

АНАЛИЗ ДИНАМИКИ ЛЕСОВ АРКТИЧЕСКОГО РЕГИОНА С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ МОДЕЛИ RANDOM FOREST

Алабдуллахалхасно Хасан¹, С.В. Коптев^{1,2}

¹Северный (Арктический) федеральный университет им. М.В. Ломоносова, наб. Северной Двины, д. 17, г. Архангельск, Россия, 163002; s.koptev@narfu.ru, 199213000hfa@gmail.com

²Северный научно-исследовательский институт лесного хозяйства, ул. Никитова, д. 13, г. Архангельск, Россия, 163062; s.koptev@narfu.ru

Аннотация. Проведено исследование динамики лесных площадей в арктической зоне Архангельской области с использованием спутниковых данных Sentinel-2 и алгоритма «случайный лес» (Random Forest). Особое внимание уделено лесам, отличающимся высоким биоразнообразием, в структуре которых доминируют еловые и сосновые насаждения. Результаты показали увеличение площади лесов в период с 2016 по 2023 годы.

Ключевые слова: динамика лесов, леса арктического региона, дистанционное зондирование, Random Forest, Совполье.

ANALYSIS OF FOREST DYNAMICS IN THE ARCTIC REGION USING THE RANDOM FOREST MODEL

Abdullahalhasno Hasan¹, S.V. Koptev^{1,2}

¹Northern (Arctic) Federal University named after M.V. Lomonosov, Severnaya Dvina emb., 17, Arkhangelsk, Russia, 163002; s.koptev@narfu.ru, 199213000hfa@gmail.com

²Northern Forestry Research Institute, Nikitova str., 13, Arkhangelsk, Russia, 163062; s.koptev@narfu.ru

Abstract. An assessment of forest area dynamics in the Arctic zone of the Arkhangelsk region was carried out using Sentinel-2 satellite data and the Random Forest algorithm. Special attention was given to the forests, which are characterized by high biodiversity, with spruce and pine stands forming the backbone of this ecosystem. The results revealed an increase in forest area in the study region during the period from 2016 to 2023.

Keywords: forest dynamics, Arctic forests, remote sensing, Random Forest, Совполье.

Леса арктической зоны являются одним из ключевых компонентов экологической системы как на глобальном, так и на региональном уровнях. Они играют важную роль в

регулировании климата, выполняя функцию естественного барьера, защищающего сушу от воздействия северных ветров, а также выступают в качестве углеродных резервуаров, снижающих выбросы парниковых газов. Кроме того, данные леса представляют собой источник биологического разнообразия, обеспечивая естественные местообитания для большого числа видов. Всё это делает их уникальной экосистемой мирового значения и неотъемлемой частью природной среды России. [1].

Обеспечение доступа к достоверным и регулярно обновляемым данным о динамике лесного покрова имеет ключевое значение для разработки и реализации стратегий устойчивого управления лесными экосистемами. Такая информация позволяет своевременно выявлять тенденции изменений, оценивать эффективность природоохранных мероприятий и формировать научно обоснованные рекомендации для лесного хозяйства [2, 3, 4].

Методы дистанционного зондирования являются одним из наиболее результативных подходов для изучения динамики лесных экосистем на региональном и глобальном уровнях, позволяя выявлять пространственно-временные тенденции изменений и оценивать их влияние на устойчивость природных систем [5].

Таким образом, учет динамики лесных экосистем становится важным элементом при разработке адаптационных стратегий и выборе соответствующих лесохозяйственных мероприятий. Следует отметить, что современные технологии дистанционного зондирования существенно трансформировали представления о процессах сбора данных по различным компонентам леса, предоставляя возможность более детально анализировать сложные пространственно-временные изменения и тем самым повышать обоснованность управленческих решений в области устойчивого лесопользования [6].

Оценка изменений в лесах с применением методов дистанционного зондирования может осуществляться с использованием целого ряда методических подходов. Среди них – сопоставление изображений, полученных в разные временные периоды, применение регрессионных моделей для анализа взаимосвязей между снимками, а также исследование направлений пространственных трансформаций. Дополнительно широко используются сравнение показателей растительного покрова и различных вегетационных индексов. Особое место занимает метод «сравнения после классификации», при котором данные, относящиеся к разным датам, проходят процедуру классификации (как в контролируемом, так и в неконтролируемом режиме), после чего сопоставляются результаты для выявления доли изменений в структуре изображений [7].

