машинного обучения как вспомогательный вычислительный инструмент оптимизирует выбор состава бетона при проектировании. Байесовская оптимизация гиперпараметров обеспечила высокое качество работы алгоритма по метрикам: MAE = 0,67; MSE = 1,78; RMSE = 1,33; MAPE = 0,52 %. Три ограничения модели: неучтенные быстроснабжающаяся ползучесть бетона, внешние ограничения деформации и случаи использования плит для трансферных конструкций.

Ключевые слова: тепловыделение бетона, трещинообразование в бетонных плитах, гарантированное прогнозирование трещиностойкости, критерий трещиностойкости, выбор состава бетона при проектировании

Благодарности. Авторы выражают благодарность редакции и рецензентам за внимательное отношение к статье и замечания, которые позволили повысить ее качество.

Финансирование. Исследование выполнено за счет гранта Российского научного фонда № 25-19-00164, <https://rscf.ru/project/25-19-00164/>

Для цитирования. Кондратьева Т.Н., Тюрина В.С., Чепурненко А.С. Модель машинного обучения для определения предельно допустимого тепловыделения бетона к 28-м суткам в массивных монолитных фундаментных плитах. *Advanced Engineering Research (Rostov-on-Don)*. 2026;26(2):2285. <https://doi.org/10.23947/2687-1653-2026-26-2-2285>

Original Empirical Research

Machine Learning Model for Determining the 28-day Limit of Concrete Heat Release in Massive Monolithic Foundation Slabs

Tatiana N. Kondratieva^{id}, Vasilina S. Tyurina^{id}, Anton S. Chepurnenko^{id}✉

Don State Technical University, Rostov-on-Don, Russian Federation

✉ anton_chepurnenk@mail.ru

Abstract

Introduction. Thermal cracking is a significant challenge for massive monolithic structures. The primary approach to mitigating this risk is to control the overall heat release during cement hydration. Published scientific papers address the direct problem of assessing thermal stresses under given conditions, including the exothermic properties of concrete mixtures. The objective of the study is to solve the inverse problem, that is, to create a reliable machine learning model to predict the 28-day maximum allowable total heat release (Q_{max}). Implementation of the proposed approach will enable monitoring the crack resistance of massive foundation slabs.

Materials and Methods. To build the machine learning model, a training dataset of 9375 samples was created using finite element parametric modeling. The model takes into account six input parameters: foundation slab thickness, upper surface heat transfer coefficient, ambient temperature, concrete compressive strength class, initial temperature, and concrete hardening rate. To improve forecast accuracy, the CatBoost (categorical boosting) algorithm was used with hyperparameters tuned by Bayesian optimization. Forecast quality was assessed using the mean absolute error, mean absolute percentage error, mean square error, root mean square error, and the coefficient of determination. The value of the parameters for forecasting was determined by a method based on the Shapley theory.

Results. The trained model demonstrated high accuracy. The mean absolute percentage error (MAPE) on the training set was 0.52%. The coefficient of determination was 0.99 on the training dataset, and 0.98 — on the independent test dataset. This indicated good agreement within the considered ranges of input parameters. Shap (Shapley additive explanations) analysis identified two key factors for Q_{max} : heat transfer coefficient and slab thickness (with significance values of 0.57 and 0.48, respectively). The parameters ranked by significance were as follows: surface heat transfer — 96%, slab thickness — 75%, ambient temperature — 61%, hardening rate — 35%, concrete grade — 17%, and initial temperature of the mix — 14%.

Discussion. The feature correlation was dictated by both the physical processes involved and the modeling methodology. The relatively high correlation between ambient temperature and initial mix temperature ($\rho = 0.63$) is explained by the conditions under which the model was trained. During dataset construction, the maximum initial concrete temperature was constrained by the ambient temperature. The weak positive correlation between concrete grade and Q_{max} is explained by the ability of high-strength concrete structures to withstand higher temperature gradients. Shap analysis allowed us to clarify: fast hardening at high temperatures reduced Q_{max} , while slow hardening at low temperatures increased it.

Conclusion. The machine learning model developed in this study provides an auxiliary computational framework for optimizing concrete composition selection during the design process. Bayesian optimization of hyperparameters provided high quality of algorithm performance in terms of metrics: MAE = 0.67; MSE = 1.78; RMSE = 1.33; MAPE = 0.52%. Three limitations of the model are unaccounted for fast-onset concrete creep, external deformation limitations, and cases of using slabs for transfer structures.

Keywords: heat release of concrete, crack formation in concrete slabs, guaranteed prediction of crack resistance, crack resistance criterion, selection of concrete composition in design

Acknowledgements. The authors would like to thank the editors and reviewers for their attentive attitude towards the article and the valuable recommendations for its improvement.

Funding Information. The study was supported by the grant of the Russian Science Foundation no. 25-19-00164, <https://rscf.ru/project/25-19-00164/>

For Citation. Kondratieva TN, Tyurina VS, Chepurnenko AS. Machine Learning Model for Determining the 28-day Limit of Concrete Heat Release in Massive Monolithic Foundation Slabs. *Advanced Engineering Research (Rostov-on-Don)*. 2026;26(2):2285. <https://doi.org/10.23947/2687-1653-2026-26-2-2285>

Введение. Трещиностойкость массивных монолитных железобетонных конструкций остается одним из наиболее важных вопросов современного строительства, от решения которого зависят долговечность и эксплуатационная надежность зданий и сооружений. Неравномерное температурное распределение, усадочные деформации в процессе твердения бетона являются основными факторами образования трещин в раннем возрасте бетона [1]. Для предупреждения дефектов необходима своевременная оценка рисков их образования, и эта проблема активно обсуждается в литературе. Так, предложенный в [2] алгоритм позволяет сопоставить характеристики бетона с изменением температурного поля в процессе твердения. Авторы [3] исследуют температурный градиент в массивной монолитной плите на основе полевых измерений и показывают, как разница между центром и поверхностью конструкции формирует внутренние растягивающие напряжения. В [4] с акцентом на методики конечноэлементного моделирования (КЭМ) анализируются градиенты температур между центральными и поверхностными зонами массивов. Результаты трехмерных расчетов позволяют сформулировать требования к механическим характеристикам бетона и температурному перепаду между центром и поверхностью конструкции при моделировании температурных напряжений в системе «центр — поверхность» [5]. В [6] рассматривается современный численный метод фазового поля, который позволяет моделировать процесс образования температурных трещин и динамику их развития в массивных бетонных конструкциях. Авторы данной работы вводят критерий сравнения расчетных напряжений и прочности бетона на растяжение.

В [7] рассматриваются методы расчета температурного поля с учетом изменений свойств бетона во времени и такие меры контроля, как теплоизоляция, модификация смеси, ограничения температурного режима бетона при укладке. Авторы [8] вводят критерии прочности при термонапряженном состоянии. В [9] по температурным напряжениям оценивается риск раннего трещинообразования.

