

УДК 631.34:004.896

UDC 631.34:004.896

4.3.1. Технологии, машины и оборудование для агропромышленного комплекса (технические науки, сельскохозяйственные науки)

4.3.1. Technologies, Machinery, and Equipment for the Agro-Industrial Complex (Technical Sciences, Agricultural Sciences)

ПРИНЦИПЫ ФУНКЦИОНИРОВАНИЯ ДИАГНОСТИЧЕСКОЙ ПЛАТФОРМЫ ДЛЯ ДЕТЕКЦИИ ЗАБОЛЕВАНИЯ ПШЕНИЦЫ В ЗАДАЧАХ ТОЧНОГО ЗЕМЛЕДЕЛИЯ

PRINCIPLES OF FUNCTIONING OF THE DIAGNOSTIC PLATFORM FOR WHEAT DISEASE DETECTION IN PRECISION AGRICULTURE

Мифтахов Ильнур Ринатович
соискатель, младший научный сотрудник
SPIN-код автора: 9429-5990
Башкирский государственный аграрный университет, Уфа, Россия

Ilnur Rinatovich Miftakhov
Applicant, Junior Researcher
RSCI SPIN-code: 9429-5990
Bashkir State Agrarian University, Ufa, Russia

Мударисов Салават Гумерович
доктор технических наук, заведующий кафедры мехатронных систем и машин аграрного производства
SPIN-код автора: 6893-9957
Башкирский государственный аграрный университет, Уфа, Россия

Salavat Gumerovich Mudarisov
Doctor of Technical Sciences, Head of the Department of Mechatronic Systems and Agricultural Machinery
RSCI SPIN-code: 6893-9957
Bashkir State Agrarian University, Ufa, Russia

Яковлева Юлия Николаевна
старший преподаватель
SPIN-код автора: 9088-1996
Башкирский государственный аграрный университет, Уфа, Россия

Yuliya Nikolaevna Yakovleva
Senior Lecturer
RSCI SPIN-code: 9088-1996
Bashkir State Agrarian University, Ufa, Russia

В статье представлена диагностическая платформа на базе беспилотных летательных аппаратов (БПЛА) для раннего выявления заболеваний пшеницы с использованием технологий глубокого обучения. Разработанная система интегрирует RGB-камеры со свёрточной нейронной сетью (YOLOv8n), оптимизированной для обработки данных в реальном времени. БПЛА захватывает изображения высокого разрешения, которые обрабатываются с использованием алгоритмов детектирования и отслеживания объектов. Эти методы помогают отличать здоровые растения от поражённых, в частности, при выявлении таких заболеваний, как жёлтая ржавчина и септориоз. Система формирует файлы в формате GeoJSON с отмеченными зонами заражения, что позволяет создавать карты поражений для точечного применения средств защиты растений. Эти карты повышают эффективность обработки и снижают вредное воздействие на окружающую среду. Полевые испытания показали среднюю точность в 76%, что подтверждает эффективность платформы в идентификации заболеваний пшеницы и способствует внедрению системы в процессы точного земледелия

The article presents a UAV-based diagnostic platform for the early detection of wheat diseases using deep learning technologies. The developed system integrates RGB cameras with a convolutional neural network (YOLOv8n), optimized for real-time data processing. The UAV captures high-resolution images, which are processed using object detection and tracking algorithms. These methods help distinguish healthy plants from infected ones, particularly for identifying diseases such as yellow rust and septoria. The system generates GeoJSON files with marked infection zones, allowing the creation of disease maps for the targeted application of plant protection products. These maps improve treatment efficiency and reduce environmental impact. Field tests showed an average accuracy of 76%, confirming the platform's effectiveness in identifying wheat diseases and facilitating its adoption in precision agriculture practices

Ключевые слова: БЕСПИЛОТНЫЙ ЛЕТАТЕЛЬНЫЙ АППАРАТ (БПЛА),

Keywords: UNMANNED AERIAL VEHICLE (UAV), DEEP LEARNING, YOLOV8, WHEAT

ГЛУБОКОЕ ОБУЧЕНИЕ, YOLOV8,
ДИАГНОСТИКА ЗАБОЛЕВАНИЙ ПШЕНИЦЫ,
ЖЁЛТАЯ РЖАВЧИНА, СЕПТОРИОЗ, ТОЧНОЕ
ЗЕМЛЕДЕЛИЕ, RGB-КАМЕРЫ,
КАРТИРОВАНИЕ ЗАБОЛЕВАНИЙ, GEOJSON

DISEASE DIAGNOSTICS, YELLOW RUST,
SEPTORIA, PRECISION AGRICULTURE, RGB
CAMERAS, DISEASE MAPPING, GEOJSON.

