

ОБЩИЕ МЕТОДИЧЕСКИЕ АСПЕКТЫ ПРИМЕНЕНИЯ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ ПРИ МОДЕЛИРОВАНИИ РАБОЧИХ ПРОЦЕССОВ РОБОТИЗИРОВАННЫХ БЕТОНУКЛАДОЧНЫХ МАШИН

Васильев Я.В., Гусева А.В.

*Санкт-Петербургский государственный архитектурно-строительный университет,
Санкт-Петербург*

Ключевые слова: аддитивное строительное производство, 3D-печать бетона, численное моделирование, печать на основе экструзии, моделирование процессов, роботизированные бетоноукладочные машины, машинное обучение.

Аннотация. Применение строительных 3D-принтеров, которые по своим конструктивным решениям и классификационным признакам, могут быть объединены в роботизированные бетоноукладочные машины, на настоящий момент в гражданском и промышленном строительстве открывает новые перспективы как во внедрении новых материалов и получении сложных параметризованных конструкций с заданными свойствами, так и в развитии самих средств механизации строительного производства. Настоящая статья преследует своей целью разработку общего методического подхода к внедрению машинного обучения в процессы применения роботизированных бетоноукладочных машин при контурном послойном возведении зданий и сооружений, сборных конструкций и малых архитектурных форм, а также проанализировать и представить общие результаты известных исследований о применении машинного обучения в данной сфере. В статье обобщён потенциал и задачи машинного обучения с точки зрения повышения эффективности процессов смешивания, подачи и укладки материалов роботизированными бетоноукладочными машинами, мониторинга состояния данных процессов в реальном времени и прогнозирования поведения возводимых конструкций.

GENERAL METHODOLOGICAL ASPECTS OF APPLYING MACHINE LEARNING IN MODELING WORK PROCESSES OF ROBOTIC CONCRETE PAVING MACHINES

Vasilev Ya.V., Guseva A.V.

Saint-Petersburg State University of Architecture and Civil Engineering, Saint-Petersburg

Keywords: additive construction manufacturing, 3D concrete printing, numerical modeling, extrusion-based printing, process modeling, robotic concrete paving machines, machine learning

Abstract. Application of 3D construction printers, which by their design solutions and classification features can be combined into robotic concrete placement machines, currently in civil and industrial construction opens new perspectives both in the introduction of new materials and obtaining complex parameterized structures with specified properties, and in the development of mechanization means of construction production. This paper aims to develop a general methodological approach to the introduction of machine learning in the processes of robotic concrete placement machines application in the contour layer-by-layer erection of buildings and structures, prefabricated structures and small architectural forms, as well as to analyze and present the general results of known research on the application of machine learning in this area. The article summarizes the potential and challenges of machine learning from the point of view of increasing the efficiency of mixing, feeding and laying materials of robotic concrete placement machines, monitoring the state of these processes in real time and predicting the behavior of erected structures.

Введение

Строительная отрасль, как правило, считается сферой с высоким уровнем риска из-за длительного рабочего цикла, большого расхода энергии, значительного вреда для экологии и высокой стоимости рабочей силы [1-3]. В связи с этим автоматизация и локальная роботизация строительства (в условиях цифровизации отдельных групп процессов), как предтечи цифровой трансформации отрасли, становится неизбежной тенденцией в будущем развитии рассматриваемой отрасли [4]. Технология аддитивного производства с использованием как роботизированных бетоноукладочных машин (РБМ), так и иных технологий послойной укладки материалов широко применяется в области строительного

проектирования, промышленного производства, аэрокосмической промышленности, биоинженерии, реконструкции и сохранения культурного наследия. Это обусловлено такими преимуществами, как возможность укладки (возведения) конструкций сложной пространственной формы, высокая производительность, экономичное потребление ресурсов и многими другими, обзор которых показан в [5, 6].