Авторы перечисленных выше публикаций решают прямую задачу оценки риска раннего трещинообразования в массивных монолитных конструкциях на стадии возведения по таким параметрам, как геометрия конструкции, тепловыделение бетона, механические характеристики и параметры теплообмена. Перечисленные подходы, основанные на КЭМ, позволяют с высокой точностью оценить риск трещинообразования, однако требуют значительных вычислительных ресурсов, времени и детальной настройки модели. Это делает их непригодными для оперативного использования на этапе предварительного подбора состава бетонной смеси, когда необходимо быстро перебрать множество вариантов цемента и добавок.

Один из наиболее эффективных способов снижения риска раннего трещинообразования в массивных монолитных конструкциях — сокращение удельного тепловыделения на 1 м^3 бетонной смеси. Эта величина определяется содержанием цемента в 1 м^3 бетонной смеси и его минералогическим составом. Для предотвращения раннего трещинообразования в массивных конструкциях применяются цементы с низкой экзотермичностью, а также вводятся добавки, позволяющие снизить содержание цемента при сохранении прочности. Ряд зарубежных исследователей фокусируется именно на оптимизации составов бетонных смесей для массивных конструкций, уделяя особое внимание управлению тепловыделением при гидратации за счет использования таких вспомогательных цементирующих материалов (ВЦМ), как гранулированный доменный шлак (ГДШ), зола уноса (ЗУ), микрокремнезем и метакаолин [10].

Вспомогательные цементирующие материалы существенно влияют на тепловыделение, однако исследователи этих процессов дают лишь качественные или частично количественные рекомендации (например, «замена цемента на 30 % шлака снижает тепловыделение на 15–20 %»). На основе таких подходов сложно получить конкретное числовое значение предельно допустимого тепловыделения $Q_{\max}$ для заданных геометрических и климатических условий. Затруднение объясняется тем, что конечная допустимая величина зависит от сложного взаимодействия большого количества параметров (геометрия плиты, условия окружающей среды, кинетика тепловыделения, начальная температура смеси, класс бетона по прочности и др.).

В [11] рассматриваются подходы к подбору составов низкотермичных смесей с различными долями ГДШ и ЗУ. В [12] показано, как тепловыделение и кинетика твердения зависят от степени замещения цемента. В [13] изучено влияние указанных факторов на развитие температурных напряжений. Авторы статьи [14] предлагают обобщенный обзор влияния различных типов ВЦМ на теплоту гидратации. В [15] рассмотрено их воздействие на микроструктуру цементного камня. В [16] анализируется формирование прочности бетона на ранних сроках твердения при использовании ВЦМ.

Технические исследования, посвященные моделированию температурного поля и развитию напряжений в раннем возрасте, подробно рассматриваются в работе [17]. В [18] предложены численные методы оценки термомеханического поведения массивных бетонных конструкций. Исследование [19] развивает данный подход с учетом реальных параметров тепловыделения и состава смеси. Авторы [20] пишут о разработке устойчивых низко-тепловых составов, включая современные системы типа LC3⁴, которые демонстрируют потенциал снижения углеродного следа и температуры гидратации при сохранении эксплуатационных характеристик.

В [21] представлены практические рекомендации по оптимизации пропорций компонентов, включая использование тройных смесей и низкоуглеродных вяжущих систем. В [22] предложены конкретные диапазоны замещения цемента, методики лабораторных испытаний, а также примеры рецептур, обеспечивающих оптимальный баланс между снижением тепловыделения и сохранением прочностных характеристик.

Несмотря на несомненные достоинства этих работ, они, как правило, ориентированы на конкретные материалы и условия, а их результаты не обобщены в виде компактной прогнозной модели, пригодной для инженерной практики. Таким образом, сохраняется разрыв между:

- задачей подбора состава (нужно быстро оценить, какое тепловыделение допустимо);
- существующими инструментами (трудоемкое КЭМ или экспериментальное приготовление смесей).

Итак, опубликованные исследования предлагают:

- прямое моделирование температурных напряжений при заданных характеристиках бетона (что требует много времени и специализированного программного обеспечения);
- рецептурное снижение тепловыделения без привязки к конкретному допустимому порогу, определяемому геометрией конструкции и условиями теплообмена.

Отсутствует инструмент, позволяющий на стадии подбора состава мгновенно получать ответ на вопрос: «Какое максимальное тепловыделение к 28-м суткам допустимо для фундаментной плиты с заданными параметрами, чтобы гарантировать трещиностойкость?». Настоящее исследование направлено на заполнение этого пробела. Цель работы — создание прогнозной модели для определения допустимого уровня тепловыделения, при котором обеспечивается трещиностойкость массивных монолитных фундаментных плит. Решение данной задачи имеет большое значение на стадии подбора состава бетонной смеси для бетонирования массивных монолитных конструкций. В качестве критерия трещиностойкости принимается максимальный уровень напряжений (отношение максимального растягивающего напряжения к прочности на растяжение). Он не должен превышать единицу.

Для достижения поставленной цели последовательно решены две группы задач. Первая — разработка исходной физико-механической расчетной модели. Ниже представлены три ее составляющие:

- выбрана одномерная конечноэлементная постановка задачи теплопроводности с учетом послойного бетонирования;
- заданы зависимости теплофизических и механических свойств бетона от времени и температуры (функция тепловыделения, кинетика твердения, прочность, мгновенный модуль упругой деформации);
- реализован алгоритм поиска предельно допустимого тепловыделения $Q_{\max}$ методом бисекции по критерию уровня растягивающих напряжений меньше единицы.

Вторая группа задач — построение и проверка модели машинного обучения. У нее четыре составляющие:

- сформирован датасет из 9375 образцов путем параметрического конечноэлементного моделирования;
- выбран и обучен алгоритм CatBoost с оптимизацией гиперпараметров;
- выполнена оценка точности на обучающей и тестовой выборках;
- проведена Shap-интерпретация модели.

Материалы и методы. В качестве входных выбрали следующие физико-технические и технологические параметры:

- толщина фундаментной плиты, h , м;
- коэффициент теплоотдачи на верхней поверхности, α , Вт/(м²·°C);
- температура окружающей среды, T_{amb} , °C;
- начальная температура бетонной смеси, T_0 , °C;
- класс бетона по прочности на сжатие, В, МПа (ГОСТ 18105-2018⁵);
- темп твердения (rate), который может принимать три значения (1 — быстро твердеющий, 2 — нормально твердеющий и 3 — медленно твердеющий).

⁴ От англ. Limestone Calcined Clay Cement — обожженный известняковый глиняный цемент.

⁵ ГОСТ 18105-2018 *Бетоны. Правила контроля и оценки прочности*. Гарант. URL: <https://base.garant.ru/72932108/> (дата обращения: 02.03.2026).

Выходная переменная — максимально допустимое суммарное тепловыделение бетона за время активной гидратации цемента в течение 28 суток (Q_{max} , МДж/м³). Объем датасета — 9375 экземпляров, полученных в результате численного моделирования и параметрического анализа.

