

**В.Ф. Ковязин, Т.И. Балтыжакова, А.Ю. Романчиков, Н.А. Суранов**

**ОЦЕНКА РАСПРОСТРАНЕНИЯ БОРЩЕВИКА СОСНОВСКОГО  
(*HERACLEUM SOSNOWSKYI* MANDEN.)  
СРЕДСТВАМИ АВТОМАТИЗИРОВАННОЙ КЛАССИФИКАЦИИ  
ПО ДАННЫМ АЭРОФОТОСЪЕМКИ**

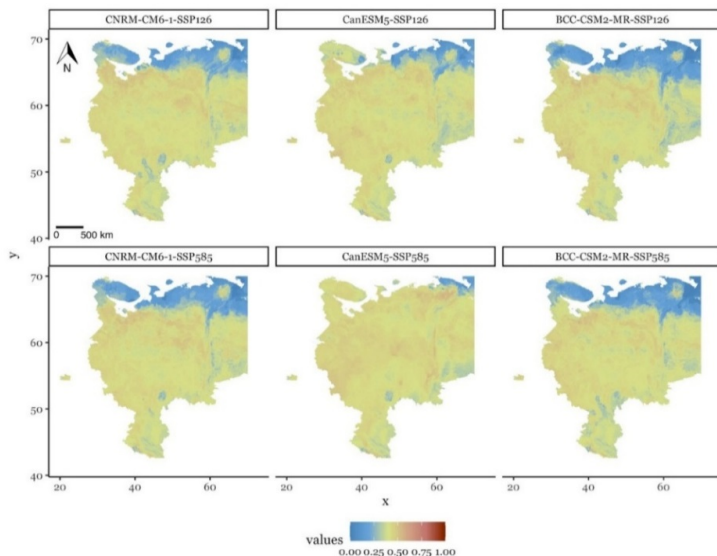
*Введение.* Одной из актуальных проблем современной экологии является распространение инвазивных видов растений, таких как борщевик Сосновского (*Heracleum sosnowskyi* Manden.). Этот вид активно вытесняет другие, местные виды растений, что приводит к снижению биоразнообразия в природных экосистемах [Dueñas et al., 2021]. Кроме негативного влияния на экосистемы борщевик также опасен для человека, поскольку его сок содержит фототоксичные вещества и при контакте с кожей под воздействием солнечного излучения вызывает сильные ожоги [Bogdanov et al., 2021]. Экономический ущерб заключается в том, что борщевик Сосновского быстро распространяется по землям всех категорий и интенсивно заселяет придорожные полосы и сельскохозяйственные угодья.

Появление борщевика Сосновского в центральной и северо-западной частях России произошло в 40-е гг. XX века, когда его предполагалось использовать в качестве кормовой культуры для скота. Его преимущество как кормовой культуры состоит в высокой урожайности, быстром росте, высоком содержании белков в биомассе и устойчивости к неблагоприятным условиям.

Позже стало известно о его токсичности и агрессивном распространении, что послужило причиной отказа от его использования [Богданов и др., 2020], однако этот вид успел широко распространиться по центральной и северо-западной частям России. Свой вклад в этот процесс внесла ликвидация крупных сельскохозяйственных предприятий после распада СССР, вследствие чего значительные площади земель стали неиспользуемыми и начали активно зарастать борщевиком [Нецветова, Саловаров, 2022].

На сегодняшний день борщевик занимает значительные площади. В соответствии с прогнозом ученых из Сколтеха [Koldasbayeva et al., 2022] к 2060-м гг. он распространится еще больше. На рис. 1 представлены карты прогнозного распространения борщевика в европейской части России на период 2040–2060 гг. Одной из предпосылок его распространения является

повышение влажности в сочетании с глобальным потеплением, которое создает идеальные условия для роста борщевика, особенно в северо-западных регионах России [Далькэ и др., 2018].



*Рис. 1.* Карты прогнозного распространения борщевика на территории европейской части РФ в 2040-60 гг. Красный цвет соответствует высокому риску распространения борщевика, темно-желтый – умеренному, синий – низкому [Koldasbayeva et al., 2022]

*Примечание.* В вертикальных рядах показаны модели глобального потепления (CNRM-CM6-1, CanESM5 и BCC-CSM2-MR), в верхней строке – оптимистичный сценарий сокращения атмосферных выбросов (SSP126), в нижней – пессимистичный (SSP585).

*Fig. 1.* Maps of the predicted distribution of hogweed in the European part of the Russian Federation in 2040-60. Red color corresponds to a high risk of spreading hogweed, dark yellow corresponds to a moderate risk, blue corresponds to a low risk [Koldasbayeva et al., 2022]

С учетом вышесказанного можно судить о высокой скорости распространения, агрессивности и токсичности вида, что подтверждает необходимость срочной борьбы с борщевиком уже сейчас. Перед планированием мероприятий по уничтожению борщевика на конкретной территории важно предварительно оценить его распространение. Для поиска и выявления

мест расположения инвазивной растительности эффективны методы дистанционного зондирования Земли, которые позволяют оперативно получать достоверные данные [Рутман и др., 2018]. При этом у аэрофотосъемки (АФС) есть преимущество перед спутниковой, так как она позволяет получать снимки с лучшим разрешением и, соответственно, обнаруживать на них растения меньшего размера. Таким образом, для предварительного охвата обширных территорий эффективно использовать спутниковые снимки, а для дальнейшего детального мониторинга на уровне муниципальных образований целесообразно применять АФС.

На рис. 1 демонстрируется, что при любых траекториях глобального потепления борщевик Сосновского продолжит свое распространение на европейской части России.

После получения данных дистанционного зондирования (спутниковых и аэрофотоснимков) важным этапом становится обоснованный выбор алгоритма автоматизированной обработки изображений [Осипов и др., 2021].

Машинные методы обработки данных сводятся к задачам классификации. В пиксельно-ориентированных методах каждый пиксель относится к определенному классу на основе спектральной информации. В объектно-ориентированных методах группа пикселей объединяется в объект, который затем анализируется как единое целое. При этом учитывается не только значение пикселя, но и информация о форме и текстурах [Marpu et al., 2008].