При этом, следует заметить, что строительство с применением РБМ это все еще относительно новая категория автоматизированных строительных технологий, которая обеспечивает значительные преимущества в индустриализации строительного производства. На настоящий момент в РФ имеется относительно малый корпус национальных стандартов, определяющих требования к технологиям для аддитивного производства [7-9].

Существующий условный дефицит стандартов (в отличие от других аддитивных технологий, применяемых в машиностроении), связанных с применением РБМ в строительстве, ограничивает развитие отрасли возведения зданий РБМ. Таким образом, методы, которые позволяют тщательно проанализировать, контролировать и оценивать процесс послойной укладки материалов в строительстве, требуют дальнейшего изучения, развития и методического сопровождения. Вместе с тем, в последние годы машинное обучение становится перспективным инструментом для прогнозирования и оптимизации свойств сложных материалов и его применение к процессам смешивания, подачи и укладки материалов РБМ отрывает потенциально новые перспективы в обеспечении эффективности применения РБМ.

Анализ литературных данных и постановка проблемы

Ранее в [10] были изложены: классификация и обзор применения РБМ в контурном строительстве [11]. Была предложена методика послойного моделирования процессов смешивания, подачи и укладки бетонных смесей. В [11] были проанализированы неисправности, возникающие в процессах смешивания-подачи-укладки (СПУ) материалов, составлено дерево отказов, общие принципы моделирования на основе применения универсального полимодельного комплекса (УПМК), а также были сформированы критерии оценки эффективности применения РБМ.

За последние десятилетия в области моделирования процессов на основе машинного обучения было опубликовано более 600 работ. Сосредоточив внимание на ключевых исследованиях в настоящей области, следует выделить прикладные решения, нашедшие свою реализацию в следующих областях: машинное обучение (МО) для проектирования аддитивного производства; МО для анализа материалов; МО для обнаружения дефектов; МО для управления процессом; МО для обеспечения устойчивости аддитивного производства.

В наиболее широком ракурсе на рассматриваемую область, методы машинного обучения делятся на пять типов: контролируемое обучение, неконтролируемое обучение, полуконтролируемое обучение и обучение с подкреплением.

В сферах проектирования и выбора материалов чаще всего используются методы классификации с применением алгоритмов контролируемого обучения. Соответственно в сферах обнаружения дефектов и контроля процессов преобладают регрессионные исследования с использованием контролируемых алгоритмов [12].

Алгоритмы неконтролируемого обучения главным образом применялись для выявления дефектов и контроля процесса. Они нацелены на то, чтобы уменьшить объём данных для оперативного принятия решений и управления [13].

Для прогнозирования реологических свойств бетонных смесей для возведения зданий с применением РБМ использовалась искусственная нейронная сеть. Результаты исследований показали хорошую согласованность прогнозируемых и фактических результатов, что свидетельствует о способности модели прогнозировать свежие характеристики цементных материалов с различными добавками [14].

Для оценки характеристик межслойного сцепления слоистых бетонных материалов использовались искусственные нейронные сети (Artificial Neural Network (ANN)), машины

опорных векторов (Support Vector Machine (SVM)) и случайные леса (Random Forest (RF)). Результаты показали, что искусственная нейронная сеть оказалась наиболее точной [15].

Для прогнозирования прочности на растяжение и сжатие бетона применялись сети с долговременной кратковременной памятью и искусственные нейронные сети. Исследования в этой области показали, что эти методы могут быть эффективными для прогнозирования механических свойств бетона при роботизированной послойной укладке.

Для проверки качества в крупномасштабной печати важно использовать автоматизированные методы, так как человеческий фактор снижает безопасность и эффективность. Качество бетонных конструкций должно определяться с помощью машинного обучения, например, в [16] использовали методы машинного обучения и классификации изображений для обнаружения дефектов заполнения в применении РБМ. В [17] описано автоматизированное обнаружение поверхностных дефектов с использованием методов обработки изображений и глубокого обучения. Чанг и др. использовали свёрточные нейронные сети для прогнозирования моделей трещин и кривых «напряжение-ширина трещины», что позволяет заменить обычный численный анализ. В [18] было проведено исследование влияния параметров печати на стабильность слоев укладки с помощью свёрточных нейронных сетей, а имеются ряд работ, посвященных распределению и ориентации волокон фибры в укладываемом бетоне. Таким образом, машинное обучение играет важную роль в применении РБМ, обеспечивая автоматизированный анализ и контроль качества.

