EDN PEZMTZ DOI 10.5281/zenodo.15586093
УДК 004.85:528.854

КОМБИНИРОВАННЫЙ МЕТОД СЕГМЕНТАЦИИ ИЗОБРАЖЕНИЙ НА ОСНОВЕ АЛГОРИТМОВ SLIC И RANDOM FOREST ДЛЯ МОНИТОРИНГА ЛЕСНЫХ МАССИВОВ ПО ДАННЫМ ДЗЗ

© 2025 ***Несова А.В., Колесенков А.Н.***

Рассматривается задача разработки метода сегментации изображений для выявления изменений в лесном покрове в целях дальнейшей разработки алгоритмов, которые применяются для решения задач мониторинга лесных массивов, в частности, мониторинга сплошных рубок леса. Целью данной работы является развитие метода сегментации изображений для применения в разработке алгоритмов для обнаружения и картирования сплошных рубок леса с использованием спутниковых данных среднего разрешения Sentinel-2. Сегментация изображений проводится с использованием алгоритма суперпиксельной сегментации SLIC, а точность работы проверяется с помощью алгоритма машинного обучения контролируемой классификации Random Forest и набор соответствующих метрик и эталонных образцов. Определение оптимальных начальных параметров метода сегментации изображений производилась на основании масок леса и рубок леса, полученных в результате работы с данными дистанционного зондирования Земли, различных вегетационных индексов (NDVI, EVI, NDWI) и т.д. Проведена успешная сегментация изображений на сегменты а в последующем на классы, где 1 – соответствуют вырубкам леса, а 0 – значениям леса, а визуальное представление работы алгоритма доказало успешную работу предложенного метода на тестовых данных.

Ключевые слова: метод сегментации изображений, леса, мониторинг, рубки леса, дистанционное зондирование Земли, SLIC, NDVI, Random Forest, контролируемая классификация.

Введение. Методы компьютерного зрения широко применяются в различных областях науки. Некоторые задачи компьютерного зрения подразумевают анализ изображений для выделения целевых объектов на изображениях и их границ, и является одним из важных этапов в обработке изображений [1].

Для этих поставленных задач, которые подразумевают акцентирование внимания на существенных деталях, и пренебрегать качеством несущественных на изображениях часто прибегают к использованию различных методов сегментации. При этом изображение разбивается на области или сектора, которые в свою очередь принадлежат к определенным классам и отличаются друг от друга по определенным признакам: цвету, структуре, текстурным признакам. Методы сегментации изображений применяются во многих областях, таких как: медицинская диагностика, для обнаружения опухолей и других патологий, определение объёмов тканей, различных диагностик, планирование лечения; в задачах экологического мониторинга: выделении объектов на спутниковых снимках – рубок леса, пожаров, ветровалов, оползней, в системах безопасности для распознавания лиц, и отпечатков пальцев, в интеллектуальных транспортных системах в управлении дорожным движением, а также для обработки объектов видеопоследовательности при промышленном контроле качеством [2].

Работа выполнена в рамках молодежной лаборатории «Диагностика и механизмы адаптации природных и антропогенно-трансформированных экосистем Донбасса» (№ госрегистрации НИОКТР 1023110700153-4-1.6.19;1.6.11;1.6.12).

В задачах мониторинга лесных массивов, а именно в обнаружении сплошных рубок леса на космических снимках сегментация тоже играет одну из основных ролей. Так как известно, что сплошные рубки остаются одной из наиболее значимых угроз для лесных экосистем, приводя к потере биоразнообразия, изменению климата, и деградации почв.

Метод сегментации позволяет, выделить сплошные рубки леса на изображениях и оценить масштабы ущерба разделив изображение на интересующие сегменты. Так с развитием классических методов на основе вегетационных индексов описанных в работах [3], [4] и методов пороговой сегментации индексов (NDVI, EVI, SAVI) [5], которые остаются популярные благодаря простоте реализации широко развиваются методы сегментации которые несут в себе сочетание классических методов на основе спектральных индексов и методов машинного обучения, что повышает точность полученных данных и потерю ошибок и нейросетевых архитектур (Random Forest, U-Net) и т.д. [6-13] это актуально учитывая большие территории и большой объем данных.

Таким образом, методы сегментации изображений является одним из основных мощных инструментов для анализа космических снимков в задачах мониторинга сплошных рубок леса на основе данных и, масок полученных о рубках леса, и леса, тем самым облегчает задачи детектирования и выделения рубок и границ рубок на спутниковых снимках от всего изображения. Целью данной работы является развитие метода сегментации изображений для применения в разработке алгоритмов для обнаружения и картирования сплошных рубок леса с использованием спутниковых данных среднего разрешения Sentinel-2.