В группу пиксельно-ориентированных методов входят следующие:

- Дерево классификации и регрессии (Classification and Regression Tree (CART): заключается в построении дерева принятия решений для определения класса пикселя [Shetty, 2019];

- Метод случайного леса (Random Forest (RF) – усовершенствованный предыдущий метод, в котором строится ансамбль деревьев принятия решения [Xie, 2019];

- Метод опорных векторов (Support vector machine (SVM): алгоритм формирует линию или гиперплоскость, которая классифицирует данные, разделяя их на разные классы [Talukdar et al., 2020];

- Метод минимального расстояния (Minimal distance (MD): для каждого класса вычисляется средний вектор спектральных характеристик, после чего определяется расстояние между ним и вектором значений пикселя [Basheer et al., 2022];

- Метод максимального правдоподобия (Maximum Likelihood (ML): определяется вероятность принадлежности пикселя к конкретному классу,

при этом предполагается, что значения признаков следуют нормальному распределению с учетом априорной вероятности для каждого класса [Norovsuren et al., 2019].

В настоящей работе анализируется возможность идентификации борщевика Сосновского по материалам дистанционного зондирования с использованием перспективных методик обработки изображений.

В исследовании применяются объектно-ориентированная классификация (ООК) и алгоритм «Случайный лес» (RF). Объектно-ориентированная классификация работает с группой пикселей, дополнительные степени свободы позволяют лучше распознавать объекты, игнорируя шумы на изображении [Гурченков и др., 2017]. Алгоритм «Случайный лес» эффективно классифицирует данные, учитывая не только цвет, но и текстуру.

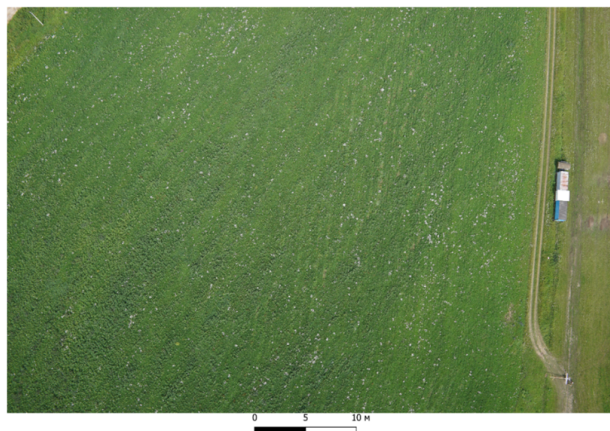
Эти методы считаются более гибкими и точными по сравнению с классическими подходами. Они хорошо справляются с распознаванием сложных структур и текстур растений. По результатам работы методик проведена оценка точности и сделан вывод об их пригодности.

Целью настоящей работы является изучение эффективности применения методов автоматизированной классификации для обнаружения борщевика Сосновского на территории Ленинградской области с применением данных дистанционного зондирования.

Практическая значимость результатов исследования заключается в их применении для разработки стратегий по контролю распространения борщевика Сосновского и сохранению разнообразия видов в экосистеме.

*Материалы и методика исследования.* Для исследования использованы 2 разных типа исходных данных.

1. Аэрофотоснимки, полученные беспилотным воздушным судном (БВС) «Геоскан 201». Съемка проведена в июле 2023 г., в период цветения борщевика Сосновского. В это же время в Ленинградской области цветут многие другие зонтичные травянистые растения: сныть обыкновенная (*Aegopodium podagraria* L.), дикая морковь (*Daucus carota* L.), дудник лекарственный (*Angelica archangelica* L.) и пастернак посевной (*Pastinaca sativa* L.) [Jahodova..., 2009; *Aegopodium*..., 2025]. Пространственное разрешение снимков, или ground sample distance (GSD) – 3 см/пикс. Территория съемки расположена юго-западнее п. Оредеж в Лужском районе Ленинградской области, сам аэрофотоснимок показан на рис. 2. На изображении можно распознать травянистую и кустарниковую растительность, среди которых встречаются белые вкрапления борщевика Сосновского. Этот аэрофотоснимок отображает исследуемую область №1 в табл. 3.



*Рис. 2.* Аэрофотоснимок тестового участка в Лужском районе Ленинградской области, полученный беспилотным воздушным судном «Геоскан 201» с пространственным разрешением 3 см/пикс.

*Fig. 2.* The image of the aerial photography of the test site in the Luga district of the Leningrad region, obtained by the Geoscan 201 unmanned aerial vehicle with a spatial resolution of 3 cm/pixel

Перед выполнением аэрофотосъемки проводились подготовительные полевые работы, которые заключались в выезде на местность, верификации местоположения борщевика Сосновского, планировании полетного задания, подготовки БВС к взлету и выполнению полета. Полет выполнен преимущественно над открытым полем с минимальным древесным покровом (доля деревьев и высоких кустарников ниже 10%), что позволило сконцентрироваться на тестировании методики автоматизированной классификации и не предусматривало выделения борщевика под кронами в придорожных полосах. Если же говорить о необходимости выделения борщевика под кронами, то лучшим решением станет использование NDVI и других спектральных вегетационных индексов.

Отличительным признаком борщевика Сосновского при проведении аэрофотосъемки в период вегетации является характерный белый цвет соцветия. Также можно выделить текстурную однородность внутри соцветия.

2. Открытые данные с веб-ресурса Яндекс.Карты [Спутниковая..., 2024]. Съемка проведена летом 2022 г., скриншоты сделаны при GSD 15 см/пикс. и 30 см/пикс. Выбраны две тестовые области на территории д. Ручьи и г. Мурино Ленинградской области. Примеры изображений одной и той же территории при разном GSD приведены на рис. 3 и 4. Эти два изображения характерны для тестового участка № 2 в табл. 2.



*Рис. 3.* Аэрофотоснимок тестового участка на территории д. Ручьи Ленинградской области, полученный по данным Яндекс.Карты с GSD 15 см/пикс. [Спутниковая..., 2024]

*Fig. 3.* Aerial view of the test site in the village of Ruchi, Leningrad region, obtained according to Yandex.Maps with GSD 15 cm/pixel [Спутниковая..., 2024]



*Рис. 4.* Аэрофотоснимок тестового участка на территории д. Ручьи Ленинградской области, полученный по данным Яндекс.Карты с GSD 30 см/пикс. [Спутниковая..., 2024]

*Fig. 4.* Aerial view of the test site in the village of Ruchi, Leningrad region, obtained according to Yandex.Maps with GSD 30 cm/pixel [Спутниковая..., 2024]

Данные, полученные с Яндекс.Карт, преобразовали в плоскую прямоугольную систему координат в универсальной поперечной проекции Меркатора UTM 36N (EPSG:32636). Данная операция была обязательной, поскольку на исходных снимках отсутствуют координаты, из-за чего они непригодны для геопространственных операций. Хотя в QGIS существуют онлайн-подложки, они подключаются как «живые» сервисы и не позволяют применять различные растровые операции обработки к пикселям.

