

**РАЗРАБОТКА СИСТЕМЫ УЧЕТА КЕРНОВЫХ ОБРАЗЦОВ
С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ТЕХНОЛОГИЙ КОМПЬЮТЕРНОГО ЗРЕНИЯ
ДЛЯ ЛАБОРАТОРИИ ПЕТРОФИЗИЧЕСКИХ ИССЛЕДОВАНИЙ КЕРНА
ООО «НОВАТЭК НТЦ»**

Аннотация. Представлена система автоматизированного распознавания образцов керна с применением алгоритмов компьютерного зрения. Использованы модели YOLOv8 для детекции объектов и EasyOCR для распознавания текста. Предложен конвейер обработки изображений, включающий методы CLANE, K-means и аффинные преобразования. Система обеспечивает формирование электронных списков и контроль перемещения образцов.

Ключевые слова: керн, рукопечатный текст, распознавание текста, YOLOv8, EasyOCR, компьютерное зрение, алгоритм CLANE, веб-приложение.

Введение. Процесс обработки и исследования образцов керна в лабораторных условиях играет ключевую роль в геологических изысканиях. Образцы керна — цилиндрические вырезки горной породы, извлеченные из скважин — используются для анализа структуры и состава породы, что имеет решающее значение для оценки потенциала месторождений. Код образца является идентификатором и наносится на верхний торец керна. На каждом этапе лабораторных исследований специалисты вручную сверяют эти коды с ведомостями, что при больших объемах замедляет процесс. Перемещение образцов между лабораториями остается неучтенным, а отсутствие фиксации времени их пребывания затрудняет оптимизацию рабочих процедур.

Автоматизация рутинных операций с применением компьютерного зрения и учетных систем актуальна в исследованиях керна. В работе [1] показано, что внедрение нейросетей сокращает время и уменьшает ошибки ручной обработки, ускоряя принятие решений. В статье [2] модель YOLOv8 обеспечила 87 % точности детекции керна на 113 изображениях (4085 аннотаций), но этот подход не решает задачу распознавания текста. В работе [3] применили Tesseract-OCR и YOLOv5 для выделения и распознавания текстовых областей, что повысило точность, но не охватило учет и отслеживание образцов. В статье [4] метод аффинных преобразований с поиском ключевых точек улучшил точность OCR при наклоне текста, однако результат зависит от качества изображения и не учитывает сложный фон. В работе [5] сочетание EasyOCR и регулярных выражений обеспечило свыше 90 % точности распознавания символов, но решение не адаптировано к бликам, наклону и неоднородному фону маркировки керна.

Среди отечественных решений система «МИНЕРАЛ» с модулем «Управление керном» организует электронный учет керна и генерирует отчеты, но внесение данных осуществляется вручную, что увеличивает время обработки. Аналогично, «Цифровой керн» создает 3D-модели и цифровую документацию, но не отслеживает перемещение образцов между лабораториями, что снижает прозрачность логистики.

В связи с вышеизложенным, целью работы является разработка специализированной системы, способной в едином решении распознавать код керна на изображении, формировать списки учета образцов и отслеживать их перемещения между лабораториями с ожидаемым

сокращением временных затрат на формирование списка образцов на 40%. Для этого необходимо разработать архитектуру приложения и базу данных для хранения информации об образцах и их перемещениях, создать модули предобработки изображений, детекции керна и текстовых областей, реализовать OCR с коррекцией ошибок, разработать веб-интерфейс для управления данными и провести тестирование системы в условиях Новатэк НТЦ с подтверждением всех метрик.

Система разрабатывается в закрытом контуре «Новатэк НТЦ» с учетом определенных корпоративных требований к сбору данных: все изображения образцов должны сниматься на специализированные камеры не ниже FullHD, при достаточном освещении и чистом фоне без посторонних объектов. Аппаратно-программные ограничения контура, включая поддержку только CUDA 11.2, накладывают рамки на выбор нейросетевых архитектур.

Проблема исследования. Существующие решения не адаптированы к рукописным кодам на неоднородной поверхности керна. В сотрудничестве с «НОВАТЭК НТЦ» поставлена задача создать комплексную систему на базе CV и веб-приложения для автоматической обработки изображений керна, учета и отслеживания образцов. На вход система получает фотографии керна (минимум FullHD, отсутствие посторонних предметов, хорошее освещение), справочники лабораторий и пользователей из Keusloak. На выходе формируются отчеты, содержащие сведения об идентифицированных образцах, их перемещениях между лабораториями, а также временные характеристики обработки.

