

*Н. С. Смирнова<sup>1</sup>✉, Е. П. Парфенова<sup>1</sup>*

## **Обнаружение лесных вырубок на спутниковых снимках Sentinel-2 с использованием YOLOv5**

<sup>1</sup>Сибирский государственный университет геосистем и технологий,  
г. Новосибирск, Российская Федерация  
e-mail: smrn.nadya@yandex.ru

**Аннотация.** В работе рассматриваются проблемы подготовки и формирования наборов данных для модели глубокого обучения YOLOv5 при решении задачи автоматического обнаружения лесных вырубок на спутниковых снимках Sentinel-2. Исследование проводилось на территорию Республики Коми, где отмечаются высокие объемы незаконных рубок. В работе использовались космические снимки спутника Sentinel-2 в синтезе каналов SWIR–NIR–RED, что позволяет эффективно различать растительный покров, почву и территорию лесных вырубок. Цель исследования заключается в повышении точности распознавания лесных вырубок за счет оптимизации принципов формирования обучающих данных для модели YOLOv5. В ходе исследования установлено, что традиционные принципы формирования обучающих датасетов для YOLOv5 – использование изображений размером 640\*640 и более пикселей с разделением объектов на три класса – приводят к снижению качества обучения модели. Было выявлено, что изображения, содержащие более 10 объектов, приводили к перекрытию границ объектов и неправильной классификации объектов на космических снимках. Результаты работы включают разработку новых подходов к построению датасетов, подразумевающие разделение классов, уменьшение размеров изображения до 300\*300 пикселей, использование альтернативного синтеза NIR–RED–GREEN и расширение временного диапазона данных с 2022 по 2025 гг. Выяснилось, что применение новых принципов формирования датасетов обеспечивает повышение показателей точности модели и улучшению распознавания стадий вырубок. Результаты работы могут быть использованы для оперативного мониторинга состояния лесов в период активных рубок.

**Ключевые слова:** дистанционное зондирование Земли, Sentinel-2, YOLOv5, лесные вырубки, машинное зрение, формирование датасетов

*N. S. Smirnova<sup>1</sup>✉, E. P. Parfenova<sup>1</sup>*

## **Detection of forest clearings on Sentinel-2 satellite images using YOLOv5**

<sup>1</sup>Siberian State University of Geosystems and Technologies, Novosibirsk, Russian Federation  
e-mail: smrn.nadya@yandex.ru

**Abstract.** The paper addresses the problems of preparing and constructing dataset for the YOLOv5 deep learning model in the task of automatic detection of forest clearings on Sentinel-2 satellite imagery. The research was conducted for the territory of the Komi Republic, where high levels of illegal logging are observed. Sentinel-2 satellite images with a SWIR–NIR–RED band combination were used, allowing for effective differentiation between vegetation cover, soil, and deforested areas. The aim of the study is to improve the accuracy of forest clearing detection by optimizing the principles of training data preparation for the YOLOv5 model. The study revealed that traditional principles for constructing YOLOv5 training datasets – using images of 640\*640 pixels or larger with object division into three classes – lead to a decrease in model training quality. It was found that images con-

taining more than ten objects caused bounding boxes overlaps and incorrect object classification on satellite imagery. The results include the development of new approaches to dataset construction, involving class separation, reduction of image size to 300\*300 pixels, application of an alternative NIR–RED–GREEN band combination, and extension of the temporal data range from 2022 to 2025. It was found that the application of these new dataset formation principles improves model accuracy and enhances the recognition of different logging stages. The results of the study can be used for the operational monitoring of forest conditions during periods of active logging.

**Keywords:** remote sensing, Sentinel-2, YOLOv5, forest clearings, computer vision, dataset formation

### *Введение*

Мониторинг состояния лесов является одной из приоритетных задач устойчивого природопользования. В последние годы на территории Российской Федерации фиксируется рост объемов незаконных рубок леса, особенно в северных регионах. Республика Коми занимает 29-е место в рейтинге субъектов Российской Федерации по объему незаконных рубок лесных насаждений, что подчеркивает необходимость внедрения систем автоматического анализа спутниковых данных для раннего обнаружения нарушений [1].

Современные методы глубокого обучения, в частности архитектура YOLOv5 (You Only Look Once, version 5), демонстрируют высокую эффективность в задачах детекции объектов на изображениях [2]. Ранее различные модификации моделей YOLO применялись для задач сельского хозяйства, социальной сферы и др. [3]. Однако использование данных методов для детекции лесных вырубок по данным космической съемки остается недостаточно изученным. Применение YOLOv5 сопровождается рядом трудностей, связанных с высокой вариативностью текстуры и спектральных характеристик природных объектов.

