

МИНОБРНАУКИ РОССИИ

Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение
высшего образования

«САРАТОВСКИЙ НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ
ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ ИМЕНИ Н.Г.ЧЕРНЫШЕВСКОГО»

Кафедра информатики и программирования

**КЛАССИФИКАЦИЯ ТЕРРИТОРИИ ПО ЛЕСНЫМ ПОРОДАМ
С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ДАННЫХ СО СПУТНИКОВЫХ СНИМКОВ
АВТОРЕФЕРАТ БАКАЛАВРСКОЙ РАБОТЫ**

студента 4 курса 441 группы

направления 02.03.03 Математическое обеспечение и администрирование
информационных систем

факультета компьютерных наук и информационных технологий

Васильева Александра Алексеевича

Научный руководитель:

к.ф.-м.н., доцент

подпись, дата

Огнева М. В.

Зав. кафедрой:

к.ф.-м.н., доцент

подпись, дата

Огнева М. В.

Саратов 2025

ВВЕДЕНИЕ

Актуальность темы. В настоящее время, идентификация древесных пород, составляющих лесной покров, играет важную роль в рамках задачи мониторинга лесов. На основе информации о доле древесных пород и их сочетании в исследуемой территории оценивается биоразнообразие и устойчивость лесной экосистемы. Помимо этого, может выполняться отслеживание крупномасштабных факторов, влияющих на изменение видового состава лесов, таких как: пожары, вырубки [1], засуха, порывы ветра, насекомые и патогенные микроорганизмы. Следовательно, существует необходимость в обновлении карт древесных пород [2], например, для анализа динамики изменения лесных экосистем с течением времени, или для поддержки решений о лесовосстановлении после пожаров, и вырубок.

Развитие технологий дистанционного зондирования и повышение качества получаемых спутниковых изображений создает благоприятные условия для быстрого получения обширной информации о видах растительности, а также для автоматизации процесса дешифрования с помощью методов машинного обучения [3] [4].

Цель бакалаврской работы – построить модель, способную эффективно решать задачу идентификации древесных пород на спектральных спутниковых снимках с помощью методов машинного обучения.

Поставленная цель определила **следующие задачи:**

1. Выполнить обзор источников, в которых рассматривается проблема идентификации лесных пород с помощью спектральных спутниковых снимков.
2. Изучить подходы к преобразованию спектральных снимков в набор данных, подходящий для обработки методами машинного обучения.
3. Изучить теорию, связанную с применяемыми алгоритмами машинного обучения для дешифрования и таксации лесных насаждений.

4. Построить различные модели машинного обучения и выполнить оценку качества их классификации древесных пород.

Методологические основы исследований в области автоматизированного дешифрования лесных насаждений с помощью методов машинного обучения представлены в работах F. Mouret [2], H. Ebied [5], C. Bolyn [6], T. He [7], A. Polyakova [8], G. Yang [9], M. Kluczek [10].

Практическая значимость бакалаврской работы заключается в реализации различных подходов к решению задачи автоматизированной классификации лесных пород методами машинного обучения по спутниковым снимкам спутника Sentinel-L2A.

Структура и объём работы. Бакалаврская работа состоит из введения, четырех разделов, заключения, списка использованных источников и восьми приложений. Общий объем работы – 105 страниц, из них 57 страниц – основное содержание, включая 13 рисунков и 4 таблицы, цифровой носитель в качестве приложения, список использованных источников информации – 30 наименований.

КРАТКОЕ СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

Первый раздел «Общие подходы к проблеме идентификации древесных пород по спутниковым снимкам» посвящен обзору исследований с различными подходами к классификации лесных пород методами машинного обучения.

Первый подход основан на рассмотрении задачи классификации деревьев на спутниковом снимке как задачи классификации пикселей [5], когда отдельные пиксели фотографии или группы пикселей нескольких изображений [2] классифицируются с помощью спектральной информации, которую они передают. Наиболее эффективными алгоритмами в рассмотренных исследованиях для данного подхода являются случайный лес и метод опорных векторов.

