Мониторинг бетонных конструкций зданий и сооружений на базе методов искусственного интеллекта

Савченко Никита Сергеевич
аспирант кафедры промышленного и гражданского строительства, Юго-Западный государственный университет, savchenko1337@gmail.com).

В статье приведены результаты анализа существующих методов испытаний и исследований в области микроструктуры бетона с фокусом на взаимосвязь месторасположения и размерности воздушных пор и его срока службы. Рассмотрено применение нестандартных способов изучения бетона, в том числе при помощи искусственного интеллекта, что оптимизирует ход испытаний бетона за счет применения нейросетевых архитектур для анализа трещин и воздушных пустот. Представлены рекуррентные сети для анализа и последовательных изменений в бетоне, а также генеративно-состязательные модели для увеличения базы данных и обучения на ней других нейросетей. Предложена интеграция компьютерного зрения и сенсоров интернет вещей для автоматизации сбора данных и их получения в режиме реального времени.
Ключевые слова: строительные материалы и конструкции, долговечность бетонных конструкций, микроструктура, воздушные пустоты, искусственный интеллект, нейросетевые архитектуры, датасеты.

Введение

Без бетона не существовало бы городов в привычном нам облике. Это наиболее распространенный и универсальный строительный материал. Характеристики прочности, долговечности и соотношение цены и качества укрепили его позицию в рейтинге строительных материалов, сделав незаменимым как в гражданском, так и в промышленном строительстве.

В регионах с суровыми климатическими условиями, где на протяжении года преобладают низкие температуры, актуальной задачей является увеличение срока службы бетонных конструкций посредством повышения их морозостойкости. Ускорить процесс поиска эффективных решений и автоматизировать рутинные процессы помогают нейросетевые модели. Их возможности при осуществлении мониторинга бетонных конструкций, пополнения баз данных на основе уже имеющихся представлены постоянно расширяются [1].

Существует большое количество отечественных и зарубежных работ, посвященных анализу, расчету и испытаниям бетонных зданий и сооружений. Многие данные можно трактовать по-разному, они требуют дополнительного осмысления. В том числе это касается и изучения микроструктуры бетон, вопросов, связанных с порообразованием и их влиянием на морозостойкость возводимых конструкций [2].

Метод интеграционного счетного устройства

Метод микроскопического анализа структуры бетона основан на измерении линейных размеров, сечений воздушных условно-закрытых пор в плоскости среза бетона с помощью интеграционного счетного устройства и вычислении их параметров на основании полученных результатов [3]. Это позволяет одновременно подсчитывать точки, относящиеся к разным компонентам (поры и перегородки), и суммировать длину отдельных однородных пор и перегородок, исследуемых при помощи микроскопа. Данный метод позволяет оценить параметры, важные для прогнозирования долговечности бетонной конструкции в соответствии с современными представлениями о взаимосвязи структуры бетона и его свойств [4].

Из бетонной конструкции изготавливается тонкий непрозрачный срез материала, подготовленный для микроскопического анализа, поверхности которого пришлифованы и отполированы для изучения в отраженном свете под микроскопом **(**далее – аншлиф**)**.

Аншлиф помещается на предметный столик. Специалист, рассматривая изображение в микроскоп с подключенным к нему интеграционном счетным устройством, визуально определяет участки, на которых расположены поры, измеряет линейные размеры сечений пор, расстояние между ними (перегородки). Полученные данные при помощи интеграционного устройства переносятся на компьютер для дальнейшей обработки. На основе формул, приведенных в ГОСТ Р 70753-2023 [4], рассчитываются различные параметры структуры пор, а именно:

- объемное содержание воздушных пор (доля объема бетона, занятая порами) по формуле:

$$П_3 = \frac{\sum l}{L_1},$$

где l - измеряемые линейные размеры сечений условно-закрытых пор (хорд) на секущей, усл. ед. измерительного устройства; $L1$ - общая длина секущей, равная сумме длин пор и твердых частиц всех компонентов, усл. ед. измерительного устройства.

- средний размер пор:

$$\bar{l} = \frac{k\sum l}{m_1},$$

где l - измеряемые линейные размеры сечений условно-закрытых пор (хорд) на секущей, усл. ед. измерительного устройства; m_1 - число пересеченных пор на плоскости аншлифа; k - цена усл. ед. измерения.