Обобщая литературный обзор, эволюционная шкала применения МО в области применения РБМ представлена на рисунке 1.



Рис. 1. Эволюционная шкала применения МО в области применения РБМ

Материалы и методы

Применению и развитию МО в строительстве при помощи РБМ в некоторой степени способствовал быстрый рост ИИ в различных областях, а соответствующие исследования и отчеты демонстрируют значительную тенденцию роста. Существует недостаток исследований по применению машинного обучения для решения некоторых основных проблем, которые могут возникнуть в процессе печати, таких как межслойное соединение материалов для печати, мониторинг и автоматическое управление процессом печати в режиме реального времени, анизотропия компонентов печати.

Для оценки эффективности моделей машинного обучения обычно используются такие метрики, как средняя абсолютная ошибка (metrics such as mean absolute error (MAE)), средняя абсолютная ошибка в процентах (mean absolute percentage error (MAPE)) или среднеквадратичная ошибка (root mean squared error (RMSE)), где истинное значение для вычисления ошибки вычислений генерируются экспериментами, высокоточным мультифизическим моделированием, либо сравнительными оценками с аналитическими моделями различной точности.

При разработке обобщенного методического решения были использованы алгоритмы и результаты работ по применению МО показанные в таблице 1.

Табл. 1. Решения по применению МО в процессах применения РБМ, использованные в качестве базовых

Цель исследования	Тип исследования	Основные результаты	Технология машинного обучения
Дизайн строительных материалов	Прогнозирование реологических свойств [12]	Предложенная модель может точно предсказать динамический предел текучести и мини-суппорт цементных материалов для РБМ, содержащих различные типы и качество добавок.	Искусственная нейронная сеть (ANN)
	Прогнозирование прочности межслойных связей [13]	Межслойная адгезия слоистого бетона была наиболее точно оценена с помощью искусственной нейронной сети (ИНС), средняя относительная ошибка составила 10,13%.	Искусственная нейронная сеть (ANN), машина опорных векторов (SVM), случайный лес (RF)
	Прогнозирование прочности на разрыв [14]	Созданная модель с сетью долгой краткосрочной памяти (long short-term memory (LSTM)) лучше, чем существующие модели машинного обучения (МО), предсказывает прочность на растяжение бетонной смеси для РБМ, при этом среднеквадратичная ошибка составляет около 2%.	Сеть долгой краткосрочной памяти (LSTM)
	Прогнозирование прочности на разрыв [15]	Комбинированный алгоритм многоцелевой оптимизации «кузнечик» (multi-objective grasshopper optimization algorithm (MOGOA)) и искусственная нейронная сеть (ANN) позволяют точно прогнозировать прочность на сжатие бетонной смеси, изготовленного РБМ.	Многоцелевой алгоритм оптимизации кузнечика (MOGOA), искусственная нейронная сеть (ANN)
	Прогнозирование прочности на разрыв [19]	Более точное предсказание прочности на сжатие геополимеров для РБМ с помощью функции рекурсивного разбиения (rpart) с точностью предсказания 70%	Дерево условных выводов (ctree), рекурсивное разбиение (rpart)
Контроль процесса строительства	Обнаружение деформации печатной нити [20]	Исследуя характеристики бетонной структуры, предложенная система может автоматически определять деформацию печатных слоев с низкой погрешностью в 0,3%.	Кластеризация k-means (k-means clustering (KMC))
	Анализ факторов, влияющих на деформацию печатной нити [21]	Предложенная модель позволяет точно определить совместное влияние пластической вязкости, предела текучести и параметров печати на деформацию печатных нитей в бетоне для РБМ.	Машина опорных векторов (SVM)
	Контроль геометрической формы печатной нити [22]	Предложенная модель позволяет непосредственно контролировать конечную геометрию бетонных нитей, экструдированных форсунками различных форм и размеров	Искусственная нейронная сеть (ANN)
	Контроль геометрической формы печатной нити [23]	Для улучшения качества поверхности РБМ бетонной смеси разработанное сопло с изменяемой геометрией обеспечивает прямой контроль геометрии каждого слоя экструдированного материала во время печати	Искусственная нейронная сеть (ANN)
	Автоматическое проектирование процесса печати [24]	Интегрированное сканирование в нескольких разрешениях, прогнозирование с помощью условных генеративных состязательных сетей (сGAN) и печать на PETG могут мгновенно реагировать на неопределенные геометрические формы благодаря автоматической настройке дизайна в строительной печати, что позволяет ускорить ход строительства	Условно порождающие (генеративные) состязательные сети (сGAN) (conditional generative adversarial networks)

