

Геоинформатика. 2025. № 1. С. 72–78.  
*Geoinformatika*. 2025;(1):72–78.

## Искусственный интеллект в прикладных областях знаний

Научная статья  
 УДК 004.9

<https://doi.org/10.47148/1609-364X-2025-1-72-78>

### Исследование топологической структуры изображений при использовании аугментации

© 2025 г. — Сергей Владимирович Еремеев<sup>а)</sup>, Артем Владимирович Абакумов<sup>б)</sup>, Денис Андреевич Панкратов<sup>в)</sup>, Богдан Антонович Хавронин<sup>д)</sup>

Муромский институт (филиал) ФГБОУ ВО «Владимирский государственный университет имени Александра Григорьевича и Николая Григорьевича Столетовых»; Муром, Россия

<sup>а)</sup>sv-eremeev@yandex.ru, <sup>б)</sup>artem210966@yandex.ru, <sup>в)</sup>denis\_pankratov2000@mail.ru, <sup>д)</sup>ev3nt.official@gmail.com

Аннотация: В настоящее время активно развиваются различные методы аугментации, т. е. искусственное размножение исходных данных на основе различных преобразований для увеличения выборки при машинном обучении. В статье приведено исследование изменения структуры изображений после преобразований. В качестве исходных данных рассматриваются изображения из спутниковых снимков. Проводится сравнение структуры исходных снимков с наборами изображений, сформированных различными фильтрами. Показаны численные результаты сравнения изображений на основе топологических свойств объектов и индекса структурного сходства SSIM.

**Ключевые слова:** *аугментация изображений; спутниковые снимки; топологическая структура изображений; индексы структурного сходства.*

Для цитирования: Еремеев С.В., Абакумов А.В., Панкратов Д.А., Хавронин Б.А. Исследование топологической структуры изображений при использовании аугментации // Геоинформатика. — 2025. — № 1. — С. 72–78. <https://doi.org/10.47148/1609-364X-2025-1-72-78>.

## Artificial intelligence in applied fields of knowledge

Original article

### Investigation of the topological structure of images using augmentation

© 2025 — Sergey V. Ereemeev<sup>а)</sup>, Artyom V. Abakumov<sup>б)</sup>, Denis A. Pankratov<sup>в)</sup>, Bogdan A. Khavronin<sup>д)</sup>

Murom Institute (branch), Vladimir State University named after Alexander and Nikolay Stoletovs; Murom, Russia

<sup>а)</sup>sv-eremeev@yandex.ru, <sup>б)</sup>artem210966@yandex.ru, <sup>в)</sup>denis\_pankratov2000@mail.ru, <sup>д)</sup>ev3nt.official@gmail.com

**Abstract:** Currently, various augmentation methods, i.e. artificial multiplication of original data based on various transformations to increase sampling in machine learning, are being actively developed. The paper investigates the change in the structure of images after transformations. Images from satellite images are considered as the initial data. The structure of the original images is compared with the sets of images formed by different filters. Numerical results of image comparison based on topological properties of objects and structural similarity index are shown.

**Key words:** *image augmentation; satellite images; topological structure of images; structural similarity indices.*

For citation: Ereemeev S.V., Abakumov A.V., Pankratov D.A., Khavronin B.A. Investigation of the topological structure of images using augmentation. *Geoinformatika*. 2025;(1):72–78. <https://doi.org/10.47148/1609-364X-2025-1-72-78>. In Russ.

#### Введение

Аугментация представляет собой метод искусственного размножения данных из исходного набора [1, 2]. Относительно изображений аугментация означает получение множества изображений из исходного с определенными изменениями. Это очень актуально в настоящее время для создания эффективного набора данных при машинном обучении, особенно в условиях ограниченной выборки. Особенно это актуально для анализа данных дистанционного зондирования, где территория может быть представлена при различных погодных

условиях, шумовых помехах, в различных масштабах и т. д. [3]. Такой подход частично решает проблему нехватки данных, дополняя их новыми изображениями, похожими на исходные.

Существует несколько типов аугментации. Наиболее популярными являются: поворот изображения на угол, зеркальное отображение относительно одной из осей, деформация изображения, вырезание какого-либо участка, изменение яркости пикселей.