Функциональность системы охватывает несколько ключевых направлений. Во-первых, обеспечивается распознавание кодов образцов керна и их сравнение с данными из ведомости. Если ведомость есть, система предлагает наиболее вероятный вариант кода, который затем верифицируется пользователем. В случае отсутствия ведомости результатом распознавания считается предсказание OCR-модели. Во-вторых, система ведет электронный учет образцов, фиксируя их коды, лабораторию, дату верификации и тип повреждения. В-третьих, реализуется механизм отслеживания перемещения образцов между лабораториями, что позволяет фиксировать временные метки каждого этапа обработки. Помимо этого, система поддерживает ручной ввод данных, а также формирует аналитические отчеты о работе алгоритмов и скорости лабораторного процесса.

Система должна соответствовать ряду требований. Минимальная точность распознавания кодов образцов составляет 70%, а общая точность распознавания кернов — не менее 95%. Время обработки одного изображения, содержащего 20 образцов, не должно превышать 60 секунд. Важным аспектом является безопасность: доступ к системе осуществляется через Keusloak, а разграничение прав пользователей позволяет контролировать доступ к данным.

Материалы и методы. Проект KernAI автоматизирует анализ изображений кернов посредством методов компьютерного зрения и машинного обучения (рис. 1): модель YOLOv8m выявляет образцы и локализует текстовые метки, после чего изображение предобрабатывается с помощью CLAHE, K-means и аффинных преобразований в OpenCV для повышения контраста, сегментации и коррекции искажений, после чего выполняется распознавание содержимого при помощи EasyOCR.

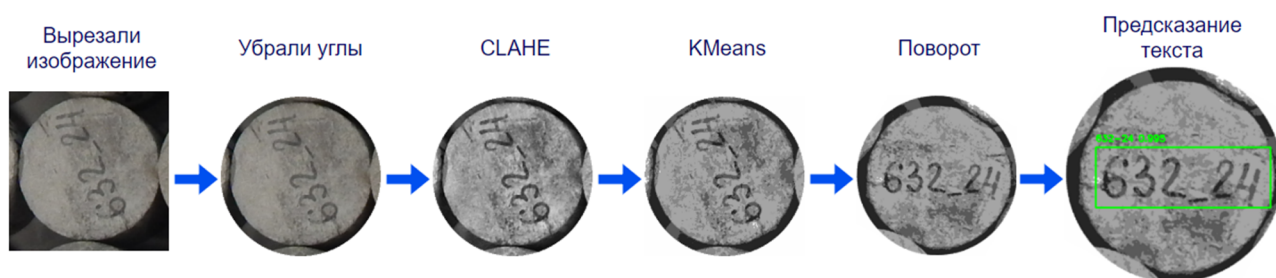


Рис. 1. Конвейер обработки изображения

Описание данных. Для обучения моделей собраны два датасета из 4К-фотографий керна, снятых при разном освещении (обычный свет и вспышка) с учетом всех вариаций в разных лабораториях.

Первый датасет содержит 56 изображений (960×960) с соотношением 16:9 и 2191 аннотированным образцом, второй — 190 изображений (360×360) с 190 текстовыми кодами (рис. 2). Аннотации — нормализованные bounding boxes в формате YOLOv8 OBB. Оба набора разделены на обучающую (70%), валидационную (15%) и тестовую (15%) выборки.

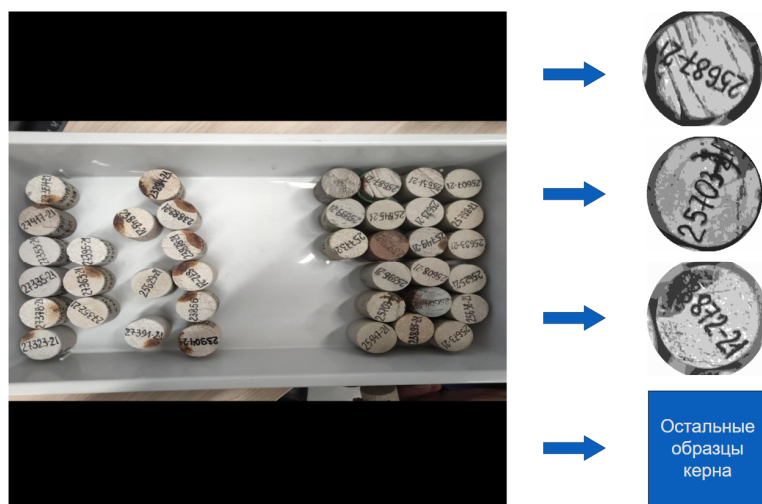


Рис. 2. Примеры изображений из датасетов детекции керна и детекции текста

Аннотирование данных выполнялось в два этапа. Сначала была вручную размечена небольшая выборка, затем на этих данных обучалась модель для автоматической аннотации новых данных, после чего разметка корректировалась вручную. Для разметки применялся инструмент CVAT.

