

Вестник Томского государственного  
архитектурно-строительного университета.  
2023. Т. 25. № 6. С. 58–67.

ISSN 1607-1859 (для печатной версии)  
ISSN 2310-0044 (для электронной версии)

Vestnik Tomskogo gosudarstvennogo  
arkhitekturno-stroitel'nogo universiteta –  
Journal of Construction and Architecture.  
2023; 25 (6): 58–67.

Print ISSN 1607-1859  
Online ISSN 2310-0044

НАУЧНАЯ СТАТЬЯ

УДК 721.05

DOI: 10.31675/1607-1859-2023-25-6-58-67

EDN: XMSGOE

## КОНЦЕПТ СВЕРТОЧНОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ ДЛЯ КЛАССИФИКАЦИИ ЭКСТЕРЬЕРА И ИНТЕРЬЕРА ЗДАНИЙ

Петр Андреевич Пылов<sup>1</sup>, Анна Владимировна Дягилева<sup>1</sup>,  
Евгения Александровна Николаева<sup>1</sup>, Роман Вячеславович Майтак<sup>1</sup>,  
Татьяна Анатольевна Шалыгина<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Кузбасский государственный технический университет  
имени Т.Ф. Горбачева, г. Кемерово, Россия

<sup>2</sup>Томский государственный архитектурно-строительный университет,  
г. Томск, Россия

**Аннотация.** Актуальность темы статьи обусловлена растущим количеством интегрируемой в повседневную жизнь человека техникой: жилище человека всё чаще именуется «умным домом». Одним из элементов этой системы управления являются роботы-пылесосы, которые выполняют очистку различных поверхностей. Трудности, с которыми сталкивается подобная техника, во многом зависят от определения препятствий и конфигурации объекта, в котором она находится.

**Целью** настоящего исследования является разработка концепта сверточной нейронной сети, которая позволит в режиме реального времени отличать интерьер здания от его экстерьера.

**Выводы.** Построение интеллектуальной системы, самостоятельно отличающей интерьер здания от его экстерьера, во многом повысило бы производительность программно-аппаратного комплекса современной техники бытового и промышленного сегментов.

**Ключевые слова:** искусственный интеллект, машинное обучение, архитектура зданий

**Для цитирования:** Пылов П.А., Дягилева А.В., Николаева Е.А., Майтак Р.В., Шалыгина Т.А. Концепт сверточной нейронной сети для классификации экстерьера и интерьера зданий // Вестник Томского государственного архитектурно-строительного университета. 2023. Т. 25. № 6. С. 58–67. DOI: 10.31675/1607-1859-2023-25-6-58-67. EDN: XMSGOE

ORIGINAL ARTICLE

## CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK FOR BUILDING EXTERIOR AND INTERIOR CLASSIFICATION

Petr A. Pylov<sup>1</sup>, Anna V. Diagileva<sup>1</sup>, Evgeniya A. Nikolaeva<sup>1</sup>,  
Roman V. Maitak<sup>1</sup>, Tayana A. Shalygina<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Gorbachev Kuzbass State Technical University, Kemerovo, Russia

<sup>2</sup>Tomsk State University of Architecture and Building, Tomsk, Russia

**Abstract. Purpose:** The concept development of convolutional neural network for real-time distinguishing between building interior and exterior.

The relevance of the topic of the scientific article is determined by the technology integration into everyday life. Houses are increasingly referred to as a smart house. One of the elements of this control system, is robot vacuum cleaner, which cleans various surfaces. Difficulties encountered by such a technique largely depend on the environment definition, in which it is located.

The intelligent system can independently distinguish between building interior and exterior, thereby greatly increasing the performance of the firmware complex of modern technology in both domestic and industrial segments.

