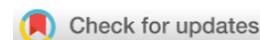


ИНФОРМАЦИОННЫЕ ТЕХНОЛОГИИ INFORMATION TECHNOLOGY



УДК 519.6

Оригинальное эмпирическое исследование

<https://doi.org/10.23947/2587-8999-2025-9-1-52-60>



Автоматическое распознавание значений глубины на лоцманских картах с использованием методов глубокого обучения

Е.О. Рахимбаева , Т.А. Алышов , Ю.В. Белова 

Донской государственный технический университет, г. Ростов-на-Дону, Российская Федерация

✉ lena_rahimbaeva@mail.ru

Аннотация

Введение. Рассматривается проблема автоматического распознавания текста на изображениях, в частности задача извлечения информации о глубинах с лоцманских карт. Актуальность данной задачи обусловлена необходимостью автоматизации обработки больших объемов картографических данных для построения карты глубин, пригодной для математического моделирования гидродинамических и гидробиологических процессов. Целью работы является разработка программного средства (ПС) LocMap, предназначенного для автоматического обнаружения и распознавания значений глубин, представленных в виде чисел на изображениях лоцманских карт.

Материалы и методы. В работе использованы методы глубокого обучения, а именно сверточные нейронные сети ResNet для извлечения признаков, алгоритм дифференцируемой бинаризации DB для обнаружения текста и архитектура Scene Text Recognition with a Single Visual Model (SVTR) для распознавания текста.

Результаты исследования. Разработанное ПС позволяет загружать изображения лоцманских карт, выполнять предобработку, обнаруживать и распознавать значения глубин, выделять их на изображении и сохранять результаты в текстовый файл. Результаты тестирования показали, что разработанная система обеспечивает высокую точность распознавания значений глубин на лоцманских картах.

Обсуждение и заключение. Полученные результаты демонстрируют практическую значимость разработанного решения для автоматизации обработки лоцманских карт.

Ключевые слова: распознавание текста, лоцманские карты, глубина, глубокое обучение, сверточные нейронные сети, алгоритм дифференцируемой бинаризации, Single Visual Model

Финансирование. Исследование выполнено за счет гранта Российского научного фонда № 22–71–10102, <https://rscf.ru/project/22-71-10102/>

Для цитирования. Рахимбаева Е.О., Алышов Т.А., Белова Ю.В. Автоматическое распознавание значений глубины на лоцманских картах с использованием методов глубокого обучения. *Computational Mathematics and Information Technologies*. 2025;9(1):52–60. <https://doi.org/10.23947/2587-8999-2025-9-1-52-60>

Original Empirical Research

Automatic Depth Value Recognition on Pilot Charts Using Deep Learning Methods

Elena O. Rakhimbaeva , Tajaddin A. Alyshov , Yulia V. Belova 

Don State Technical University, Rostov-on-Don, Russian Federation

✉ lena_rahimbaeva@mail.ru

Abstract

Introduction. This study addresses the problem of automatic text recognition in images, specifically the extraction of depth information from pilot charts. The relevance of this task is driven by the need to automate the processing of large volumes of cartographic data to create depth maps suitable for mathematical modelling of hydrodynamic and hydrobiological processes. The objective of this work is to develop the software tool LocMap, designed for the automatic detection and recognition of depth values represented as numbers on pilot chart images.

Materials and Methods. The study employs deep learning methods, including convolutional neural networks (ResNet) for feature extraction, the Differentiable Binarization (DB) algorithm for text detection, and the Scene Text Recognition with a Single Visual Model (SVTR) architecture for text recognition.

Results. The developed software allows users to upload pilot chart images, perform preprocessing, detect and recognize depth values, highlight them in the image, and save the results in a text file. Testing results demonstrated that the system ensures high accuracy in recognizing depth values on pilot charts.

Discussion and Conclusion. The obtained results highlight the practical significance of the developed solution for automating the processing of pilot charts.

Keywords: text recognition, pilot charts, depth, deep learning, convolutional neural networks, differentiable binarization algorithm, Single Visual Model

Funding. This research was supported by the Russian Science Foundation, grant No. 22–71–10102, <https://rscf.ru/project/22-71-10102/>

For Citation. Rakhimbaeva E.O., Alyshov T.A., Belova Yu.V. Automatic Depth Value Recognition on Pilot Charts Using Deep Learning Methods. *Computational Mathematics and Information Technologies*. 2025;9(1):52–60. <https://doi.org/10.23947/2587-8999-2025-9-1-52-60>

Введение. В современном мире наблюдается стремительный рост объема информации, представленной в виде изображений. Это обуславливает необходимость разработки эффективных методов автоматизированного извлечения и анализа данных, содержащихся на изображениях. Одной из важных задач в этой области является распознавание текста с изображений (Optical Character Recognition, OCR), которое находит широкое применение в различных сферах, включая оцифровку документов, автоматическое распознавание номерных знаков и анализ картографических данных.