Применение разных видов исходных материалов позволит оценить их пригодность для выявления борщевика. В отличие от данных АФС, где борщевик представлен отдельными кустами, на данных с Яндекс.Карт отмечаются крупные заросли, что может повлиять на итоговую точность классификации. Важно отметить, что данные с Яндекс.Карт являются открытыми.

Основным используемым программным обеспечением в работе является геоинформационная система QGIS. В этой программе проведена обработка исходных аэрофотоснимков, выполнена классификация и рассчитана площадь, занимаемая борщевиком.

В процессе детектирования борщевика на тестовых участках использовался следующий порядок действий:

- Машинное обучение методом RF (программа QGIS, модуль «dzetsaka»):
  1. подготовка обучающей выборки (векторные полигоны);
  2. выполнение алгоритма RF;
  3. визуальная оценка полученных растровых карт;
  4. фильтрация шумов;
  5. автоматическая векторизация раstra;
  6. подсчет площади, занимаемой борщевиком Сосновского.
- Объектно-ориентированная классификация (программа QGIS, модуль «Orfeo Toolbox» (OTB)):
  1. автоматическая сегментация исходного изображения;
  2. расчет спектральных характеристик каждого сегмента (зональная статистика);
  3. подготовка обучающей выборки (точечный слой);
  4. объединение атрибутов по расположению (классы обучающей выборки присваиваются соответствующим сегментам);
  5. обучение модели;
  6. классификация с применением полученной модели;
  7. подсчет площади, занимаемой борщевиком Сосновского.

Качество результатов определения площади территории, занимаемой борщевиком, оценивалось путем сравнения с площадями, полученными в результате экспертного дешифрирования, а также анализа матрицы ошибок классификации.

При анализе матрицы ошибок классификации учитывался ряд показателей [Congalton, 1991]:

1. Общая точность классификации (Overall accuracy) (1):

$$OA = \frac{\sum D}{N} * 100, \quad (1)$$

где  $\sum D$  – сумма диагональных элементов матрицы ошибок (общее число верно классифицированных пикселей);  $N$  – общее число пикселей.

2. Точность производителя (Producer's accuracy) отражает, насколько результаты классификации соответствуют эталонным данным согласно дешифрированию эксперта (2):

$$PA = \frac{D_{ij}}{R_i} * 100, \quad (2)$$

где  $D_{ij}$  – количество правильно классифицированных пикселей в  $i$ -й строке ячейки по диагонали;  $R_i$  – общее количество пикселей в  $i$ -й строке.

3. Точность пользователя (User's Accuracy) демонстрирует потребителю, насколько класс объектов соответствует действительности (3):

$$UA = \frac{D_{ij}}{C_j} * 100, \quad (3)$$

где  $D_{ij}$  – количество правильно классифицированных пикселей в  $j$ -м столбце ячейки по диагонали;  $C_j$  – общее количество пикселей в  $j$ -м столбце

4. Средняя точность производителя МРА (4):

$$MPA = \frac{\sum PA_{ij}}{M}, \quad (4)$$

где  $M$  – количество классов объектов.

5. Средняя точность пользователя MUA (5):

$$MUA = \frac{\sum UA_{ij}}{M}. \quad (5)$$

6. Средневзвешенная точность (Mean Accuracy) (6):

$$MA = \frac{OA + UA}{2}. \quad (6)$$

7. Пропуск классификации (Omission error) отображает число контрольных точек, которых не хватает в каждом классе (7):

$$OE = 100 - RA. \quad (7)$$

8. Ложная классификация (Comission error) отображает число лишних контрольных точек, определенных в каждый класс (8):

$$CE = 100 - UA. \quad (8)$$

9. Коэффициент каппа  $\kappa$ , который сопоставляет число точек в каждой из ячеек матрицы с возможностью распределения контрольных точек как случайной величины (9):

$$\kappa = \frac{N \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m D_{ij} - \sum_{i=1}^m R_i * C_j}{N^2 - \sum_{i=1}^m R_i * C_j}. \quad (9)$$

Коэффициент каппа представляет собой комплексный показатель точности классификации. Он изменяется в пределах от 0 до 1 и показывает согласованность классификации: чем значение ближе к 1, тем более согласован результат. Его значение можно интерпретировать в соответствии с критериями согласия Лэндиса и Коэна.

*Результаты исследования.* Перед проведением классификации алгоритмом RF составлена обучающая выборка, которая включает в себя классы, выявленные в ходе анализа изображения (табл. 1).

Таблица 1

**Выявленные на изображении классы объектов**  
**Classes of objects identified in the image**

№	Наименование класса
1	Борщевик Сосновского ( <i>Heracleum sosnowskyi</i> )
2	Кустарниковая и древесная растительность
3	Травянистая растительность
4	Асфальтовое покрытие
5	Грунтовое покрытие
6	Иные объекты искусственного происхождения
7	Водные объекты

*Примечание:* в 6-й класс включены все прочие объекты искусственного происхождения

Обучающая выборка представляет собой векторные полигональные объекты, покрывающие анализируемые изображения. В атрибутах полигонов указаны номер и наименование классов. Пример подготовленной обучающей выборки для одного из изображений приведен на рис. 5.



*Рис. 5.* Пример формирования обучающей выборки для изображения тестового участка на территории д. Ручьи Ленинградской области. Фиолетовыми контурами на изображении показаны границы отдельных классов объектов

*Fig. 5.* An example of the formation of a training sample for the image of a test site in the village of Ruchyi, Leningrad region. The purple outlines in the image show the boundaries of individual classes of objects

Для повышения точности выявления зарослей борщевика Сосновского в классе № 6 выделено значительное количество искусственных объектов. Именно в этом классе сосредоточено большое разнообразие элементов, схожих по цвету и текстуре с борщевиком, и способных снизить точность его определения. Другие выделяемые классы, например, древесная растительность, на результат выделения борщевика влияют в меньшей степени. Количество классов в задаче определяется наличием различных объектов на снимках и не связано напрямую с точностью выделения конкретного вида. Точность классификации зависит от качества и достаточности обучающей выборки, а не от числа классов. После подготовки обучающей выборки проводилась процедура обработки алгоритмом RF, по результатам которой получена классификационная карта (рис. 6). Далее проводилась фильтрация шумов. В данном случае под шумом понимается неверно классифицирован-

ный вследствие схожести спектральных характеристик пиксель. Использован модальный вид фильтрации, который возвращает наиболее часто встречающееся значение внутри окна фильтрации. Помимо стандартного окна фильтрации размером 3x3 пикселя дополнительно была проведена фильтрация с размером окна 7x7 пикселей, что позволило более эффективно устранить шумы, однако увеличение размера окна фильтрации могло привести к потере некоторых данных. Отфильтрованная классификационная карта отражена на рис. 7. По ней проведена автоматическая векторизация и расчет площади, занимаемой борщевиком, при помощи калькулятора полей.