При формировании обучающего датасета толщина фундаментной плиты варьировалась от 1 до 2 м с шагом 0,25 м. Коэффициент теплоотдачи — от 3 до 23 Вт/(м²·°C) с шагом 5 Вт/(м²·°C). Температура окружающей среды — от 5 до 35 °C с шагом 7,5 °C. Классы бетона — В25, В30, В35, В40, В45. Функция тепловыделения определялась уравнением [23]:

$$Q(t) = Q_{28} \exp \left(k \left(1 - \left(\frac{28}{t-b} \right)^x \right) \right), \quad (1)$$

где Q_{28} — тепловыделение в МДж/м³ к 28-м суткам; t — время в сутках; k и x — параметры, определяющие скорость тепловыделения; $b = 4$ ч — индукционный период.

Расчет термонапряженного состояния выполняли в упрощенной постановке по методике, приведенной в [24]. Ранее ее неоднократно апробировали на экспериментальных данных [25].

Для расчета температурного поля использовали одномерное уравнение теплопереноса:

$$\lambda \frac{\partial^2 T}{\partial z^2} + W = \rho c \frac{\partial T}{\partial t}, \quad (2)$$

где λ — коэффициент теплопроводности; T — температура; $W = \frac{\partial Q}{\partial t}$ — плотность внутренних источников тепловыделения; ρ — плотность; c — удельная теплоемкость; t — время.

При расчете температурных полей учитывалось взаимодействие плиты с грунтовым массивом, толщина которого принималась постоянной и равной 3 м. Теплофизические характеристики бетона: $\rho = 2400$ кг/м³, $c = 1000$ Дж/(кг·°C), $\lambda = 2,67$ Вт/(м·°C). Теплофизические характеристики грунта: $\rho_g = 1800$ кг/м³, $c_g = 750$ Дж/(кг·°C), $\lambda_g = 0,9$ Вт/(м·°C).

На поверхности плиты принимались граничные условия конвективного теплообмена:

$$\lambda \frac{\partial T}{\partial z} + \alpha (T - T_{amb}) = 0, \quad (3)$$

где α — коэффициент теплоотдачи; T_{amb} — температура окружающей среды.

Температуру на нижней стороне грунтового массива для упрощения приняли равной постоянному значению T_{amb} :

$$T_g(t) = T_{amb}. \quad (4)$$

Начальная температура всего грунтового массива также принималась равной T_{amb} , а для бетона — начальной температуре бетонной смеси T_0 .

Уравнение (2) с граничными условиями (3) и (4) решалось методом конечных элементов. Для этого вводилась сетка по z и t (40 конечных элементов по толщине плиты, 40 конечных элементов по толщине грунтового массива, 3000 шагов по времени на интервале 28 суток). При расчете температурных полей и напряжений учитывались продолжительность и послойность возведения конструкции. Толщина слоев принималась равной 0,25 м, продолжительность укладки слоя — 2 часа. До «рождения» слоя ему присваивались:

- аномально высокое значение теплопроводности — $\lambda = 1000$ Вт/(м·°C);
- нулевая теплоемкость, что физически эквивалентно отсутствию слоя.

После «рождения» слою присваивались его фактические характеристики.

До окончания и в течение 12 часов после завершения укладки бетонной смеси считалось, что поверхность фундаментной плиты открыта, происходит свободный теплообмен с окружающей средой и коэффициент теплоотдачи равен 23 Вт/(м²·°C). Через 12 часов после завершения укладки коэффициент теплоотдачи принимался равным входной переменной модели α . Расчеты проводили в разработанной авторами программе в среде Matlab.

При расчете напряженно-деформированного состояния прочностные характеристики бетона представлялись функциями от его эквивалентного возраста t_{eq} , определяемого по формуле [26]:

$$t_{eq} = \frac{DM}{20}. \quad (5)$$

Здесь DM — степень зрелости бетона, определяемая интегралом:

$$DM = \int_0^t T(\tau) d\tau, \quad (6)$$

где t — текущий момент времени, τ — переменная интегрирования, $T(\tau)$ — температура в момент времени τ .

Прочность бетона при сжатии R определялась по формуле [25]:

$$R = R_{28} \exp \left(s \left(1 - \sqrt{\frac{28}{t_{eq} - b}} \right) \right), \quad (7)$$

где $R_{28} = B + 12$ — значение прочности при сжатии в возрасте 28 суток; t_{eq} — эквивалентный возраст в сутках; $b = 0,167$ сут = 4 ч — индукционный период; s — коэффициент, зависящий от кинетики тепловыделения.

Принимались три темпа твердения бетона: быстрый, нормальный и медленный. В таблице 1 представлены значения коэффициентов k и x в формуле (1), а также коэффициента s в формуле (7) для трех темпов твердения.

Таблица 1

Параметры скорости и кинетики тепловыделения в зависимости от темпа твердения

Темп твердения	k	x	s
Быстрый (1)	0,14	0,40	0,20
Нормальный (2)	0,19	0,51	0,35
Медленный (3)	0,24	0,62	0,50

Мгновенный модуль упругой деформации бетона E и его прочность при растяжении R_t определялись через прочность при сжатии по формулам [25]:

$$E = 22265 \cdot \left(\frac{R}{10} \right)^{0,28}, \quad (8)$$

$$R_t = 0,29 R^{0,6}. \quad (9)$$

Формула (8) использовалась для вычисления модуля упругости при эквивалентном возрасте бетона не менее 12 ч. При эквивалентном возрасте меньше 12 ч величина E принималась равной нулю (считалось, что бетон до возраста 12 ч еще не является твердым телом и температурные напряжения в нем отсутствуют).

Приращения напряжений $\Delta\sigma_x = \Delta\sigma_y = \Delta\sigma$ на каждом шаге по времени во всех узлах сетки вычислялись по формуле [24]:

$$\Delta\sigma = \frac{E(z, t)}{1 - \nu} (\Delta\varepsilon - \alpha_T \Delta T). \quad (10)$$

Здесь $\nu = 0,2$ — коэффициент Пуассона бетона; $\alpha_T = 10^{-5} 1/^\circ\text{C}$ — коэффициент линейного температурного расширения; ΔT — изменение температуры в расчетном узле за время ΔT ; $\Delta\varepsilon$ — приращение полной деформации, определяемое по формуле:

$$\Delta\varepsilon = \frac{\alpha_T \int_{-\frac{h}{2}}^{\frac{h}{2}} E(z, t) \Delta T(z) dz}{\int_{-\frac{h}{2}}^{\frac{h}{2}} E(z, t) dz}. \quad (11)$$

Для каждого набора данных $[h \propto T_{amb} B \text{ rate}]$ предельно допустимую величину тепловыделения $Q_{max} = Q_{28}$ определяли при различных начальных температурах бетонной смеси — от 5°C до T_{amb} . Значение 5°C соответствует минимальной температуре бетонной смеси к началу выдерживания согласно СП 70.13330.2012⁶. Этот же нормативный документ устанавливает максимальную температуру бетонной смеси. Она не должна превышать 30°C при бетонировании конструкций с модулем поверхности более 3. Предел для массивных конструкций с модулем поверхности менее 3 — 25°C . Однако на практике редко соблюдается требование по максимальной температуре, поэтому в обучающем датасете максимальное значение T_0 составляло 35°C при такой же температуре окружающей среды. Задание T_0 выше T_{amb} (например, 35°C при $T_{amb} = 5^\circ\text{C}$) было бы физически необоснованным и противоречило бы требованиям нормативов. Случай зимнего бетонирования с предварительным подогревом бетонной смеси мы здесь не рассматриваем, что видно из минимальной учитываемой температуры окружающей среды (5°C).