Получение данных на основе обработки изображений, в том числе полученных со спутников, приобретает все большее значение для моделирования процессов, происходящих в сложных природных системах. Остро стоит вопрос получения исходной информации для математических моделей гидродинамики и гидробиологии [1] и уточнения параметров этих моделей [2]. Разработка методов обработки спутниковых снимков Земли позволяет получать исходные данные для прогнозного моделирования процессов, происходящих в водных объектах, в частности, Азовском и Черном морях [3].

Лоцманские карты представляют собой особый вид карт, содержащих подробную информацию о водных бассейнах и предназначенных для обеспечения безопасной навигации судах. Одной из ключевых задач при работе с лоцманскими картами является определение глубин, которые, как правило, представлены на картах в виде обычных чисел и чисел с нижним индексом. Традиционные методы обработки лоцманских карт, основанные на ручном анализе, являются очень трудоемкими, с высокой вероятностью возникновения ошибки. В связи с этим актуальной задачей является разработка автоматизированных методов распознавания значений глубин на лоцманских картах.

Целью данной работы является разработка программного средства для автоматического обнаружения и распознавания значений глубин на лоцманских картах с использованием методов глубокого обучения. Для достижения этой цели были поставлены следующие задачи:

- провести анализ существующих методов распознавания текста на изображениях;
- собрать и подготовить обучающую выборку изображений лоцманских карт;
- разработать алгоритм аугментации данных для повышения устойчивости модели к различным искажениям;
- разработать и обучить модель для обнаружения и распознавания значений глубин;
- разработать программное средство с удобным пользовательским интерфейсом;
- провести тестирование и оценку качества работы разработанного программного средства.

Материалы и методы

Описание набора данных. В настоящей работе использовался набор данных, состоящий из 1590 изображений лоцманских карт Азовского и Черного морей. Изображения были получены из открытых источников в сети Интернет. Изображения имеют разрешение 400×300 пикселей и представляют собой участки морей с указанием глубин, фарватера, береговой линии и других навигационных объектов. На рис. 1 представлен пример изображения лоцманской карты из набора данных.

Для обучения модели были выделены следующие элементы, подлежащие распознаванию: числовые значения глубин, представленные арабскими цифрами, и числовые значения с нижним индексом, обозначающим десятые доли метра. Элементы, не являющиеся значениями глубин, например, обозначения береговой линии, названия объектов, километровые отметки, не подлежали распознаванию.

Разметка данных. Разметка данных выполнялась вручную с использованием программного обеспечения PPOCRLabel. Выделялись элементы, подлежащие распознаванию, и им присваивалась соответствующая метка в виде числа, например, «10» или «12.4». Всего было размечено 1590 изображений, содержащих около 12500 значений глубин. На рис. 2 представлен пример разметки изображения лоцманской карты.

В процессе разметки были выявлены следующие сложности: низкое качество некоторых изображений, плотная компоновка объектов на карте, обрезанные части значений глубин.

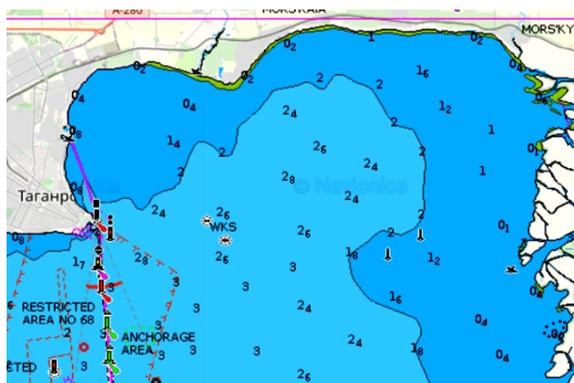


Рис. 1. Лоцманская карта (карта глубин)

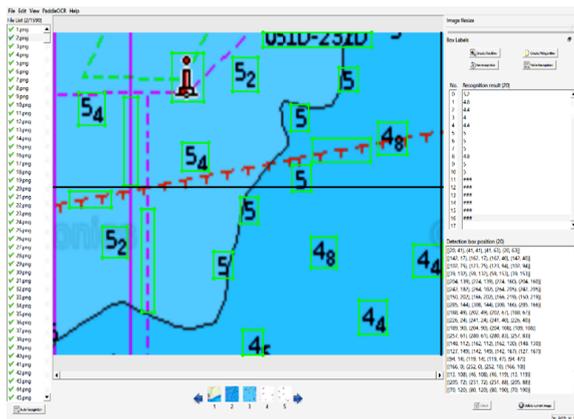


Рис. 2. Разметка данных на изображении

Аугментация данных. Для повышения устойчивости модели к различным искажениям и увеличения объема обучающей выборки был применен алгоритм аугментации данных. Аугментация включала следующие методы [4]:

- масштабирование (размер изображений изменялся в 0,8–1,2 раза с сохранением пропорций);
- сдвиг (изображения сдвигались по горизонтали и вертикали на случайное количество пикселей в диапазоне от –50 до +50 пикселей);
- применение фильтров (использовались фильтры размытия по Гауссу и усиление резкости).