Точность и надежность результатов классификации спутниковых изображений во многом определяются рядом факторов, среди которых ключевое значение имеет выбор оптимального алгоритма [8]. Управляемая классификация рассматривается как один из наиболее распространённых подходов, реализуемый посредством различных методов, включая метод опорных векторов (SVM), нейронные сети, а также алгоритм «случайный лес» (Random Forest), продемонстрировавший высокую эффективность в решении задач анализа растительного покрова и других природных объектов [9].

В данном исследовании для оценки состояния и динамики лесов сухопутной части Арктической зоны Архангельской области использовался алгоритм «случайный лес» (Random

Forest) на основе данных спутника Sentinel-2. Объектом исследования стали леса Мезенского лесничества, расположенного в пределах Архангельской области (рис. 1).



Рисунок 1 –Район исследований в Архангельской области

Обработка данных исследуемой территории выполнялась с использованием программного комплекса SNAP (Sentinel Application Platform), применённого для реализации этапов первичной предобработки, включая геометрическую коррекцию и подготовку изображений к дальнейшему анализу. На последующем этапе для проведения пространственных аналитических процедур и выявления изменений лесного покрова был задействован пакет ArcGIS 10.3. С целью обеспечения единой пространственной привязки и повышения точности сопоставлений все данные были спроецированы в систему координат UTM Zone 38N (модифицированная проекция Меркатора), после чего преобразованы в глобальную географическую систему координат WGS-1984. Дополнительно изображения были переклассифицированы по всем спектральным диапазонам с использованием инструмента повторной выборки (Resampling), что необходимо для корректной работы алгоритма «случайный лес» в SNAP, требующего гомогенных спектральных характеристик для последующей обработки и анализа.

В данном исследовании для анализа и классификации космических снимков была применена методика контролируемой классификации с использованием алгоритма «случайный лес» (Random Forest). Эта модель машинного обучения показала более высокую эффективность и устойчивость результатов по сравнению с рядом других распространённых алгоритмов, таких как CART, SVM, kNN и MLC, что подтверждается результатами многих современных исследований. Алгоритм «случайный лес» относится к непараметрическим методам классификации и основан на построении множества деревьев решений, каждое из которых независимо определяет принадлежность пикселя к определённому классу. Совокупность решений отдельных деревьев позволяет повысить надёжность и точность итоговой классификации [10, 11].

В рамках данного исследования территория была условно разделена на две основные категории: участки, покрытые лесной растительностью, и земли, не имеющие лесного покрова, включая нелесные и иные типы угодий. На основе собранных в ходе полевых работ экспериментальных данных нами была сформирована обширная выборка полигонов,

отражающих как разнообразие лесных насаждений, так и характеристики нелесных территорий. Эта информация использовалась для обучения алгоритма классификации спутниковых изображений.

После завершения процедуры классификации был проведён сравнительный анализ изображений за 2016 и 2023 годы. На первом этапе определялись площади лесных и нелесных категорий для каждого из исследуемых лет, что позволило установить величину и направление изменений — положительное либо отрицательное. Далее, в целях более детальной локализации преобразований, применялся метод разности изображений (Image Differencing), при котором значения каждого пикселя вычитались из соответствующих значений на снимке другого года. Такой подход дал возможность выявить участки, где происходили трансформации классов землепользования, например, переход от лесных массивов к открытым или деградированным территориям.

На рисунке 2 показана классификация спутниковых изображений для спутника Sentinel - 2 за 2016 и 2023 годы соответственно с использованием алгоритма случайного леса. Результаты классификации алгоритма и анализа изменений показали, что за период исследования (8 лет) произошли изменения в соотношении лесных и нелесных площадей.