Постановка задачи. Исследовать метод сегментации изображений в задачах мониторинга сплошных рубок леса на космических снимках, с использованием алгоритма суперпиксельной сегментации SLIC и алгоритма машинного обучения контролируемой классификации Random Forest. В качестве входных данных были использованы космические снимки среднего разрешения Sentinel-2 территории лесного заказника «Великоанадольский лес» в Донецкой Народной Республике Российской Федерации, вегетационные индексы применимы в задачах мониторинга лесных массивов и различные спектральные каналы. Также за основу брались полученные маски леса и вырубок леса для высокой точности работы алгоритма и безошибочной проверки принадлежности сегментов изображения к определенному классу.

Теоретические исследования. В качестве метода сегментации был выбран метод SLIC (Simple Linear Iterative Clustering) из-за его адаптации специально под изображения и быструю работу алгоритма. Сам метод сегментации SLIC впервые предложен в 2012 году. [14] Сохраняя границы объектов, он группирует пиксели в компактные, однородные области (суперпиксели). Суперпиксель представляет собой группу соседних пикселей, похожих по цвету и текстуре на изображении. Это упрощает процесс обработки изображений, сокращая количество элементов для анализа (вместо миллионов пикселей -тысяча суперпикселей). Алгоритм сочетает в себе метод k-средних с пространственной близостью пикселей и состоит из следующих этапов:

1. Инициализация центроидов: изображение разбивается на сетку со следующим шагом: $s = sqrt\left(N / k\right)$, где N – число пикселей, k – желаемое число суперпикселей. Центроиды (центры кластеров) размещаются в узлах сетки.

2. Коррекция центроидов: центроид смещается в точку с наименьшим градиентом в окрестности 3 х 3 (чтобы избежать попадания на границу объекта):

$$C_i \leftarrow \arg\min_{(x,y)\in N_i} \| \nabla(x,y) \|^2,$$

где N_i – локальная окрестность центроида C_i $\nabla \mathrm{I}(x,y)$ - градиент изображения в точке (x,y).

3. Для каждого кластера назначаются пиксели, происходит это следующим образом: для каждого центроида рассматривается область $2S \times 2S$ вокруг него. Пиксели в этой области назначаются ближайшему центроиду на основе расстояния в 5D-пространстве: цвет (3D): $[L,a,b]$ (из цветового пространства CIELAB), координаты (2D): (x,y) (позиция пикселя). Расстояние вычисляется по формуле:

$$D = \sqrt{d_{lab}^2} + \left(\frac{m}{S}\right) d_{xy}^2,$$

где:

d_{lab}^2 - евклидово расстояние по цвету,

d_{xy}^2 - расстояние по координатам,

m - параметр компактности (чем больше m, тем важнее пространственная близость).

4. Затем происходим обновление центроидов: новый центроид вычисляется как среднее значение всех пикселей в кластере S_i:

$$C_i = \frac{1}{|S_i|} \sum_{\rho j \in S_i} \rho j .$$

5. Далее выполняется итеративное уточнение т.е. шаги 3–4 повторяются T раз (обычно T=10).

6. В конце происходит процесс постобработки, который включает в себя удаление мелких изолированных областей (например, слияние кластеров размером <10 пикселей на основе расстояния D.

SLIC — один из самых популярных методов суперпиксельной сегментации благодаря балансу между скоростью и качеством. Он особенно полезен в задачах, где важно сохранение границ объектов (например, анализ спутниковых снимков или медицинская диагностика).

Принадлежность кластеров к определенному классу на изображении, в данном случае к лесу и рубкам леса, будет определяться с помощью обучения модели на алгоритме классификации Random Forest – Случайный лес. Комбинация двух методов в данном случае SLIC (суперпиксельная сегментация) и Random Forest (случайный лес) представляет собой процесс классического конвейера обработки данных «пайплайна» - pipeline, для задач классификации изображений, особенно хорошо зарекомендовавши себя в дистанционном зондировании Земли (ДЗЗ). Сам метод работает в 3 этапа: 1) на первом этапе происходит сегментация изображения на суперпиксели (SLIC); 2) далее на втором извлечение признаков для каждого суперпикселя; 3) в конце происходит классификация суперпикселей с помощью Random Forest.

