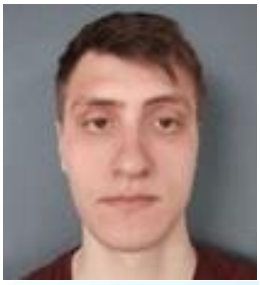
УДК 004.93:004.896:004.272



РАЗРАБОТКА СИСТЕМЫ АВТОМАТИЧЕСКОЙ ДЕТЕКЦИИ И КЛАССИФИКАЦИИ ИНКЛЮЗИВНОГО ЯНТАРЯ НА ВИДЕОПОТОКЕ

Д.Р. Юрков, студент 2 курса магистратуры,
e-mail: denis.yurkov@klgtu.ru
ФГБОУ ВО «Калининградский государственный технический университет»

А.В. Снытников, д.т.н., научный руководитель
e-mail: aleksej.snytnikov@klgtu.ru
ФГБОУ ВО «Калининградский государственный технический университет»

В статье представлена разработка системы автоматической детекции и классификации включений в янтаре на основе анализа видеопотока. Предложена двухэтапная методика: первый этап включает сегментацию янтаря с использованием модели YOLO11n-seg, второй — обнаружение и классификация включений внутри выделенной области с применением модели YOLO11n-det. Для обучения моделей были собраны и аннотированы собственные датасеты, а также реализовано расширение выборки с помощью аугментаций. Параметры для обучения моделей определялись методом полнофакторного эксперимента. Экспериментальные результаты демонстрируют высокую точность работы системы, что делает её перспективной для использования в промышленных условиях и научной деятельности.

Ключевые слова: *обработка изображений, компьютерное зрение, сегментация, янтарь, детекция, машинное обучение, YOLO, полнофакторный эксперимент.*

ВВЕДЕНИЕ

Янтарь — это окаменевшая смола древних деревьев, которая часто содержит включения — остатки растений, насекомых и других организмов, захваченных смолой миллионы лет назад [1]. Эти включения представляют огромную ценность для палеонтологов, биологов и коллекционеров. Однако анализ включений в янтаре традиционно является трудоёмким процессом, требующим участия экспертов и длительного визуального осмотра. Существующие автоматизированные системы решают задачи идентификации формы [2] и цвета [3] янтаря на потоке, однако методы классификации инклюзивного янтаря до настоящего времени остаются неразработанными.

С развитием технологий компьютерного зрения появляется возможность автоматизации этого процесса. Автоматическая система детекции и классификации включений в янтаре позволяет значительно повысить эффективность анализа, особенно при обработке больших объёмов образцов [4].

Целью данной работы является разработка программно-аппаратной системы автоматической детекции и классификации включений в янтаре на видеопотоке, основанной на современных нейросетевых подходах.

ОБЪЕКТ ИССЛЕДОВАНИЯ

Объектом исследования являются изображения и видеопотоки, содержащие образцы янтаря с включениями различной природы. Эти данные служат основой для разработки и

обучения нейросетевых моделей, обеспечивающих автоматическую сегментацию янтаря и последующую детекцию, а также классификацию включений внутри него.

ЦЕЛЬ И ЗАДАЧИ ИССЛЕДОВАНИЯ

Целью данного исследования является разработка системы автоматической детекции и классификации включений в янтаре на основе анализа видеопотока. Предполагается создать программное решение, способное в реальном времени выделять области с янтарём и распознавать находящиеся в них включения, что позволит автоматизировать процесс анализа образцов и повысить его точность и скорость.

Для достижения поставленной цели были сформулированы следующие задачи:

Собрать и подготовить специализированные датасеты для задач сегментации янтаря и детекции включений.

Обучить и оптимизировать нейросетевые модели YOLO11seg и YOLO11det для выполнения сегментации и детекции с использованием аугментированных данных.

Провести оценку качества работы моделей и эффективности всей системы в целом

МЕТОДЫ ИССЛЕДОВАНИЯ

Предложенная система автоматической детекции и классификации включений в янтаре включает несколько взаимосвязанных компонентов, обеспечивающих комплексную обработку видеопотока. В качестве источника данных выступает видеокамера, с которой поступает входной поток изображений. Далее применяется модуль сегментации янтаря на основе модели YOLO11seg, предназначенный для выделения областей изображения, содержащих образцы янтаря и деления их на отдельные объекты. Затем с использованием полученных масок выполняется обрезка кадра до отдельных фрагментов, соответствующих индивидуальным образцам. На завершающем этапе каждый выделенный фрагмент анализируется с помощью модели YOLO11det, которая осуществляет детекцию и классификацию включений, определяя их наличие в янтаре.