**Keywords:** artificial intelligence, machine learning, architecture

**For citation:** Pylov P.A., Diagileva A.V., Nikolaeva E.A., Maitak R.V., Shalygina T.A. Convolutional neural network for building exterior and interior classification. Vestnik Tomskogo gosudarstvennogo arkhitekturno-stroitel'nogo universiteta – Journal of Construction and Architecture. 2023; 25 (6): 58–67. DOI: 10.31675/1607-1859-2023-25-6-58-67. EDN: XMSGOE

Жизнь современного человека ассоциируется с большим городом, отличительными символами которого являются здания и сооружения. Здания отличаются друг от друга не только внешним оформлением, но и внутренним убранством, однако все они созданы человеком.

Очевидно, что чем сложнее устроено здание, тем тяжелее поддерживать его в исправном состоянии, поэтому с ростом темпов цифровой трансформации инженеры нашли применение автоматизирующих ресурсов информационных технологий и к объектам архитектуры. Так, существуют роботы, выполняющие уборку зданий с внешней стороны, разработан также другой тип машин – для клининга внутренних помещений. В первом приближении в этом примере всё логично и правильно: чтобы очищать здания извне, требуется один инструмент, а для выполнения внутренней уборки следует применять уже другие средства очистки. На практике всё оказывается более прозаичным и однотипным: конструкция подобных роботов практически идентична, а разница в средствах очистки легко может быть нивелирована при использовании особой технологической конструкции для подачи очищающих средств [1]. Проблема унификации зиждется на значительно меньшем остове, чем это предполагалось изначально, – программный комплекс роботов столкнулся с проблемой дихотомической классификации интерьера и экстерьера здания [2]. При условии решения этой проблемы остальные сложности решаются сами собой: роботы уже имеют запрограммированную процедуру для выполнения очистки зданий, но первона-

чально им необходимо знать, в каком месте пространства (относительно здания) они находятся.

Решение данной задачи можно было бы найти на основе системы глобального спутникового позиционирования GPS, однако даже оптимальные условия оставляют погрешность географической позиции в 2 м [3]. Отечественная система спутникового позиционирования «Глонасс» оставляет за собой право погрешности в 1,3 м [4], что лишь немногим лучше GPS. С точки зрения позиционирования на открытой местности и прокладывания маршрутов передвижений эта погрешность является незначительной, но когда вопрос касается зданий, то даже 30 см часто могут привести к диаметрально противоположным результатам: либо робот будет находиться по одну сторону стены (в помещении), либо по другую сторону стены (снаружи здания). Этот несложный пример является исключительным обстоятельством для разрешения проблемы однозначного определения местоположения относительно здания на основе спутниковых навигационных систем.

Теоретически определить текущее местоположение относительно здания робот может при помощи встроенной фотокамеры [5]. Однако в таком случае придется решить нестандартную для методов прямого программирования задачу определения класса местонахождения (снаружи здания или внутри него) по фото. У информатики есть методы и для подобного класса задач, которые принято именовать творческими [2]. С творческими задачами хорошо справляются модели машинного и глубокого обучения, которые могут самостоятельно определять взаимосвязи в данных и решать задачи, ранее считавшиеся исключительно прерогативой человека [6].

Решить поставленную задачу можно на основе сверточной нейронной сети, т. к. такой класс интеллектуальных моделей отлично зарекомендовал себя применительно к анализу изображений: сверточные нейросети позволяют абсорбировать информацию в графических данных, позволяя с высокой прецизионностью решать поставленную перед ними прикладную задачу классификации [2].

В рамках настоящей статьи рассматривается прикладная задача бинарной классификации, для которой будет разработана собственная архитектура модели глубокого обучения. Логика этой модели представлена на рис. 1.

В качестве основы для построения модели глубокого обучения всегда выступает набор данных предметной области, для которой автоматизируется решение практической задачи. Рассматриваемая в рамках данной статьи проблема касается любого типа зданий, поэтому чем больше изображений сможет проанализировать модель, тем точнее она будет функционировать в других исследовательских и практических проектах. Основой для формирования базы изображений стал сервис, который хранит в себе более ста миллионов снимков интерьера и экстерьера различной недвижимости [7].