Исследования показали [4], что при использовании аугментации нейросетевые архитектуры

выделяют наиболее общие свойства у объектов на изображении при различных изменениях на них. Кроме того, сильные искажения после аугментации могут негативно повлиять на точность при распознавании объектов. Таким образом, оптимальными являются такие изменения на изображении, которые дополняют исходные в виде наиболее близких к реальным и при этом сохраняют общую структуру.

В статье рассмотрено применение аугментации к спутниковым снимкам и проведено сравнение структуры исходных изображений с наборами данных, сформированных с помощью фильтров по изменению яркостей пикселей.

**Обзор существующих подходов**

Аугментация играет ключевую роль для улучшения выборки спутниковых снимков: например, дополнение изображениями в разное время суток, при наличии тумана, облаков, в зимнее или летнее время. Значения пикселей при этом изменяются, но визуально структура объектов на изображении остается неизменной.

Изменение исходных значений пикселей достигается за счет применения различных фильтров и их комбинаций. Используются как простые аугментации, так и более сложные. Формирование фильтров представляет собой отдельную задачу. Подробный обзор исследований в этой области проведен в работах [5, 6].

Для того чтобы полученные изображения внесли полезный вклад в выборку, необходимо контролировать изменение их структуры после аугментации без искажения смысла.

Для сравнения структуры изображений существуют различные способы. Одним из широко известных является индекс структурного сходства (Structure SIMilarity, SSIM). Также имеются способы, которые ориентированы на вычисление вектора признаков, включающего различные геометрические параметры. Для каждого вектора вычисляется норма, и наиболее близкие векторы соответствуют наиболее близким изображениям. Широкое применение для сравнения изображений также получили методы на основе масштабно-инвариантной трансформации признаков (Scale-Invariant Feature Transform, SIFT), позволяющие вычислить ключевые точки на изображениях и сопоставить их.

Однако при яркостной аугментации изменяются числовые значения не только пикселей, но и геометрических свойств объектов, что может сильно повлиять на формирование вектора признаков и выделение ключевых точек.

Для сравнения структуры спутниковых снимков предлагается использовать топологические подходы, которые формируют топологические свойства объектов на изображении и устойчивы к изменению яркости пикселей.

Цель статьи — исследовать изменение структуры изображений после аугментации со структурой

исходного изображения на основе топологических методов.

**Методы и материалы**

Метод для разложения изображения по топологическим признакам был предложен авторами в работе [7], который получил применение для решения задач в области обработки изображений и геоинформатики [8, 9].

Исходное изображение  $I = \{p_{ij}\}$  ( $i = 1, 2, \dots, m$ ;  $j = 1, 2, \dots, n$ ) раскладывается на сумму изображений из  $k$  компонент, соответствующих структуре объектов и также представляющих собой изображения  $I = J_1 + J_2 + \dots + J_k$ .

Наиболее ранние компоненты поглощают более поздние. При этом образуется некоторая топологическая характеристика, представляющая собой баркод. Каждый отрезок соответствует компоненте и показывает, на какой яркости она появилась и на какой была поглощена другой компонентой.

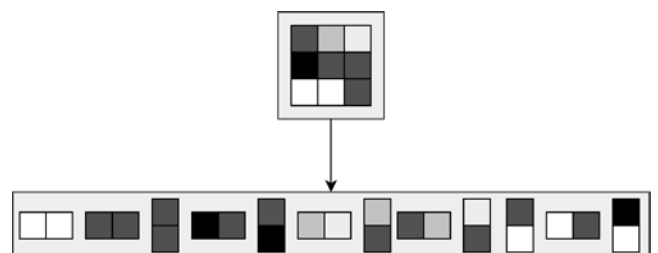
Пусть  $I_0$  — исходное изображение, а  $I_1, I_2, \dots, I_s$  — набор изображений после яркостной аугментации, полученных фильтрами  $F_1, F_2, \dots, F_s$  с разными параметрами. Вычислим топологическую структуру каждого изображения  $B(I_1), B(I_2), \dots, B(I_s)$ .