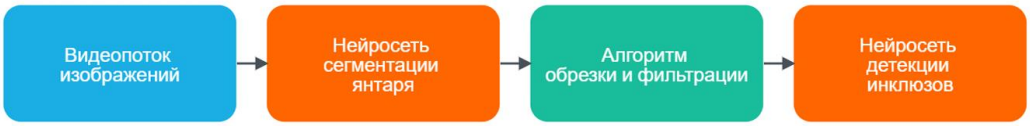


Рисунок 1 – Схема алгоритма обработки

Для обучения нейросетевых моделей были собраны и подготовлены два специализированных датасета. Первый — датасет сегментации — включает 256 изображений янтаря, с размещением как отдельных образцов, так и групповых композиций. Второй — датасет детекции включений — состоит из 1043 изображений, на которых каждый обнаруженный инклюз был помечен bounding box'ом (детектирован).

Аннотирование данных выполнялось вручную с использованием инструмента CVAT, что позволило обеспечить высокую точность разметки. На этапе предварительной обработки датасетов были удалены дубликаты изображений путём сравнения хэшей, а также проведена проверка на соответствие формату разметки и качество изображений. Эта процедура способствовала повышению репрезентативности выборки и улучшению обобщающей способности обучаемых моделей [5].

Анализ пространственного распределения сегментированных объектов на изображениях, а также их размерных характеристик в датасете свидетельствует о том, что янтарные включения равномерно распределены по всей площади изображений.

Статистический анализ размерного ряда объектов демонстрирует преобладание образцов со средними размерами, однако в выборке также присутствуют экземпляры как значительно крупнее, так и мельче среднего. Такое распределение размеров объектов

способствует повышению обобщающей способности модели, обеспечивая корректное детектирование янтаря различных фракций [6].

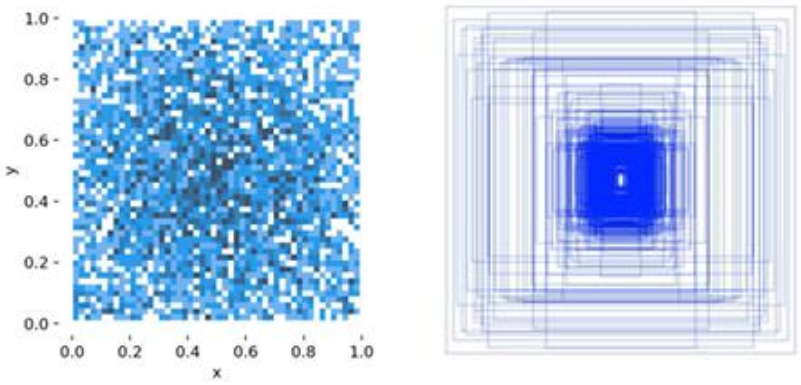


Рисунок 2 – График расположения объектов сегментации на пространстве изображений и размерный ряд объектов сегментации в датасете

Проведенный анализ пространственного распределения объектов детекции на изображениях демонстрирует, что янтарные включения присутствуют на всей площади изображения, однако наблюдается их статистически значимая концентрация в центральной области.

Сравнительный анализ размерного распределения объектов в датасетах детекции и сегментации выявил более выраженную вариабельность размерных характеристик в датасете детекции. В частности, диапазон размеров объектов в датасете детекции превышает соответствующий показатель в датасете сегментации, что свидетельствует о его большей репрезентативности относительно размерной вариативности янтарных включений.

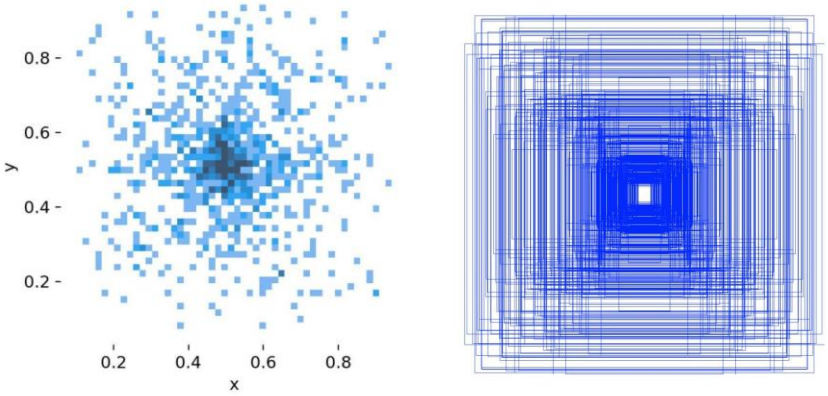


Рисунок 3 – График расположения объектов детекции на пространстве изображений и размерный ряд объектов детекции в датасете