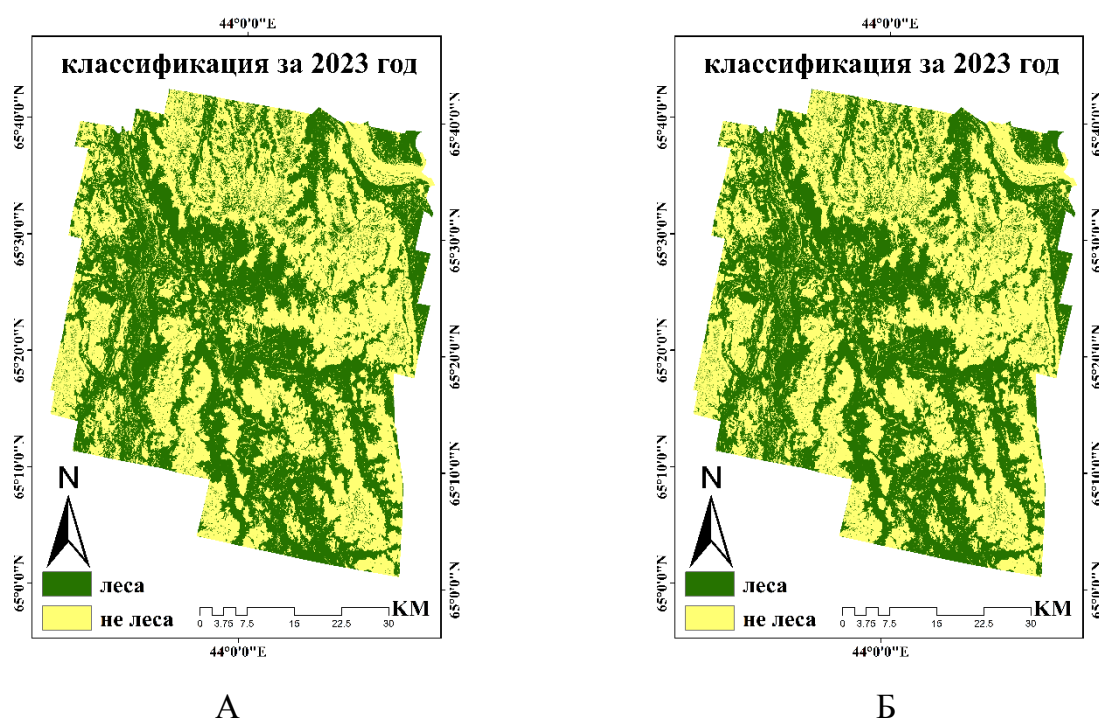


Рисунок 2 – Классификация спутниковых изображений с использованием алгоритма RF. А – классификация за 2023 г., Б – классификация за 2016 год.

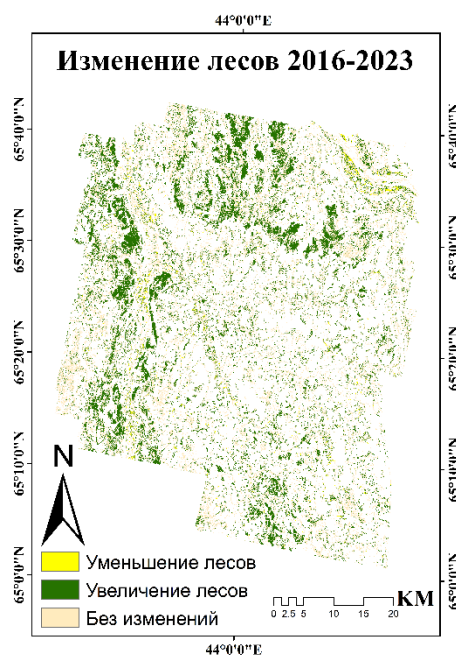
Таблица 1 отражает положительную динамику, выражающуюся в увеличении площади лесов на 10,52% в период с 2016 по 2023 годы, что сопровождалось эквивалентным сокращением нелесных территорий. Данный процесс можно интерпретировать как восстановление или расширение лесного покрова, обусловленное сочетанием природных и антропогенных факторов. С одной стороны, изменение климатических условий способствует созданию более благоприятной среды для роста древесной растительности, особенно в северных районах. С другой стороны, положительное влияние оказывают лесохозяйственные