Методом бисекции определяли $Q_{max} = f(h, \alpha, T_{amb}, T_0, B, \text{rate})$ при заданных значениях входных переменных из обучающего набора. Искали такое значение Q_{28} в диапазоне от 20 до 520 МДж/м³, при котором максимальный уровень растягивающих напряжений σ/R_t равен единице. Допустимая погрешность при поиске величины Q_{max} методом бисекции принималась равной 1 %.

⁶ СП 70.13330.2012. Несущие и ограждающие конструкции. Москва: ФЦС, 2013.

Диапазон от 20 до 520 МДж/м³ выбрали из следующих соображений. По данным [27], удельное тепловыделение портландцемента в возрасте 28 суток может принимать значения от 120 до 513 кДж/кг. Содержание цемента в бетоне может варьироваться от 200 до 600 кг/м³ (СНиП 5.01.23-83⁷). В итоге для нижней границы Q_{28} получили 120 кДж/кг · 200 кг/м³ = 24 МДж/м³. Данное значение округлили до 20 МДж/м³. Для верхней границы получили: 513 кДж/кг · 600 кг/м³ = 308 МДж/м³. Однако есть некоторые цементы, например, напрягающие, у которых тепловыделение выше, чем у портландцемента. Разница доходит до двукратной. Поэтому верхнюю границу скорректировали в сторону увеличения.

В таблице 2 частично представлен полученный массив данных для обучения модели искусственного интеллекта.

Таблица 2

Исходные данные для обучения модели

№	h , м	α , Вт/(м ² ·°C)	T_{amb} , °C	T_0 , °C	B , МПа	$rate$	Q_{max} , МДж/м ³
1	1	3	5	5	25	1	302,2265625
2	1	3	5	5	25	2	325,6640625
3	1	3	5	5	25	3	298,3203125
4	1	3	5	5	30	1	310,0390625
5	1	3	5	5	30	2	335,4296875
6	1	3	5	5	30	3	310,0390625
7	1	3	5	5	35	1	317,8515625
8	1	3	5	5	35	2	343,2421875
9	1	3	5	5	35	3	321,7578125
10	1	3	5	5	40	1	323,7109375
11	1	3	5	5	40	2	351,0546875
12	1	3	5	5	40	3	333,4765625
13	1	3	5	5	45	1	327,6171875
...	...	...	...	...	...	...	...
2341	1,25	8	12,5	5	45	3	136,6992188
2342	1,25	8	12,5	6,875	25	1	168,9257813
2343	1,25	8	12,5	6,875	25	2	167,9492188
2344	1,25	8	12,5	6,875	25	3	120,0976563
2345	1,25	8	12,5	6,875	30	1	177,7148438
2346	1,25	8	12,5	6,875	30	2	175,7617188
2347	1,25	8	12,5	6,875	30	3	125,9570313
2348	1,25	8	12,5	6,875	35	1	185,5273438
2349	1,25	8	12,5	6,875	35	2	183,5742188
...	...	...	...	...	...	...	...
9366	2	23	35	35	30	3	64,67773438
9367	2	23	35	35	35	1	62,72460938
9368	2	23	35	35	35	2	78,34960938
9369	2	23	35	35	35	3	66,63085938
9370	2	23	35	35	40	1	64,67773438
9371	2	23	35	35	40	2	81,27929688
9372	2	23	35	35	40	3	69,07226563
9373	2	23	35	35	45	1	66,63085938
9374	2	23	35	35	45	2	83,72070313
9375	2	23	35	35	45	3	71,02539063

Как видим, сформированный массив данных представляет собой шесть входных признаков и одну целевую переменную. Для построения и валидации модели весь набор данных разделили на обучающую и тестовую выборки. Процедура формирования соотношений имела вид 80/20, при этом проводилась многократная перекрестная проверка по системе Repeated k-Fold Cross-Validation⁸ ($k = 5$) с фиксированным начальным параметром генератора случайных чисел ($random_state^9 = 42$).

⁷ СНиП 5.01.23-83. Типовые нормы расхода цемента для приготовления бетонов сборных и монолитных бетонных, железобетонных изделий и конструкций. Москва: Стройиздат, 1985.

⁸ Многократная k-блочная кросс-валидация (англ.).

⁹ Начальное состояние (англ., подразумевается состояние генератора случайных чисел).

Перед разбиением проверили корректность значений и согласованность размерностей переменных. Признак «rate» перевели в категорию порядковых переменных согласно таблице 1. Итого, при общем объеме выборки 9375 наблюдений количественная составляющая обучающей выборки: 7500 записей для обучения модели и 1875 записей для ее валидации. Данные тестовой выборки использовались один раз только для оценки обобщающей способности модели.

Статистические характеристики исходного набора данных обобщаются в таблице 3. Здесь также представлены диапазоны изменения входных и выходного параметров. Основные показатели: размер выборки, среднее выборочное, рассеяние, экстремумы значений переменных. Совокупность данных показателей помогает провести статистический анализ переменных, определить их разброс относительно центра, показать асимметричность распределения, вывести законы распределения данных вариационных рядов.

Таблица 3

Статистические характеристики исходного набора данных

Параметр	h , м	α , Вт/(м ² ·°C)	T_{amb} , °C	T_0 , °C	B , МПа	rate	Q_{max} , МДж/м ³
Среднее	1,50	13,00	20,00	12,50	35,00	2,00	129,00
Стандартное отклонение	0,35	7,07	10,61	8,39	7,07	0,82	51,36
Min	1,00	3,00	5,00	5,00	25,00	1,00	38,68
25 %	1,25	8,00	12,50	5,00	30,00	1,00	92,51
50 %	1,50	13,00	20,00	10,62	35,00	2,00	116,19
75 %	1,75	18,00	27,50	16,25	40,00	3,00	154,28
Max	2,00	23,00	35,00	35,00	45,00	3,00	358,87

Машинное обучение по сути представляет собой многомерную интерполяцию, поэтому надежную работу модели можно гарантировать только в пределах изменения входных параметров в обучающем наборе данных. Указанные в таблице 3 минимальные и максимальные значения входных параметров перекрывают диапазон наиболее часто встречающихся характеристик массивных монолитных фундаментных плит.

Для улучшения качества моделей проанализировали корреляционные связи между переменными. Для анализа данных и построения модели прогнозирования максимально допустимого тепловыделения бетона при возведении массивных монолитных фундаментных плит применялись алгоритмы машинного обучения Gradient Boosting и CatBoostRegressor¹⁰ с использованием библиотеки градиентного бустинга CatBoost. Для оптимизации гиперпараметров модели задействовали методы случайного поиска (Random Search) и байесовской оптимизации (Bayesian Optimization).

Значения параметров модели градиентного бустинга для регрессии (CatBoostRegressor):

- iterations (число итераций) — 600–2000;
- depth (глубина) — 4–12;
- learning_rate (скорость обучения) — 0,01–0,09;
- L2 reg_lambda (коэффициент переменной регуляризации L2 функции потерь) — 0,001–0,009.