Для повышения устойчивости и обобщающей способности нейросетевых моделей на этапе обучения была реализована динамическая аугментация изображений. Поскольку собранные датасеты имеют ограниченный объём, особенно в случае датасета сегментации, использование аугментаций позволило увеличить разнообразие входных данных и уменьшить риск переобучения [7].

В ходе экспериментов применялись такие преобразования, как горизонтальное и вертикальное отражение, изменение яркости и контраста, а также копирование объектов на свободные зоны изображения (copy_paste). Все аугментации применялись в реальном времени при подаче данных модели вовремя обучении, что исключало необходимость предварительного расширения датасета и позволяло обучаться на более вариативных представлениях одного и того же образца.

В процессе обучения моделей были активированы параметры deterministic=True и задано фиксированное значение seed. Эти параметры используются для обеспечения воспроизводимости результатов экспериментов.

Параметр deterministic отключает недетерминированные алгоритмы вычислений на GPU, такие как оптимизированные реализации сверток в библиотеке cuDNN. По умолчанию такие алгоритмы могут давать немного разные результаты при разных запусках даже с одинаковыми начальными условиями. Включение этого режима гарантирует, что последовательность вычислений будет воспроизводимой.

Значение seed задавалось для инициализации генератора случайных чисел, используемого при инициализации весов сети, разбиении выборки, применении аугментаций и других случайных операциях во время обучения. Это позволило добиться полной повторяемости экспериментов: при повторном запуске обучения с тем же seed модель проходила идентичную последовательность итераций, что помогло корректно оценить влияние изменённых параметров.

Обучение модели сегментации YOLO11n-seg проводилось на видеокарте NVIDIA RTX 3090 с использованием фреймворка Ultralytics YOLO. В ходе экспериментов были протестированы различные конфигурации гиперпараметров, основные из которых подбирались с применением метода полнофакторного эксперимента (PFE) для обеспечения максимальной точности и устойчивости модели [8].

Базовые параметры обучения включали:

Количество эпох: 100;

Размер батча: 32;

Количество воркеров: 10.

Варьируемые параметры, определяемые с помощью PFE:

Размер входного изображения: 640 × 640 и 1024 × 1024 пикселей;

Оптимизаторы: AdamW, Adam;

Начальная скорость обучения (lr0): 0.001, 0.004, 0.007, 0.01;

Weight decay: 0.0001, 0.0003, 0.0005;

Финальная скорость обучения (lrf): 0.01, 0.03, 0.05.

Оценку результата проводил по метрикам mAP/50 и mAP/50-95 лучших эпох каждого обучения.

Лучше всего себя показала модель с параметрами:

Размер входного изображения: 1024 × 1024 пикселей;

Оптимизаторы: Adam;

Начальная скорость обучения (lr0): 0.001;

Weight decay: 0.0003;

Финальная скорость обучения (lrf): 0.05.

Пример сегментации:

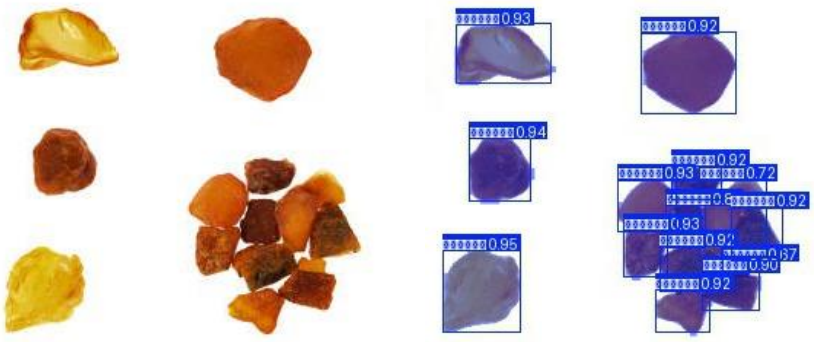


Рисунок 4 – Изображение до и после сегментации.