Табл. 1. Продолжение

Цель исследования	Тип исследования	Основные результаты	Технология машинного обучения
Проверка качества строительных компонентов	Обнаружение дефектов заполнения печатных структур [25]	Использование наивного байесовского классификатора (NB) и J48-DT позволяет эффективно обнаруживать дефекты заполнения в процессе работы РБМ, точность составляет 85,26% и 95,51% соответственно.	Наивный байесовский классификатор (naive bayes (NB)) и J48-DT
	Обнаружение дефектов поверхности печатных структур [16]	MobileNet-SSD автоматически обнаруживает поверхностные дефекты в бетонных конструкциях, изготовленных методом РБМ, точнее и быстрее, чем традиционные методы глубокого обучения (DL)	MobileNet (Single-Shot multibox Detection) – сеть обнаружения с предварительно обученными весами
	Анализ разрушения печатных конструкций [17]	Предложенная модель может успешно предсказать режим трещин и кривую «напряжение-ширина трещины» поровой структуры в бетонной смеси, где (intersection over union (IoU)), предсказанный по режиму трещин, составляет 0,85, а коэффициент детерминации, предсказанный по кривой «напряжение-ширина трещины», составляет 0,75.	Конволюционная нейронная сеть (convolutional neural network (CNN))
	Влияние параметров печати на стабильность структуры пор [18]	Предложенная модель может эффективно завершить сегментацию и обработку исходного сканированного изображения, чтобы более точно проанализировать влияние параметров печати на стабильность поровой системы.	Конволюционная нейронная сеть (CNN)
	Обнаружение распределения ориентации волокон внутри печатной структуры [26]	Модуль глубокого обучения (DL) программного обеспечения Dragonfly может эффективно извлекать центральную линию стальных волокон на рентгеновских томографических изображениях и использовать ее для анализа их ориентации и распределения	Глубокое обучение (DL)

Результаты и обсуждение

Выявлено, что между различными моделями алгоритмов машинного обучения существуют как сходства, так и различия. Конкретная пригодность каждого типа модели машинного обучения для решения поставленных задач может быть разной. Как правило, оптимальная модель для проводимого исследования выбирается заранее, исходя из характеристик каждого типа модели машинного обучения. Однако такая зависимость от субъективного опыта может повысить вероятность ошибок обучения и как следствие снизить эффективность применения РБМ.