мероприятия, включая программы лесовосстановления и поддержку естественного возобновления лесов. Снижение доли нелесных земель указывает на трансформацию открытых или деградированных участков в лесные, что является важным признаком улучшения экологического состояния и повышения углеродной ёмкости экосистемы. Таким образом, за восемь лет леса в исследуемом регионе перешли из категории меньшинства (40,58% в 2016 г.) в категорию большинства (51,11% в 2023 г.). Этот позитивный сдвиг свидетельствует о совершенствовании динамики лесных экосистем, что усиливает их роль в регулировании климата на глобальном и региональном уровнях, а также в поддержании биологического разнообразия.

Таблица 1 – Динамика лесных площадей за период исследования

Год исследования	Лесная площадь, %	Нелесная и непокрытая лесом площадь, %
2016	40.58	59.42
2023	51.11	48.89

На рисунке 3 показаны изменения, произошедшие между исследуемыми годами.



На рисунке 3 показаны изменения, произошедшие за период исследований 2016 и 2023 гг.

Этот результат согласуется с данными государственного лесного реестра согласно которому площадь лесов Архангельской области на 2021 год по сравнению с данными на начало 2007 года увеличилась на 1 375,5 тыс. га.

Результаты данного исследования показали, что использование спутниковых данных Sentinel-2 в сочетании с алгоритмом «случайный лес» (Random Forest) является эффективным инструментом для мониторинга и анализа динамики лесов. Кроме того, данный подход подчёркивает важность применения современных методов дистанционного зондирования для поддержки стратегических решений в области устойчивого управления лесными ресурсами,

адаптации к климатическим изменениям и сохранения биологического разнообразия в уязвимых экосистемах, особенно в полярных регионах.

С использованием алгоритма случайного леса исследование показало динамику лесных и нелесных площадей, происходящую в районе притундровых лесов. Такие изменения можно объяснить эффективными мероприятиями по лесовосстановлению, климатическими изменениями, способствующими продвижению лесов на Север.

Сведения о финансировании исследования. Публикация подготовлена по результатам НИР, выполненных в рамках государственного задания ФБУ «СевНИИЛХ» на проведение прикладных научных исследований в сфере деятельности Федерального агентства лесного хозяйства (регистрационный номер темы: 123022800118–4).

Список литературы

1. Frelich, L. E. Boreal and Taiga Biome. Reference Module in Earth Systems and Environmental Sciences. – 2019. doi:10.1016/b978-0-12-409548-9.11926-8.
2. Ильинцев, А. С., Шамонтьев, И. Г., Третьяков, С. В. Современная динамика лесопользования в бореальных лесах России (на примере Архангельской области) // Лесотехнический журнал. – 2021. – Т. 11, № 3 (43). – С. 45–62.
3. Mohajane, M.; Essahlaoui, A.; Oudija, F.; El Hafyani, M.; Teodoro, A. C. Mapping Forest Species in the Central Middle Atlas of Morocco (Azrou Forest) through Remote Sensing Techniques // ISPRS Int. J. Geo Inf. – 2017. – V. 6. – P. 275. doi:10.3390/ijgi6090275.
4. Panigrahy, R. K.; Kale, M. P.; Dutta, U.; Mishra, A.; Banerjee, B.; Singh, S. Forest cover change detection of Western Ghats of Maharashtra using satellite remote sensing based visual interpretation technique // Curr. Sci. – 2010. – V. 98. – P. 657–664.
5. Kayiranga, A.; Kurban, A.; Ndayisaba, F.; Nahayo, L.; Karamage, F.; Ablekim, A.; Li, H. W.; Ilniyaz, O. Monitoring Forest Cover Change and Fragmentation Using Remote Sensing and Landscape Metrics in Nyungwe-Kibira Park // J. Geosci. Environ. Prot. – 2016. – V. 4. – P. 13–33. doi:10.4236/gep.2016.411003.
6. Kalinaki, K. et al. FCD-AttResU-Net: An improved forest change detection in Sentinel-2 satellites images using attention residual U-Net // International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation. – 2023. – V. 122. – P. 103453.
7. Ад-Дин, Абдо Виссам. Введение в дистанционное зондирование и его применение. – Даммам : Университет Даммама, 2014. – 473 с.
8. Lu, D., Weng, Q. A survey of image classification methods and techniques for improving classification performance // Int. J. Remote Sens. – 2007. – V. 28. – P. 823–870.
9. Du, P., Samat, A., Waske, B., Liu, S., Li, Z. Random Forest and rotation forest for fully polarized SAR image classification using polarimetric and spatial features // ISPRS J. Photogramm. Remote Sens. – 2015. – V. 105. – P. 38–53.
10. Praticò, S.; Solano, F.; Di Fazio, S.; Modica, G. Machine learning classification of Mediterranean forest habitats in Google Earth Engine based on seasonal Sentinel-2 time-series and input image composition optimization // Remote Sens. – 2021. – V. 13. – P. 586.