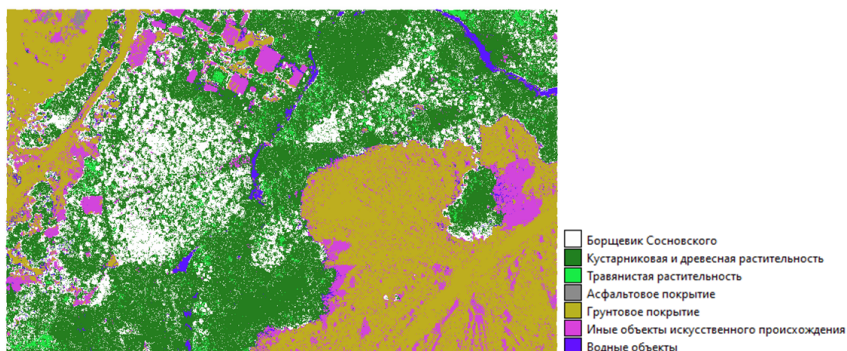


Рис. 6. Классификационная карта, полученная в результате обработки материалов аэрофотосъемки алгоритмом RF

Fig. 6. A classification map obtained as a result of processing aerial photography materials using the RF algorithm

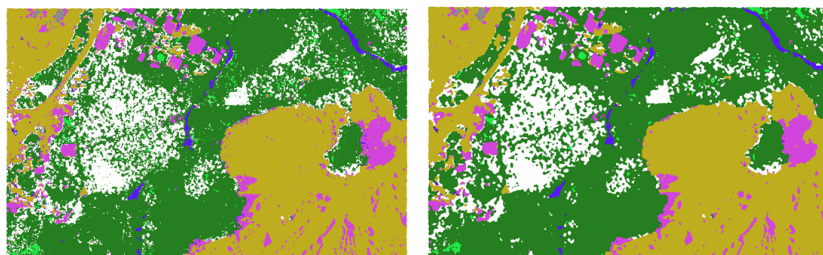
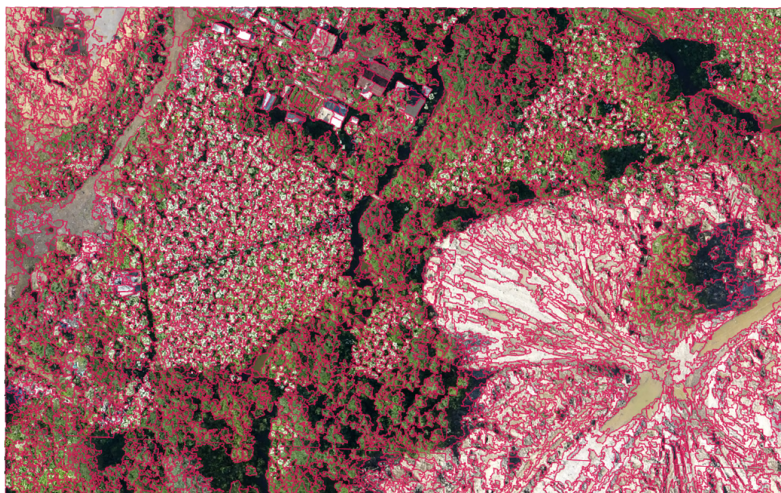


Рис. 7. Классификационная карта после применения алгоритма фильтрации (слева окно фильтрации 3x3, справа – 7x7)

Fig. 7. Classification map after applying the filtering algorithm (3x3 filtering is on the left, 7x7 on the right)

Для анализа изображений методом ООК использованы инструменты, которые внедрены в программу с модулем Orfeo Toolbox. Первым этапом объектной классификации является автоматическая сегментация изображений (инструмент «Segmentation»), результат которой приведен на рис. 8.



*Рис. 8.* Аэрофотоснимок тестового участка, полученный по данным Яндекс.Карты, с результатами автоматической сегментации . Красные линии – границы выделенных сегментов

*Fig. 8.* An aerial view of the test area obtained from Yandex.Maps, with the results of automatic segmentation. The red lines are the boundaries of the highlighted segments

С целью дальнейшего обучения модели проведен расчет спектральных характеристик сегментов, наиболее важными из которых являются среднее значение и стандартное отклонение пикселей в сегменте изображения. В качестве обучающей выборки здесь используется точечный слой, ее подготовка осуществляется после проведения сегментации. Значение класса в обучающей выборке перенесено на ближайший сегмент карты. Таким образом, получены сегменты с верным значением класса, на основе которых и происходит обучение модели. С использованием полученной модели выполнена классификация. Результатом стала векторная карта местности, по которой проведен расчет площади класса «Борщевик». Полученная классификационная карта приведена на рис. 9.

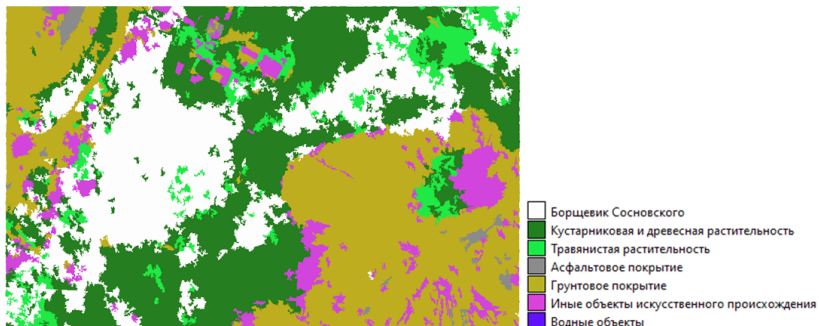


Рис. 9. Итоговая классификационная карта (метод объектной классификации)  
Fig. 9. Final classification map (object-based classification)

При рассмотрении итоговых классификационных карт, полученных двумя разными методами обработки изображений, заметно, что карта, полученная объектным способом, содержит более однородные участки и на ней более четко выделяются объекты.