На рис. 3 представлены примеры аугментированных изображений.

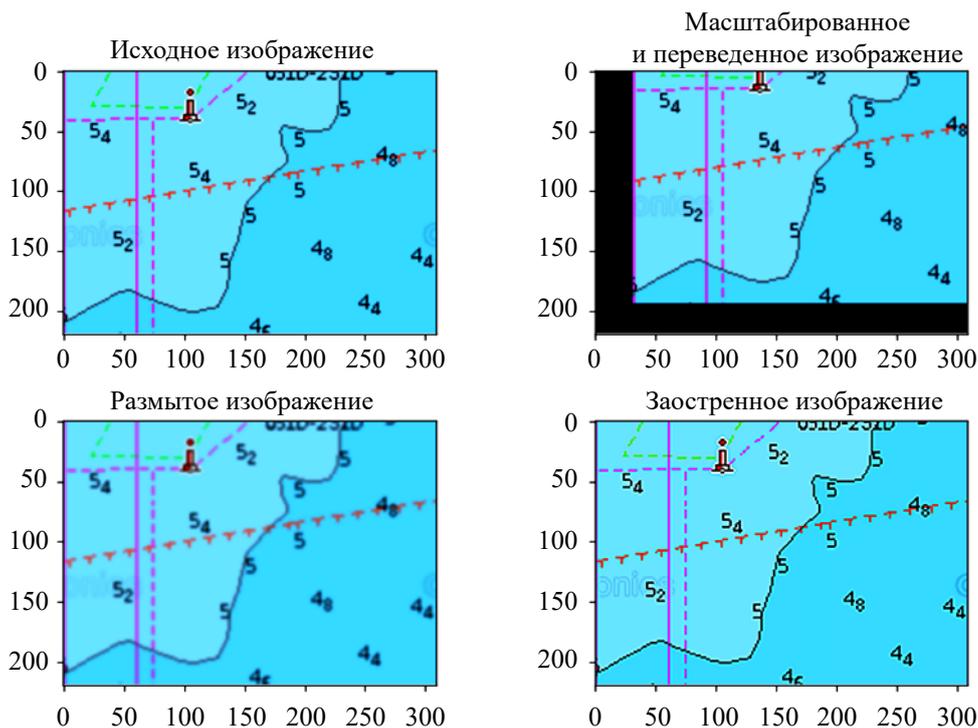


Рис. 3. Примеры аугментации изображений

Архитектура модели обнаружения. Для обнаружения текста на изображениях лоцманских карт был использован алгоритм дифференцируемой бинаризации (DB), представленный на рис. 4. DB является современным методом обнаружения текста, основанным на сегментации и позволяющим эффективно выделять области текста на фоне с динамическим порогом. Преимущество DB заключается в использовании дифференцируемой функции бинаризации, что позволяет обучать сеть end-to-end и получать более точные результаты по сравнению с традиционными методами, основанными на фиксированном пороге бинаризации. Основополагающее различие с другими решениями заключается в том, что у DB есть карта порогов и она предсказывает порог для каждой точки пикселя на изображении с помощью нейронной сети, а не назначает фиксированное значение. Таким образом, DB лучше различает фон и передний план текста.

Алгоритм DB применяет дифференцируемую бинаризацию, которая аппроксимирует ступенчатую функцию обычной бинаризации. Для этого используется следующая формула:

$$\hat{B}_{i,j} = \frac{1}{1 + e^{-k(P_{i,j} - T_{i,j})}}, \quad (1)$$

где \hat{B} — приблизительная бинарная карта; k — коэффициент усиления, равный 50; P — карта вероятностей; T — пороговая карта, полученная из сети.

Эта приблизительная функция бинаризации является дифференцируемой, поэтому может быть оптимизирована вместе с сегментационной сетью в период обучения. Дифференцируемая бинаризация с адаптивными пороговыми значениями может помочь не только отличить текстовые области от фона, но и отделить тесно связанные экземпляры текста [5, 6].