Реализованная авторами данной статьи архитектура нейронной сети (рис. 2) позволяет модели глубокого обучения выявлять на снимках зданий высокоуровневые (рис. 3), среднеуровневые (рис. 4) и низкоуровневые (рис. 5) особенности изображения, что многократно повышает точность модели и её правильную работоспособность на новых фотографиях.

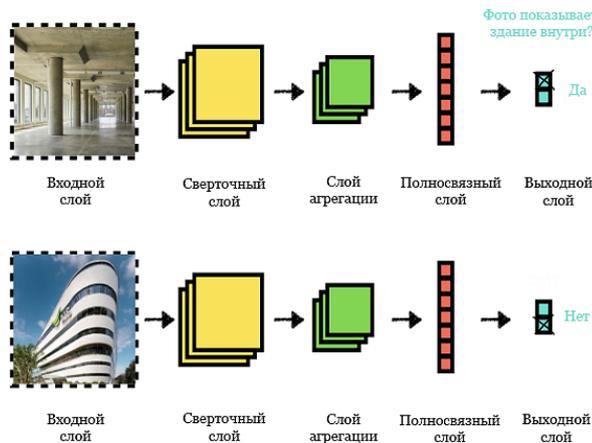


Рис. 1. Логика построения модели сверточной нейронной сети для классификации местонахождения относительно здания (изнутри или снаружи). Изображение реализовано при помощи программного продукта Adobe Photoshop 2022

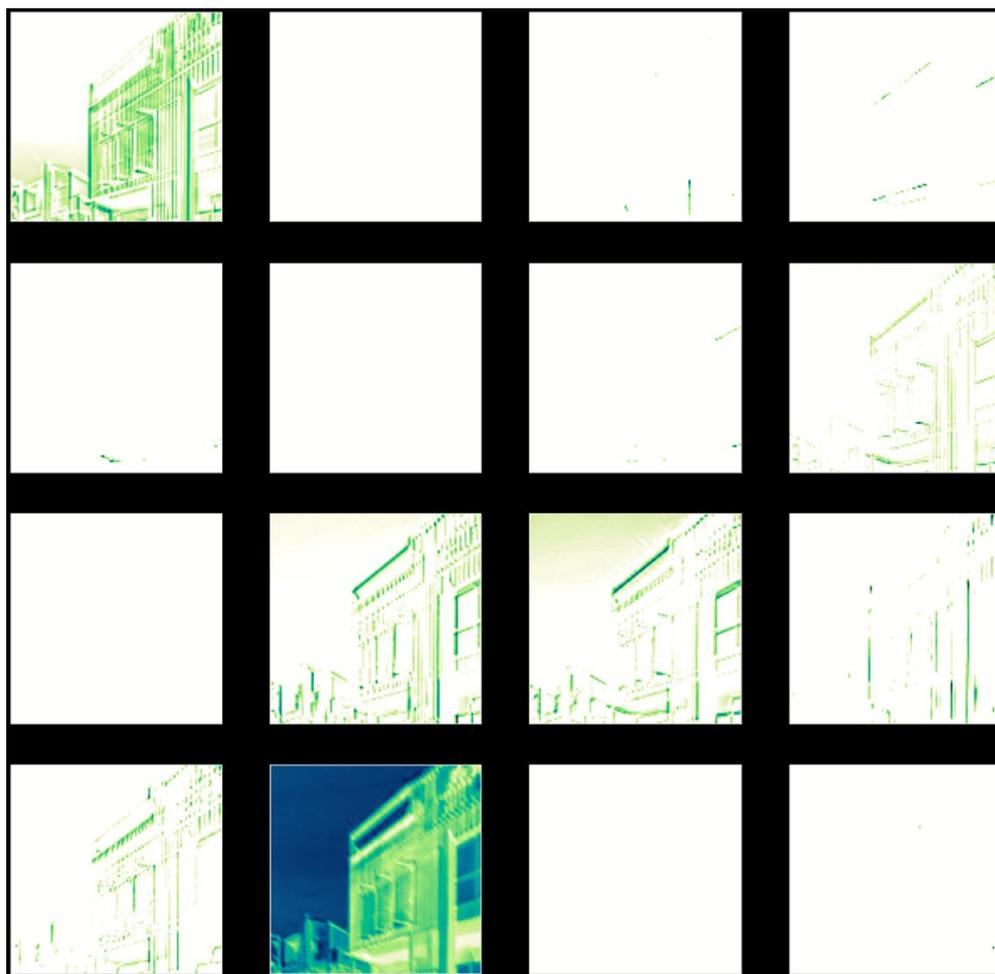
Fig. 1. The logic of constructing a convolutional neural network model for classifying the location relative to the building (inside or outside). The image is implemented using the Adobe Photoshop 2022

```

Model: "sequential_2"
-----
Layer (type)                Output Shape              Param #
-----
conv2d_6 (Conv2D)           (None, 126, 126, 32)     896
-----
activation_10 (Activation)  (None, 126, 126, 32)     0
-----
max_pooling2d_6 (MaxPooling2 (None, 63, 63, 32)     0
-----
conv2d_7 (Conv2D)           (None, 61, 61, 32)       9248
-----
activation_11 (Activation)  (None, 61, 61, 32)       0
-----
max_pooling2d_7 (MaxPooling2 (None, 30, 30, 32)     0
-----
conv2d_8 (Conv2D)           (None, 28, 28, 64)       18496
-----
activation_12 (Activation)  (None, 28, 28, 64)       0
-----
max_pooling2d_8 (MaxPooling2 (None, 14, 14, 64)     0
-----
flatten_2 (Flatten)         (None, 12544)            0
-----
dense_4 (Dense)             (None, 64)               802880
-----
activation_13 (Activation)  (None, 64)               0
-----
dropout_2 (Dropout)         (None, 64)               0
-----
dense_5 (Dense)             (None, 1)                65
-----
activation_14 (Activation)  (None, 1)                0
-----
Total params: 831,585
Trainable params: 831,585
Non-trainable params: 0
-----
None
    
```