Качество прогнозирования оценивали по метрикам MAE (средняя абсолютная ошибка), MSE (среднеквадратичная ошибка), MAPE (средняя абсолютная процентная ошибка), RMSE (корень из среднеквадратичной ошибки) и коэффициенту детерминации R^2 .

Для интерпретации воздействия рассматриваемых параметров на прогнозное значение модели использовался визуальный метод влияния признаков (Shap summary plot), основанный на теории Шепли. Метод позволяет оценить не только важность вклада каждого параметра в итоговое предсказание модели, но и определяет направление его влияния. При построении Shap summary plot использовались ключевые свойства: локальная точность, линейность, симметрия, отсутствие эффекта пропущенного признака (вклад пропущенного признака равен нулю). Данный подход показывает, насколько сильно меняются результаты предсказания при изменении значений конкретного параметра.

Результаты исследования. На рис. 1 показана корреляция входных и выходного параметров модели. За исключением начальной температуры бетонной смеси и температуры окружающей среды, корреляция между остальными входными параметрами отсутствует, что говорит об их независимости.

¹⁰ Сокращение обозначает использование категориального повышения в решении регрессионных задач (англ.).

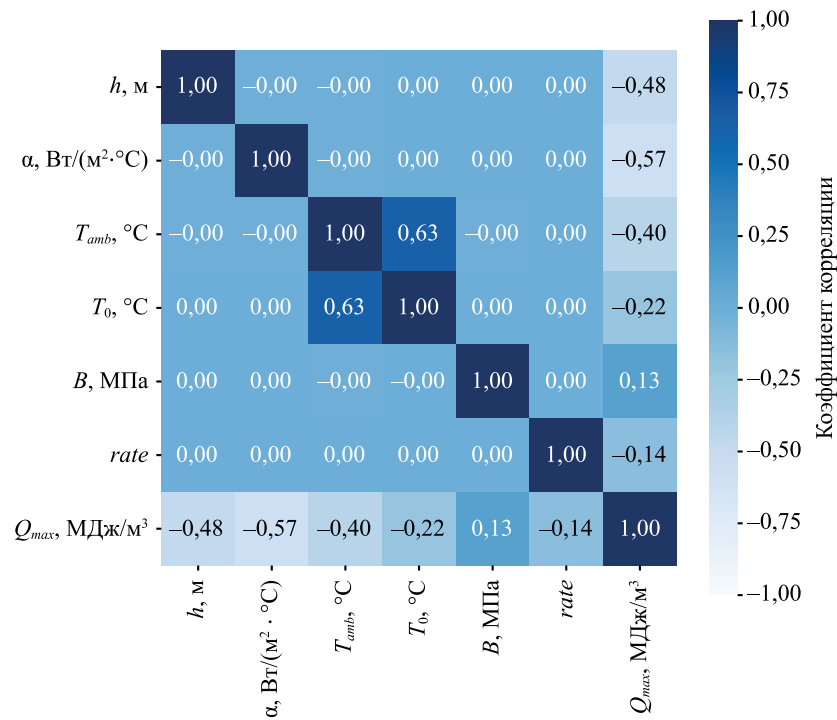


Рис. 1. Корреляционная матрица

Параметр начальной температуры бетонной смеси имеет значимую корреляцию с температурой окружающей среды ($\rho = 0,63$). Наблюдается слабая и умеренная корреляционная связь между максимальным тепловыделением бетона и входными параметрами модели:

- толщина фундаментной плиты ($\rho_{h/Q_{\text{max}}} = 0,48$);
- коэффициент теплоотдачи на верхней поверхности ($\rho_{\alpha/Q_{\text{max}}} = 0,57$).

Количественная значимость параметров модели по степени важности наглядно представлена на рис. 2:

- коэффициент теплоотдачи на поверхности — 96 %;
- толщина фундаментной плиты — 75 %;
- температура окружающей среды — 61 %;
- темп твердения — 35 %;
- класс бетона — 17 %;
- начальная температура бетонной смеси — 14 %.

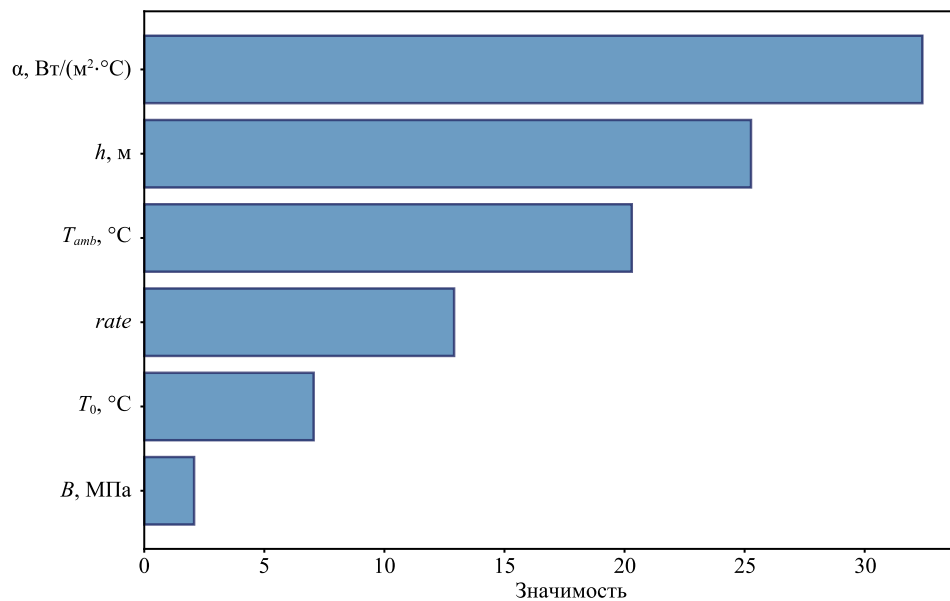


Рис. 2. Среднее абсолютное влияние признаков на выходную переменную

Оптимальные значения параметров, полученные в процессе обучения моделей, представлены в таблице 4.

Таблица 4

Оптимальные значения параметров модели

Модель	Параметр	Значение
CatBoost	Iterations (число итераций)	1488
	Depth (глубина обучения)	8
	Learning rate (скорость обучения)	0,06
	L2 leaf reg (L2-регуляризация для предотвращения переобучения)	0,006

Метрики качества работы алгоритма приведены в таблице 5.

Таблица 5

Метрики качества модели

Метрика/Модель	Значение
MAE	0,67
MSE	1,53
RMSE	1,33
MAPE, %	0,52
R^2_{train} (обучающая)	0,99
R^2_{test} (тестовая)	0,98

Визуализация предсказаний для обучающей и тестовой выборки представлена на рис. 3 и 4 соответственно. По оси абсцисс отложены целевые значения T выходного параметра, а по оси ординат — прогнозируемые значения P . Все точки расположены очень близко к прямой $P = T$, что говорит об очень высоком качестве прогнозирования.