Общая платформа для применения моделей алгоритмов машинного обучения, на основе которой изученный опыт предыдущих исследований позволит исключить повторение ошибок, может быть представлена виде блок-схемы, показанной на рисунке 2: 1 – БОД, накапливаемые в процессах СПУ; 2 – запись процессов СПУ – данные телеметрии; 3 – данные контрольно-измерительного оборудования; 4 – свойства материалов; 5 – результаты наблюдения за изменением свойств укладываемых материалов в процессах СПУ; 6 – технологические характеристики аддитивного производства; 7 – данные о параметрах перемещения РО; 8 – данные о материалах для производства; 9 – данные по достигнутым конструктивным свойствам; 10 – датасет для обучения; 11 – машинное обучение; 12 – определение факторов множественной корреляции и их значимости; 13 – модель машинного обучения в реальном времени; 14 – управление технологическими процессами в режиме реального времени; 15 – мониторинг и обработка данных объекта управления; 16 – прикладное решение

организации производства; 17 – разработка новых конструктивных решений СПУ; 18 – моделирование процессов СПУ за счет применения УПМК; 19 – топологическая оптимизация конструкции; 20 – новые исследования в области материалов и процессов СПУ.

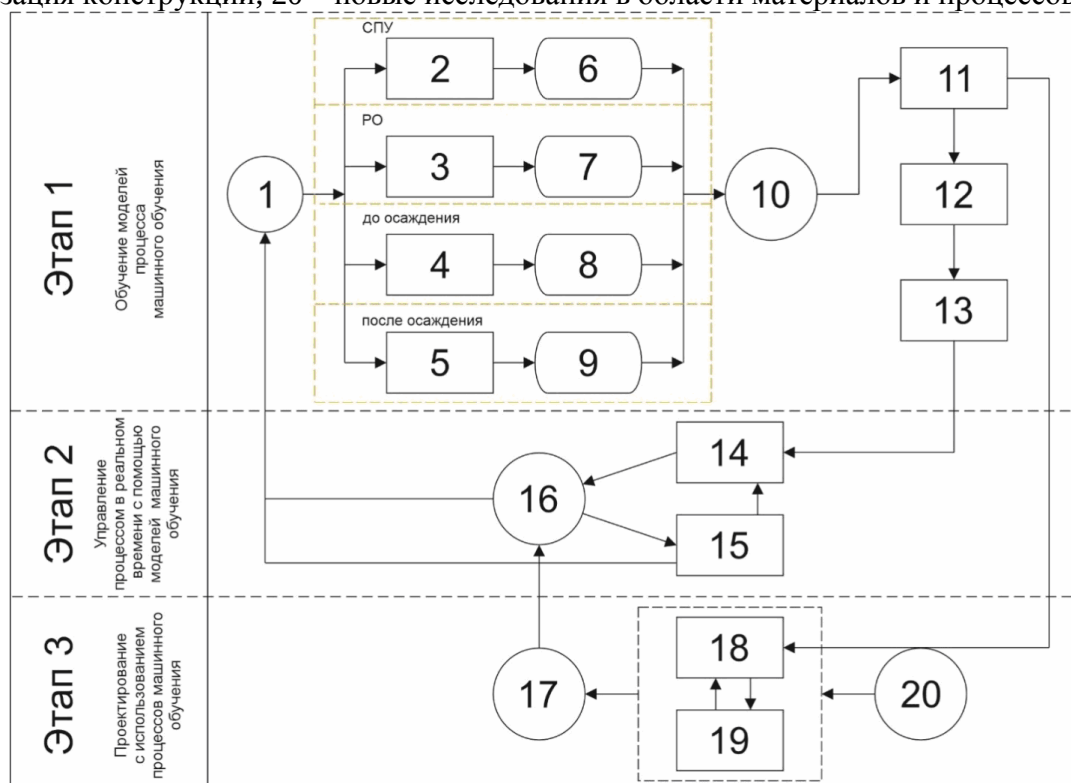


Рис. 2. Общая блок-схема (алгоритм) для машинного обучения в замкнутом цикле для интеллектуального производства с использованием РБМ

Выводы

Благодаря глубокой интеграции индустриализации, информационных технологий и интеллекта, технология возведения зданий РБМ и технология машинного обучения широко используются в строительной сфере для повышения эффективности производства и устойчивости соответственно. Но в целом, необходимо дальнейшее изучение использования машинного обучения МО в области строительства с помощью РБМ.