<http://dx.doi.org/10.21515/1990-4665-202-015>

Введение

Сельское хозяйство — ключевая отрасль экономики, влияющая на продовольственную безопасность и устойчивость экономики. В условиях цифровизации важно применять передовые технологии для автоматизации мониторинга, анализа и управления сельхозугодьями [1]. Одной из таких технологий является использование БПЛА, которые повышают точность и эффективность операций. БПЛА, оснащенные RGB-камерами и программным обеспечением, позволяют точно выявлять фитопатологические заболевания, такие как септориоз и мучнистая роса, что минимизирует потери урожая и снижает затраты на средства защиты растений.

Использование данных с БПЛА позволяет создавать карты поражений для точечного применения защитных средств, что снижает затраты и минимизирует вред для окружающей среды [2]. Разработка платформы на базе БПЛА, обрабатывающей данные в реальном времени, является актуальной задачей для повышения эффективности агропредприятий [2, 3].

Материалы и методы исследований.

Для мониторинга использовалась разработанная диагностическая платформа на базе БПЛА (рисунок 1) с временем полета до 30 минут. Данные собирались на высоте 10 метров [3].



Рисунок 1 - Диагностическая платформа на базе БПЛА

Камеры видимого спектра с разрешением 12 МП использовались как сенсоры. Для обработки изображений с помощью глубокого обучения применялась вычислительная платформа NavQPlus. На рисунке 2 представлена блок-схема алгоритма работы системы.

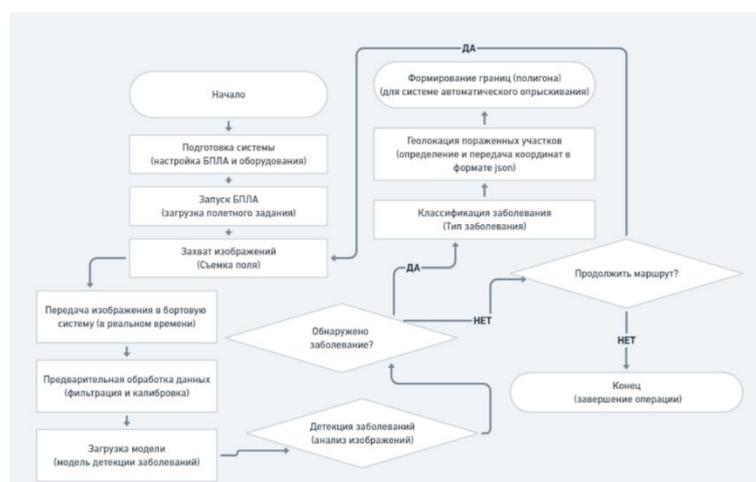


Рисунок 2 - Алгоритм работы диагностической платформы

Алгоритм работы платформы начинается с подготовки и запуска БПЛА, управления БПЛА осуществляется с помощью разработанной программы (свидетельство №2024619900), интерфейс которого представлен на рисунке 3 [4].