- распределение пор по размерам:

$$B_в = \frac{\delta r}{r_m - r_0},$$

где r_0 - минимальный радиус пор, мм; r_m - максимальный радиус пор, мм.

- площадь поверхности пор, отнесенная к единице объема бетона:

$$\bar{r} = \left(\frac{П_3}{\frac{4}{3}\pi N_1}\right)^{\frac{1}{3}},$$

где N_1 - количество условно-закрытых пор в единице объема материала в шт/мм^3.

В описанном методе не используется дорогостоящее и сложное оборудование. Требуются только микроскоп и интеграционное счетное устройство. Существует прямая корреляция между уровнем квалификации специалиста и точностью данных, полученных в ходе исследований, т.е. он подвержен высокому уровню влияния человеческого фактора. Метод подходит

для анализа бетона с простой структурой воздушных пор, оценки его морозостойкости, прогнозирования долговечности. В основе технологической возможности изучения характеристик бетона данным методом лежит лишь двухмерное пространство, что недостаточно для более глубокого и детального анализа структуры материала современными способами [5].

Методы сканирующей электронной микроскопии

Сканирующая электронная микроскопия (СЭМ) – метод современный и достаточно распространенный, позволяющий получать высоко детализированные изображения поверхности бетона за счет изучения топологии мельчайших пор и капилляров. При помощи СЭМ возможен анализ структуры пор, микротрещин, зерен заполнителя и иных компонентов цементного камня, что в свою очередь крайне важно для оценки показателей морозостойкости и последующего прогнозирования долговечности материала.

В статье [6] исследовалось влияние содержания воздуха в бетоне на его долговечность при комбинированном воздействии сульфатов и циклов замораживания-оттаивания. При проведении испытаний было изготовлено 5 серий бетонных образцов с разным содержанием воздуха (от 1,6 % до 8,5 %). Часть образцов выдерживали в растворе сульфата натрия в течение 9 месяцев, а затем подвергали циклам замораживания-оттаивания (рис. 1). Другую часть образцов подвергали только циклам замораживания-оттаивания (рис. 2). Измеряли линейные деформации (расширение) и прочность на сжатие образцов после различных воздействий. Анализировали структуру воздушных пор в затвердевшем бетоне. В ходе исследования авторы через СЭМ наблюдали как кристаллы эттрингита (продукт сульфатной агрессии) заполняют воздушные поры.

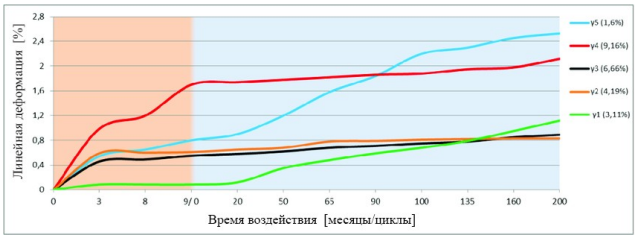


Рис. 1. Деформация бетонов, подвергнутых воздействию раствора Na2SO4 и последующим циклам замораживания-оттаивания [6].

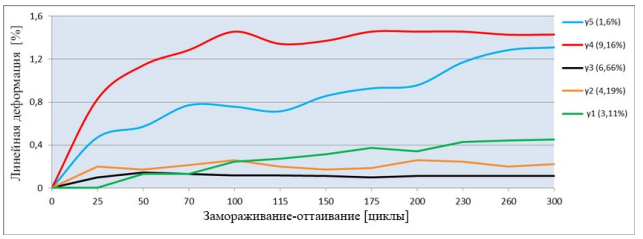


Рис. 2. Линейная деформация бетона после нескольких циклов замораживания-оттаивания [6].

Основная сложность подготовки подобных изучаемых образцов заключается в необходимости создания на образце электропроводящей поверхности. Изначально они могут ей не обладать и быть диэлектриком. Это ключевое отличие от других вариаций микроскопии и самая трудоемкая часть процесса. На поверхность образца наносят тонкий слой проводящего материала. Зачастую это металл: золото, платина или хром. Также возможно использование углерода. После этого слой может обеспечить отвод заряда с поверхности образца и предотвратить его накопление, которое в свою очередь приводит к искажению изучаемого изображения, появлению артефактов, случаются и повреждения образца.