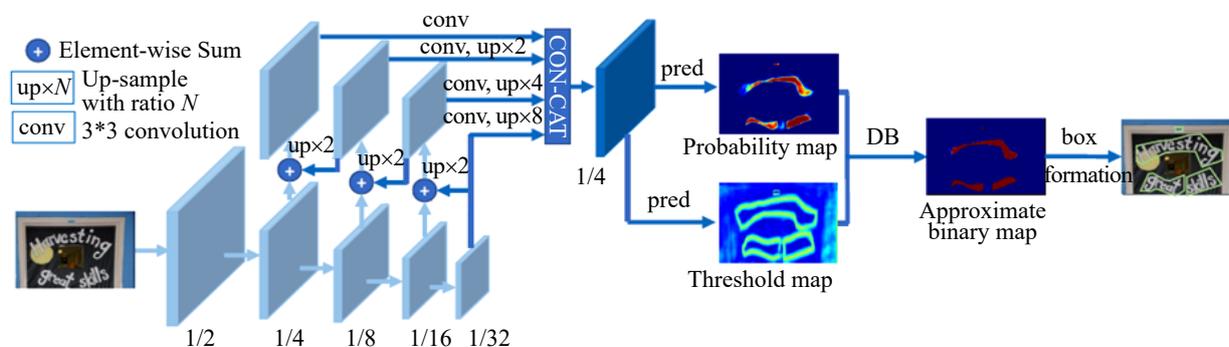


Рис. 4. Архитектура дифференцируемой бинаризации

Сети ResNet и Differentiable Binarization Feature Pyramid Network (DBFPN) извлекают особенности из входного изображения, которые затем объединяются для формирования признака, имеющего четверть размера исходного изображения. Для получения карты вероятностей и пороговой карты применяется сверточный слой. Далее, на основе формулы (1), создается бинарная карта, а затем, с использованием постобработки DB, выделяется контур.

Алгоритм обнаружения текста с помощью дифференцируемой бинаризации можно описать следующим образом:

Шаг 1. Извлечение признаков. Входное изображение подается в сеть, например, ResNet, которая извлекает признаки на разных уровнях пирамиды (1/2, 1/4, 1/8, 1/16, 1/32) по отношению к масштабу входного изображения.

Шаг 2. Объединение признаков. Извлеченные признаки последовательно увеличиваются до одного масштаба и объединяются. После объединения они проходят через 3×3 сверточных слоя и повторные операции увеличения масштаба для создания единого признака (F).

Шаг 3. Предсказание карт. Признак F используется для предсказания карты вероятностей (P) и карты порогов (T).

Шаг 4. Дифференцируемая бинаризация (DB). Карты вероятностей (P) и порогов (T) используются для вычисления приблизительной бинарной карты (\hat{B}) с помощью функции дифференцируемой бинаризации. Это позволяет оптимизировать процесс бинаризации вместе с обучением сети сегментации.

Шаг 5. Формирование ограничительных рамок. В период вывода текстовые ограничительные рамки могут быть легко получены из приблизительной бинарной карты (\hat{B}) или карты вероятностей (P) с использованием модуля формирования рамок.

Использование дифференцируемой бинаризации для обнаружения текста на картографических изображениях позволяет создать эффективную и точную систему, способную работать в реальных условиях с разнообразными и искаженными данными. Этот подход обеспечивает высокую гибкость и адаптивность модели, что является ключевым фактором для успешного распознавания текстовых элементов на картографических изображениях [7].

Общая выборка из 1590 изображений была разделена на обучающую (1272 изображения) и валидационную (318 изображений) выборки.

Для архитектуры DB (на базе ResNet-34) в качестве алгоритма обнаружения была использована модель DB++ с модулем DBFPN для извлечения признаков и головной модуль DBHead. Потери рассчитывались с помощью комбинированной функции DBLoss, включающей DiceLoss с весами $\alpha=5$ и $\beta=10$. Также применялся механизм

онлайн-хард-майнинг (Online Hard Example Mining, OHEM) с коэффициентом 3. Он выбирает только сложные примеры из мини-батча для расчёта градиентов, пропуская лёгкие, чтобы модель сосредоточилась на более сложных случаях.

Параметры обучения включали:

- оптимизатор Adam с $\beta_1=0,9$ и $\beta_2=0,999$;
- косинусное снижение скорости обучения (начальное значение 0,0005) с двумя эпохами для разогрева;
- регуляризация L_2 с коэффициентом 0;
- размер батча — 8;
- общее число эпох — 21.

Во время тренировки использовались метрики оценки качества, такие как Nmean, которые вычислялись каждые 7 эпох. Изображения были растянуты до размера 960×960 пикселей, согласно свойству архитектуры DB (разрешения изображений должны быть кратны 32) [8].

Архитектура модели распознавания. Для распознавания обнаруженных значений глубин была выбрана архитектура SVTR (Single Visual Model for Scene Text Recognition), представленная на рис. 5. SVTR представляет собой инновационный подход к распознаванию текста, в котором традиционная последовательная модель заменена на единую визуальную модель, что повышает эффективность и скорость работы [9].