При сборе и обработке данных учитывались вопросы конфиденциальности и безопасности. Датасет не содержит персональных данных, а текстовые коды на образцах не позволяют идентифицировать конкретные объекты или связать их с конфиденциальной информацией. Все изображения получены под контролем сотрудников лаборатории, что исключает возможные нарушения корпоративных стандартов.

Детекция объектов. Обнаружение образцов керна выполнялась моделью YOLOv8m с входным разрешением 960×960, порогом уверенности 0.50 и размером батча 4. Модель обучали в течение 100 эпох с ранней остановкой после 10 эпох без улучшения, используя

оптимизатор Adam (learning rate = 0.001) и метрику mAP для оценки точности. После детекции область с образцом передается на дальнейшую обработку.

Предобработка изображений керна. Для повышения качества детекции и распознавания кодов керна предобработка включала: выравнивание контраста методом CLAHE (clipLimit=2.0, tileGridSize=(8×8)), сегментацию текстовых областей с использованием кластеризации K-Means (n_clusters=5), коррекцию перспективных искажений с помощью аффинных преобразований, основанных на угле, вычисленном по рамке текста от модели YOLOv8m, а также удаление фоновых помех с помощью маски центрального круга.

Распознавание текста (OCR). Распознавание текстовых кодов выполняется с помощью предобученной модели EasyOCR (язык «ru»). Алгоритм работает в два этапа: сначала изображение в формате BGR обрабатывается методом readtext для извлечения слов, координат и уверенности модели, затем оно поворачивается на 180° и распознается повторно для учета обратной ориентации текста. Из двух результатов выбирается лучший по минимальному расстоянию Левенштейна до эталона из входной ведомости или, при отсутствии эталонных данных, по максимальной уверенности модели.

Обоснование выбора методов. Методы CLAHE, K-Means и аффинных преобразований существенно улучшают качество изображений и снижают ошибки последующего анализа. Согласно исследованию [6], применение CLAHE позволило увеличить коэффициент контрастности с 2,89 до 8,25 и с 1,41 до 5,10 на участках разной и одинаковой освещенности соответственно. Это обеспечивает более четкое распознавание символов. Метод K-Means эффективно сегментирует изображение, выделяя значимые области и снижая количество уникальных цветов. В статье [7] отмечается, что группировка схожих значений снижает уровень шума. Это повышает точность распознавания текста. Аффинные преобразования, в свою очередь, корректируют перспективные искажения, обеспечивая более точное представление текстовых областей, что особенно важно при обработке изображений с наклоненным текстом.

EasyOCR демонстрирует высокое качество распознавания текста при нечетких или наклоненных изображениях, что важно в работе с фотографиями образцов керна. Использование предобработанных изображений повышает точность распознавания текстовых меток, уменьшая вероятность ошибок. Выбранные технологии полностью соответствуют требованиям проекта. YOLOv8m обеспечивает высокую точность и скорость детекции, что критически важно для автоматизированного анализа изображений.

Воспроизводимость и технические детали. Эксперименты выполнены с использованием библиотек ultralytics (v8.3.80) для детекции объектов на базе YOLOv8-obb, easyocr (v1.7.2) для распознавания текста и opencv-python (v4.11.0.86) для предобработки изображений. Вычисления проводились на аппаратной платформе с графическим процессором NVIDIA Tesla P40 (12 GB VRAM, доступно 8 GB), процессором Intel Core i9-12900K и оперативной памятью 64GB DDR5.

Результаты. В рамках проекта выполнены три этапа: подготовка датасетов — для детекции керна собрано 56 изображений с 2191 OBB-аннотацией, а для распознавания текстовых кодов — 190 изображений с OBB-разметкой; обучение двух моделей YOLOv8m-OBB; и разработка шестиступенчатого конвейера обработки. Первая модель для керна показала на тесте mAP (50–95) ≈ 87%, Precision/Recall/F1 ≈ 99% при бинарной кросс-энтропии 0,0101, вторая для текстовых кодов — mAP ≈ 70%, Precision ≈ 90%, Recall ≈ 97%, F1 ≈ 93,4% при BCE =

0,2592. При интеграции в конвейер детекция керна достигла точности 97% (ложные срабатывания из-за отражений от бортиков контейнера), этап текстовой локализации и коррекции ориентации — 90% (погрешности в границах), а финальная стадия EasyOCR обеспечила 68% точности.