Нанесение проводящего покрытия – сложный технологический процесс, требующий специализированного оборудования и определенного уровня квалификации персонала. В частности, прибегают к методу вакуумного напыления, когда материал покрытия испаряется в вакууме и осаждается на поверхность образца. Важен баланс в толщине слоя покрытия. Если она будет недостаточна возникнет нехватка проводимости. Напротив, если толщина слоя покрытия будет чрезмерна, структура поверхности образца будет искажена. Поэтому важно контролировать толщину покрытия. Требуется равномерно наносить его по всей поверхности образца, учитывая его пористую структуру. Подготовки образцов для СЭМ это трудоемкий и ресурсозатратный процесс.

В отличие от СЭМ, конфокальный микроскоп не требует специальной подготовки образца, которая зачастую может привести к его повреждению. В данном случае подход иной. Возможно ввести в сульфатный раствор флуоресцентные молекулы. Они связываются с конкретными компонентами бетона. Например, с эттрингитом или продуктами гидратации цемента.

Сам микроскоп обнаруживает это свечение (флуоресценцию), что в свою очередь дает возможность визуализировать распределение меток в структуре. Делается серия оптических срезов. На их основе создается трехмерная реконструкция распределения меток в объеме бетона. Это дает четкое понимание как именно сульфаты проникают вглубь материала и с какими компонентами они взаимодействуют.

Нейронные сети здесь выступают инструментом автоматизации. Их можно использовать для классификации различных типов пор и трещин на изображениях СЭМ и КТ. Также они необходимы для сегментации, процесса выделения отдельных структурных элементов.

На базе этих данных создаются модели. Они имитируют процессы разрушения бетона под воздействием внешних факторов, таких как сульфатная агрессия или циклы замораживания-оттаивания.

Изучение сложной иерархической структуры бетона напрямую определяет его эксплуатационные свойства [7]. Это сложная задача. Она требует применения целого комплекса методов.

Анализ микроструктуры бетона при помощи нейронных сетей

В работе «Метод анализа структуры бетона с помощью микроскопии затвердевшей цементной пасты и сегментации трещин с использованием сверточной нейронной сети» [8] предлагается использовать сверточную нейронную сеть (Convolutional Neural Network - CNN). Эффективность сверточных нейронных сетей (CNN) для автоматического обнаружения и классификации трещин на поверхности бетона была неоднократно подтверждена в исследованиях [9]. U-Net для сегментации трещин на изображениях микроструктуры затвердевшей цементной пасты. U-Net - это особый тип нейронной сети, который очень хорошо подходит для задач, где нужно выделять объекты на изображении, то есть для сегментации (в данном случае, трещин). ResNet-50 – еще одна нейронная сеть, которая уже хорошо обучена на большом количестве изображений. Ее использовали для оптимизации процесса обучения U-Net.

Кубические образцы из цементного раствора трех составов (контрольный, с добавками стекловолокна и микрокремнезема) нагружали, отслеживая появление трещин. Для получения изображений микроструктуры использовали электронный микроскоп. Вручную размечали трещины на изображениях для обучения CNN.

Обучение проводилось с использованием функции потерь Dice Loss (мера того, насколько хорошо модель сегментирует изображения, показывает, насколько сильно сеть ошибается при выделении трещин) и оптимизатора Adam (алгоритм, который помогает сети "настраивать" свои параметры, чтобы Dice Loss становился как можно меньше). Авторы использовали два подхода к аугментации данных (способы искусственного увеличения количества обучающих данных): вероятностную аугментацию во время обучения (Model 1) и предварительную аугментацию с созданием большего набора данных (Model 2). Для оценки качества сегментации использовались стандартные метрики: Precision (точность - показывает, сколько из выделенных сетью пикселей действительно являются трещинами), Recall (полнота - показывает, сколько из всех реальных трещин на изображении было обнаружено сетью), F1-score (среднее гармоническое между Precision и Recall, которое показывает, насколько хорошо сеть справляется с задачей в целом), IoU (Intersection over Union) – показывает, насколько сильно пересекаются область, выделенная сетью, с реальной областью трещины и Dice coefficient (похож на IoU и также показывает, насколько хорошо сеть выделяет трещины). Обученная модель на основе сверточной нейронной сети позволяет автоматизировать процесс анализа изображений микроструктуры бетона (рис. 3).