Представленная обобщенная блок схема охватывает три основных этапа. Первый этап включает в себя обучение моделей процесса МО, второй этап заключается в управлении процессами в реальном времени с помощью моделей МО, на третьем этапе происходит проектирование с использованием процессов МО. Предложенный общий алгоритм применения МО может быть применен при разработке локальных решений по применению УПМК для моделирования процессов СПУ при применении РБМ.

При проектировании материалов применение технологии машинного обучения для подбора соотношений может повысить эффективность строительного производства, а также сэкономить расходы на строительство. В управлении печатью технология машинного обучения может быть использована для автоматизации проектирования и оптимизации процесса печати. При контроле качества общее качество печати бетонных конструкций может быть эффективно и автоматически проверено с помощью технологии машинного обучения.

Заключение

В некотором роде быстрое развитие искусственного интеллекта стимулирует использование машинного обучения в применении РБМ для строительства. Соответствующие исследования и отчеты показывают сильную тенденцию роста в последние годы. Большинство предыдущих исследований, посвященных применению технологии машинного обучения для

РБМ и строительстве, сконцентрированы на определенной теме, и не было большой интеграции различных направлений исследований или изучения некоторых важных проблем в области строительства с помощью роботизированных бетоноукладочных машин.

В результате практического применения предложенного общего методического решения по применению МО может быть продолжено дальнейшее исследование использования машинного обучения в применении РБМ с точки зрения повышения эффективности межслойного соединения, мониторинга состояния в реальном времени и управления анизотропным поведением, что будет способствовать цифровизации процессов применения РБМ при строительстве зданий и сооружений.

Список литературы

1. Gagg C.R. Cement and concrete as an engineering material: An historic appraisal and case study analysis // Engineering Failure Analysis. 2014, vol. 40, pp. 114-140. doi.org/10.1016/j.engfailanal.2014.02.004.
 2. Buswell R.A., Soar R.C., Gibb A.G.F., Thorpe A. Freeform construction: mega-scale rapid manufacturing for construction // Automation in Construction. 2007, vol. 16, no. 2, pp. 224-231. doi.org/10.1016/j.autcon.2006.05.002.
 3. Зленко М.А., Попович А.А., Мутылина И.Н. Аддитивные технологии в машиностроении: Учебн. пособие. – СПб.: СПбПУ, 2013. – 221 с.
 4. Zhang Y., Zhu Y.M., Ren Q. et al. Progress on 3D printing construction technology and its cement-based materials // Bulletin of the Chinese Ceramic Society. 2021, vol. 40, no. 6, pp. 1796-1807.
 5. Hager I., Golonka A., Putanowicz R. 3D printing of buildings and building components as the future of sustainable construction? // Procedia Engineering. 2016, vol. 151, pp. 292-299. doi.org/10.1016/j.proeng.2016.07.357.
 6. Songyuan Geng, Qiling Luo, Kun Liu, Yunchao Li, Yuchen Houc, Wujian Long. Research status and prospect of machine learning in construction 3D printing // Case Studies in Construction Materials. 2023, vol. 18, p. 01952. doi.org/10.1016/j.cscm.2023.e01952.
 7. Емельянов Р.Т., Прокопьев А.П., Якшина А.А., Пиндур С.В. Моделирование 3D-печати малых архитектурных форм // Вестник Евразийской науки. – 2020. – Т. 12, №2. – С. 8.
 8. ГОСТ Р 27.302-2009. Надежность в технике. Анализ дерева неисправностей. – Утвержден и введен в действие приказом Федерального агентства по техническому регулированию и метрологии от 15 декабря 2009 г. № 1249-ст: дата введения 2010-09-01.
 9. ГОСТ Р 57558-2017. Аддитивные технологические процессы. Базовые принципы. Часть 1. Термины и определения. – Утвержден и введен в действие Приказом Федерального агентства по техническому регулированию и метрологии от 28 июля 2017 г. №752-ст: дата введения 01.12.2017.
 10. Васильев Я.В., Гусева А.В., Воронцов И.И., Репин С.В. Методика численного моделирования процессов смешивания, подачи и укладки бетона роботизированными бетоноукладочными машинами // Грузовик. – 2023. – № 12. – С. 30-33.
 11. Васильев Я.В., Гусева А.В. Анализ структуры дерева отказов в задаче оценки эффективности применения роботизированных бетоноукладочных машин // Транспортное, горное и строительное машиностроение: наука и производство. – 2023. – №23. – С.130-140.
- 12-26. См. References