Random Forest позволяет преодолеть ограничения попиксельной классификации, учитывая контекст и форму объектов. При использовании суперпикселей снижается влияние шумов и повышается скорость обработки, при этом сохраняются важные детали границ между различными типами земной поверхности. Теперь рассмотрим, как реализуется этот алгоритм для анализа космических снимков и выявления сплошных рубок леса. Сам алгоритм представлен на рисунке ниже (рис. 1), и состоит из следующих этапов:

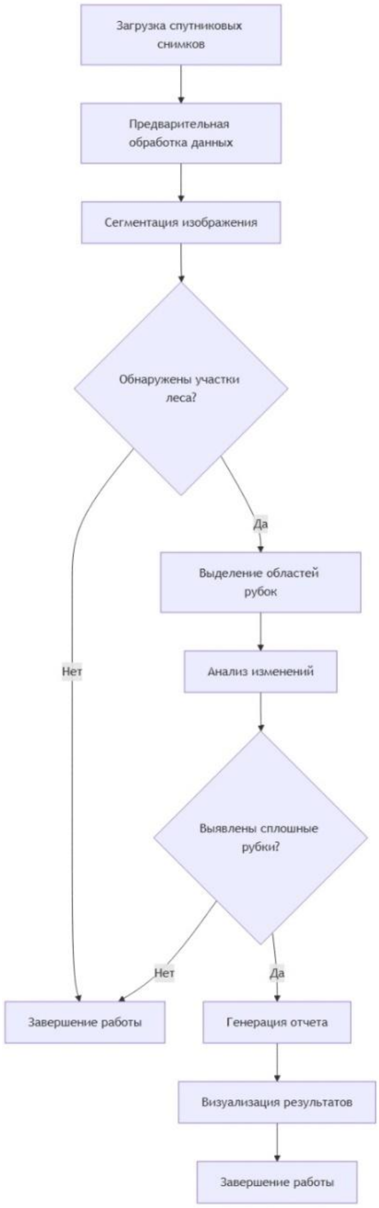


Рис. 1. Алгоритм сегментации для обнаружения сплошных рубок леса

1) На вход поступает космический снимок в виде RGB или мультиспектрального изображения, для каждого пикселя изображения $\rho(x, y)$ вычисляется расстояние между пикселем и центром суперпикселя:

$$D(\rho, C_i) = \sqrt{\frac{d_c^2}{(\Delta c)^2} + \frac{d_s^2}{(\Delta s)^2}},$$

где:

$d_c = \sqrt{\sum \left(\mathrm{I}(\rho) - \mathrm{I}(C_i) \right)^2}$ - разница между цветовыми значениями пикселя ρ и центра суперпикселя C_i.

$d_c = \sqrt{\left(\rho_x - C_{ix}\right)^2 + \left(\rho_y - C_{iy}\right)^2}$ - евклидово расстояние между координатами пикселя ρ и центра суперпикселя C_i.

$\Delta c, \Delta s$ - нормализующие коэффициенты для цветового и пространственного расстояний.

И происходит разбиение изображения на сегменты с границами объектов. Далее путем применения метода сегментации SLIC получаем матрицу меток суперпикселей.

2) Затем извлекаем признаки для каждого суперпикселя:

2.1) спектральные признаки: средние значения каналов (R, G, B, NDVI, NIR и др.):

$$\mu_k = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} I_k(i),$$

где N — количество пикселей в суперпикселе, $I_k(i)$ — интенсивность канала k k для i-го пикселя.

2.2) стандартное отклонение интенсивностей:

$$\sigma_k = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} \left(I_k(i) - \mu_k \right)^2},$$

2.3) текстурные признаки:

- энергия: $\mathrm{E} = \sum_{i,j} P(i,j)^2$,
- контраст: $C = \sum_{i,j} |i-j|^2 P(i,j)$,
- энтропия (из матрицы GLCM): $H = -\sum_{i,j} P(i,j) \log\left(P(i,j)\right)$.

3) Потом происходит обучение модели классификатора Random Forest на нашем датасете: полученных размеченных данных. Каждый суперпиксель в датасете имеет класс: "лес", "рубка", "вода" и т.д. Кросс-энтропия для обучения Random Forest:

$$L = -\sum_{i=1}^{N} \sum_{k=1}^{K} y_{ik} \log\left(\rho_{ik}\right),$$

где:

- y_{ik} — истинная метка,
- ρ_{ik} — предсказанная вероятность.