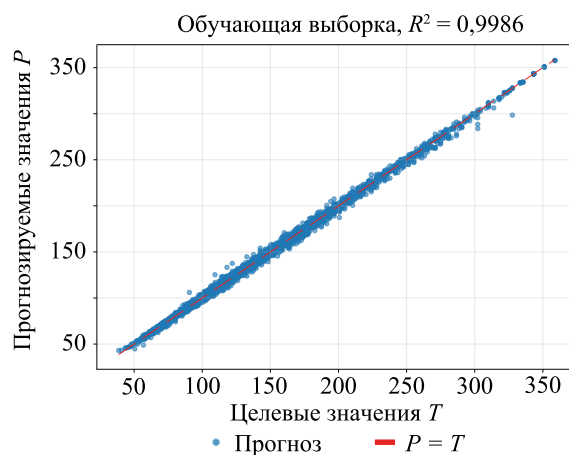


Рис. 3. График ошибок прогноза для обучающей выборки

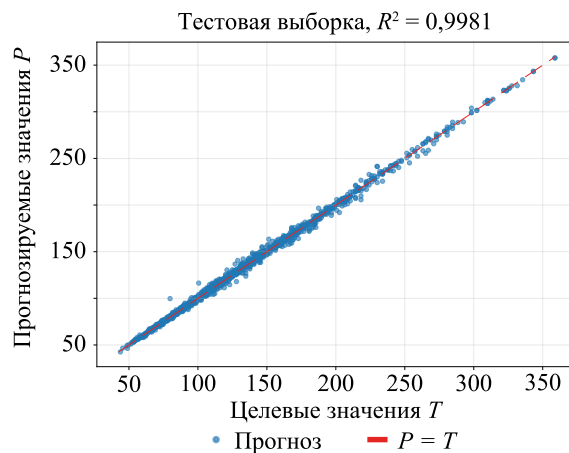


Рис. 4. График ошибок прогноза для тестовой выборки

Обсуждение. Значимая корреляция температуры окружающей среды с начальной температурой бетонной смеси ($\rho = 0,63$) объясняется тем, что верхняя граница начальной температуры бетонной смеси при формировании обучающего набора данных ограничивалась температурой окружающей среды. Присутствие слабой или умеренной корреляции между входными параметрами и максимальным тепловыделением бетона говорит о сложном взаимодействии между отдельными параметрами модели. Влияние параметров на Q_{max} может быть нелинейным или взаимозависимым. Так, например, толщина плиты взаимодействует с коэффициентом теплоотдачи на поверхности. При большой толщине плиты теплопередача с поверхности затруднена и приводит к накоплению тепла внутри конструкции. Однако при повышенном коэффициенте теплоотдачи тепло быстрее отводится, снижая риск перегрева.

Все входные параметры, за исключением класса бетона, показывают отрицательную корреляционную связь с выходным параметром Q_{max} . Это соответствует физике процесса.

Снижение температуры окружающей среды и начальной температуры бетонной смеси при неизменном тепловыделении приводит к снижению максимального уровня напряжений. Довольно известный прием — добавление в бетонную смесь льда при производстве работ в жарком климате [28]. Все более популярным методом охлаждения становится прямая подача жидкого азота в емкости бетоновозов [29]. Как следствие, при неизменном уровне напряжений снижение значений T_{amb} и T_0 приведет к увеличению допустимого значения Q_{max} .

Слабая положительная связь между классом бетона и максимально допустимым тепловыделением объясняется тем, что при использовании бетонов высоких классов вместе с прочностью на сжатие возрастает прочность на растяжение, и это позволяет конструкциям выдерживать большие температурные градиенты.

Для лучшей интерпретации результатов прогнозирования рассматривался также альтернативный вариант анализа признаков модели — Shap summary plot. Этот метод наглядно показывает одновременно важность признаков, направление их влияния и распределение вкладов на значения целевой переменной (рис. 5).

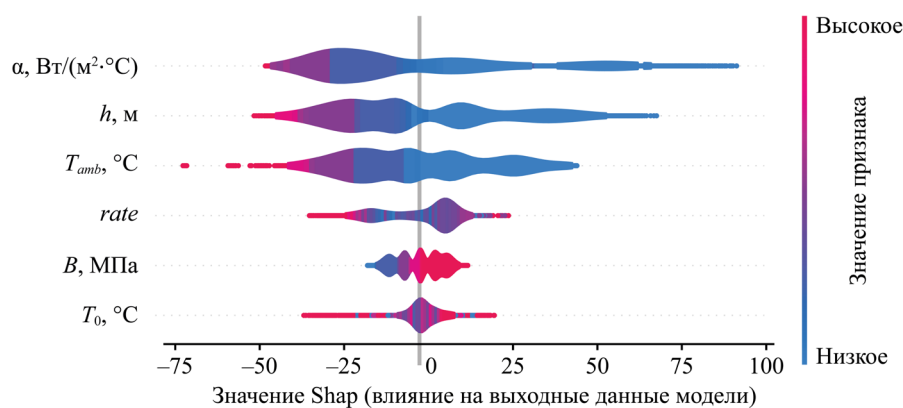


Рис. 5. Оценка важности признаков модели

Анализ Shap-графика показал, что наибольшее влияние на максимально допустимое суммарное тепловыделение оказывают толщина плиты и коэффициент теплоотдачи, определяющие интенсивность теплоотвода и распределение температурного поля между центральной и поверхностной зонами. При увеличении толщины конструкции массивных монолитных плит повышается тепловой градиент и растет напряжение в поверхностных слоях, что приводит к снижению допустимого тепловыделения. Меньшую значимость демонстрирует параметр температуры окружающей среды. Имеет особое значение его связь с темпом твердения бетона:

- ускоренное твердение при высокой температуре окружающей среды снижает максимально допустимое тепловыделение бетона;
- медленное твердение при пониженной температуре окружающей среды увеличивает максимально допустимое тепловыделение бетона.

В целом тенденция влияния признаков, определенная по анализу Shap-значений, совпадает с результатами корреляционного анализа.

Заключение. Отсутствие сильной корреляционной зависимости между большинством входных параметров тестируемой модели прогнозирования максимально допустимого тепловыделения бетона при возведении массивных монолитных фундаментных плит свидетельствует о том, что каждый из этих факторов вносит независимый вклад в формирование температурных напряжений на стадии возведения конструкции. Это говорит о сложном, нелинейном взаимодействии переменных, при котором риск раннего трещинообразования в массивных монолитных конструкциях определяется не одним доминирующим параметром, а их совокупным влиянием.

Оптимизация гиперпараметров с использованием методов байесовского поиска обеспечила высокое качество работы алгоритма по метрикам: MAE = 0,67; MSE = 1,78; RMSE = 1,33; MAPE = 0,52 %.

Shar-анализ результатов расчета термонапряженного состояния конструкций с учетом временной и температурной зависимости прочностных характеристик бетона позволил определить вклад входных параметров в результирующие прогнозы. Наиболее существенные — толщина фундаментной плиты и коэффициент теплоотдачи на поверхности. От них в наибольшей степени зависит, достигнет ли тепловыделение допустимого максимума.

Разработан комплексный подход к прогнозированию максимально допустимого тепловыделения бетона при возведении массивных монолитных фундаментных плит, основанный на сочетании конечноэлементного моделирования и методов машинного обучения.