Целью данной работы является анализ проблем, возникающих при обучении модели YOLOv5 на данных Sentinel-2 для детекции лесных вырубок, а также разработка предложений по оптимизации формирования обучающих данных, обеспечивающих повышения качества детекции и пригодных для оперативного мониторинга в сезон июнь–октябрь – период максимальной активности незаконных рубок.

Для достижения поставленной цели решались следующие задачи: анализ существующих подходов к подготовке обучающих данных для моделей глубокого обучения, обнаружение факторов, снижающих точность детекции и разработка новых принципов формирования обучающих датасетов, созданных на основе спутниковых снимков Sentinel-2.

Теоретическая значимость исследования заключается в уточнении особенностей применения архитектуры YOLOv5 для анализа спутниковых данных. Практическая значимость работы состоит в применении предложенных решений для повышения эффективности и точности автоматизированного мониторинга лесных территорий, и оперативного выявления незаконных вырубок.

## Методы и материалы

Исследование проходило на спутниковых данных Sentinel-2 представленных в синтезе SWIR–NIR–RED (11-8-4 каналы) (рис. 1). Данный синтез обеспечивает высокий контраст между растительностью, свежими и зарастающими вырубками, что позволяет точно различать стадии зарастания [4].



Рис. 1. Пример космического снимка Sentinel-2 в синтезе каналов SWIR–NIR–RED

Согласно стандартным рекомендациям по подготовке данных для модели YOLO, используются изображения размером 640\*640 пикселей и более, обеспечивается балансировка классов и применяются базовые аугментации (искусственное генерирование новых данных на основе существующих) [5].

На первоначальном этапе обучающие датасеты формировались в виде фрагментов изображений (тайлов) размером 1280\*1280 пикселей с разметкой трех классов:

- свежие вырубки;
- зарастающие вырубки;
- участки нетронутого леса внутри полигона вырубки.

Качество наборов данных и модели определяются метриками производительности, которые создаются автоматически в конце обучения. Основными важными метриками характеристики являются Recall и mAP. Метрика Recall (полнота) измеряет, насколько хорошо модель находит все возможные объекты на изображении. Высокий Recall означает, что модель находит большинство объектов, даже если это связано с ошибками (ложными срабатываниями). Метрика mAP (средняя точность) отображает, насколько хорошо модель распознает объекты в различных условиях (например, при разных уровнях уверенности). В ходе обучения по первоначальным наборам данных было выявлено, что при таком подходе модель демонстрирует низкие значения метрик на разных гиперпараметрах, где mAP подымается не выше 40%, а Recall составляет меньше 0,43 (рис. 2).

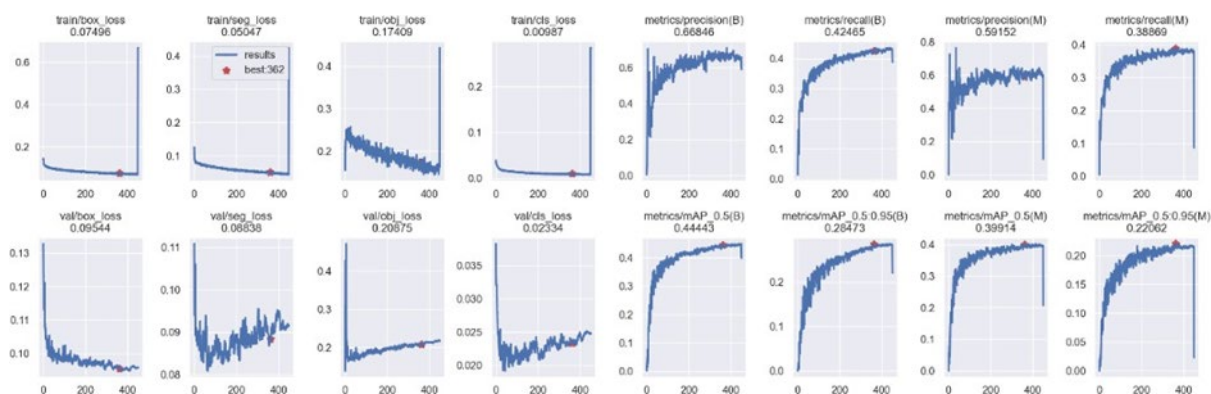


Рис. 2. Основные метрики производительности модели Основным причинами безуспешного обучения стали:

- слишком крупные изображения (мелкомасштабные), на которых было более 10 объектов, что приводит к пересечению границ объекта (bounding box) (рис. 3, а). Bounding box представляет ограничивающую рамку, которая указывает искусственному интеллекту, где находится объект и его размеры на изображении;
- соприкосновение разных типов вырубок, затрудняющее корректную классификацию;
- ошибочная классификация (зарастающие/свежие) при схожих спектральных признаках (рис. 3, б);
- плохая видимость объектов из-за сложного фона и спектральной неоднородности (рис. 3, в).