Для этого рассмотрим изображение как набор близко стоящих друг к другу точек. Расстояние между точками определяется как разница между яркостями. Таким образом, если две точки стоят рядом и обладают одинаковой яркостью, то расстояние между ними считается равным нулю. Далее, в порядке увеличения расстояния, формируется очередь из пар пикселей. Пример формирования очереди показан на рис. 1.

Затем алгоритм выбирает из очереди каждую пару и добавляет ее на пустое изображение, размер которого совпадает с размером исходного. При добавлении самой первой пары образуется компонента связности  $L$ . Яркость ее появления  $L_{start}$  устанавливается равной абсолютной разнице между пикселями пары. При добавлении новой пары происходит проверка: если одна из точек накладывается на уже существующую компоненту, то к этой компоненте присоединяется и вторая точка. Если же обе точки принадлежат к разным компонентам, то компонента, которая появилась позже, исчезает. Яркость ее окончания  $L_{end}$  определяется как абсолютная разница между пикселями пары.

**Рис. 1.** Пример формирования очереди из изображения

*Fig. 1. Example of queue formation from an image*



Алгоритм может работать как с цветными, так и с полутоновыми изображениями. Для цветных изображений каждая точка рассматривается как вектор из трех компонент (*Red, Green, Blue*), расстояние между векторами вычисляется через евклидово расстояние.

**Результаты**

Для тестирования использовался датасет eurosat [10]. Из него взяты изображения размером 64×64 пикселя следующих классов: шоссе (Highway), пастбище (Pasture), промышленные объекты (Industrial Objects) и травянистая растительность (Herbaceous Vegetation). Первоначально цветное изображение переводилось в полутоновое (8 бит на пиксель). К изображениям в градациях серого были использованы из открытой библиотеки [11] функции аугментации, которые основаны на алгоритмах OpenCV. Описание применяемых в исследовании функций из библиотеки показано в табл. 1.

Для демонстрации на рис. 2 показано изображение HerbaceousVegetation\_170 и примененные к нему фильтры.

В проведенных экспериментах из датасета eurosat было взято по 50 изображений для каждого из 4 классов и на них проведена аугментация описанным способом, порождая дополнительно 9 изображений на каждый эталон. Затем проведено сравнение структуры исходных и аугментированных изображений.

По каждому изображению строится баркод, состоящий из отрезков. Отрезки сортируются по уменьшению их длины. Если в одном баркоде отрезков меньше, чем в другом, то в меньший дописываются нулевые компоненты с  $L_{start} = 0$  и  $L_{end} = 0$ .

Затем отрезки двух баркодов попарно сравниваются по формуле

$$C(LX, LY) = \frac{\min(LX_{end}, LY_{end}) - \max(LX_{start}, LY_{start})}{\max(LX_{end} - LX_{start}, LY_{end} - LY_{start})},$$

где *LX* и *LY* — сравниваемые отрезки баркодов.

Коэффициент схожести топологической структуры изображений вычисляется следующим образом:

$$TC = \frac{\sum_{i=0}^N C(BX_i, BY_i)}{N},$$

где *BX* и *BY* — сравниваемые баркоды, состоящие из множества отрезков;

*N* — максимальное количество отрезков в одном из баркодов.

На рис. 3 приведена топологическая структура в виде баркода исходного и аугментированных изображений из рис. 2.

Проведем сравнение структуры изображений на основе топологического подхода и с использованием индекса *SSIM*, который рассчитывается по формуле

$$SSIM = \frac{(2\mu_x\mu_y + c_1)(2\sigma_{xy} + c_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + c_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + c_2)},$$

где  $c_1 = (0,01 \times B)^2$ ,  $c_2 = (0,03 \times B)^2$ ;

$\mu_x, \mu_y$  — средние значения яркостей сравниваемых изображений;

$\sigma_x^2$  и  $\sigma_y^2$  — дисперсии изображений;

$\sigma_{xy}$  — ковариация;

*B* — динамический диапазон пикселей (255 для полутоновых изображений).