Рис. 2. Подробная архитектура разработанной сверточной нейронной сети (с учетом количества параметров на каждом слое). Изображение получено в рамках вывода структуры модели глубокого обучения на основе программной библиотеки Keras

Fig. 2. Detailed architecture of the developed convolutional neural network (taking into account the number of parameters on each layer). The image is obtained as part of the structure output of the deep learning model based on the Keras software library



*Рис. 3.* Обработка высокоуровневых признаков фотографии моделью сверточной нейронной сети. На обособленных частях изображения хорошо заметен эффект обобщения моделью очертаний объектов (признаки высокого уровня)

*Fig. 3.* Processing of high-level features of photograph by the convolutional neural network model. Generalization of the object outlined by the model (high-level features), is clearly visible on the isolated parts of the image

На основе многоуровневого анализа модель сверточной нейронной сети принимает итоговое значение, которое существенно превосходит по показателю точности традиционные модели глубокого обучения [6]. В первую очередь это связано с последовательной обработкой изображения по разным критериям, в то время как стандартные методы прикладного искусственного интеллекта анализируют лишь картинку в целом, не углубляясь в её детали. Также необходимо отметить, что стандартная архитектура позволяет работать лишь со снимками, размеры которых совпадают по ширине и длине (квадратные изображения). В современной фототехнике в подавляющем большинстве в качестве стандарта де-факто и базовой конфигурации снимка используется соот-

ношение сторон 16:9, что исключает возможность применения традиционных моделей прикладного искусственного интеллекта [8]. Разработанная модель сверточной нейронной сети позволяет анализировать фотографии с любым соотношением сторон, что дает ей неоспоримое преимущество в прикладном применении перед аналогами.