В результате анализа было выявлено, что вариативность почерка (рукопечатный стиль), неоднородность цвета образцов (двухцветные или поврежденные участки) и дефекты поверхности (трещины, ожоги) существенно влияют на качество распознавания. Для улучшения результатов целесообразно дообучение модели EasyOCR или применение альтернативных OCR-решений с адаптацией к специфике данных.

Результаты тестирования на выборке из 225 образцов показали, что модель YOLO-kern корректно идентифицировала все образцы, допустив 6 ложных срабатываний на отражениях, при этом наблюдается эффект каскадного накопления ошибок: 23 ошибки локализации текста моделью YOLO-text привели к 71 ошибке распознавания идентификаторов системой EasyOCR, что типично для многоступенчатых конвейеров, где сбои на ранних этапах усиливают погрешности на последующих (табл. 1).

Таблица 1

Таблица тестирования работы моделей

Количество образцов	YOLO (kern): Количество обнаруженных образцов	YOLO (kern): Число неверно обнаруженных образцов	YOLO (text): Число ошибок в локализации текста	EasyOCR: Число ошибок в распознавании кода керна
225	231	6	23	71

В рамках проекта разработан веб-интерфейс для загрузки изображений, их обработки с верификацией результатов и последующим сохранением в базу данных (рис. 3), а также реализован функционал учета с табличным отображением параметров и карточкой образца, включающей информацию о перемещениях, комментариях и времени обработки, что обеспечивает полный контроль над состоянием и маршрутом движения керна (рис. 4).