Предлагаемую модель машинного обучения можно использовать на стадии предварительного подбора состава бетонной смеси для ориентировочной оценки максимально допустимого расхода цемента. Однако для широкого внедрения в проектную практику нужна дополнительная валидация на экспериментальных данных.

Необходимо также отметить ограничения предлагаемой модели.

1. При обучении модели определение уровня напряжений выполнялось без учета быстросотекающей ползучести бетона. Истинный уровень напряжений при учете ползучести будет ниже расчетного, поэтому разработанная модель предсказывает допустимый уровень тепловыделения с некоторым запасом. Дальнейшие исследования могут быть направлены на учет ползучести при построении прогнозных моделей.

2. Разработанная модель применима для конструкций, в которых температурные напряжения вызваны только так называемым внутренним ограничением деформации (поперечные сечения остаются плоскими при неодинаковых температурных деформациях по высоте сечения). Помимо внутренних ограничений конструкция может испытывать внешние ограничения деформации, когда, например, плита возводится на основании из скального грунта и имеет с ним жесткую связь, ограничивающую полные деформации. Для конструкций, испытывающих внешние ограничения деформаций, предлагаемая модель неприменима. В таких конструкциях оценить риск раннего трещинообразования можно только путем полноценного трехмерного конечноэлементного анализа.

3. Массивные плиты помимо фундаментов используются в качестве трансферных конструкций, обеспечивающих взаимодействие несущих колонн надземной и подземной частей здания. Для данного случая граничные условия отличаются (вместо взаимодействия с грунтовым массивом на нижней поверхности имеет место теплообмен с окружающей средой). Построение прогнозных моделей для таких конструкций можно также отметить в качестве перспективы дальнейших исследований.

Список литературы / References

1. Пузатова А.В., Дмитриева М.А., Товпинец А.О., Лейцин В.Н. Исследование процессов эволюции дефектов структуры мелкозернистых бетонов методами компьютерной томографии. *Advanced Engineering Research (Rostov-on-Don)*. 2024;24(3):227–237. <https://doi.org/10.23947/2687-1653-2024-24-3-227-237>
1. Puzatova AV, Dmitrieva MA, Tovpinets AO, Leitsin VN. Study of Structural Defects Evolution in Fine-Grained Concrete Using Computed Tomography Methods. *Advanced Engineering Research (Rostov-on-Don)*. 2024;24(3):227–237. <https://doi.org/10.23947/2687-1653-2024-24-3-227-237>
2. Klemczak B, Smolana A. Multi-Step Procedure for Predicting Early-Age Thermal Cracking Risk in Mass Concrete Structures. *Materials*. 2024;17(15):3700. <https://doi.org/10.3390/ma17153700>
3. Smolana A, Klemczak B, Azenha M, Schlicke D. Early Age Cracking Risk in a Massive Concrete Foundation Slab: Comparison of Analytical and Numerical Prediction Models with On-site Measurements. *Construction and Building Materials*. 2021;301:124135. <https://doi.org/10.1016/j.conbuildmat.2021.124135>
4. Tyurina V, Chepurnenko A, Akopyan V. Prediction of Thermal Cracking during Construction of Massive Monolithic Structures. *Applied Sciences*. 2025;15(3):1499. <https://doi.org/10.3390/app15031499>
5. Tzu-Han Wen, Terry TYP Yuen, Victor KS Li, Albert T Yeung. A Case Study on Early-Age Cracking of High-Strength Concrete Construction by Coupled Thermal-Mechanical Analysis and Field Monitoring. *Case Studies in Construction Materials*. 2024;21:e03436. <https://doi.org/10.1016/j.cscm.2024.e03436>
6. Ghasabeh M, Göktepe S. Phase-Field Modeling of Thermal Cracking in Hardening Mass Concrete. *Engineering Fracture Mechanics*. 2023;289:109398. <https://doi.org/10.1016/j.engfracmech.2023.109398>
7. Zhiwei Qu, Yingda Zhang, Zihao Liu, Ruizhe Si, Jie Wu. A Review on Early-Age Cracking of concrete: Causes and control. *Case Studies in Construction Materials*. 2024;21:e03848. <https://doi.org/10.1016/j.cscm.2024.e03848>
8. Golewski GL. The Phenomenon of Cracking in Cement Concretes and Reinforced Concrete Structures: The Mechanism of Cracks Formation, Causes of Their Initiation, Types and Places of Occurrence, and Methods of Detection — A Review. *Buildings*. 2023;13(3):765. <https://doi.org/10.3390/buildings13030765>
9. Klemczak B, Żmij A. Insight into Thermal Stress Distribution and Required Reinforcement Reducing Early-Age Cracking in Mass Foundation Slabs. *Materials*. 2021;14(3):477. <https://doi.org/10.3390/ma14030477>