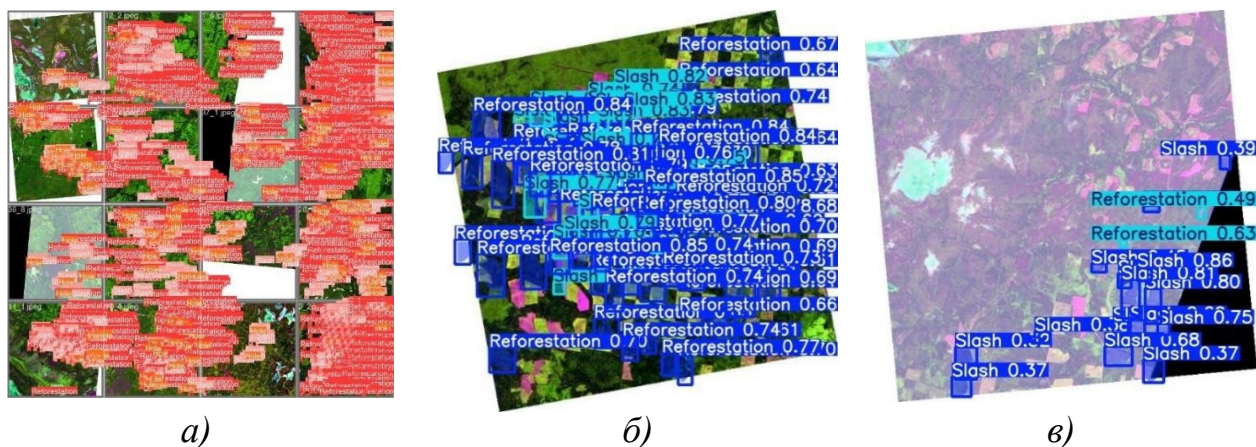


Рис. 3. Изображения особенностей работы модели детекции: а) проверка точности разметки; б) неправильная детекция обученной модели; в) снимок со сложным фоном и спектральной неоднородностью

Одной из ключевых проблем при обучении единой модели для детекции трех классов стала высокая степень спектрального и визуального сходства между объектами. Например, зарастающие вырубки часто содержат участки молодой растительности, которые близки по спектральной отражательной способности к

неповрежденным лесным участкам. В результате модель часто допускает смешение классов, что приводит к снижению точности классификации.

Для решения этой проблемы предлагается обучение отдельных моделей YOLOv5 для каждого типа вырубок. Это позволяет сфокусировать процесс обучения на особенностях каждого класса, улучшая способность модели распознавать тонкие различия. При этом количество размеченных объектов на изображении становится меньше, что снижает перекрытие bounding box. В ходе эксперимента было выявлено, что разделение моделей повышает точность классификации каждого типа вырубок на 60% относительно исходных результатов.

Первоначальные датасеты состояли из изображений размером 1280\*1280 пикселей, где чаще всего находилось более 10 объектов. Уменьшение изображения (тайлов) до 300\*300 пикселей выделяет локальные сцены, где отображено не более 5 объектов, что обеспечивает повышение точности локализации, уменьшение количества ложных срабатываний, связанных с близко расположенными вырубками. Таким образом, отмечается рост показателя mAP до 0,7 за счет улучшения качества разметки и снижения пересечений объектов (рис. 4).