Характеристики лучшей эпохи следующие:

mAP/50: 0.96535;

mAP/50-95: 0.86187.

Для последующего анализа включений в янтаре важно выделить каждый отдельный образец из исходного кадра и сохранить его в виде отдельного изображения. Для этого был разработан и реализован алгоритм обрезки, основанный на результатах сегментации, выполненной моделью YOLO11seg. После того как модель определяет местоположение и форму каждого янтарного образца на изображении, алгоритм использует информацию о маске и bounding box для извлечения интересующей области.

Алгоритм начинает работу с получения координат ограничивающего прямоугольника (bounding box), который охватывает область с найденным янтарём. Эти координаты корректируются таким образом, чтобы они не выходили за границы исходного изображения. Далее, с учетом информации о двоичной маске, которая была получена на этапе сегментации, создается изображение, где фон заменяется на белый, а сам янтарь остаётся без изменений. Это позволяет более точно отделить объект от окружающей среды и упрощает дальнейшую обработку.

После подготовки изображения по маске и ограничивающему прямоугольнику, фрагмент обрезается и сохраняется в отдельном файле. Каждому выделенному образцу присваивается уникальное имя, основанное на названии исходного файла и порядковом номере найденного объекта. Такой подход обеспечивает структурированное хранение данных и упрощает их использование на следующих этапах анализа, таких как детекция и классификация включений.

Рисунок 5 – Изображения после обработки алгоритмом.

После завершения этапа сегментации и обрезки отдельных образцов янтаря была организована работа модуля детекции включений, реализованного на основе модели YOLO11det. Этот этап являлся ключевым для достижения цели исследования — автоматического обнаружения включений внутри каждого выделенного фрагмента.

Обучение проводилось аналогично этапу сегментации — на видеокарте NVIDIA RTX 3090 с применением фреймворка Ultralytics YOLO, при этом также активировались параметры deterministic=True и фиксированное значение seed.

В ходе обучения были протестированы различные конфигурации гиперпараметров, подобранных с помощью метода полнофакторного эксперимента (PFE). Варьируемые параметры включали:

Тип оптимизатора: AdamW, Adam;

Начальная скорость обучения (lr0): 0.001, 0.005, 0.01;

Вес регуляризации (weight_decay): 0.0001, 0.0005, 0.007;

Финальная скорость обучения (lrf): 0.01, 0.05, 0.1.

Оценка эффективности каждой конфигурации проводилась по метрикам mAP/0.5 и mAP/0.5-0.95, характеризующим точность и устойчивость модели к различным значениям порога IoU. Лучшие результаты показала модель, обученная со следующими параметрами:

Размер входного изображения: 640 × 640 пикселей;

Оптимизатор: Adam;

Начальная скорость обучения (lr0): 0.01;

Weight decay: 0.0007;
Финальная скорость обучения (lrf): 0.05.
Характеристики лучшей эпохи составили:
mAP/0.5: 0.991;
mAP/0.5–0.95: 0.77.

Эти значения свидетельствуют о высокой точности обнаружения включений и стабильной работе модели на различных типах изображений. После завершения обучения модель была интегрирована в общую архитектуру системы, где она последовательно обрабатывает каждый выделенный фрагмент янтаря и обнаруживает включения

Примеры работы модели детекции представлены на рисунке 6, где показаны исходные фрагменты янтаря с нанесёнными bounding box'ами. Такая визуализация позволяет экспертам не только проверить корректность работы системы, но и использовать её в дальнейшем для автоматической каталогизации найденных включений.