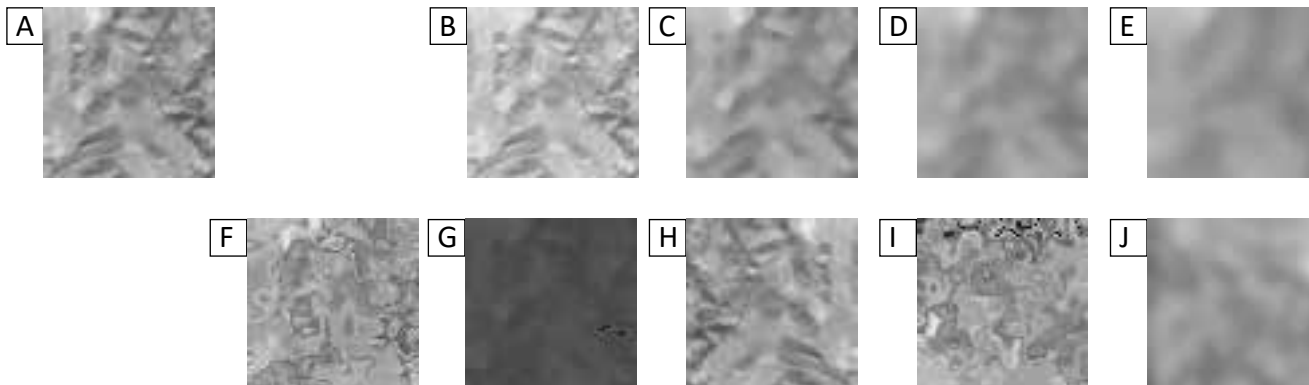
**Табл. 1.** Названия используемых типов аугментации и их описания

*Tab. 1. Names of used augmentation types and their descriptions*

Фильтр	Краткое описание
Bright	Увеличение яркости на 30 единиц
Median blur	Медианное размытие
Gaussian blur	Размытие по Гауссу с ядром фильтра, равным 15
Blur	Комбинация медианного размытия и билатерального фильтра
Distort	Метод elastic deformation [10]
HSV	Перевод изображения в цветовую модель HSV
Mirror	Зеркальное отображение по горизонтали
Distort + rotation	Метод elastic deformation + поворот на 90°
Gaussian blur + rotation	Размытие по Гауссу + поворот на 270°

**Рис. 2.** Изображение HerbaceousVegetation\_170 до (A) и после аугментации на основе фильтров (B–J)

*Fig. 2. Image (HerbaceousVegetation\_170) before (A) and after augmentation based on filters (B–J) (from left to right)*