4) Валидация результатов работы алгоритма происходит путем использования различных метрик, таких как:

- Accuracy (общая точность):

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN},$$

- Precision:

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP},$$

• Recall для каждого класса:

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN},$$

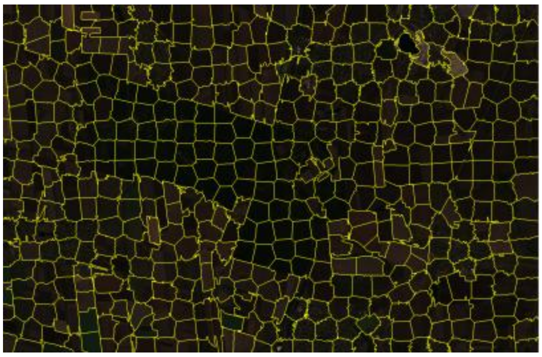
• IoU (Intersection over Union) для оценки сегментации:

$$IoU = \frac{TP}{TP + FP + FN},$$

5) На финальном этапе предсказанные классы накладываются на исходное изображение. Например, если суперпиксель имеет метку "лес", он закрашивается зеленым цветом, "вода" — синим и т.д.

Экспериментальные исследования. Метод сегментации изображений SLIC (Simple Linear Iterative Clustering) был использован для исходных данных – космических снимков лесных массивов – лесного заказника «Великоанадольский лес» в Донецкой Народной Республике Российской Федерации с целью автоматического обнаружения и детектирования вырубленных лесов на изображениях путем анализа признаков на изображениях и принадлежности их к определенному классу. На рисунке 2. представлено визуальное представление работы метода сегментации SLIC на тестовом изображении.

а)



б)

Рис. 2. Визуализация метода сегментации SLIC тестовом изображении: а) результат сегментации изображения, б) итоговое изображение в результате разбиения изображения на кластеры

На рисунке 2 мы видим результат разбиения изображения (космического снимка) на кластеры – сегменты, представляющие собой области интереса с сохраненными границами объектов и набором определенных признаков для последующей работы над изображением. Точность работы этого метода составила 0,93, что соответствует значению 93%, это характеризует собой высокие показатели работы алгоритма и точности срабатывания.

Представление результата работы комбинации двух методов, сегментации SLIC и алгоритма машинного обучения Random Forest о принадлежности кластеров изображения к определенному классу на основании масок, отображено на рисунке 3.

На представленном рисунке 3. мы видим разбиение изображения на определенные классы, согласно цветовой палитре и маскам леса и вырубкам. Так вырубки леса показаны фиолетовым цветом, а лес и лесные массивы желтым.

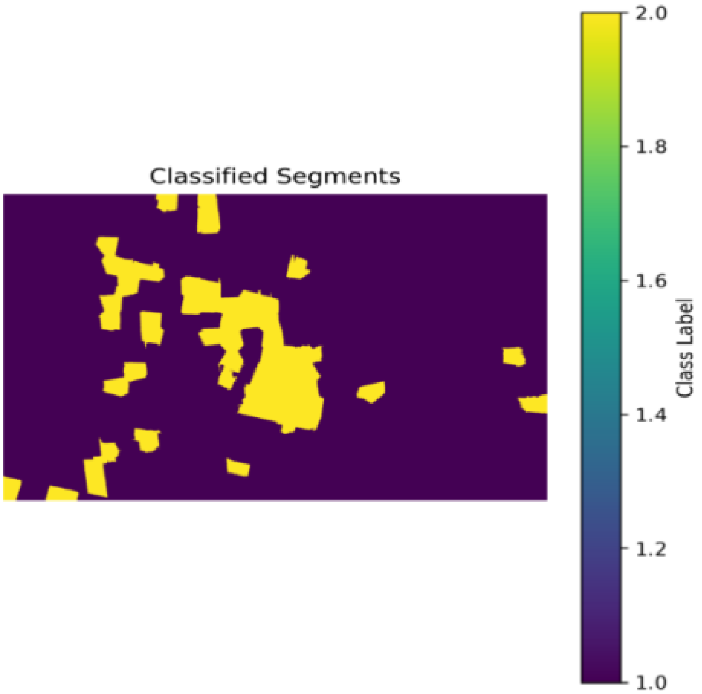


Рис. 3. Визуализация работы метода сегментации SLIC и классификатора Random Forest на тестовом изображении

Таким образом, используя данные методы в обработке данных дистанционного зондирования Земли, позволило разбить изображение на определенные кластеры – сегменты, и в последующем определить принадлежность данных сегментов к определенному классу, используя при этом в исследовании маски леса и вырубок леса. Это позволило получить коллекцию из вырубок леса и лесного массива, с различными признаками: значения вегетационных индексов и т.д. оценить площадь ущерба и визуально улучшить представление информации.