References

1. Gagg C.R. Cement and concrete as an engineering material: An historic appraisal and case study analysis // Engineering Failure Analysis. 2014, vol. 40, pp. 114-140. doi.org/10.1016/j.engfailanal.2014.02.004.
2. Buswell R.A., Soar R.C., Gibb A.G.F., Thorpe A. Freeform construction: mega-scale rapid manufacturing for construction // Automation in Construction. 2007, vol. 16, no. 2, pp. 224-231. doi.org/10.1016/j.autcon.2006.05.002.
3. Zlenko M.A., Popovich A.A., Mutylyna I.N. Additive technologies in mechanical engineering: Textbook. – SPb.: SPbPU, 2013. – 221 p.
4. Zhang Y., Zhu Y.M., Ren Q. et al. Progress on 3D printing construction technology and its cement-based materials // Bulletin of the Chinese Ceramic Society. 2021, vol. 40, no. 6, pp. 1796-1807.
5. Hager I., Golonka A., Putanowicz R. 3D printing of buildings and building components as the future of sustainable construction? // Procedia Engineering. 2016, vol. 151, pp. 292-299. doi.org/10.1016/j.proeng.2016.07.357.
6. Songyuan Geng, Qiling Luo, Kun Liu, Yunchao Li, Yuchen Houc, Wujian Long. Research status and prospect of machine learning in construction 3D printing // Case Studies in Construction Materials. 2023, vol. 18, p. 01952. doi.org/10.1016/j.cscm.2023.e01952.
7. Emelyanov R.T., Prokopyev A.P., Yakshina A.A., Pindur S.V., Modeling of 3D printing of small architectural forms // Bulletin of Eurasian Science. 2020, no. 2, p. 8.