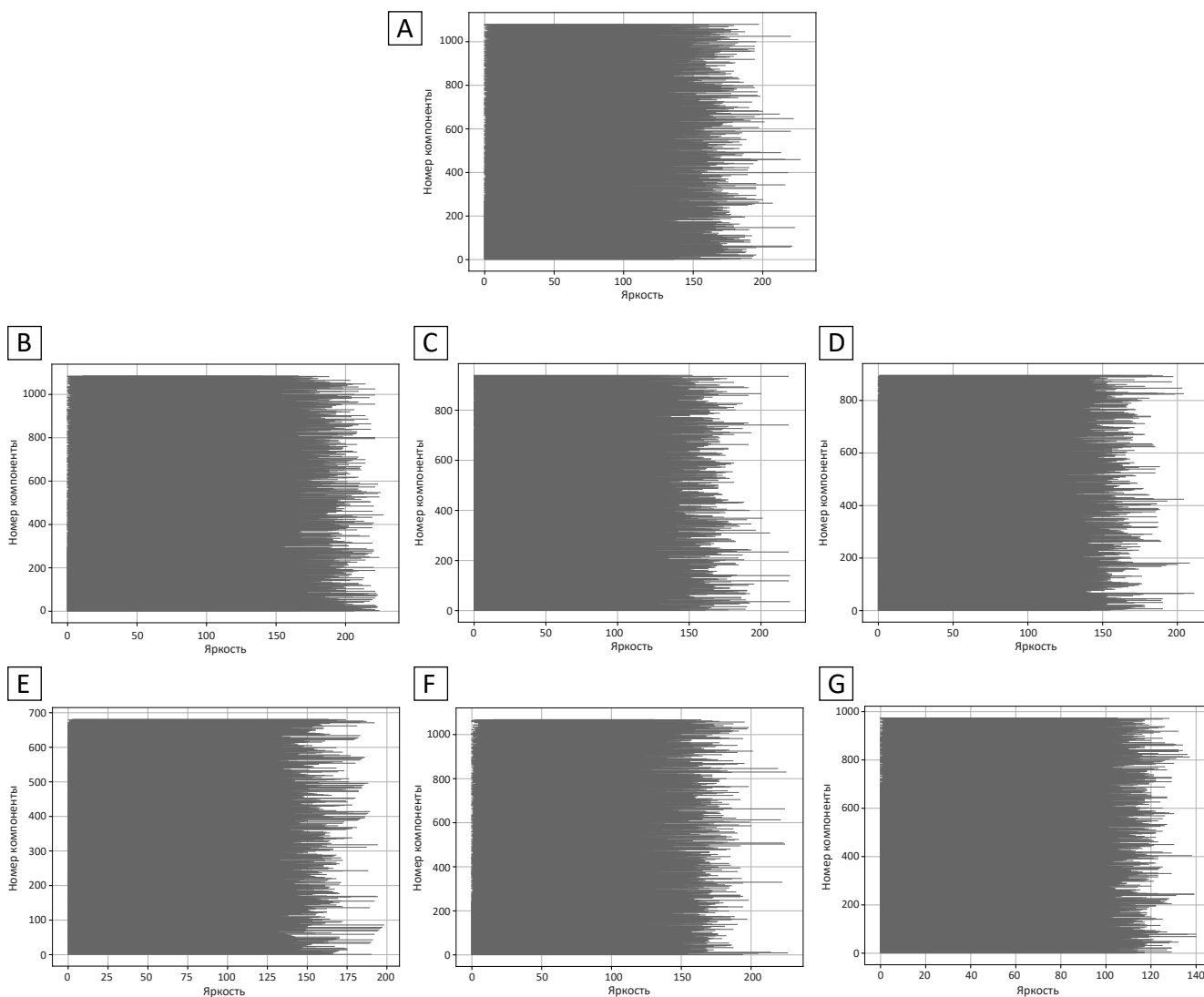


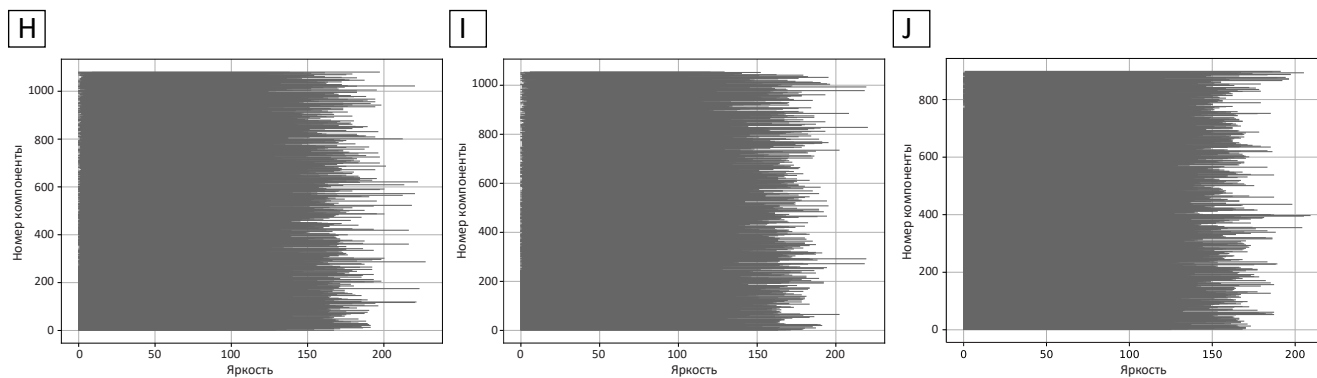
Фильтры (B–J): B — bright, C — median blur, D — gaussian blur, E — blur, F — distort, G — HSV, H — mirror, I — distort+rotation, J — gaussian blur+rotation

*Filters (B–J): B — bright, C — median blur, D — gaussian blur, E — blur, F — distort, G — HSV, H — mirror, I — distort+rotation, J — gaussian blur+rotation*