Далее планируется усовершенствовать данный алгоритм, добавления рисования полигонов, которые будут хранить в себе точные координаты лесных массивов на космических снимках, чтобы изменения в лесном массиве - вырубки леса, были отображены только в границах полигонов. Потому, что на рисунке 3 можно видеть, что из-за того, что показатели NDVI довольные низкие алгоритм машинного обучения Random Forest срабатывает так, что считает все вырубленным лесом.

Выводы. В ходе проведенного исследования была реализована методика сегментации изображений в сфере дистанционного зондирования Земли и мониторинга изменений в лесных массивах – сплошных рубок леса с использованием комбинации метода суперпиксельной сегментации SLIC и алгоритма машинного обучения Random Forest. Разработанный подход продемонстрировал высокую эффективность, достигнув точности 93% при валидации на тестовых данных, что существенно превосходит традиционные методы анализа.

Проведенный сравнительный анализ показал значительные преимущества предложенного решения. В отличие от традиционных методов, основанных исключительно на вегетационных индексах (NDVI, EVI) с точностью 70-85%, реализуемый подход обеспечивает более надежную классификацию за счет комплексного использования спектральных, текстурных и геометрических признаков, извлекаемых из суперпикселей. Это позволяет минимизировать влияние таких мешающих факторов, как облачность и сезонные изменения растительности.

Важным преимуществом метода является его вычислительная эффективность. В сравнении с попиксельной классификацией (точность 80-88%) подход с суперпикселями значительно сокращает объем обрабатываемых данных при сохранении четких границ объектов (IoU> 0.85 для класса "вырубки"). При этом он не требует таких значительных ресурсов, как методы глубокого обучения (например, U-Net), демонстрируя сопоставимую точность (93%) при существенно меньших вычислительных затратах.

Особого внимания заслуживают достигнутые показатели качества классификации:

Precision> 90% - минимальное количество ложных срабатываний

Recall > 88% - низкий процент пропущенных вырубок

В сравнении с аналогичными гибридными методами (например, графовая сегментация + SVM [7]) предложенный алгоритм показывает превосходство на 2–6% по точности и лучше сохраняет контуры объектов (см. рис. 2).

Полученные результаты включают не только качественную классификацию, но и количественные данные о каждой вырубке - значения спектральных индексов и точную площадь пораженных территорий. Это открывает новые возможности для детального анализа изменений лесного покрова и оценки экологического ущерба.

Для дальнейшего совершенствования алгоритма предлагается:

- расширить систему классов за счет включения типов древесных пород.
- оптимизировать параметры модели Random Forest.
- реализовать механизм полигонов для точного картографирования границ лесных массивов.

Разработанная методика представляет собой эффективный инструмент для мониторинга лесных экосистем, сочетающий высокую точность, вычислительную эффективность и устойчивость к помехам. Полученные результаты имеют важное значение для решения задач экологического мониторинга, управления лесными ресурсами и оценки антропогенного воздействия на природные экосистемы.

СПИСОК ИСТОЧНИКОВ

1. Основные алгоритмы сегментации изображений учебное пособие / Д. Н. Тумаков, З. Д. Каюмов, А. Г. Маркина [и др.]. – Казань: Издательство Казанского университета, 2024 – 76 с.
2. Лукашик, Д. В. Анализ современных методов сегментации изображений / Д. В. Лукашик // Экономика и качество систем связи. – 2022. – Т. 2. – С. 57-65.
3. Tucker, C. J. Remote sensing of total dry-matter accumulation in winter wheat / C. J. Tucker // Remote Sensing of Environment. – 1981. – Vol. 11. – P. 267–277. – DOI 10.1016/0034-4257(81)90027-X.
4. Hansen, M. C. High-Resolution Global Maps of Forest Cover Change / M. C. Hansen, J. R. G. Townshend // Science. – 2013. – V. 342, № 6160. – P. 850–853. – DOI 10.1126/science.1244693.
5. A pixel-based Landsat compositing algorithm for large area forest cover mapping / J. C. White [et al.] // Remote Sensing of Environment. – 2014. – V. 140. – P. 23–31. – DOI 10.1016/j.rse.2013.08.016.
6. Барталев, С. А. Спутниковый мониторинг лесов России: современное состояние и перспективы / С. А. Барталев // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. – 2020. – Т. 17. – № 5. – С. 9-34. – DOI 10.21046/2070-7401-2020-17-5-9-34.
7. Егоров, В. А. Автоматизированная сегментация космических изображений для оценки сплошных рубок леса / В. А. Егоров, Е. А. Лупян, С. А. Барталев // Лесоведение. – 2019. – № 3. – С. 243-253. – DOI: 10.1134/S0024114819030039.
8. Can semantic labeling methods generalize to any city? The inria aerial image labeling benchmark / E. Maggiori [et al.] // IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing. – 2017. – V. 55, №. 9. – P. 4776–4789. – DOI 10.1109/TGRS.2017.2693342.