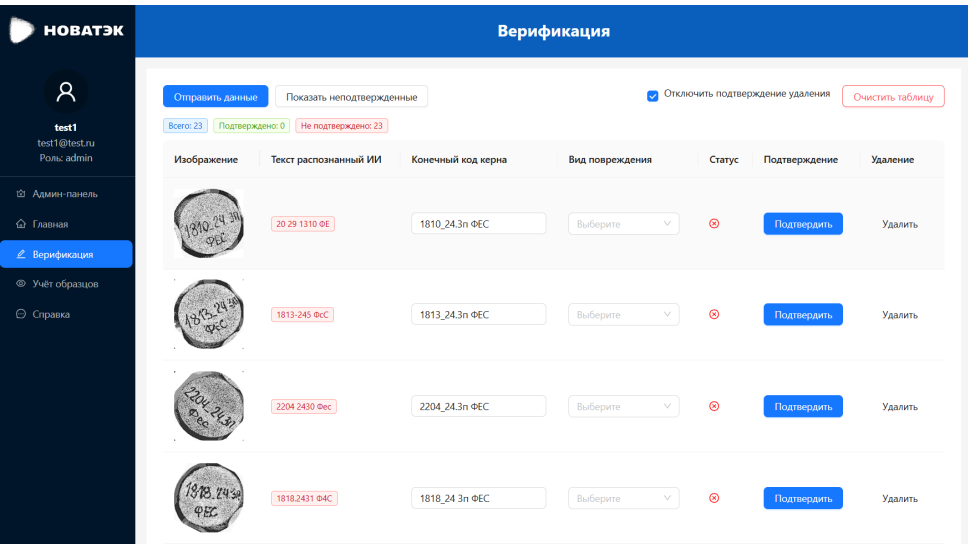


Рис. 3. Страница верификации данных

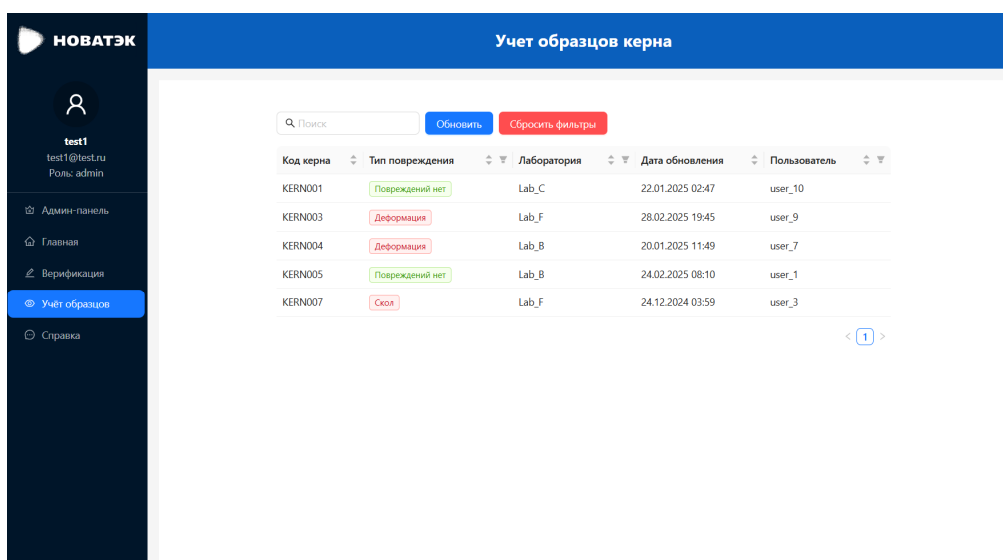


Рис. 4. Страница учета образцов керна

Проведенные хронометражные наблюдения (6 экспериментов) показали, что автоматизированное формирование списка из 20 образцов в системе KernAI занимает в среднем 3 минуты, тогда как ручная обработка требует около 8 минут, что соответствует сокращению временных затрат на 62.5% и подтверждает эффективность системы для ускорения лабораторных процессов.

Заключение. Разработанная система на базе YOLOv8 и EasyOCR успешно решает задачу автоматизации учета и отслеживания образцов керна, демонстрируя точность детекции образцов 97%, локализации текста 90% и сокращение временных затрат на 62.5%. Перспективы проекта включают оптимизацию модуля OCR для повышения точности распознавания рукопечатных кодов (с текущих 68%), расширение датасетов для обучения моделей и интеграцию модулей анализа дефектов поверхности керна.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Саттаров И. Ф. Технологии автоматизации рутинных задач, их влияние на построение эффективных бизнес-процессов // Управление качеством. — 2025. — № 3.
2. Некрасова А. А. Исследование возможностей сверточных нейронных сетей при распознавании графического кернавого материала // Инновационная наука. — 2024. — № 4-1. — С. 52–57. — EDN SLFQEI. — URL: <https://elibrary.ru/item.asp?id=65313385> (дата обращения: 20.04.2025).
3. Сухов Ф. В. Разработка модуля идентификации для системы роботизированной маркировки образцов керна / Ф. В. Сухов, В. Ю. Шакин // Лучшая студенческая статья 2023: сборник статей Международного научно-исследовательского конкурса, Пенза, 25 января 2023 г. — Пенза : Наука и Просвещение (ИП Гуляев Г. Ю.), 2023. — С. 27–32. — EDN NADHWF. — URL: <https://elibrary.ru/item.asp?id=50153369> (дата обращения: 20.04.2025).
4. Панищев В. С. Метод распознавания текстовых данных на изображениях / В. С. Панищев, О. О. Хомяков, Д. В. Титов, С. И. Егоров // Известия ЮФУ. Технические науки. — 2023. — № 4(234). — С. 57–65. — DOI: 10.18522/2311-3103-2023-4-57-65. — EDN KIKLKD. — URL: <https://elibrary.ru/item.asp?id=54811077> (дата обращения: 20.04.2025).

5. Pattanayak B. A Novel Technique for Handwritten Text Recognition using Easy OCR / Pattanayak B., Bibhuti Th., Dash B., Patra S. // ResearchGate. — 2023. — URL: <https://www.researchgate.net/publication/376355415> (дата обращения: 20.04.2025).
6. Арутюнов С. Д. Особенности использования нейронных сетей для анализа изменений свойств объектов / С. Д. Арутюнов, Н. Б. Асташина, А. А. Байдаров, И. И. Безукладников // Вестник Пермского национального исследовательского университета. Электротехника, информационные технологии, системы управления. — 2024. — № 51. — С. 201–220. — DOI: 10.15593/2224-9397/2024.3.11 (дата обращения: 25.04.2025).
7. Orchard M. T. Improving the Performance of K-Means for Color Quantization / Orchard M. T., Bouman C. A. // IEEE Transactions on Signal Processing. — 1991. — Vol. 39, No. 12. — P. 2677–2690. — DOI: 10.1109/78.99399 (дата обращения: 25.04.2025).