**Рис. 3.** Баркоды изображения до (A) и после аугментации на основе фильтров (B–J)

*Fig. 3. Barecodes of the image before (A) and after augmentation based on filters (B–J)*





Фильтры (B–J): B — bright, C — median blur, D — gaussian blur, E — blur, F — distort, G — HSV, H — mirror, I — distort+rotation, J — gaussian blur+rotation

Filters (B–J): B — bright, C — median blur, D — gaussian blur, E — blur, F — distort, G — HSV, H — mirror, I — distort+rotation, J — gaussian blur+rotation

Табл. 2. Результаты сравнения структуры изображений при использовании различных типов аугментации

Tab. 2. Results of comparing the structure of images using different types of augmentation

Фильтр	Коэффициент схожести топологической структуры	Индекс SSIM
Bright	0,79	<b>0,95</b>
Median blur	0,94	0,71
Gaussian blur	0,92	0,46
Blur	0,88	0,32
Distort	0,98	0,19
HSV	0,73	–0,14
Mirror	<b>0,99</b>	0,13
Distort + rotation	0,97	0,15
Gaussian blur + rotation	0,91	0,08

Численные результаты сравнения изображений отражены в табл. 2.

Наилучший результат с использованием топологического подхода показывает сравнение с зеркально отраженным изображением, что логично, так как баркоды устойчивы к поворотам. Наихудший результат у HSV, что тоже ожидаемо, учитывая, что построение происходит по яркости. То же относится к фильтру bright. В итоге в среднем изображения считаются на 90 % идентичными.

Для HSV индекс SSIM получился отрицательным. Такое происходит, когда яркость пикселей имеет отрицательную корреляцию. Наилучшая корреляция достигается тогда, когда яркость изменяется одинаково для всех пикселей, т. е. для фильтра bright. Если же яркость меняется в зависимости от соседних пикселей, т. е. неравномерно, то индекс SSIM не считает изображения схожими.

## Заключение

В статье приведено исследование топологической структуры аугментированных изображений относительно структуры исходных спутниковых снимков. Для аугментации изображений были использованы различные фильтры и их комбинации. Сравнение структуры изображений происходило на основе топологических свойств объектов, а также с использованием индекса структурного сходства SSIM. Численные результаты показали, что с помощью топологического подхода удается обнаружить общую структуру сравниваемых изображений при большинстве используемых фильтров. В свою очередь, индекс SSIM целесообразно использовать в ситуациях, когда яркость пикселей изменяется равномерно. Анализ топологической структуры изображений осуществлялся с использованием программы, размещенной по ссылке <https://github.com/Noremos/SatHomology>.

Исследование выполнено за счет гранта Российского научного фонда № 23-21-10064, <https://rscf.ru/project/23-21-10064/>.