Рисунок 6 – Примеры обнаружения включений в янтаре

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В ходе выполнения работы была разработана система автоматической детекции и классификации включений в янтаре на видеопотоке. Система основана на комбинации моделей YOLO11seg и YOLO11det, что позволило последовательно выполнять сегментацию объектов и анализ их содержимого. Были собраны оригинальные датасеты и проведено их расширение с использованием аугментаций. Параметры обучения были оптимизированы с помощью метода полнофакторного эксперимента (PFE), что позволило выявить наиболее эффективные конфигурации гиперпараметров для каждой из моделей. Модель сегментации YOLO11seg достигла высоких показателей качества: mAP/0.5 = 0.965 и mAP/0.5–0.95 = 0.862, что говорит о её способности точно выделять образцы янтаря на сложном фоне. Модель детекции YOLO11det показала mAP/0.5 = 0.897 и mAP/0.5–0.95 = 0.763, обеспечивая стабильное обнаружение и классификацию включений внутри сегментированных фрагментов.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Чанг, С.-С. Янтарные датировки: обзор и перспектива / С.-С. Чанг, И. Ли, Д. Чжэн // Minerals. – 2023. – Т. 13, № 7. – С. 948. – DOI: 10.3390/min13070948.
2. Ostreika, A. Классификация объектов по форме применительно к классификации драгоценных камней янтаря / A. Ostreika, M. Pivoras, A. Misevičius, T. Skersys, L. Paulauskas // Applied Sciences. - 2021. - Т. 11, № 3. - С. 1024. - DOI: 10.3390/app11031024.
3. Katkus, D. Классификация цветов драгоценных камней янтаря по CNN / D. Katkus, P. Mačiulavičius, A. Lipnickas // 2023 12th International Conference on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems: Technology and Applications (IDAACS). - Dortmund, Germany, 2023. - С. 531-536. - DOI: 10.1109/IDAACS58523.2023.10348663.
4. Long, T. Обзор технологий искусственного интеллекта в идентификации минералов: классификация и визуализация / T. Long, 3. Zhou, G. Hancke, Y. Bai, Q. Gao // Journal of Sensor and Actuator Networks. – 2022. – Т. 11, № 3. – С. 50. – DOI: 10.3390/jsan11030050.
5. Агабагерлу, А. Влияние дублирования данных на классификаторы изображений на основе глубоких нейронных сетей: робастность и стандартные модели / А. Агабагерлу, А.

Абади, С. Саркар, В. Дасу, Б. Пренил // arXiv preprint arXiv:2504.00638v1 [cs.LG]. – 2025. – URL: https://arxiv.org/abs/2504.00638 (Дата обращения: 04.05.2025)

6. Сингх, Б.Анализ масштабной инвариантности в детектировании объектов — SNIP / Б. Сингх, Л. С. Дэвис // Материалы конференции IEEE/CVF по компьютерному зрению и распознаванию образов (CVPR). – 2018. – arXiv:1711.08189 [cs.CV]. – DOI: 10.48550/arXiv.1711.08189.

7. Ложкин, И. А. Аугментация наборов изображений для обучения нейронных сетей при решении задач семантической сегментации / И. А. Ложкин, М. Е. Дунаев, К. С. Зайцев, А. А. Гармаш // International Journal of Open Information Technologies. — 2023. — № 1. — URL: https://cyberleninka.ru/article/n/augmentatsiya-naborov-izobrazheniy-dlya-obucheniya-neyronnyh-setey-pri-reshenii-zadach-semanticheskoy-segmentatsii (Дата обращения: 03.05.2025)

8. Куковинец Алексей Валерьевич Полный факторный эксперимент для исследования фрагментарного метода обнаружения границ объектов на цифровом изображении//Colloquium-journal, 2020. - №2 (54). URL: https://cyberleninka.ru/article/n/polnyy-faktornyy-eksperiment-dlya-issledovaniya-fragmentarnogo-metoda-obnaruzheniya-granits-obektov-na-tsifrovom-izobrazhenii (Дата обращения: 10.05.2025)

DEVELOPMENT OF A SYSTEM FOR AUTOMATIC DETECTION AND CLASSIFICATION OF INCLUSIVE AMBER ON A VIDEO STREAM

D.R. Yrkov, 2nd year master’s degree student
e-mail: denis.yurkov@digital-klgtu.ru
Kaliningrad State Technical University

A.V. Snytnikov , Doctor of Technical Sciences, Associate professor
e-mail: aleksej.snytnikov@klgtu.ru
Kaliningrad State Technical University

The article presents the development of a system for automatic detection and classification of inclusions in amber based on video stream analysis. A two-stage technique is proposed: the first stage includes amber segmentation using the YOLO11n-seg model, the second stage includes detection and classification of inclusions within the selected area using the YOLO11n-det model. To train the models, our own datasets were collected and annotated, and the sample was expanded using augmentations. The parameters for training the models were determined using a full-factorial experiment. The experimental results demonstrate the high accuracy of the system, which makes it promising for use in industrial conditions and scientific activities.

Keywords: *image processing, computer vision, segmentation, amber, detection, machine learning, YOLO, full-factorial experiment.*