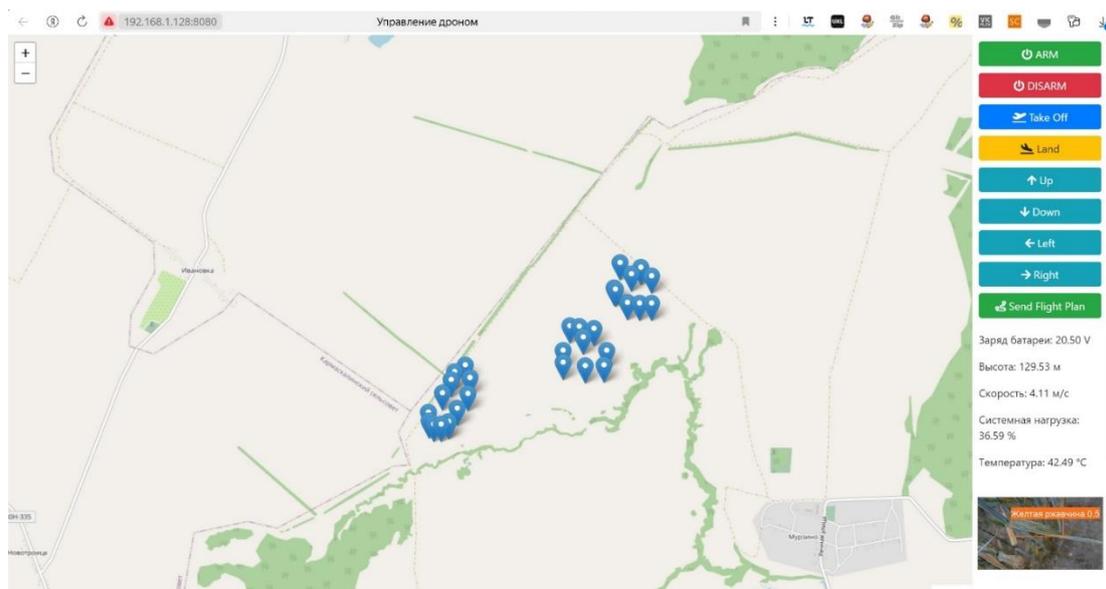


Рисунок 3 - Интерфейс программы управления БПЛА

В программе готовится полетное задание для БПЛА, задаются высота, скорость, траектория и углы обзора камеры. Во время миссии камера захватывает изображения с частотой 18 FPS, охватывая видимый спектр 400–700 нм для фиксации признаков заболеваний. Изображения передаются в бортовой компьютер, где предварительно загружена наша программа для их обработки с обученной моделью (свидетельство №2024616827) [5].

Для захвата изображений с БПЛА используется камера, параметры которой критически важны для точности определения координат объектов на земле [6]. Камера моделируется пинхол-моделью, которая проецирует трёхмерные точки сцены на двумерную плоскость изображения. Это проецирование можно описать следующей формулой (1):

$$s \times \begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = K \times \{R|T\} \times \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \\ 1 \end{bmatrix} \quad (1)$$

где

(X, Y, Z) - координаты точки в мировой системе координат, (u, v) — координаты пикселя на изображении, K — матрица внутренних параметров камеры, R — матрица вращения камеры относительно системы

координат БПЛА, T — вектор смещения камеры относительно системы координат БПЛА.

Обработка изображения основана на использовании нейросетевых технологий детектирования объектов (Object detection) в режиме реального времени [2, 7, 8].

Математическая модель детектирование модели глубокого обучения выглядит следующим образом:

Модель делит изображение на сетку $S \times S$, предсказывая B рамок и C классов для каждой ячейки. Вероятности классов предсказываются через softmax, а координаты объектов описываются формулой (2).

$$p_c \cdot (b_x, b_y, b_w, b_h) \cdot \text{softmax}(C) \quad (2)$$

где

p_c — вероятность наличия объекта в ячейке сетки, (b_x, b_y, b_w, b_h) — координаты и размеры рамки, а $\text{softmax}(C)$ — вероятности классов.

Модель выявляет признаки, такие как формы и текстуры, что позволяет отличать здоровые растения от пораженных (рисунок 4).