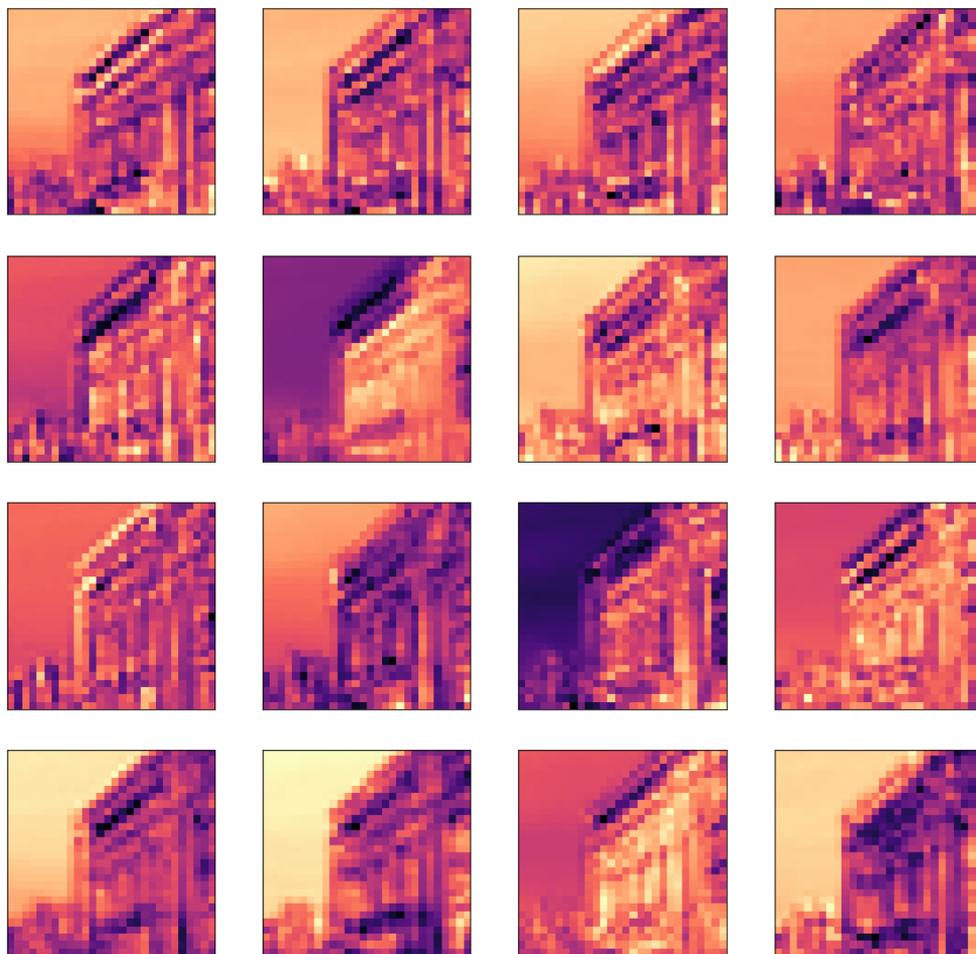


*Рис. 4.* Обработка признаков среднего уровня. На данном этапе обобщающая способность модели сосредоточена на отнесении набросков объекта изображения к конкретному типу части здания (определении местонахождения снимка: извне или снаружи)

*Fig. 4.* Processing of average-level features. Generalizing ability of the model is focused on attributing sketches of the object to a specific part of building (determining the location of the image: outside or outside)

После завершения процесса обучения точность модели сверточной нейронной сети (см. рис. 1) составила 92,03 %. Без интерпретации этой точности было бы сложно судить о том, как именно функционирует разработанная

модель глубокого обучения, поэтому проанализируем ответы модели на тестовых образцах (рис. 6, 7).



*Рис. 5.* Обработка низкоуровневых признаков. Сверточная нейронная сеть исследует мельчайшие детали на уровне пикселей изображения, чтобы максимально удостовериться в правильности выбора конечного класса

*Fig. 5.* Processing of low-level features. Convolutional neural network examines the smallest details at the pixel level in order to make sure that the final class is selected correctly as much as possible

Согласно данным интерпретации (рис. 6, 7), разработанное программное представление сверточной нейронной сети может стать полноценной интеллектуальной моделью для решения прикладных задач в области распознавания интерьера и экстерьера сооружения, т. к. прецизионность превышает установленный показатель точности (75 % и более) для интеграции прикладных автоматизирующих моделей, основанных на методах прикладного искусственного интеллекта [2, 8].