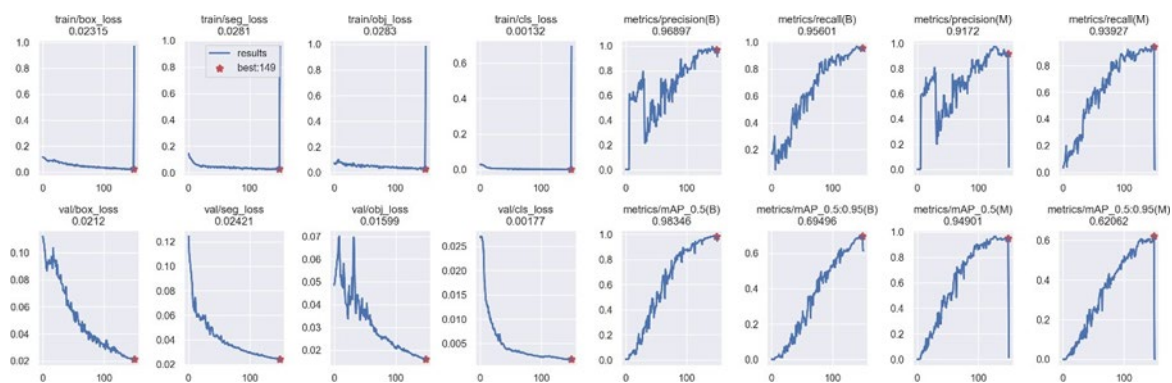


Рис. 4. Основные метрики производительности модели, обученной на новых наборах данных

Помимо синтеза SWIR–NIR–RED было принято решение протестировать синтез NIR–RED–GREEN (рис. 5). Данный синтез используется для визуализации растительности в ложных цветах и обладает рядом преимуществ:

- усиливает контраст между активной растительностью и деградированными участками за счет того, что NIR реагирует на хлорофил [6];
- позволяет лучше различать границы свежих вырубок благодаря выраженному цветовому контрасту.

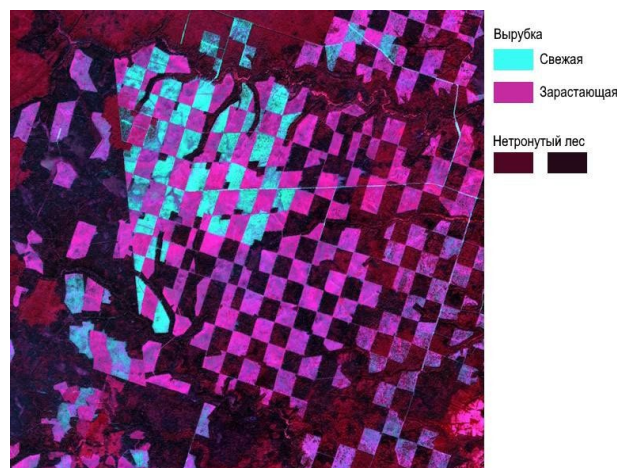


Рис. 5. Пример космического снимка Sentinel-2 в синтезе каналов SWIR–NIR–RED

Данный синтез повышает способность модели различать стадии зарастания, приводит к росту Recall до 95% и улучшению стабильности результатов на разнородных территориях (рис. 4).

Помимо этого, была выделена еще одна проблема, которая заключается в сезонной и межгодовой вариации отражательной способности лесных участков. Использование данных только за один сезон снижает способность и адаптацию модели под автоматический мониторинг за счет того, что она хуже работает на снимках, полученных в других условиях освещения, влажности или стадии зарастания.

### *Обсуждение*

Расширение временного диапазона обучающих данных на период с 2022 по 2025 гг. повысило устойчивость модели к разным спектральным характеристикам в разные годы и сезоны, улучшило способность модели адаптироваться к изменяющимся природным условиям. Это адаптировало модель к оперативному мониторингу в реальном времени в течении всего сезона вырубок (июнь октябрь). Добавление данных за несколько лет также позволило сохранить стабильность метрик при применении к новым снимкам без дополнительного дообучения.

Таким образом, предложенные методы формирования обучающих данных направлены на адаптацию архитектуры YOLOv5, к специфике многоспектральных спутниковых изображений и создают основу для разработки эффективной системы автоматического выявления лесных нарушений в северных регионах России. При соблюдении предложенных мер наблюдается повышение устойчивости и точности работы модели YOLOv5 при дешифрировании лесных вырубок на спутниковых снимках Sentinel-2.

## ***Результаты***

В ходе исследования проведено сравнение стандартных и обновленных принципов формирования обучающих датасетов для модели YOLOv5 при детекции лесных вырубок на спутниковых снимках Sentinel-2. Тестирование проводилось при одинаковых условиях обучения: сохранялось количество поданных наборов данных и использовались одинаковые параметры модели.

Результаты показали значительное улучшение качества детекции при использовании обновленных наборов данных. При обучении на оптимизированных датасетах значение Recall увеличилось до 0,95, а mAP достигло 0,7. Модель стала четко определять отдельные участки вырубок, корректно различая стадии их за-  
растания (рис. 6).