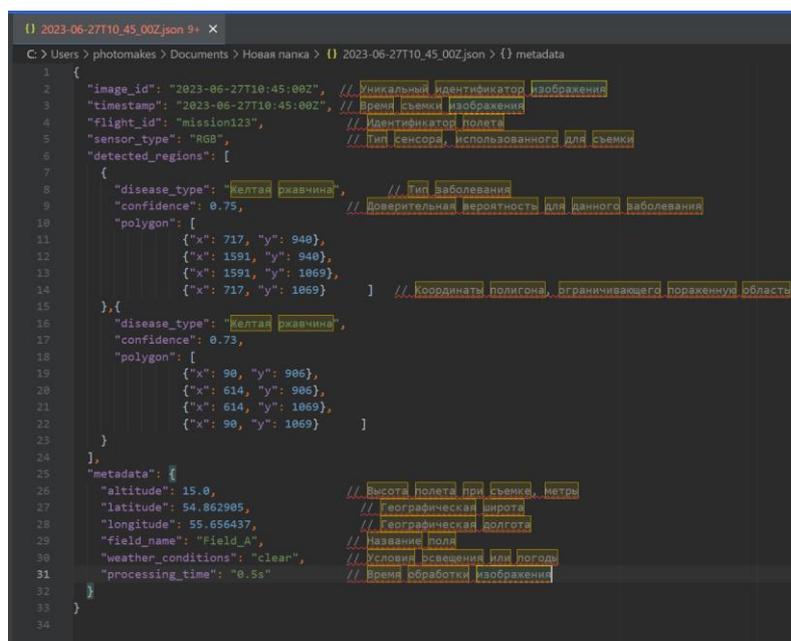


Рисунок 4 – Обнаружения заболевания (Детекция заболеваний)

Для точной диагностики заболеваний пшеницы недостаточно одного метода Object Detection, так как одно и то же растение может быть зафиксировано на нескольких кадрах, что приводит к ошибкам в подсчете.

Для повышения точности используют технологию Object Tracking, которая исключает повторное выявление тех же объектов и уменьшает дублирования и ложные срабатывания. Object Tracking позволяет отслеживать положение, траекторию и изменения объектов во времени, используя алгоритмы SORT и Deep SORT. Эта уникальная характеристика достигается благодаря применению двух математических методов: расстояния Махаланобиса и фильтра Калмана [2].

Этот процесс создает маску заражённых участков поля. После анализа изображения свёрточной нейронной сетью выделяются области заражения, которые представляются в виде маски и сохраняются в JSON-файле с данными о детекции (рисунок 5).



```
1 {
2   "image_id": "2023-06-27T10:45:00Z", // Уникальный идентификатор изображения
3   "timestamp": "2023-06-27T10:45:00Z", // Время съёмки изображения
4   "flight_id": "mission123", // Идентификатор полета
5   "sensor_type": "RGB", // Тип сенсора, использованного для съёмки
6   "detected_regions": [
7     {
8       "disease_type": "Келтая ржавчина", // Тип заболевания
9       "confidence": 0.75, // Доверительная вероятность для данного заболевания
10      "polygon": [
11        {"x": 717, "y": 948},
12        {"x": 1591, "y": 948},
13        {"x": 1591, "y": 1869},
14        {"x": 717, "y": 1869} ] // Координаты полигона, ограничивающего пораженную область
15      },{
16        "disease_type": "Келтая ржавчина",
17        "confidence": 0.73,
18        "polygon": [
19          {"x": 98, "y": 986},
20          {"x": 614, "y": 986},
21          {"x": 614, "y": 1869},
22          {"x": 98, "y": 1869} ]
23      }
24    ],
25    "metadata": {
26      "altitude": 15.0, // Высота полета при съёмке, метры
27      "latitude": 54.862905, // Географическая широта
28      "longitude": 55.656437, // Географическая долгота
29      "field_name": "Field_A", // Название поля
30      "weather_conditions": "clear", // Условия освещения или погоды
31      "processing_time": "0.5s" // Время обработки изображения
32    }
33  }
34 }
```

Рисунок 5 - Структурированные данные о детекции

JSON-файл используется для построения полигонов вокруг заражённых участков. Для этого пиксельные координаты переводятся в географические с помощью алгоритмов пространственной обработки, используя координаты центра изображения и его пространственное разрешение (GSD). Пиксельные координаты (x,y) преобразовываются в смещение относительно центра изображения.

На основе координат создается карта поражённых участков поля. На первом этапе применяется кластеризация, например, алгоритм DBSCAN, для классификации полигонов по их расположению [9]. Это упрощает пространственное представление данных, объединяя мелкие полигоны в крупные объекты, что облегчает их анализ. В результате алгоритм формирует объединённые полигоны.