## Список источников

1. Сирота А.А., Акимов А.В., Отырба Р.Р. Деформирующие преобразования изображений и их применение при аугментации данных для обучения глубоких нейронных сетей // Информатика и автоматизация. – 2024. – Т. 23. – № 2. – С. 407–435. DOI: 10.15622/ia.23.2.4.
2. Емельянов С.О., Иванова А.А., Швец Е.А., Николаев Д.П. Методы аугментации обучающих выборок в задачах классификации изображений // Сенсорные системы. – 2018. – Т. 32. – № 3. – С. 236–245. DOI: 10.1134/S0235009218030058.
3. Чуликова С.А., Чульдун А.Ф. Геоинформационные и дистанционные методы при оценке загрязнения снежного покрова (г. Кызыл) // Геоинформатика. – 2023. – № 1. – С. 63–70. DOI: 10.47148/1609-364X-2023-1-63-70.
4. Порывай М.В. Сравнительное исследование методов естественной аугментации изображений // International Journal of Open Information Technologies. – 2024. – Т. 12. – № 10. – С. 26–33.
5. Alomar K., Aysel H.I., Cai X. Data Augmentation in Classification and Segmentation: A Survey and New Strategies // Journal of Imaging. – 2023. – Vol. 9. – Iss. 2. – 46. DOI: 10.3390/jimaging9020046.
6. Xu M., Yoon S., Fuentes A., Park D.S. A Comprehensive Survey of Image Augmentation Techniques for Deep Learning // Pattern Recognition. – 2023. – Vol. 137. – 109347. DOI: 10.1016/j.patcog.2023.109347.
7. Еремеев С.В., Абакумов А.В., Андрианов Д.Е., Титов Д.В. Метод разложения изображения по топологическим признакам // Компьютерная оптика. – 2022. – Т. 46. – № 6. – С. 939–947. DOI: 10.18287/2412-6179-CO-1080.
8. Еремеев С.В., Абакумов А.В., Крайнов С.А., Козлов А.С. Использование метода декомпозиции изображений по топологическим признакам для обработки спутниковых снимков // Геоинформатика. – 2023. – № 4. – С. 74–80. DOI: 10.47148/1609-364X-2023-4-74-80.
9. Еремеев С.В., Абакумов А.В., Андрианов Д.Е., Богоявленский И.В., Никонов Р.А. Обнаружение многолетних бугров пучения с использованием декомпозиции цифровых моделей рельефа по топологическим признакам // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. – 2023. – Т. 20. – № 6. – С. 129–143. DOI: 10.21046/2070-7401-2023-20-6-129-143.
10. EuroSAT: Land Use and Land Cover Classification with Sentinel-2 [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://github.com/phelber/EuroSAT> (дата обращения: 10.11.2024).
11. Satellite Image Segmentation Using PyTorch [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://github.com/obravo7/satellite-segmentation-pytorch> (дата обращения: 10.11.2024).
12. Simard P.Y., Steinkraus D., Platt J.C. Best practices for convolutional neural networks applied to visual document analysis // Seventh International Conference on Document Analysis and Recognition, 2003: Proceedings (Edinburgh, 06 August 2003). – 2003. – Vol. 3. – pp. 958–963. DOI: 10.1109/ICDAR.2003.1227801.

## References

1. Sirota A., Akimov A., Otyrba R. Image Warping and Its Application for Data Augmentation when Training Deep Neural Networks. *Informatics and Automation*. 2024;23(2):407–435. DOI: 10.15622/ia.23.2.4.
2. Emelyanov S.O., Ivanova A.A., Shvets E.A., Nikolaev D.P. Methods of training data augmentation in the task of image classification. *Sensory Systems*. 2018;32(3):236–245. DOI: 10.1134/S0235009218030058.
3. Chupikova S.A., Chuldun A.F. Geoinformation and remote methods for assessing snow cover pollution (Kyzyl). *Geoinformatika*. 2023;(1):63–70. DOI: 10.47148/1609-364X-2023-1-63-70.
4. Poryvai M.V. A Comparative Study for Natural Image Augmentation Methods. *International Journal of Open Information Technologies*. 2024;12(10):26–33.
5. Alomar K., Aysel H.I., Cai X. Data Augmentation in Classification and Segmentation: A Survey and New Strategies. *Journal of Imaging*. 2023;9(2):46. DOI: 10.3390/jimaging9020046.
6. Xu M., Yoon S., Fuentes A., Park D.S. A Comprehensive Survey of Image Augmentation Techniques for Deep Learning. *Pattern Recognition*. 2023;137:109347. DOI: 10.1016/j.patcog.2023.109347.
7. Eremeev S.V., Abakumov A.V., Andrianov D.E., Titov D.V. Image decomposition method by topological features. *Computer Optics*. 2022;46(6):939–947. DOI: 10.18287/2412-6179-CO-1080.
8. Eremeev S.V., Abakumov A.V., Krainov S.A., Kozlov A.S. Using the method of image decomposition based on topological features for processing satellite images. *Geoinformatika*. 2023;(4):74–80. DOI: 10.47148/1609-364X-2023-4-74-80.
9. Eremeev S.V., Abakumov A.V., Andrianov D.E., Bogoyavlensky I.V., Nikonov R.A. Detection of perennial heaving mounds in digital elevation model images using decomposition by topological features. *Sovremennye problemy distantsionnogo zondirovaniya zemli iz kosmosa*. 2023;20(6):129–143. DOI: 10.21046/2070-7401-2023-20-6-129-143.
10. EuroSAT: Land Use and Land Cover Classification with Sentinel-2. Available at: <https://github.com/phelber/EuroSAT> (accessed 10.11.2024).
11. Satellite Image Segmentation Using PyTorch. Available at: <https://github.com/obravo7/satellite-segmentation-pytorch> (accessed 10.11.2024).
12. Simard P.Y., Steinkraus D., Platt J.C. Best practices for convolutional neural networks applied to visual document analysis. In: Seventh International Conference on Document Analysis and Recognition, 2003: Proceedings (Edinburgh, 06 August 2003). 2003;3:958–963. DOI: 10.1109/ICDAR.2003.1227801.