Другим подходом к решению задачи классификации древесных пород с использованием мультиспектральных снимков является ее рассмотрение как задачи сегментации изображений. Частным случаем данной постановки задачи также может быть классификация фрагментов снимка для определения доминирующей породы на изображении. В рамках описываемого подхода основным классом используемых алгоритмов являются различные архитектуры сверточных нейронных сетей для сегментации или архитектур для классификации изображений. Часто используемым методом подготовки набора данных для описываемого подхода является разделение изображения на области, внутри которых осуществляется выбор точки, являющейся центром окна – будущего изображения заданных размеров [6] [7].

Второй раздел «Используемые алгоритмы машинного обучения» описывает теоретические основы применяемых в работе алгоритмов машинного обучения. Были рассмотрены различные модели, которые изначально решают задачу многоклассовой классификации или могут быть обобщены на этот случай.

В данном разделе описываются следующие алгоритмы: метод ближайших соседей, метод опорных векторов, логистическая регрессия,

дерево решений, случайный лес, градиентный бустинг над деревьями решений, полносвязные, сверточные, а также рекуррентные нейронные сети.

Третий раздел «Используемый инструментарий» описывает необходимые для исследования библиотеки Python:

- GDAL – библиотека, предоставляющая эффективный способ работы со спутниковыми снимками, содержащими дополнительные данные связанные с географическим положением объекта, системой координат и другой необходимой информацией.
- Pandas – библиотека, предлагающая инструменты для хранения, представления, изменения и сбора статистик для данных в табличном формате.
- Numpy – библиотека, созданная для эффективной работы с многомерными массивами данных, их преобразованиями, а также вычислением различных математических функций.
- Geopandas – библиотека, предоставляющая возможности работы с геопространственными данными в векторном формате.
- Sentinelhub – библиотека, которая является инструментом для интеграции с API Sentinel Hub, позволяет с помощью кода на Python конструировать сложные запросы с множеством условий для скачивания спутниковых снимков.
- Sklearn – библиотека, определяющая реализацию множества моделей машинного обучения, а также вспомогательных алгоритмов для проведения различных операций с данными.
- Tensorflow – библиотека, которая совместно с API над ней Keras позволяет выполнять построение различных архитектур нейронных сетей.
- LightGBM, XGBoost, CatBoost – библиотеки, предлагающие реализации методов градиентного бустинга на основании разных подходов к построению решающих деревьев.

- Matplotlib, seaborn – библиотеки, позволяющие выполнять визуализацию исходных снимков и векторов, а также построение графиков.

Четвертый раздел «Практическая часть» полностью описывает этапы практической работы.

Было выполнено скачивание 10 снимков спутника Sentinel-L2A, сделанных в различное время на территории памятника природы «Природный парк Кумысная Поляна», с API Sentinel Hub через клиент, написанный на Python с использованием библиотеки sentinelhub. Для фильтрации данных использовалось несколько параметров, таких как временной интервал, в рамках которого будут находиться скачанные спутниковые снимки, тип спутника, для которого запрашиваются изображения, максимальный процент облачности на снимке, а также ограничивающий прямоугольник, который гарантирует использования данных с одной и той же области.

В рамках обработки исходных данных, а именно вектора с установленным составом древесной растительности, были извлечены бинарные маски для каждого класса древесных пород. Полученные бинарные маски, накладывались на специально подготовленное изображение, сохранявшее координаты скачанных снимков для извлечения позиций пикселей, относящихся к каждому из классов.

В работе представлены три подхода, различающиеся между собой как предварительной обработкой полученной информации после выполнения операции маскирования, так и используемыми моделями машинного обучения. Для всех трех подходов была выявлена несбалансированность количества классов в полученном наборе данных. Для первых двух подходов были оценены результаты представленных в подходе моделей на дополнительных наборах данных, полученных в результате использования oversampling и undersampling подходов к балансировке.