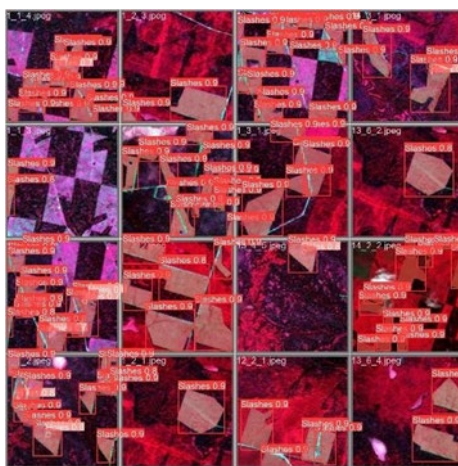


Рис. 6. Автоматическое обнаружение свежих вырубок на космических снимках Sentinel-2

Отмечено, что уменьшение размера изображения до 300\*300 пикселей позволило увеличить количество обучающих датасетов за счет более плотного покрытия территории, что повысило устойчивость модели к различным типам вырубок. Разделение классов позволило снизить число ложных срабатываний и ошибок классификаций.

В результате предложенные изменения в структуре обучающих данных обеспечили улучшение способности модели YOLOv5 к точному распознаванию лесных вырубок на спутниковых изображениях и повысили стабильность ее работы на разновременных данных Sentinel-2.

## ***Заключение***

Проведенное исследование подтвердило, что стандартные подходы к формированию обучающих датасетов на модели YOLOv5 не обеспечивают достаточной точности при применении к спутниковым данным Sentinel-2. Разработанные и протестированные методы оптимизации позволили повысить качество детекции вырубок.

Результаты показали увеличение показателей производительности, а также более четкое определение границ и стадий вырубок. Это подтверждает эффективность предложенных принципов при решении задач автоматического анализа многоспектральных космических снимков.

Практическая значимость работы заключается в возможности применения усовершенствованных методов подготовки данных для оперативного мониторинга состояния лесов, особенно в периоды активных рубок. Дальнейшее развитие исследования направлено на автоматизацию процесса формирования датасетов и интеграцию модели глубокого обучения в системы природного мониторинга.

### БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Федеральное агентство лесного хозяйства официальный сайт. – Москва. – URL: <https://rosleshoz.gov.ru/rates/illegal-felling/> (дата обращения: 30.10.2025). – Текст: электронный.
2. Ultralytics YOLOv5 Ultralytics. – URL: <https://docs.ultralytics.com/ru/models/yolov5/#how-can-i-train-a-yolov5u-model-using-the-ultralytics-python-api> (дата обращения: 05.07.2025). – Текст: электронный.
3. Компьютерное зрение в сельском хозяйстве Ultralytics. – URL: <https://www.ultralytics.com/ru/solutions/ai-in-agriculture> (дата обращения: 25.10.2025). Текст – электронный.
4. Тематическое дешифрирование и интерпретация космических снимков среднего и высокого пространственного разрешения [Электронный ресурс]: учебное пособие / А. Н. Шихов, А. П. Герасимов, А. И. Пономарчук, Е. С. Перминова ; Пермский государственный национальный исследовательский университет. – Электронные данные. – Пермь, 2020. – 49,6 Мб ; 191 с. : ил. – URL : <http://www.psu.ru/files/docs/science/books/uchebnie-posobiya/shikhov-gerasimov-ponomarchukperminova-tematicheskoe-deshifrovanie-i-interpretaciya-kosmicheskikh-snimkov.pdf>
5. Советы по достижению наилучших результатов обучения YOLOv5: Ultralytics. – URL: [https://docs.ultralytics.com/ru/yolov5/tutorials/tips\\_for\\_best\\_training\\_results/#training-settings](https://docs.ultralytics.com/ru/yolov5/tutorials/tips_for_best_training_results/#training-settings) (дата обращения: 05.07.2025). – Текст: электронный.
6. Mohd. Shafiq Amirul Sabri, R. Endut, C. B. M. Rashidi. Analysis or Near-infrared (NIR) spectroscopy for chlorophyll prediction in oil palm leaves : Bulletin of Electrical Engineering and Informatics. – 2019. – Vol. 8. – No.2 – pp. 506-513. – URL: [https://www.researchgate.net/publication/331317962\\_Analysis\\_of\\_Near-Infrared\\_NIR\\_Spectroscopy\\_for\\_Chlorophyll\\_Prediction\\_in\\_Oil\\_Palm\\_Leaves](https://www.researchgate.net/publication/331317962_Analysis_of_Near-Infrared_NIR_Spectroscopy_for_Chlorophyll_Prediction_in_Oil_Palm_Leaves) (дата обращения: 30.10.2025). – Текст: электронный.

© Н. С. Смирнова, Е. П. Парфенова, 2026