Обработка изображений с GSD 3 см/пикс., полученных в результате аэрофотосъемки (АФС), проводилась аналогичным образом.

В табл. 2-3 приведены расхождения площадей, полученных в результате классификации, с площадями, полученными в результате визуального дешифрирования и векторизации. Важно учитывать, что такой способ не подтверждает верное расположение борщевика на изображении, то есть не оценивает точность работы классификатора.

Согласно оценке отклонения площадей от эталонного значения в табл. 2 наиболее точным методом можно назвать объектно-ориентированный. Это может быть связано с тем, что на используемых открытых данных хорошо видны крупные заросли борщевика, легко распознаваемые как целостные объекты. При использовании фильтрационного окна размером 3x3 часто остаются отдельные шумы, что снижает общую точность. Так, на одном из тестовых участков ошибка достигла 53%. Если сравнивать между собой результаты, полученные на основе данных с разным пространственным разрешением, то, как можно было ожидать, более детальное изображение с GSD 15 см/пикс. дало более точные результаты, чем GSD 30 см/пикс.

Результаты подсчета площади по АФС отличаются. Лучшие результаты получены при использовании окна фильтрации 3x3. Это объясняется тем, что на исходных снимках борщевик представлен отдельными растениями. Алгоритмы сегментации группируют пиксели в более крупные области, учитывая их пространственные взаимосвязи, из-за чего захватываются дополнительные площади.

Таблица 2

**Отклонения площадей от результатов экспертного дешифрирования  
(по открытым данным)**

**Deviations of areas from the results of expert decryption (open data)**

№	Отклонения площади					
	Пространственное разрешение 15 см					
	Объектный метод		Фильтрация 3x3		Фильтрация 7x7	
	м <sup>2</sup>	%	м <sup>2</sup>	%	м <sup>2</sup>	%
Участок №1	+169,9	+3,0	+211,9	+3,7	+22,0	+0,4
Участок №2	+123,4	+1,7	+140,7	+2,0	-194,4	-2,7
Участок №3	+237,8	+14,8	-273,8	-17,0	-539,1	-33,5
	Пространственное разрешение 30 см					
Участок №1	+1571,6	+7,5	+2839,8	+13,5	+2092,3	+10,0
Участок №2	+832,7	+2,6	+1579,8	+5,0	-3423,0	-10,8
Участок №3	+85,0	+2,9	+1579,0	+53,2	-464,5	-15,6

Таблица 3

**Отклонения площадей от результатов экспертного дешифрирования  
(по данным АФС)**

**Deviations of areas from the results of expert decryption (aerial photography)**

№	Отклонения площади					
	Объектный метод		фильтрация 3x3		фильтрация 7x7	
	м <sup>2</sup>	%	м <sup>2</sup>	%	м <sup>2</sup>	%
Исследуемая область № 1	+643,8	+42,6	-316,1	-20,9	-430,9	-28,5
Исследуемая область № 2	+443,2	+84,9	+28,4	+5,5	-73,5	-14,1

Анализ точности работы классификатора позволяет установить, насколько тесно классы объектов на снимке соответствуют информационным классам на местности. Оценка выполнялась с применением матрицы ошибок, содержащей погрешность классификации каждого класса. Размерность квадратной матрицы равна числу классов.

Для вычисления матрицы ошибок использован модуль ОТВ. Входными данными являются итоговые растровые классификационные карты и векторный слой контрольных точек.

Количество контрольных точек равнялось 50. По матрице ошибок рассчитывается ряд статистических параметров точности классификации,

в соответствии с формулами (1)–(9). Эти параметры вычислены для каждой матрицы ошибок, полученной по различным классификационным картам разными методами обработки (24 матрицы). Пример итогового расчета представлен в табл. 4, основная часть которой представляет собой матрицу ошибок классификации. Диагональные элементы матрицы – верно классифицированные данные. Значение «2» в шестой строке пятого столбца говорит о том, что 2 контрольные точки, относящиеся к искусственным объектам, неверно классифицированы как грунт.

Таблица 4

**Пример матрицы ошибок и расчета статистических показателей точности классификации**

**An example of an error matrix and calculation of statistical classification accuracy indicators**

Эталон	Классифицируемые данные							$\Sigma$	РА, %	ОЕ, %
	1.	2.	3.	4.	5.	6.	7.			
1.	13	1	0	0	0	0	0	14	92,9	7,1
2.	0	9	0	0	0	0	0	9	100,0	0,0
3.	1	1	3	0	0	0	0	5	60,0	40,0
4.	0	0	0	3	0	0	0	3	100,0	0,0
5.	0	0	0	0	10	0	0	10	100,0	0,0
6.	0	0	0	0	2	4	0	6	66,7	33,3
7.	0	1	1	0	1	0	0	3	0,0	100,0
$\Sigma$	14	12	4	3	13	4	0	50	MPA 74,2%	MUA 86,6%
UA, %	92,9	75,0	75,0	100,0	76,9	100,0	0,0	–	OA 84,0%	MA 85,3%
CE, %	7,1	25,0	25,0	0,0	23,1	0,0	0,0	–	$\kappa=0,80$	

*Примечание:* Классы указаны в соответствии с табл. 1. OA – общая точность классификации, PA – точность производителя, UA – точность пользователя, MPA – средняя точность производителя, MUA – средняя точность пользователя, MA – средневзвешенная точность, OE – пропуск классификации, CE – ложная классификация,  $\kappa$  – коэффициент каппа, который сопоставляет число точек в каждой из ячеек матрицы с возможностью распределения контрольных точек как случайной величин.  $\kappa$  показывает согласованность классификации: чем значение ближе к 1, тем более согласован результат. Выделение цветами использовано для улучшения восприятия таблицы

Аналогичным образом проведен анализ точности работы классификатора каждого из автоматизированных методов обработки изображений.

По результатам анализа достоверности классификационных карт, полученных по открытым данным, можно судить о высоком уровне точности классификации. Наиболее точным методом можно назвать объектно-ориентированный. Коэффициент каппа принимает значения от 0,63 до 0,83 (в среднем 0,80). Это говорит о существенной согласованности результатов.