В первом подходе, пиксели, отобранные в результате применения масок, были собраны в табличный набор данных, причем каждый пиксель каждой

фотографии рассматривался как отдельный объект. Была оценена зависимость полученных признаков между собой, а также относительно целевого признака. В качестве используемых моделей в рамках первого подхода были выбраны дерево решений, случайный лес, метод ближайших соседей, логистическая регрессия, а также различные модификации алгоритма градиентного бустинга. После обучения, для моделей была проведена оценка качества классификации с использованием метрик качества, а также построенных для эталонного региона масок ошибок.

В рамках второго подхода пиксели, отобранные в результате применения масок, были собраны в табличный набор данных исходя из свойств исходных изображений, а именно единства размера и географического положения снимков, сделанных в различное время. Все пиксели с одинаковой позицией на различных фотографиях были сгруппированы в один объект с признаковым пространством, состоящим из значений пикселя с данным положением во всех каналах используемых изображений. В качестве моделей были использованы и оценены по различным метрикам качества дерево решений, случайный лес, метод ближайших соседей, логистическая регрессия, различные модификации градиентного бустинга, одномерные нейронные сети на основе полносвязных слоев, сверточной архитектуры, а также двунаправленных LSTM-слоев.

Для третьего подхода использовались пиксели, отобранные в результате применения масок только для снимка, сделанного в мае 2024 года. Набор данных был получен в результате использования окрестности 19x19 для полученных пикселей, а также меток классов для них. Исходные двенадцать каналов каждого полученного изображения сжимались до единственного канала с использованием метода анализа главных компонент. В качестве обучаемой и оцениваемой модели была построена архитектура двумерной нейронной сети.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В данной работе был выполнен обзор источников, занимающихся автоматизированной классификацией лесных пород по спектральным спутниковым снимкам, изучены подходы предварительной обработки данных, определены применяемые алгоритмы машинного обучения в рамках поставленной задачи, построены различные модели для классификации древесных пород на спутниковых снимках Sentinel-L2A в рамках территории памятника природы «Природный парк Кумысная Поляна», а также метрики качества для них, проведен анализ эффективности предлагаемых решений.

Работа со сгруппированными по времени пикселями показала наилучший результат среди используемых методов предварительной обработки данных. В рамках данного метода была достигнута оптимальная точность для моделей на основе деревьев решений, а также построена результирующая маска классификации древесных пород для исследуемой территории.

В дальнейшем планируется проведение анализа устойчивости наиболее эффективных моделей при использовании в рамках других территорий Саратовской области, а также использование данных со спутников с большим числом полезных спектральных каналов.

Отдельные части бакалаврской работы были опубликованы/представлены на конференции: Васильев А.А. КЛАССИФИКАЦИЯ ТЕРРИТОРИИ ПО ЛЕСНЫМ ПОРОДАМ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ДАННЫХ СО СПУТНИКОВЫХ СНИМКОВ // «СНК СГУ-2025»

Основные источники информации:

1. Каюмов О.О. Сегментация лесных рубок по данным спутниковых снимков на базе модели MaskFormer / О.О. Каюмов, А.В. Пятаева // Международный научно-исследовательский журнал. — 2023. — №10 (136). — URL: <https://research-journal.org/archive/10-136-2023->