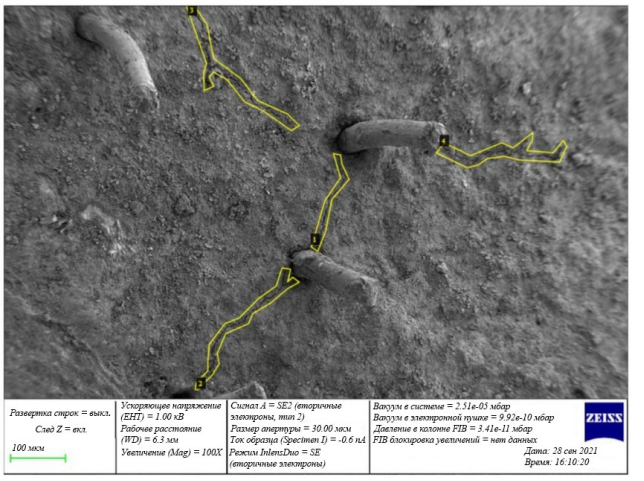


Рис. 3. Аннотированное изображение 1, 2, 3, 4 — порядковые номера трещин (присвоены автоматически при разметке) [8].

Разработанный алгоритм может быть интегрирован в системы автоматического контроля качества строительных материалов и конструкций и способствовать повышению производительности труда и объективности анализа

микроструктуры, снижая влияние человеческого фактора на результаты оценки. Появляется возможность получения количественных данных о характеристиках трещин для прогнозирования долговечности материала.

Предложенный метод, основанный на использовании сверточной нейронной сети U-Net, может быть адаптирован для исследования воздушных пор и морозостойкости бетона путем получения изображений микроструктуры с последующей разметкой и обучением модели для сегментации пор и трещин. Обученная модель позволяет автоматически выделять воздушные поры на изображениях, что дает возможность анализировать их размер, форму и распределение, а также оценивать степень повреждения бетона после циклического замораживания-оттаивания. Полученные результаты можно сопоставить с данными о механических свойствах бетона для установления связи между микроструктурой и морозостойкостью материала, что позволит повысить эффективность и объективность контроля качества строительных материалов и прогнозировать долговечность бетонных конструкций.

Выводы

В результате проведенного анализа установлено, что каждый из рассматриваемых методов имеет свои преимущества и недостатки. Метод интеграционного счетного устройства относительно доступен, но в большой степени зависит человеческого фактора. При помощи сканирующей электронной микроскопии (СЭМ) открывается возможности получить изображения с высокой детализацией. В свою очередь подготовка образцов делает процесс исследования трудозатратным и требует определенных профессиональных навыков. Все чаще на замену двухмерному анализу приходит трехмерный, более перспективный для детального изучения микроструктуры, в том числе, неразрушающим способом. В основе одного из таких методов лежит компьютерная томография, данные которой также служат основой для обучения нейросетевых моделей [10].

Пристального внимания требует комбинирование методов исследования микроструктуры бетонных конструкций, например, использование конфокальной микроскопии для получения массива данных с последующим мониторингом на базе методов нейросетевых моделей, которые в свою очередь помогут автоматизировать рутинные процессы обработки и анализа полученных исходных данных. В случае недостатка выборки для проведения анализа, ее возможно дополнить искусственно созданными материалами с помощью генеративно-состязательной сети. Классификация и сегментация изображений, полученных посредством конфокальной микроскопии с использованием флуоресцентных меток, позволяет сократить временные затраты, материальные издержки исследований, исключить вопрос о влиянии человеческого фактора и гарантированно повысить точность [11]. Помимо этого, исследования при помощи нейронных сетей открывает перспективу для создания цифровых двойников бетонных конструкций, а это уже следующая ступень в исследовании строительных конструкций. На основе моделей с заданными характеристиками возможно наблюдать их реакцию на воздействие факторов разного характера и прогнозировать их долговечность без необходимости прибегать к дорогостоящим и длительным физическим испытаниям.