Статья поступила в редакцию 03.12.2024 г., одобрена после рецензирования 25.01.2025 г., принята к публикации 11.03.2025 г.  
The article was submitted 03.12.2024; approved after reviewing 25.01.2025; accepted for publication 11.03.2025.

## Информация об авторах

### Еремеев Сергей Владимирович

Кандидат технических наук, доцент  
Доцент кафедры «Информационные системы»  
Муромский институт (филиал) ФГБОУ ВО «Владимирский  
государственный университет имени Александра  
Григорьевича и Николая Григорьевича Столетовых»  
602264 Муром, Владимирская обл., ул. Орловская, д. 23  
e-mail: sv-eremeev@yandex.ru  
ORCID: 0000-0001-8482-1479  
SPIN-код: 3020-9020  
AuthorID: 618264

### Абакумов Артем Владимирович

Аспирант кафедры «Информационные системы»  
Муромский институт (филиал) ФГБОУ ВО «Владимирский  
государственный университет имени Александра  
Григорьевича и Николая Григорьевича Столетовых»  
602264 Муром, Владимирская обл., ул. Орловская, д. 23  
e-mail: artem210966@yandex.ru  
ORCID: 0000-0001-5784-7147  
SPIN-код: 3267-3100  
AuthorID: 1082668

### Панкратов Денис Андреевич

Аспирант кафедры «Информационные системы»  
Муромский институт (филиал) ФГБОУ ВО «Владимирский  
государственный университет имени Александра  
Григорьевича и Николая Григорьевича Столетовых»  
602264 Муром, Владимирская обл., ул. Орловская, д. 23  
e-mail: denis\_pankratov2000@mail.ru

### Хавронин Богдан Антонович

Студент кафедры «Информационные системы»  
Муромский институт (филиал) ФГБОУ ВО «Владимирский  
государственный университет имени Александра  
Григорьевича и Николая Григорьевича Столетовых»  
602264 Муром, Владимирская обл., ул. Орловская, д. 23  
e-mail: ev3nt.official@gmail.com

## Information about authors

### Sergey V. Eremeev

Candidate of Technical Sciences, Senior Lecturer  
Associate Professor Department of Information Technology  
Murom Institute (branch), Vladimir State University named after  
Alexander and Nikolay Stoletovs  
23, Orlovskaya str., Murom, Vladimirskaya reg., 602264, Russia  
e-mail: sv-eremeev@yandex.ru  
ORCID: 0000-0001-8482-1479  
SPIN-код: 3020-9020  
AuthorID: 618264

### Artyom V. Abakumov

Graduate Student Department of Information Technology  
Murom Institute (branch), Vladimir State University named after  
Alexander and Nikolay Stoletovs  
23, Orlovskaya str., Murom, Vladimirskaya reg., 602264, Russia  
e-mail: artem210966@yandex.ru  
ORCID: 0000-0001-5784-7147  
SPIN-код: 3267-3100  
AuthorID: 1082668

### Denis A. Pankratov

Graduate Student Department of Information Technology  
Murom Institute (branch), Vladimir State University named after  
Alexander and Nikolay Stoletovs  
23, Orlovskaya str., Murom, Vladimirskaya reg., 602264, Russia  
e-mail: denis\_pankratov2000@mail.ru

### Bogdan A. Khavronin

Student Department of Information Technology  
Murom Institute (branch), Vladimir State University named after  
Alexander and Nikolay Stoletovs  
23, Orlovskaya str., Murom, Vladimirskaya reg., 602264, Russia  
e-mail: ev3nt.official@gmail.com