- october/10.23670/IRJ.2023.136.16 (дата обращения: 16.11.2024). — DOI: 10.23670/IRJ.2023.136.16
2. F. Mouret, D. Morin, M. Planells, C. Vincent-Barbaroux. Tree species classification at the pixel-level using deep learning and multispectral time series in an imbalanced context. [Электронный ресурс]. URL: <https://arxiv.org/pdf/2408.08887> (дата обращения 05.11.2024).
 3. Э.А. Курбанов, О.Н. Воробьев, С.А. Меньшиков, Л.Н. Смирнова. Распознавание лесных насаждений и доминирующих древесных пород Пензенской области по данным спутника Sentinel-2 / Э.А. Курбанов, О.Н. Воробьев, С.А. Меньшиков, Л.Н. Смирнова // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. — 2018. — № 5. (154) — URL: http://d33.infospace.ru/d33_conf/sb2018t5/154-166.pdf (дата обращения: 16.11.2024) — DOI: 10.21046/2070-7401-2018-15-5-154-166
 4. Н.В. Малышева. Автоматизированное дешифрование аэрокосмических изображений лесных насаждений. / Н.В. Малышева. — М. Издательство Московского государственного университета леса, 2012. — 154 с.
 5. H. Ebied. Pixel-wise Classification of Hyperspectral Images with 1D Convolutional SVM Networks. / M.A. Shafaey, F. Melgani, M.A.-M.M. Salem, M.N. Al-Berry, H. M. Ebied, E.A. El-Dahshan, M. F. Tolba. // IEEE Access. — 2022. — URL: — https://www.researchgate.net/publication/366488612_Pixel-wise_Classification_of_Hyperspectral_Images_with_1D_Convolutional_SVM_Networks (дата обращения 16.11.2024) — DOI:10.1109/ACCESS.2022.3231579
 6. C. Bolyn, P. Lejeune, A. Michez, N. Latte. Mapping tree species proportions from satellite imagery using spectral-spatial deep learning. / C. Bolyn, P. Lejeune, A. Michez, N. Latte. // Remote Sensing of Environment. — 2022 — № 200. (4). — URL: https://www.researchgate.net/publication/362816149_Mapping_tree_species_proportions_from_satellite_imagery_using_spectral-spatial_deep_learning (дата обращения 16.11.2024) — DOI: 10.1016/j.rse.2022.113205

7. T. He, H. Zhou, C. Hu, J. Hu, X. Xue, L. Xu, X. Lou, K. Zeng, Q. Wang. Deep Learning in Forest Tree Species Classification Using Sentinel-2 on Google Earth Engine: A Case Study of Qingyuan County. / T. He, H. Zhou, C. Hu, J. Hu, X. Xue, L. Xu, X. Lou, K. Zeng, Q. Wang // Sustainability — 2023 — № 15 (2741). — URL: https://www.researchgate.net/publication/368266488_Deep_Learning_in_Forest_Tree_Species_Classification_Using_Sentinel-2_on_Google_Earth_Engine_A_Case_Study_of_Qingyuan_County (дата обращения 16.11.2024) — DOI:10.3390/su15032741
8. A. Polyakova, S. Mukharamova, O. Yermolaev, G. Shaykhutdinova. Automated Recognition of Tree Species Composition of Forest Communities Using Sentinel-2 Satellite Data. / A. Polyakova, S. Mukharamova, O. Yermolaev, G. Shaykhutdinova // Remote Sensing — 2023 — № 15. (329) — URL: https://kpfu.ru/staff_files/F_417815972/remotesensing_15_00329.pdf (дата обращения 16.11.2024) — DOI:10.3390/rs15020329
9. G. Yang, Y. Zhao, B. Li, Y. Ma, R. Li, J. Jing, Y. Dian. Tree Species Classification by Employing Multiple Features Acquired from Integrated Sensors / G. Yang, Y. Zhao, B. Li, Y. Ma, R. Li, J. Jing, Y. Dian // Journal of Sensors — 2019. — URL: https://www.researchgate.net/publication/332007156_Tree_Species_Classification_by_Employing_Multiple_Features_Acquired_from_Integrated_Sensors (дата обращения 16.11.2024) — DOI:10.1155/2019/3247946
10. M. Kluczek, B. Zagajewski, T. Zwijacz-Kozica. Mountain Tree Species Mapping Using Sentinel-2, PlanetScope, and Airborne HySpex Hyperspectral Imagery. / M. Kluczek, B. Zagajewski, T. Zwijacz-Kozica // Remote Sensing — 2023 — № 15. (844). — URL: https://www.researchgate.net/publication/368269590_Mountain_Tree_Species_Mapping_Using_Sentinel2_PlanetScope_and_Airborne_HySpex_Hyperspectral_Imagery (дата обращения 16.11.2024) — DOI:10.3390/rs15030844