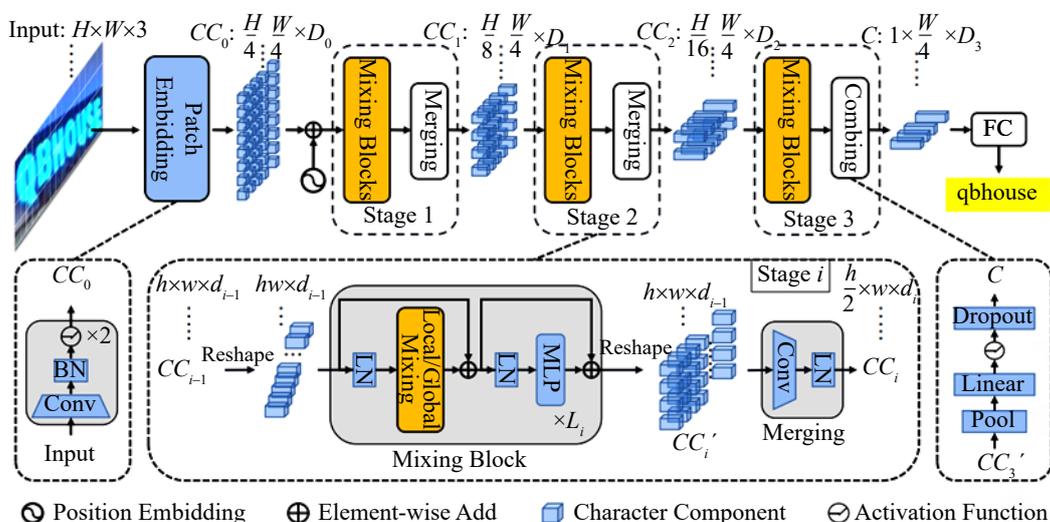


Рис. 5. Архитектура SVTR

Основные компоненты и этапы:

- Input (входное изображение с размерами $H \times W \times 3$);
- Patch Embedding (разделяет входное изображение на небольшие патчи (участки) и преобразует их в векторные представления). К выходу Patch Embedding добавляется Position Embedding, чтобы передать информацию о позиции каждого участка на изображении;
- Stage 1, Stage 2, Stage 3 (три этапа обработки, каждый из которых включает блоки смешивания (Mixing Blocks) и объединения (Merging)). В каждом блоке смешивания происходит объединение локальной и глобальной информации. Это позволяет модели учитывать мелкие детали (например, текстуры, края), а также общую структуру или контекст (глобальные признаки) изображения. Например, для понимания, что изображено на фотографии, важно учитывать расположение объектов относительно друг друга;
- Fully Connected (заключительный полносвязный слой, который выдает предсказание) [10].

Архитектура SVTR основана на принципе токенизации изображений по частям. Изображение значения глубины разбивается на небольшие 2D патчи, называемые «компоненты символов». Далее, иерархические каскады рекуррентно применяют операции смешивания, объединения и комбинирования на уровне этих компонентов [11]. В архитектуре используются блоки глобального и локального смешивания для восприятия как межсимвольных, так и внутрисимвольных паттернов, что позволяет получить многоуровневое восприятие компонентов символов. Распознавание символов происходит с помощью простого линейного предсказания в конце сети. SVTR состоит из трехкаскадной сети, высота которой прогрессивно уменьшается, что способствует эффективному извлечению признаков [12].

Для обучения модели SVTR авторы использовали выборку из 12495 изображений значений глубин. Выборка была разделена на обучающий (8747 изображений) и валидационный (3748 изображений) наборы. Модель обучалась с использованием оптимизатора AdamW с весом распада 0,05. Начальная скорость обучения была установлена на уровне 0.00005 с использованием косинусной стратегии изменения скорости обучения (Cosine Learning Rate Scheduler) и линейной фазой разогрева (warm-up) в течение 2 эпох. Размер пакета (batch size) составлял 256 изображений. Общее количество эпох обучения было установлено равным 50. Размер входного изображения для сети SVTR составлял 48x36 пикселей [13].

В качестве функции потерь использовалась CPPDLoss (Character Position and Pixel Distance Loss). Функция потерь CPPDLoss специально разработана для задач распознавания и учитывает как точность распознавания символов, так и их позиционное соответствие.

Разработанное программное средство LosMar выполняет следующие функции:

- загрузка изображений (пользователь загружает изображение лоцманской карты в форматах png, jpeg, bmp);
- предобработка изображений (преобразование в оттенки серого и бинаризация изображений, применяя метод пороговой обработки);
- обнаружение текста (с помощью алгоритма DB выполняется обнаружение областей текста на изображении);
- распознавание текста (обнаруженные области текста передаются на вход модели SVTR для распознавания значений глубин);
- вывод результатов (распознанные значения глубин выделяются на исходном изображении и выводятся в отдельном окне);
- сохранение результатов (пользователь может сохранить изображение с выделенными значениями глубин, а также текстовый файл с распознанными значениями и их координатами на изображении).