Точность классификации аэрофотоснимков также имеет высокие значения от 0,73 до 0,82 (в среднем 0,77).

*Обсуждение.* Результаты использования автоматизированных методов обработки изображений для обнаружения борщевика Сосновского продемонстрировали высокие показатели точности.

В ходе применения первого метода оценки точности получилось так, что для используемых открытых данных наилучшим методом стала объектно-ориентированная классификация, а для снимков АФС, имеющих меньшее GSD, – метод RF с наименьшим размером окна фильтрации 3x3. Это связано с особенностями зарастания тестовых участков, так как на участках, где осуществлялась АФС, борщевик представлен в виде отдельных растений, а на участках, взятых из открытых данных, – крупными зарослями. Высокая ошибка классификации обуславливается спецификой объектного метода, который объединяет пиксели в крупные кластеры объектов, тем самым охватывая избыточные области. Исходя из этого можно говорить о том, что метод обработки нужно подбирать под имеющиеся исходные данные, чтобы обеспечить получение максимальной точности.

Результаты второго метода оценки точности говорят о высокой точности работы классификатора для всех применяемых методов. Таким образом, объектная классификация в случае представления борщевика в виде отдельных растений верно его идентифицирует, но неверно оценивает занимаемую им площадь.

Представленные в работе алгоритмы могут быть использованы для обнаружения борщевика Сосновского на более крупных территориях (например, на территории Ленинградской области). При этом используемые модели классификации еще нуждаются в доработках и корректировках, так как другие территории могут содержать иные объекты, влияющие на общую точность.

*Заключение.* Применение методик, используемых в исследовании, позволяет обнаруживать борщевик Сосновского и эффективно планировать

дальнейшие мероприятия по борьбе с ним. При этом использованы современные автоматизированные технологии обработки, обеспечивающие высокую производительность труда и достоверность результатов.

*Вклад авторов.* Суранов Н.А. – разработка методики, выполнение аналитических расчетов, оценка точности результатов исследования; Ковязин В.Ф. – оценка результатов исследования, анализ практической значимости, подготовка статьи к публикации; Балтыжакова Т.И. – анализ результатов расчетов, подготовка статьи к публикации; Романчиков А.Ю. – разработка методики, подготовка статьи к публикации.

*Конфликт интересов.* Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

### **Библиографический список**

*Богданов В.Л., Осипов А.Г., Гарманов В.В.* Методика мониторинга засорения земель борщевиком Сосновского по данным дистанционного зондирования // Известия Санкт-Петербургского государственного аграрного университета. 2020. № 59. С. 69-74.

*Гурченков А.А., Мурынин А.Б., Трекин А.Н., Игнатьев В.Ю.* Метод объектно-ориентированной классификации объектов подстилающей поверхности в задаче аэрокосмического мониторинга состояния импактных районов Арктики // Вестник Московского государственного технического университета им. Н.Э. Баумана. Серия: Естественные науки. 2017. № 3. С. 135-146.

*Далькэ И.В., Чадин И.Ф., Захожий И.Г., Малышев Р.В., Маслова С.П.* Моделирование географических пределов распространения *Heracleum sosnowskyi* Manden. в таежной зоне европейской части России // Экология и география растений и растительных сообществ: мат. IV Межд. науч. конф. Екатеринбург, 2018. С. 219-224.

*Нецветова Е.В., Саловаров В.О.* Борьба с инвазивными чужеродными видами в концепции Конвенции о биологическом разнообразии // Вестник ИрГСХА. 2022. № 112. С. 121-136.

*Рутман В.В., Кантор Г.Я., Адамович Т.А., Товстик Е.В., Ашихмина Т.Я.* Идентификация зарослей борщевика Сосновского по данным дистанционного зондирования земли // Экология родного края: проблемы и пути их решения: мат. XIII Всерос. науч.-практ. конф. с межд. уч. Киров, 2018. С. 81-85.

*Осипов А.Г., Дмитриев В.В., Ковязин В.Ф.* Методика оценки и картографирования природно-аграрного потенциала ландшафтов // Геодезия и картография. 2021. Т. 82, № 9. С. 11-20.

Спутниковая карта Санкт-Петербурга // Яндекс.Карты. URL: <https://yandex.ru/maps/2/saint-petersburg/sputnik/> (дата обращения: 01.06.2024).

*Aegopodium podagraria* // Plants for a future. URL: <https://pfaf.org/user/plant.aspx?LatinName=Aegopodium+podagraria> (дата обращения: 05.05.2025).

Basheer S., Wang X., Farooque A.A., Nawaz R.A., Liu K., Adekanmbi T., Liu S. Comparison of Land Use Land Cover Classifiers Using Different Satellite Imagery and Machine Learning Techniques // *Remote Sensing*. 2022. Vol. 14, no. 19. Art. no. 4978.

Bogdanov V., Osipov A., Garmanov V., Efimova G., Grik A., Zavarin B., Terleev V., Nikonorov A. Problems and monitoring the spread of the ecologically dangerous plant *Heracleum sosnowskyi* in urbanized areas and methods to combat it // *E3S Web Conf. EDP Sciences*. 2021. Vol. 258. Art. no. 08028.

Congalton R.G. A review of assessing the accuracy of classifications of remotely sensed data // *Remote Sensing of Environment*. 1991. Vol. 37. P. 35-46.

Dueñas M.A., Hemming D.J., Roberts A., Diaz-Soltero H. The threat of invasive species to IUCN-listed critically endangered species: A systematic review // *Glob. Ecol. Conserv.* 2021. Vol. 26. Art. no. 01476.

Jahodova S. *Heracleum sosnowskyi* (Sosnowskyi's hogweed) // *CABI Compendium*. 2009. No. 108958. DOI: 10.1079/cabicompendium.108958.

Koldasbayeva D., Tregubova P., Shadrin D., Gasanov M., Pukalchik M. Large-scale forecasting of *Heracleum sosnowskyi* habitat suitability under the climate change on publicly available data // *Scientific Reports*. 2022. Vol. 12. Art. no. 6128.

Marpu P.R., Niemeyer I., Nussbaum S., Gloaguen R. A procedure for automatic object-based classification // *Lecture Notes in Geoinformation and Cartography*. Berlin, 2008. Chapter 2.4. P. 169-184.

Norovsuren B., Tseveen B., Batomunkuev V., Renchin T., Natsagdorj E., Yangiv A., Mart Z. Land cover classification using maximum likelihood method (2000 and 2019) at Khandgait valley in Mongolia // *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*. 2019. Vol. 381, no. 1. Art. no. 012054.