Предсказанное значение точности для класса изображения: 0.00078649512  
Фактический класс исследуемого изображения: 0

Предсказанное значение точности для класса изображения: 0.00078349215  
Фактический класс исследуемого изображения: 0

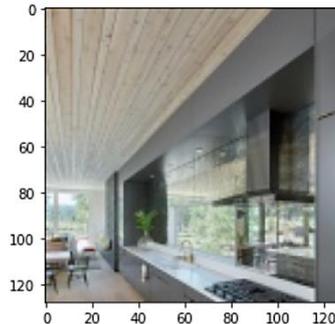


Рис. 6. Предсказание целевого класса моделью сверточной нейронной сети на примере внутренней стороны здания (значение «внутри» должно быть равно 0). После выполнения округления прогнозный класс будет совпадать с фактическим

Fig. 6. Prediction of the target class by the convolutional neural network model inside the building (the value "inside" equals 0). After rounding, the forecast class will match the actual one

Предсказанное значение точности для класса изображения: 0.9947740  
Фактический класс исследуемого изображения: 1

Предсказанное значение точности для класса изображения: 0.9999724  
Фактический класс исследуемого изображения: 1

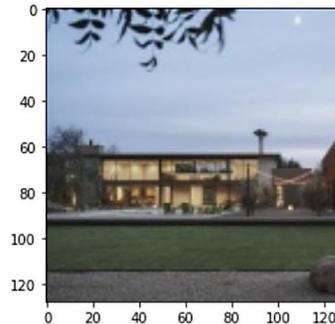


Рис. 7. Предсказание целевого класса моделью сверточной нейронной сети на примере внешней стороны здания (значение «снаружи» должно быть равно 1). После выполнения округления прогнозный класс будет совпадать с фактическим

Fig. 7. Prediction of the target class by the convolutional neural network model of the building (the value "outside" equals 1). After rounding, the forecast classes match the actual one

### Выводы

Разработанное программное решение может служить программной базой для унификации промышленных и бытовых роботов, осуществляющих уборку зданий и помещений, поскольку тем самым решается задача распознавания среды нахождения объекта – это стало возможным благодаря применению прикладного решения на базе сверточной нейронной сети.

Достичь такой точности во многом удалось благодаря реализации многоуровневой архитектуры анализа изображений, которая позволяет сегментировать признаки различной иерархии (верхней, средней и низшей). Рассмотр-

ренный выше подход дает возможность получить высокую точность разрабатываемого решения и устойчивую правильную классификацию новых образцов данных.

Авторская архитектура модели глубокого обучения, представленная в рамках настоящей статьи, позволяет не только унифицировать решение, но и применять его в других смежных задачах, поэтому функционал разработанной программы может быть перенесен в среду разработки других языков программирования и успешно применен другими исследователями для решения иных проблем, связанных с архитектурой зданий.

#### СПИСОК ИСТОЧНИКОВ

1. *Smith J.* Cleaning robots: technology, trends, and future perspectives. ABC Press, 2021. 250 p.
2. *Kopec D.* Classic computer science problems in Python. Manning Shelter Island, 2019. 201 p.
3. *Leick A.* GPS Satellite Surveying. Wiley, 2019. 688 p.
4. *Grewal M.S., Weill L.R., Andrews A.P.* Global navigation satellite systems, inertial navigation, and integration. Wiley, 2013. 608 p.
5. *Doe J.* Robots in cleaning: principles and applications. XYZ Publishers, 2022. 320 p.
6. *Wolohan J.T.* Mastering large datasets with Python. Manning Press, 2019. 365 p.
7. *Кастл Р.* Ежедневная архитектура в фотографиях. 2023. URL: [https://www.archdaily.com/?ad\\_name=small-logo](https://www.archdaily.com/?ad_name=small-logo) (дата обращения: 30.05.2023).
8. *Abrahams S., Hafner D.* TensorFlow for machine learning intelligence. Bleeding Edge Press, 2019. 245 p.