Литература

1. Pan Y., Zhang L. Roles of artificial intelligence in construction engineering and management: A critical review and future trends // В сборнике: Automation in Construction. Elsevier, 2021. С. 103517.
2. Scrivener K.L., Nonat A. Hydration of cementitious materials, present and future // В сборнике: Cement and Concrete Research. Elsevier, 2011. С. 651-665.
3. ГОСТ Р 70753-2023 Бетоны. Метод микроскопического количественного анализа структуры. М.: Стандартинформ, 2023.
4. Баженов Ю.М. Технология бетона // в книге: Учебник для вузов. М.: Издательство АСВ, 2011. 512 с.
5. Волков И.В., Алиев Т.А. Методы исследования структуры и свойств цементного камня и бетона // В сборнике: Строительные материалы. 2019. № 1-2. С. 50-55.
6. Marczewska J., Piasta W. The impact of air content on the durability of concrete under combined sulphate and freeze-thaw attack // В сборнике: MATEC Web of Conferences. EDP Sciences, 2018.
7. Калашников В.И. Модифицированные высококачественные бетоны. Теория и практика // в книге: Монография. М.: Издательство «Палладиум», 2006. 320 с.
8. Beskopylny A., Stel'makh S., Shcherban E. Method for concrete structure analysis by microscopy of hardened cement paste and crack segmentation using a convolutional neural network // В сборнике: Journal of Composites Science. MDPI, 2023. С.
9. Cha Y.J., Choi W., Büyüköztürk O. Deep learning-based crack damage detection using convolutional neural networks // В сборнике: Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering. Wiley, 2017. С. 361-378.
10. Lu S., Landis E.N., Keane D.T. X-ray microtomographic studies of pore structure and permeability in Portland cement concrete // В сборнике: Materials and Structures. Springer, 2006. С. 611-620.
11. Степанов Д.В., Макаров А.В., Молотов А.М., Облетов Е.Н. Сверточные нейронные сети для выявления дефектов и повреждений конструкций // В сборнике: Промышленное и гражданское строительство. 2024. № 9. С. 52-58.

Monitoring concrete structures of buildings and structures based on artificial intelligence methods

Savchenko N.S.
Southwest State University

JEL classification: L61, L74, R53

This article presents the results of an analysis of existing testing methods and research in the field of concrete microstructure, focusing on the relationship between the location and size of air voids and its service life. The application of non-standard methods for studying concrete, including artificial intelligence, is considered, which optimizes concrete testing through the use of neural network architectures for the analysis of cracks and air voids. Recurrent networks for the analysis and sequential changes in concrete are presented, as well as generative adversarial models for expanding the database and training other neural networks on it. The integration of computer vision and Internet of Things sensors is proposed to automate data collection and obtain it in real time.

Keywords: building materials and structures, durability of concrete structures, microstructure, air voids, artificial intelligence, neural network architectures, dataset.

References

1. Pan Y., Zhang L. Roles of artificial intelligence in construction engineering and management: A critical review and future trends // Automation in Construction. Elsevier, 2021. P. 103517.
2. Scrivener K.L., Nonat A. Hydration of cementitious materials, present and future // Cement and Concrete Research. Elsevier, 2011. P. 651–665.
3. GOST R 70753-2023. Concrete. Method for microscopic quantitative analysis of structure. Moscow: Standartinform, 2023.
4. Bazhenov Yu.M. Concrete Technology // Textbook for Higher Education Institutions. Moscow: ASV Publishing House, 2011. 512 p.
5. Volkov I.V., Aliev T.A. Methods for studying the structure and properties of cement paste and concrete // Construction Materials. 2019. No. 1–2. P. 50–55.
6. Marczewska J., Piasta W. The impact of air content on the durability of concrete under combined sulphate and freeze-thaw attack // MATEC Web of Conferences. EDP Sciences, 2018.
7. Kalashnikov V.I. Modified High-Performance Concretes. Theory and Practice // Monograph. Moscow: Palladium Publishing House, 2006. 320 p.
8. Beskopylny A., Stel'makh S., Shcherban E. Method for concrete structure analysis by microscopy of hardened cement paste and crack segmentation using a convolutional neural network // Journal of Composites Science. MDPI, 2023.
9. Cha Y.J., Choi W., Büyüköztürk O. Deep learning-based crack damage detection using convolutional neural networks // Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering. Wiley, 2017. P. 361–378.
10. Lu S., Landis E.N., Keane D.T. X-ray microtomographic studies of pore structure and permeability in Portland cement concrete // Materials and Structures. Springer, 2006. P. 611–620.
11. Stepanov D.V., Makarov A.V., Molotov A.M., Obletov E.N. Convolutional neural networks for detecting defects and damage in structures // Industrial and Civil Engineering. 2024. No. 9. P. 52–58.