9. Land Cover Classification via Multitemporal Spatial Data by Deep Recurrent Neural Networks / D. Ienco [et al.] // IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters. – 2017. – V. 14, № 10. – P. 1685–1689. – DOI 10.1109/LGRS.2017.2728698.
10. Deep Learning for Remote Sensing Image Classification / P. Wang [et al.] // ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing. – 2020. – V. 159. – P. 112–126. – DOI 10.1016/j.isprsjprs.2019.11.004.
11. Колесенков, А. Н. Алгоритмы сетевого анализа в геоинформационных системах мониторинга чрезвычайных ситуаций / А. Н. Колесенков, А. В. Несова // Вопросы науки. – 2015. – Т. 3. – С. 101-105. – EDN TQOONX.
12. Несова, А. В. Технология экологического мониторинга на основе обработки аэрокосмических снимков средствами генетических алгоритмов / А. В. Несова // Сборник тезисов участников Международного форума "Наука будущего-наука молодых". – 2015. – Т. 2. – С. 77-79.
13. Колесенков, А. Н. Оценка состояния объектов лесного хозяйства на основе реализации НВИ-подхода средствами математического моделирования / А. Н. Колесенков, А. В. Несова // Математические методы в технике и технологиях. – 2015. – № 9(79). – С. 139-141. – EDN YUCDCW.
14. SLIC Superpixels Compared to State-of-the-Art Superpixel Methods / R. Achanta [et al.] // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. –2012. – V. 34, № 11. – P. 2274-2282.

Поступила в редакцию 24.03.2025 г., рекомендована к печати 09.04.2025 г.

COMBINED APPROACH BASED ON SLIC METHOD AND RANDOM FOREST ALGORITHM FOR MONITORING FORESTS USING EARTH REMOTE SENSING DATA

Nesova A.V., Kolesenkov A.N.

The paper considers the problem of developing image segmentation method for detecting changes in forest cover for the purpose of further development of algorithms that are used to solve forest monitoring problems, in particular, monitoring clear-cutting. The aim of this work is to develop image segmentation method for use in developing algorithms for detecting and mapping clear-cutting using Sentinel-2 medium-resolution satellite. Image segmentation is performed using the SLIC superpixel segmentation algorithm, and the accuracy of the work is verified using the Random Forest supervised classification machine learning algorithm and a set of corresponding metrics and reference samples. Determination of the optimal initial parameters of the image segmentation method was made on the basis of forest and forest-cutting masks obtained as a result of working with Earth remote sensing data, various vegetation indices (NDVI, EVI, NDWI), etc. Successful segmentation of images into segments and then into classes was carried out, where 1 corresponds to forest clearings, and 0 corresponds to forest values, and a visual representation of the algorithm's operation proved the successful operation of the proposed method on test data.

Keywords: image segmentation method, forests, monitoring, forest clearings, Earth remote sensing, SLIC, NDVI, Random Forest, supervised classification.

Несова Арина Владимировна
младший научный сотрудник научно-исследовательской лаборатории диагностики и прогнозирования экосистем Донбасса ФГБОУ ВО «Донецкий государственный университет», Российская Федерация, ДНР, г. Донецк.
E-mail: arina.nesova@gmail.com

Nesova Arina Vladimirovna
Junior Researcher, Research Laboratory for Diagnostics and Forecasting of Donbass Ecosystems of Donetsk State University,
Russian Federation, DPR, Donetsk.

Колесенков Александр Николаевич
доктор технических наук, профессор кафедры космических технологий ФГБОУ ВО «Рязанский государственный радиотехнический университет им. В.Ф. Уткина»,
Российская Федерация, Рязань.
E-mail: kt.rsreu@yandex.ru

Kolesenkov Aleksandr Nikolaevich
Doctor of Technical Sciences, Professor at Department of Space Technologies of Ryazan State Radio Engineering University named after V.F. Utkin,
Russian Federation, Ryazan.