11. Wang, Y., Chen, X. The use of random forest to identify climate and human interference on vegetation NDVI changes in Southwest China // EGU General Assembly 2023. – Vienna, Austria, 24–28 Apr 2023. – EGU23-2315. doi:10.5194/egusphere-egu23-2315.

References

1. Frelich, L. E. Boreal and Taiga Biome. Reference Module in Earth Systems and Environmental Sciences. – 2019. doi:10.1016/b978-0-12-409548-9.11926-8.
2. Ilyintsev, A. S., Shamontyev, I. G., Tretyakov, S. V. Modern dynamics of forest management in the boreal forests of Russia (using the Arkhangelsk region as an example) // Forest Engineering Journal. - 2021. - Vol. 11, No. 3 (43). - P. 45–62.
3. Mohajane, M.; Essahlaoui, A.; Oudija, F.; El Hafyani, M.; Teodoro, A. C. Mapping Forest Species in the Central Middle Atlas of Morocco (Azrou Forest) through Remote Sensing Techniques // ISPRS Int. J. Geo Inf. – 2017. – V. 6. – P. 275. doi:10.3390/ijgi6090275.
4. Panigrahy, R. K.; Kale, M. P.; Dutta, U.; Mishra, A.; Banerjee, B.; Singh, S. Forest cover change detection of Western Ghats of Maharashtra using satellite remote sensing based visual interpretation technique // Curr. Sci. – 2010. – V. 98. – P. 657–664.
5. Kayiranga, A.; Kurban, A.; Ndayisaba, F.; Nahayo, L.; Karamage, F.; Ablekim, A.; Li, H. W.; Ilniyaz, O. Monitoring Forest Cover Change and Fragmentation Using Remote Sensing and Landscape Metrics in Nyungwe-Kibira Park // J. Geosci. Environ. Prot. – 2016. – V. 4. – P. 13–33. doi:10.4236/gep.2016.411003.
6. Kalinaki, K. et al. FCD-AttResU-Net: An improved forest change detection in Sentinel-2 satellites images using attention residual U-Net // International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation. – 2023. – V. 122. – P. 103453.
7. Ad-Din, Abdo Wissam. Introduction to Remote Sensing and its Applications. – Dammam: University of Dammam, 2014. – 473 p.
8. Lu, D., Weng, Q. A survey of image classification methods and techniques for improving classification performance // Int. J. Remote Sens. – 2007. – V. 28. – P. 823–870.
9. Du, P., Samat, A., Waske, B., Liu, S., Li, Z. Random Forest and rotation forest for fully polarized SAR image classification using polarimetric and spatial features // ISPRS J. Photogramm. Remote Sens. – 2015. – V. 105. – P. 38–53.
10. Praticò, S.; Solano, F.; Di Fazio, S.; Modica, G. Machine learning classification of Mediterranean forest habitats in Google Earth Engine based on seasonal Sentinel-2 time-series and input image composition optimization // Remote Sens. – 2021. – V. 13. – P. 586.
11. Wang, Y., Chen, X. The use of random forest to identify climate and human interference on vegetation NDVI changes in Southwest China // EGU General Assembly 2023. – Vienna, Austria, 24–28 Apr 2023. – EGU23-2315. doi:10.5194/egusphere-egu23-2315.