Результаты исследования

Оценка качества обнаружения и распознавания. Для оценки качества обнаружения использовались следующие метрики:

- точность (precision) — доля правильно распознанных значений глубин среди всех обнаруженных значений;
- полнота (recall) — доля правильно распознанных значений глубин среди всех значений глубин, присутствующих на изображении;
- гармоническое среднее (hmean) — среднее гармоническое точности и полноты, сбалансированная метрика, учитывающая обе характеристики.

В результате обучения модели обнаружения глубин на 18 эпохе были получены лучшие значения метрик, которые представлены в таблице 1.

Таблица 1

Лучшие значения метрик модели обнаружения

Метрика	Значение
precision	90,89 %
recall	82,66 %
hmean	86,58 %

Для оценки качества распознавания использовалась метрика RecMetric, основной показатель которой — точность (accuracy). Также использовалась метрика редактирования (Norm Edit Distance, norm_edit_dis), которая измеряет степень совпадения между предсказанным текстом и эталонным (размеченным) текстом. В процессе обучения сохранялась модель, показавшая наилучшую точность на валидационном наборе данных для дальнейшего использования в задачах инференса.

Модель распознавания на 39-й эпохе показала лучшие результаты, которые представлены в таблице 2.

Таблица 2

Лучшие значения метрик модели распознавания

Метрика	Значение
accuracy	95,03 %
norm_edit_dis	97,60 %

Примеры работы программного средства. Для взаимодействия пользователя с программным средством LosMar было реализовано четыре кнопки, представленные в нижней части окна:

- «Открыть»;
- «Сохранить изображения»;
- «Сохранить значения»;
- «Перераспознать».

После открытия файла с изображением и выполнения распознавания на экране, в соответствующих областях отображается результат работы программного средства, представленный на рис. 6. Это список распознанных значений глубин и координаты точек, в которых определены эти значения. Полученные значения и их координаты сохраняются в файле с расширением .txt.

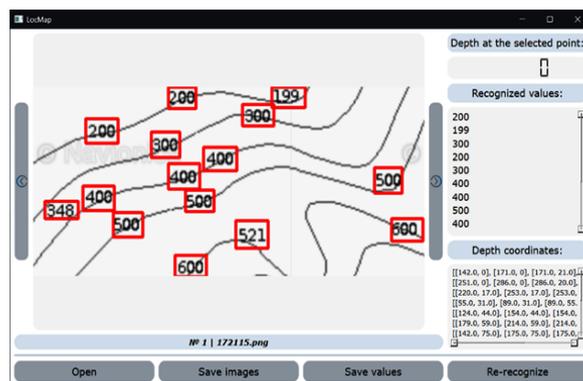


Рис. 6. Результат работы ПС

В программном модуле LocMap есть возможность получить значение глубины в выбранной точке на изображении, что продемонстрировано на рис. 7.

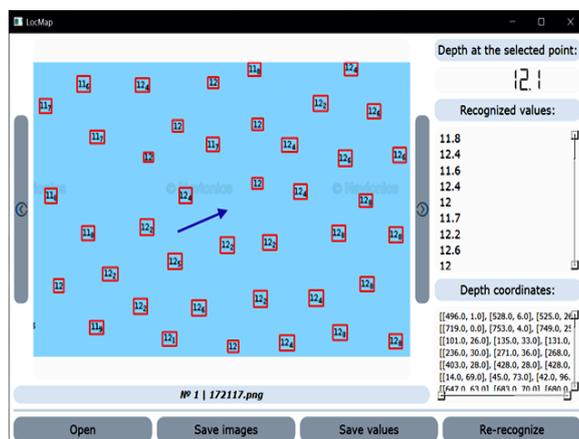


Рис. 7. Глубина в выбранной точке

Обсуждение и заключение. Полученные результаты демонстрируют, что разработанное программное средство LocMap обеспечивает высокую точность распознавания значений глубин на лоцманских картах. Наилучшие результаты достигаются при распознавании значений, расположенных в открытых областях карты с хорошей контрастностью и четкой типографикой. Сложности возникают при распознавании значений, размещенных вблизи сложных графических элементов, таких как изолинии, маркеры или текстовые аннотации.

Преимуществом разработанного метода является использование современных алгоритмов глубокого обучения, таких как DB, ResNet и SVTR, которые позволяют эффективно обнаруживать и распознавать текст на изображениях с различными искажениями. Использование аугментации данных позволило повысить устойчивость модели к различным вариантам написания чисел, изменениям масштаба и ориентации и наличию шумов на изображении.