Shetty S. Analysis of Machine Learning Classifiers for LULC Classification on Google Earth Engine: master's thesis. Enschede, The Netherlands: University of Twente, 2019. 73 p.

Talukdar S., Singha P., Mahato S., Fahad S., Pal S., Liou Y-A., Rahman A. Land-use land-cover classification by machine learning classifiers for satellite observations – a review // *Remote Sensing*. 2020. Vol. 2, no. 7. Art. no. 1135.

Xie Z., Chen Y., Lu D., Li G., Chen E. Classification of land cover, forest, and tree species classes with Ziyuan-3 multispectral and stereo data // *Remote Sensing*. 2019. Vol. 11, no. 2. Art. no. 164.

## References

*Aegopodium podagraria* // *Plants for a future*. URL: <https://pfaf.org/user/plant.aspx?LatinName=Aegopodium+podagraria> (accessed: 05.05.2025).

Basheer S., Wang X., Farooque A.A., Nawaz R.A., Liu K., Adekanmbi T., Liu S. Comparison of Land Use Land Cover Classifiers Using Different Satellite Imagery and Machine Learning Techniques. *Remote Sensing*, 2022., vol. 14, no. 19, art. no. 4978.

Bogdanov V.L., Osipov A.G., Garmanov V.V. Methodology for monitoring land contamination with Sosnowsky's hogweed according to remote sensing data. *Izvestiya Saint-Petersburg state agrarian university*, 2020, no. 59, pp. 69-74. (In Russ.)

Bogdanov V., Osipov A., Garmanov V., Efimova G., Grik A., Zavarin B., Terleev V., Nikonorov A. Problems and monitoring the spread of the ecologically dangerous plant *Heracleum sosnowskyi* in urbanized areas and methods to combat it. *E3S Web Conf. EDP Sciences*, 2021, vol. 258, art. no. 08028.

Congalton R.G. A review of assessing the accuracy of classifications of remotely sensed data. *Remote Sensing of Environment*, 1991, vol. 37, pp. 35-46.

Dalke I.V., Chadin I.F., Zakhoshy I.G., Malyshev R.V., Maslova S.P. Modeling of geographical distribution limits of *Heracleum sosnowskyi* Manden. in the taiga zone of the European part of Russia. *Ecology and geography of plants and plant communities: proceedings of the IV int. sci. conf.* Yekaterinburg, 2018, pp. 219-224. (In Russ.)

Dueñas M.A., Hemming D.J., Roberts A., Diaz-Soltero H. The threat of invasive species to IUCN-listed critically endangered species: A systematic review. *Glob. Ecol. Conserv.*, 2021, vol. 26, art. no. 01476.

Jahodova S. *Heracleum sosnowskyi* (Sosnowskyi's hogweed). *CABI Compendium*, 2009, no. 108958. DOI: 10.1079/cabicompendium.108958.

Gurchenkov A.A., Murynin A.B., Trekin A.N., Ignatiev V.Yu. Object-oriented classification of substrate surface objects in Arctic impact regions aerospace monitoring. *Herald of the Bauman Moscow State Technical University. Series: Natural Sciences*, 2017, no. 3, pp. 135-146. (In Russ.)

Koldasbayeva D., Tregubova P., Shadrin D., Gasanov M., Pukalchik M. Large-scale forecasting of *Heracleum sosnowskyi* habitat suitability under the climate change on publicly available data. *Scientific Reports*, 2022, vol. 12, art. no. 6128.

Marpu P.R., Niemeyer I., Nussbaum S., Gloaguen R. A procedure for automatic object-based classification. *Lecture Notes in Geoinformation and Cartography*. Berlin, 2008, chapter 2.4, pp. 169-184.

Netsvetova E.V., Salovarov V.O. The fight against invasive alien species in the concept of the Convention on Biological Diversity. *Vestnik IrGSHA*, 2022, no. 112, pp. 121-136. (In Russ.)

Norovsuren B., Tseveen B., Batomunkuev V., Renchin T., Natsagdorj E., Yangiv A., Mart Z. Land cover classification using maximum likelihood method (2000 and 2019) at Khandgait valley in Mongolia. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 2019, vol. 381, no. 1, art. no. 012054.

Osipov A.G., Dmitriev V.V., Kovyazin V.F. Methodology for assessing and mapping the natural and agricultural potential of landscapes. *Geodesy and Cartography*, 2021, vol. 82, no. 9, pp. 11-20. (In Russ.)

Rutman V.V., Kantor G.Ya., Adamovich T.A., Tovstik E.V., Ashikhmina T.Ya. Identification of thickets of Sosnowsky's hogweed according to remote sensing of the Earth. *Ecology of the native land: problems and ways to solve them: mat. of the XIII All-Russ. sci.-pract. conf. with int. part.* Kirov, 2018, pp. 81-85. (In Russ.)

Satellite map of St. Petersburg. *Yandex.Maps*. URL: <https://yandex.ru/maps/2/saint-petersburg/sputnik/> (accessed: 01.06.2024). (In Russ.)

Shetty S. Analysis of Machine Learning Classifiers for LULC Classification on Google Earth Engine: master's thesis. Enschede, The Netherlands: University of Twente, 2019. 73 p.

Talukdar S., Singha P., Mahato S., Fahad S., Pal S., Liou Y-A., Rahman A. Land-use land-cover classification by machine learning classifiers for satellite observations – a review. *Remote Sensing*, 2020, vol. 2, no. 7, art. no. 1135.

Xie Z., Chen Y., Lu D., Li G., Chen E. Classification of land cover, forest, and tree species classes with Ziyuan-3 multispectral and stereo data. *Remote Sensing*, 2019, vol. 11, no. 2, art. no. 164.