8. GOST R 27.302-2009. Reliability in engineering. Fault tree analysis. – Approved and put into effect by the order of the Federal Agency for Technical Regulation and Metrology from December 15, 2009 № 1249-st: date of introduction 2010-09-01.
9. GOST R 57558-2017. Additive manufacturing processes. General principles. Part 1. Terminology. – Approved and put into effect by the Order of the Federal Agency for Technical Regulation and Metrology dated July 28, 2017 №752-st: date of introduction 01.12.2017.
10. Vasilev Ya.V., Guseva A.V., Vorontsov I.I., Repin S.V. Numerical simulation of concrete mixing, feeding and placing by robotic concrete-laying machines // *Truck*. 2023, no. 12, pp. 30-33.
11. Vasilev Ya.V., Guseva A.V. Failure tree structure analysis for evaluation of robotic concrete paving machine application efficiency // *Transport, mining and construction engineering: science and production*. 2023, no. 23, p.130-140.
12. Charrier M., Ouellet-Plamondon C.M. Artificial neural network for the prediction of the fresh properties of cementitious materials // *Cement and Concrete Research*. 2022, vol. 156, p. 106761. doi.org/10.1016/j.cemconres.2022.106761.
13. Czarnecki S., Sadowski L., Hola J. Evaluation of interlayer bonding in layered composites based on non-destructive measurements and machine learning: comparative analysis of selected learning algorithms // *Automation in construction*. 2021, vol. 132, pp. 103977. doi.org/10.1016/j.autcon.2021.103977.
14. Zhang J., Wang P., Gao R.X. Deep learning-based tensile strength prediction in fused deposition modeling // *Computers in Industry*. 2019, vol. 107, pp. 11-21. doi.org/10.1016/j.compind.2019.01.011.
15. Izadgoshasb H., Kandiri A., Shakor P., Laghi V., Gasparini G. Predicting compressive strength of 3D printed mortar in structural members using machine learning // *Applied Sciences*. 2021, vol. 11, no. 22, pp. 10826. doi.org/10.3390/app112210826.
16. Garfo S., Muktadir M.A., Yi S. Defect detection on 3d print products and in concrete structures using image processing and convolution neural network // *Journal of Mechatronics and Robotics*. 2020, vol. 4, no. 1, pp. 74-84. doi.org/10.3844/jmrsp.2020.74.84.
17. Chang Z., Wan Z., Xu Y., Schlangen E., Savija B. Convolutional neural network for predicting crack pattern and stress-crack width curve of air-void structure in 3D printed concrete // *Engineering Fracture Mechanics*. 2022, vol. 271, p. 108624. doi.org/10.1016/j.engfracmech.2022.108624.
18. Das A., Song Y., Mantellato S., Wangler T., Lange D.A., Flatt R.J. Effect of processing on the air void system of 3D printed concrete // *Cement and Concrete Research*. 2022, vol. 156, pp. 106789. doi.org/10.1016/j.cemconres.2022.106789.
19. Bagheri A., Cremona C. Formulation of mix design for 3D printing of geopolymers: a machine learning approach // *Materials Advances*. 2020, vol. 1 no. 4, pp. 720-727. doi.org/10.1039/D0MA00036A.
20. Villacrés J., Guamán R., Menéndez O., et al. 3D Printing Deformation Estimation Using Artificial Vision Strategies for Smart-Construction // *IECON 2021 – 47th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society*. IEEE, 2021, pp. 1-6.
21. Liu Z., Li M., Weng Y., Qian Y., Wong T.N., Tan M.J. Modelling and parameter optimization for filament deformation in 3D cementitious material printing using support vector machine // *Composites Part B: Engineering*. 2020, vol. 193, p. 108018. doi.org/10.1016/j.compositesb.2020.108018.
22. Wang H.C., Hong Y., Chen Z., Lao C., Lu Y., Yang Z., Zhu Y., Liu X. Improving surface finish quality in extrusion-based 3D concrete printing using machine learning-based extrudate geometry control // *Virtual and Physical Prototyping*. 2020, vol. 15, no. 2, pp. 178-193. doi.org/10.1080/17452759.2020.1713580.
23. Lao W., Li M., Tjahjowidodo T. Variable-geometry nozzle for surface quality enhancement in 3D concrete printing // *Additive Manufacturing*. 2021, vol. 37, p. 101638. doi.org/10.1016/j.addma.2020.101638.
24. Nicholas P., Rossi G., Williams E., Bennett M., Schork T. Integrating real-time multi-resolution scanning and machine learning for Conformal Robotic 3D printing in architecture // *International Journal of Architectural Computing*. 2020, vol. 18, no. 4, pp. 371-384. doi.org/10.1177/1478077120948203.
25. Wu M., Phoha V.V., Moon Y.B., Belman A.K. Detecting malicious defects in 3D printing process using machine learning and image classification // *ASME International Mechanical Engineering Congress and Exposition*. 2016, pp. 50688. doi.org/10.1115/IMECE2016-67641.
26. Chen Y., Zhang Y., Pang B., Wang D., Liu Z., Liu G. Steel fiber orientational distribution and effects on 3D printed concrete with coarse aggregate // *Materials and Structures*. 2022, vol. 55, no. 3, pp. 1-19.

Сведения об авторах:

Васильев Ярослав Владимирович – кандидат технических наук, доцент	Vasilev Yaroslav Vladimirovich – candidate of technical sciences, associate professor
Гусева Анастасия Валерьевна – аспирант	Guseva Anastasiya Valerevna – postgraduate student
xen2k@rambler.ru	

Information about authors:

Получена 05.12.2024