10. Raghav M, Park T, Hyun-Min Yang, Seung-Yeop Lee, Karthick S, Han-Seung Lee. Review of the Effects of Additive Cementitious Materials and Chemical Additives on the Physical, Mechanical and Durability Properties of Hydraulic Concrete. *Materials*. 2021;14(23):7270. <https://doi.org/10.3390/ma14237270>
11. Ozyildirim HC, Sharifi M, Hossain MS. Mass Concrete Mixtures Optimized for Temperature Control and High Workability. *Transportation Research Record*. 2023;2677(6):827–836. <https://doi.org/10.1177/03611981221150400>
12. Saeed MK, Rahman MK, Baluch MH. Early Age Thermal Cracking of Mass Concrete Blocks with Portland Cement and Ground Granulated Blast-Furnace Slag. *Magazine of Concrete Research*. 2016;68(13):647–663. <https://doi.org/10.1680/jmacr.15.00044>
13. Yaseen N, Alcivar-Bastidas S, Irfan-ul-Hassan M, Petroche DM, Qazi AU, Ramirez AD. Concrete Incorporating Supplementary Cementitious Materials: Temporal Evolution of Compressive Strength and Environmental Life Cycle Assessment. *Heliyon*. 2024;10(3):e25056. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e25056>
14. Ahmed A. Assessing the Effects of Additive Cementitious Materials on Concrete Properties: A Review. *Discover Civil Engineering*. 2024;1(1):145. <https://doi.org/10.1007/s44290-024-00154-z>
15. Hoon Moon, Ramanathan S, Suraneni P, Chang-Seon Shon, Chang-Joon Lee, Chul-Woo Chung. Revisiting the Effect of Slag in Reducing Heat of Hydration in Concrete in Comparison to Other Supplementary Cementitious Materials. *Materials*. 2018;11(10):1847. <https://doi.org/10.3390/ma11101847>
16. Yingda Zhang, Xinyue Liu, Ziyi Xu, Weiguang Yuan, Yong Xu, Zuobang Yao, et al. Early-age cracking of fly ash and GGBFS concrete due to shrinkage, creep, and thermal effects: a review. *Materials*. 2024;17(10):2288. <https://doi.org/10.3390/ma17102288>
17. Mardmomen S, Hung Liang (Roger) Chen. Modeling the thermal and mechanical properties of early age concrete containing ground granulated blast furnace slag. *Construction and Building Materials*. 2023;401:132902. <https://doi.org/10.1016/j.conbuildmat.2023.132902>
18. Tahsin Alper Yikici, Hayri Sezer, Hung Liang (Roger) Chen. Modeling Thermal Behavior of Mass Concrete Structures at Early Age. *Transportation Research Record*. 2022;2676(6):536–548. <https://doi.org/10.1177/03611981221075626>
19. Elmahdy H, Tahwia AM, Elmasoudi I, Youssf O. Mechanical and Thermal Properties of Sustainable Low-Heat High-Performance Concrete. *Sustainability*. 2023;15(23):16139. <https://doi.org/10.3390/su152316139>
20. Haoyu Zeng, Ming Jin, Wenwei Li, Chang Gao, Yuefeng Ma, Qingfeng Guan, et al. Performance evolution of low heat cement under thermal cycling fatigue: A comparative study with moderate heat cement and ordinary Portland cement. *Construction and Building Materials*. 2024;412:134863. <https://doi.org/10.1016/j.conbuildmat.2024.134863>
21. Mokal MP, Mandal R, Nayak S, Panda SK. Efficacy of High-Volume Fly Ash and Slag on the Physicomechanical, Durability, and Analytical Characteristics of High-Strength Mass Concrete. *Journal of Building Engineering*. 2023;76:107295. <https://doi.org/10.1016/j.jobbe.2023.107295>
22. Lallas ZN, Gombeda MJ, Mendonca F. Review of Supplementary Cementitious Materials with Implications for Age-Dependent Concrete Properties Affecting Precast Concrete. *PCI Journal*. 2023;68(6):46–64. <https://doi.org/10.15554/pci68.6-01>
23. Nesvetaev GV, Koryanova YI, Yazyev BM. Autogenous Shrinkage and Early Cracking of Massive Foundation Slabs. *Magazine of Civil Engineering*. 2024;17(6):13005. <https://doi.org/10.34910/MCE.130.5>
24. Chepurmenko A, Nesvetaev G, Koryanova Yu, Yazyev B. Simplified Model for Determining the Stress-Strain State in Massive Monolithic Foundation Slabs during Construction. *International Journal for Computational Civil and Structural Engineering*. 2022;18(3):126–136. <https://doi.org/10.22337/2587-9618-2022-18-3-126-136>
25. Chepurmenko AS, Nesvetaev GV, Koryanova YuI, Shut VV, Tyurina VS. Experience of Concreting a Massive Monolithic Foundation Slab. *Construction Materials and Products*. 2025;8(5):1–15. <https://doi.org/10.58224/2618-7183-2025-8-5-2>
26. Nesvetaev G. V., Koryanova Yu.I., Shut V. V. Specific heat dissipation of concrete and the risk of early cracking of massive reinforced concrete foundation slabs. *Construction Materials and Products*. 2024;7(3):1–13. <https://doi.org/10.58224/2618-7183-2024-7-4-3>
27. Nesvetaev GV, Koryanova YuI, Khezhev TA. Heat Dissipation of Cement and Design the Composition of Concrete for Massive Structures. *Construction Materials and Products* 2025;8(1):1–11. <https://doi.org/10.58224/2618-7183-2025-8-1-3>
28. Sanling Zhang, Peng Liu, Lei Liu, Jingxiang Huang, Xiang Cheng, Ying Chen, et al. Heat of Hydration Analysis and Temperature Field Distribution Study for Super-Long Mass Concrete. *Coatings*. 2024;14(3):369. <https://doi.org/10.3390/coatings14030369>
29. Kattoof I, Hassan MS, Hasan SS. Effects of Liquid Nitrogen Cooling on the Microstructure Properties of Nano-Modified Concrete under Hot Conditions. *Arabian Journal for Science and Engineering*. 2022;47(10):12569–12583. <https://doi.org/10.1007/s13369-021-06496-5>

Об авторах:

Татьяна Николаевна Кондратьева, кандидат технических наук, доцент кафедры «Математика и информатика» Донского государственного технического университета (344003, Российская Федерация, г. Ростов-на-Дону, пл. Гагарина, 1), [SPIN-код](#), [ORCID](#), [ScopusID](#), [ResearcherID](#), [ResearchGate](#), ktn618@yandex.ru

Василина Сергеевна Тюрина, кандидат технических наук, доцент кафедры «Строительная механика и теория сооружений» Донского государственного технического университета (344003, Российская Федерация, г. Ростов-на-Дону, пл. Гагарина, 1), [SPIN-код](#), [ORCID](#), [ScopusID](#), [ResearchGate](#), vasilina.93@mail.ru

Антон Сергеевич Чепурненко, доктор технических наук, профессор кафедры «Строительная механика и теория сооружений» Донского государственного технического университета (344003, Российская Федерация, г. Ростов-на-Дону, пл. Гагарина, 1), [SPIN-код](#), [ORCID](#), [ScopusID](#), [ResearcherID](#), [ResearchGate](#), anton_chepurnenk@mail.ru

Заявленный вклад авторов:

Т.Н. Кондратьева: проведение исследования, курирование данных, формальный анализ, разработка программного обеспечения, визуализация, написание черновика рукописи.

В.С. Тюрина: разработка концепции, разработка методологии, валидация результатов, написание рукописи — внесение замечаний и исправлений.

А.С. Чепурненко: научное руководство, получение финансирования, административное руководство исследовательским проектом.

Конфликт интересов: авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Все авторы прочитали и одобрили окончательный вариант рукописи.

About the Authors:

Tatiana N. Kondratieva, Cand.Sci. (Eng.), Associate Professor of the Mathematics and Informatics Department, Don State Technical University (1, Gagarin Sq., Rostov-on-Don, 344003, Russian Federation), [SPIN-code](#), [ORCID](#), [ScopusID](#), [ResearcherID](#), [ResearchGate](#), ktn618@yandex.ru

Vasilina S. Tyurina, Cand.Sci. (Eng.), Associate Professor of the Structural Mechanics and Theory of Structures Department, Don State Technical University (1, Gagarin Sq., Rostov-on-Don, 344003, Russian Federation), [SPIN-code](#), [ORCID](#), [ScopusID](#), [ResearchGate](#), vasilina.93@mail.ru

Anton S. Chepurnenko, Dr.Sci. (Eng.), Professor of the Structural Mechanics and Theory of Structures Department, Don State Technical University (1, Gagarin Sq., Rostov-on-Don, 344003, Russian Federation), [SPIN-code](#), [ORCID](#), [ScopusID](#), [ResearcherID](#), [ResearchGate](#), anton_chepurnenk@mail.ru

Claimed Contributorship:

TN Kondratieva: investigation, data curation, formal analysis, software, visualization, writing — original draft preparation.

VS Tyurina: conceptualization, methodology, validation, writing — review & editing.

AS Chepurnenko: supervision, funding acquisition, project administration.

Conflict of Interest Statement: the authors declare no conflict of interest.

All authors have read and approved the final manuscript.

Поступила в редакцию / Received 14.02.2026

Поступила после рецензирования / Reviewed 06.04.2026

Принята к публикации / Accepted 25.04.2026