Материал поступил в редакцию 31.01.2025

---

**Ковязин В.Ф., Балтыжакова Т.И., Романчиков А.Ю., Суранов Н.А.** Оценка распространения борщевика Сосновского (*Heracleum sosnowskyi* Manden.) средствами автоматизированной классификации по данным аэрофотосъемки // Известия Санкт-Петербургской лесотехнической академии. 2025. Вып. 256. С. 413–435. DOI: 10.21266/2079-4304.2025.256.413-435

Инвазивные растения представляют собой значительную угрозу для местных экосистем и сельского хозяйства. Их быстрое распространение требует разработки эффективных методов выявления и контроля. Одним из таковых является картирование на основе данных дистанционного зондирования. Геоинформационное картирование инвазивных видов растений, в частности борщевика Сосновского (*Heracleum sosnowskyi* Manden.), представляет собой актуальную задачу для экологического мониторинга. В статье рассматриваются современные методы анализа данных дистанционного зондирования для выявления территорий, занятых борщевиком Сосновского. Исследование проводилось в Ленинградской области, где проблема распространения этого растения носит острый характер. В качестве исходных данных используются аэрофотоснимки и открытые данные с картографического сервиса Яндекс.Карты с пространственным разрешением 3, 15 и 30 см/пикс., на которых отображены территории, заросшие борщевиком Сосновского. Задачи исследования заключались в разработке методики обработки изображений для обнаружения борщевика Сосновского на основе применения алгоритмов автоматизированной классификации. Программными средствами обработки данных являлись геоинформационная система QGIS, а также ее дополнительные плагины «dzetsaka» и «Orfeo Toolbox». Точность результатов исследования проверялась с использованием данных, полученных посредством экспертного дешифрирования и ручной векторизации. В результате были сформированы 24 классификационные карты, полученные разными методами автоматизированной

классификации. В ходе анализа точности получены матрицы ошибок классификации и таблицы отклонения площадей, занимаемых борщевиком Сосновского. При этом результат оценки точности классификатора свидетельствует о высокой достоверности классификации представленных методов. Представленные в исследовании алгоритмы обработки могут применяться для поиска и обнаружения борщевика Сосновского на территории Ленинградской области.

**Ключевые слова:** Инвазивные растения, борщевик Сосновского, мониторинг растительности, дистанционное зондирование, геоинформационные системы.

**Kovyazin V.F., Baltyzhakova T.I., Romanchikov A.Yu., Suranov N.A.** Assessment of the distribution of Sosnowsky's hogweed (*Heracleum sosnowskyi* Manden.) habitats using automated classification based on aerial photography data. *Izvestia Sankt-Peterburgskoj Lesotehnicheskoj Akademii*, 2025, iss. 256, pp. 413–435 (in Russian with English summary). DOI: 10.21266/2079-4304.2025.256.413-435

Invasive plants pose a significant threat to local ecosystems and agriculture, and their rapid spread necessitates the development of effective methods for detection and control, one of which is mapping based on remote sensing data. Geoinformation mapping of invasive plant species, particularly Sosnowsky's hogweed (*Heracleum sosnowskyi* Manden.), is a pressing task for ecological monitoring. This study examines modern methods for analyzing remote sensing data to identify areas occupied by Sosnowsky's hogweed. The research was conducted in the Leningrad Region, where the spread of this plant is a critical issue. The input data consisted of aerial photographs and open-source data from the Yandex.Maps cartographic service with ground sample distance of 3, 15, and 30 cm/pixel, which depicted territories overgrown with Sosnowsky's hogweed. The objectives of the study were to develop an image processing technique for detecting Sosnowsky's hogweed based on the use of automated classification algorithms. The data processing was performed using the QGIS geoinformation system and its additional plugins, «dzetsaka» and «Orfeo Toolbox». The accuracy of the research results was verified using data obtained through expert classification and manual vectorization. As a result, 24 classification maps were generated using different methods of automated classification. Accuracy analysis produced error matrices and tables showing the deviation in the areas occupied by Sosnowsky's hogweed. Nevertheless, the accuracy assessment confirmed the high reliability of the presented classification methods. The algorithms developed in this study can be applied to detect and monitor Sosnowsky's hogweed in the Leningrad Region.

**Keywords:** invasive plants, Sosnowsky's hogweed, vegetation monitoring, remote sensing, geoinformation systems.

**КОВЯЗИН Василий Федорович** – профессор Санкт-Петербургского горного университета императрицы Екатерины II, доктор биологических наук. SPIN-код: 6311-5821. ORCID: 0000-0002-3118-8515.

199106, 21-я линия В.О., д. 2, Санкт-Петербург, Россия. E-mail: vfkedr@mail.ru

**KOVYAZIN Vasily F.** – DSc (Biological), Professor of St. Petersburg Mining University. SPIN-code: 6311-5821. ORCID: 0000-0002-3118-8515.

199106. 21<sup>st</sup> line of Vasilyevskiy Island 2. St. Petersburg. Russia. E-mail: vfkedr@mail.ru

**БАЛТЫЖАКОВА Татьяна Игоревна** – доцент Национального исследовательского университета ИТМО, кандидат технических наук. SPIN-код: 7912-1563. ORCID: 0000-0001-9160-1167.

197101, Кронверкский пр., д. 49, лит. А, Санкт-Петербург, Россия. E-mail: tatiyana.baltyzhakova@gmail.com

**BALTYZHAKOVA Tatiana I.** – PhD (Technical), Associate Professor of ITMO University. SPIN-code: 7912-1563. ORCID: 0000-0001-9160-1167.

197101. Kronverksky av. 49. Let. A. St. Petersburg. Russia. E-mail: tatiyana.baltyzhakova@gmail.com

**РОМАНЧИКОВ Алексей Юрьевич** – доцент Санкт-Петербургского горного университета императрицы Екатерины II, кандидат технических наук. SPIN-код: 2225-9877. ORCID: 0000-0002-4215-7837.

199106, 21-я линия В.О., д. 2, Санкт-Петербург, Россия. E-mail: romanchicov@inbox.ru

**ROMANCHIKOV Aleksey Yu.** – PhD (Technical), Associate Professor of St. Petersburg Mining University. SPIN-code: 2225-9877. ORCID: 0000-0002-4215-7837.

199106. 21<sup>st</sup> line of Vasilyevskiy Island 2. St. Petersburg. Russia. E-mail: romanchicov@inbox.ru

**СУРАНОВ Николай Алексеевич** – аспирант Санкт-Петербургского государственного лесотехнического университета имени С.М. Кирова. SPIN-код: 9569-8333. ORCID: 0009-0001-8087-0924.

194021, Институтский пер., д. 5., лит. У, Санкт-Петербург, Россия. E-mail: nik.suranov.00@mail.ru

**SURANOV Nikolay A.** – PhD Student, St. Petersburg State Forest Technical University. SPIN-code: 9569-8333 ORCID: 0009-0001-8087-0924.

194021. Institute per. 5. Let. U. St. Petersburg. Russia. E-mail: nik.suranov.00@mail.ru