Несмотря на высокую точность распознавания, разработанное программное средство LocMap имеет ряд ограничений. Одним из основных факторов является зависимость от качества разметки данных. Ошибки или неточности в разметке могут приводить к неправильному обучению модели, что особенно критично для сложных текстовых регионов на лоцманских картах. Ещё одним ограничением является вычислительная сложность метода, связанная с использованием глубоких нейронных сетей. В частности, ресурсоёмкие этапы обработки данных и вычисления затрудняют применение метода в реальном времени на устройствах с ограниченными вычислительными мощностями.

Следующим шагом исследования планируется построение карты глубин Азовского и Черного морей с использованием алгоритма, предложенного в работе [14]. Этот алгоритм использует решение уравнения, используемого для получения схем высокого порядка точности для уравнения Лапласа. Использование данного алгоритма позволит интерполировать поверхность дна с помощью достаточно плавных функций. Это повысит точность моделирования гидродинамических и гидробиологических процессов за счет построения расчетной сетки, соответствующей текущим картографическим данным [15].

Проведенные эксперименты показали, что разработанная система обеспечивает высокую точность распознавания. Полученные результаты демонстрируют практическую значимость разработанного решения для автоматизации обработки лоцманских карт.

В качестве перспектив дальнейших исследований можно рассматривать следующие направления: расширение набора данных, улучшение алгоритмов обнаружения и распознавания текста, интеграция с ГИС-системами, распознавание других элементов лоцманских карт и построение рельефа дна на основе полученных глубин и

их координат. Областью применения разработанного программного обеспечения является математическое моделирование гидродинамических и гидробиологических процессов водных объектов. Применение разработанных методов распознавания поможет строить расчетные сетки на основе актуальной картографической информации.

Список литературы / References

1. Лященко Т.В., Чистяков А.Е., Никитина А.В. Моделирование процесса распространения загрязнения водной экосистемы фосфатами. *Computational Mathematics and Information Technologies*. 2023;6(4):47–53. <https://doi.org/10.23947/2587-8999-2023-7-4-47-53>
2. Lyashenko T.V., Chistyakov A.E., Nikitina A.V. Modelling the process of phosphate pollution spread in the aquatic ecosystem. *Computational Mathematics and Information Technologies*. 2023;6(4):47–53. (In Russ.) <https://doi.org/10.23947/2587-8999-2023-7-4-47-53>
3. Белова Ю.В., Филина А.А., Чистяков А.Е. Прогнозирование динамики летних видов фитопланктона на основе методов усвоения спутниковых данных. *Computational Mathematics and Information Technologies*. 2024;8(4):27–34. <https://doi.org/10.23947/2587-8999-2024-8-4-27-34>
4. Belova Yu.V., Filina A.A., Chistyakov A.E. Forecasting the dynamics of summer phytoplankton species based on satellite data assimilation methods. *Computational Mathematics and Information Technologies*. 2024;8(4):27–34. (In Russ.) <https://doi.org/10.23947/2587-8999-2024-8-4-27-34>
5. Belova Yu.V., Razveeva I.F., Rakhimbaeva E.O. Development of an Algorithm for Semantic Segmentation of Earth Remote Sensing Data to Determine Phytoplankton Populations. *Advanced Engineering Research (Rostov-on-Don)*. 2024;24(3):283–292. <https://doi.org/10.23947/2687-1653-2024-24-3-283-292>
6. Cubuk E. D., Zoph B., Mané D., Vasudevan V. and Le Q. V., Autoaugment: Learning augmentation strategies from data[C]. In: *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Long Beach, CA, USA, 2019. P. 113–123. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2019.00020>
7. Minghui Liao, Zhaoyi Wan, Cong Yao, Chen Kai, Xiang Bai. Real-Time Scene Text Detection with Differentiable Binarization. In: *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*. 2020;34(07):11474–11481. <https://doi.org/10.1609/aaai.v34i07.6812>
8. Sheeba M.C., Christopher Ch. S. Adaptive deep residual network for image denoising across multiple noise levels in medical, nature, and satellite images. *Ain Shams Engineering Journal*. 2025;16(1):103188. <https://doi.org/10.1016/j.asej.2024.103188>
9. Bradley D., Roth G. Adaptive thresholding using the integral image. *Journal of graphics tools*. 2007;12(2):13–21. <https://doi.org/10.1080/2151237X.2007.10129236>
10. Tensmeyer C., Martinez T. Document image binarization with fully convolutional neural networks. In: *14th IAPR International Conference on Document Analysis and Recognition (ICDAR)*. 2017;1:99–104. <https://doi.org/10.1109/ICDAR.2017.25>
11. Minghui Liao, Baoguang Shi, Xiang Bai, Xinggang Wang, Wenyu Liu. Textboxes: A fast text detector with a single deep neural network. In: *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*. 2017;31(1). <https://doi.org/10.1609/aaai.v31i1.11196>
12. Yongkun Du, Zhineng Chen, Caiyan Jia, et al. SVTR: Scene Text Recognition with a Single Visual Model. *International Joint Conference on Artificial Intelligence (2022)*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2205.00159>
13. Kaiming He, Xiangyu Zhang, Shaoqing Ren, Jian Sun. Deep Residual Learning for Image Recognition. In: *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. 2016. P. 770–778. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2016.90>
14. Paschalis Tsirtsakis, Georgios Zacharis, George S. Maraslidis, George F. Fragulis. Deep learning for object recognition: A comprehensive review of models and algorithms. *International Journal of Cognitive Computing in Engineering*. 2025;6:298–312. <https://doi.org/10.1016/j.ijcce.2025.01.004>
15. Miao Tian, Kai Ma, Zhihao Liu, Qinjun Qiu, Yongjian Tan, Zhong Xie. Recognition of geological legends on a geological profile via an improved deep learning method with augmented data using transfer learning strategies. *Ore Geology Reviews*. 2023;153:105270. <https://doi.org/10.1016/j.oregeorev.2022.105270>
16. Sukhinov A.I., Belova Y.V., Filina A.A. Parallel implementation of substance transport problems for restoration the salinity field based on schemes of high order of accuracy. *CEUR Workshop Proceedings (2019)*, 2500.
17. Nikitina A., Belova Y., Atayan A. Mathematical modeling of the distribution of nutrients and the dynamics of phytoplankton populations in the Azov Sea, taking into account the influence of salinity and temperature. *AIP Conference Proceedings*. 2019; 2188(1): 050027. <https://doi.org/10.1063/1.5138454>