#### REFERENCES

1. *Smith J.* Cleaning robots: Technology, trends, and future perspectives. ABC Press, 2021. 250 p.
2. *Kopec D.* Classic computer science problems in Python. Manning Shelter Island, 2019. 201 p.
3. *Leick A.* GPS Satellite Surveying. Wiley, 2019. 688 p.
4. *Grewal M.S., Weill L.R., Andrews A.P.* Global Navigation Satellite Systems, Inertial Navigation, and Integration. Wiley, 2013. 608 p.
5. *Doe J.* Robots in cleaning: Principles and applications. XYZ Publishers, 2022. 320 p.
6. *Wolohan J.T.* Mastering large datasets with Python. Mannig Press, 2019. 365 p.
7. *Castle R.* Daily architecture in photos. 2023. Available: [www.archdaily.com/?ad\\_name=small-logo](http://www.archdaily.com/?ad_name=small-logo) (accessed May 30, 2023).
8. *Abrahams S., Hafner D.* TensorFlow for machine learning intelligence. Bleeding Edge Press, 2019. 245 p.

#### Сведения об авторах

*Пылов Петр Андреевич*, аспирант, Кузбасский государственный технический университет имени Т.Ф. Горбачева, 650000, г. Кемерово, ул. Весенняя, 28, gedrosten@mail.ru

*Дягилева Анна Владимировна*, канд. техн. наук, доцент, Кузбасский государственный технический университет имени Т.Ф. Горбачева, 650000, г. Кемерово, ул. Весенняя, 28, dyagileva@mail.ru

*Николаева Евгения Александровна*, канд. физ.-мат. наук, доцент, зав. кафедрой, Кузбасский государственный технический университет имени Т.Ф. Горбачева, 650000, г. Кемерово, ул. Весенняя, 28, nikolaeva@yandex.ru

*Майтак Роман Вячеславович*, магистрант, Кузбасский государственный технический университет имени Т.Ф. Горбачева, 650000, г. Кемерово, ул. Весенняя, 28, superenergy@mail.ru

*Шалыгина Татьяна Анатольевна*, канд. техн. наук, доцент, Томский государственный архитектурно-строительный университет, 634003, г. Томск, пл. Соляная, 2, shal53@mail.ru

#### **Authors Details**

*Petr A. Pylov*, Research Assistant, Gorbachev Kuzbass State Technical University, 28, Vesennyaya Str., 650000, Kemerovo, Russia, gedrosten@mail.ru

*Anna V. Dyagileva*, PhD, A/Professor, Gorbachev Kuzbass State Technical University, 28, Vesennyaya Str., 650000, Kemerovo, Russia, dyagileva@mail.ru

*Evgenia A. Nikolaeva*, PhD, A/Professor, Gorbachev Kuzbass State Technical University, 28, Vesennyaya Str., 650000, Kemerovo, Russia, nikolaevaea@yandex.ru

*Roman V. Maitak*, Graduate Student, Gorbachev Kuzbass State Technical University, 28, Vesennyaya Str., 650000, Kemerovo, Russia, super-energy@mail.ru

*Tat'jana A. Shalygina*, PhD, A/Professor, Tomsk State University of Architecture and Building, 2, Solyanaya Sq., 634003, Tomsk, Russia, shal53@mail.ru

#### **Вклад авторов**

Все авторы сделали эквивалентный вклад в подготовку публикации.  
Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

#### **Authors contributions**

The authors contributed equally to this article.  
The authors declare no conflicts of interests.

Статья поступила в редакцию 10.10.2023  
Одобрена после рецензирования 26.10.2023  
Принята к публикации 09.11.2023

Submitted for publication 10.10.2023  
Approved after review 26.10.2023  
Accepted for publication 09.11.2023