Об авторах:

Елена Олеговна Рахимбаева, аспирант, ассистент кафедры программного обеспечения вычислительной техники и автоматизированных систем Донского государственного технического университета (344003, Российская Федерация, г. Ростов-на-Дону, пл. Гагарина, 1), [ORCID](https://orcid.org/), [SPIN-код](https://spina.org/), [lena_rakhimbaeva@mail.ru](mailto:lana_rakhimbaeva@mail.ru)

Таджадин Аледин оглы Алышов, магистрант кафедры математики и информатики Донского государственного технического университета (344003, Российская Федерация, г. Ростов-на-Дону, пл. Гагарина, 1), [ORCID](https://orcid.org/), taci2002@mail.ru

Юлия Валериевна Белова, кандидат физико-математических наук, доцент кафедры математики и информа-

тики Донского государственного технического университета (344003, Российская Федерация, г. Ростов-на-Дону, пл. Гагарина, 1), [ORCID](#), [SPIN-код](#), yvbelova@yandex.ru

Заявленный вклад авторов:

Е.О. Рахимбаева: разработка концепции; курирование данных; формальный анализ; проведение исследования; визуализация; написание черновика рукописи.

Т.А. Альшов: проведение исследования; разработка программного обеспечения; валидация результатов; написание черновика рукописи.

Ю.В. Белова: научное руководство и написание рукописи — рецензирование и редактирование.

Конфликт интересов: *авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.*

Все авторы прочитали и одобрили окончательный вариант рукописи.

About the Authors:

Elena O. Rakhimbaeva, Postgraduate student, Assistant lecturer of the Department of “Computer Engineering and Automated Systems Software”, Don State Technical University (1, Gagarin Sq., Rostov-on-Don, 344003, Russian Federation), [ORCID](#), [SPIN-code](#), lena_rahimbaeva@mail.ru

Tadjaddin A. Alyshov, Master’s Degree student of the Department of “Mathematics and Computer Science”, Don State Technical University (1, Gagarin Sq., Rostov-on-Don, 344003, Russian Federation), [ORCID](#), taci2002@mail.ru

Yulia V. Belova, Candidate of Physical and Mathematical Sciences, Associate Professor of the Department of “Mathematics and Computer Science”, Don State Technical University (1, Gagarin Sq., Rostov-on-Don, 344003, Russian Federation), [ORCID](#), [SPIN-code](#), yvbelova@yandex.ru

Contributions of the authors:

E.O. Rakhimbayeva: concept development; data curation; formal analysis; conducting research; visualization; writing a draft manuscript.

T.A. Alyshov: conducting research; software development; validation of results; writing a draft manuscript.

Yu.V. Belova: scientific guidance and writing the manuscript — reviewing and editing.

Conflict of Interest Statement: *the authors declare no conflict of interest.*

All authors have read and approved the final manuscript.

Поступила в редакцию / Received 03.02.2025

Поступила после рецензирования / Revised 24.02.2025

Принята к публикации / Accepted 17.03.2025