Для классификации и выявления заболеваний пшеницы была разработана и обучена свёрточная нейронная сеть на основе модели Yolo8v [10, 11]. Обучение проводилось на датасете изображений здоровых и поражённых растений, собранных в 2023 году в Уфимском и Кармаскалинском районах Республики Башкортостан. Архитектура сети включала слои свёртки и пулинга для выявления признаков заболеваний, таких как изменение цвета листьев и появление пятен. Модель оптимизирована для работы в реальном времени на борту БПЛА с использованием аппаратных ускорителей.

Для оценки моделей нейронных сетей в задачах детектирования и классификации объектов использованы различные метрики:

1. CIoU (Complete Intersection over Union) — функция потерь, учитывающая не только степень перекрытия боксов, но и расстояние между их центрами и соотношение сторон, что повышает точность предсказаний.
2. Precision — доля истинно положительных предсказаний среди всех положительных, важна для минимизации ложных срабатываний.
3. Recall — доля правильно детектированных объектов среди всех фактически присутствующих, важна для полного охвата объектов.
4. AP (Average Precision) — измеряет точность на различных уровнях полноты, давая общее представление о качестве модели.
5. mAP (Mean Average Precision) — среднее AP для всех классов, основной показатель для сравнения моделей.

6. F1 Score — гармоническое среднее между точностью и полнотой, позволяет сбалансировать оба показателя.

Метрика позволяет объективно оценить эффективность детектирования с помощью нейросетевого алгоритма. Однако для задачи детектирования поражённых листьев пшеницы важны не только точность, но и скорость выполнения. Поэтому была разработана формула, которая учитывает как качество, так и время обработки. На основе экспертных оценок и экспериментов определены весовые коэффициенты для этих параметров. Предложенная формула оценивает эффективность нейросетевых моделей с учётом этих характеристик.

$$S = \alpha \cdot \frac{1}{t} + \beta \cdot a \quad (2.30)$$

где:

S — рейтинговый балл, отражающий общую эффективность модели;

t — среднее время обработки одного изображения или кадра;

a — точность детектирования, выраженная через метрику, такую как mAP или F1 Score;

α и β — весовые коэффициенты, соответствующие параметрам времени и точности детектирования.

Полученные данные обрабатываются для создания карты поражённых участков в формате GeoJSON. На основе этой информации создается карта-задание, которая интегрируется с системами автоматического управления сельскохозяйственными машинами. Это позволяет не только визуализировать поражённые участки, но и оптимизировать применение средств защиты растений, повышая эффективность обработки.

Результаты и их обсуждение.

В результаты исследований диагностической платформы для диагностики заболеваний пшеницы на основе глубокого обучения.

Приведены данные по обучению модели YOLOv8n и оценке её производительности на тестовых наборах данных (рис. 7 и 8).



Рисунок 7 – Результаты работы модели YOLOv8n

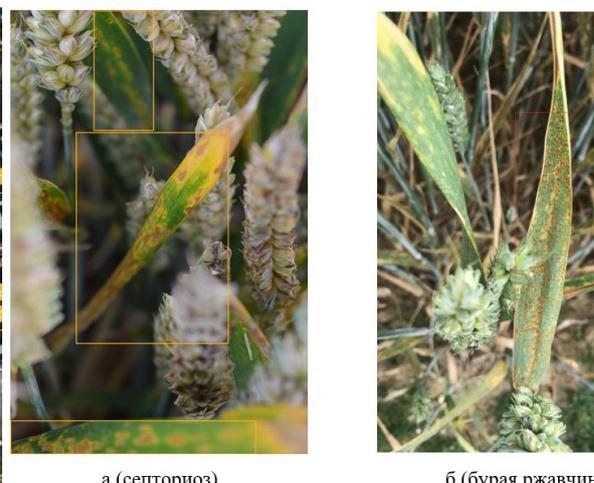


Рисунок 8 – Проверка модели на необученных данных

В ходе тестирования модель успешно справилась с классификацией заболеваний, таких как бурая ржавчина, жёлтая ржавчина и септориоз, показав наилучшие результаты для жёлтой ржавчины (AP = 0.660) и средний mAP по всем классам 0.512 (рис. 9 и 10) [9, 11].

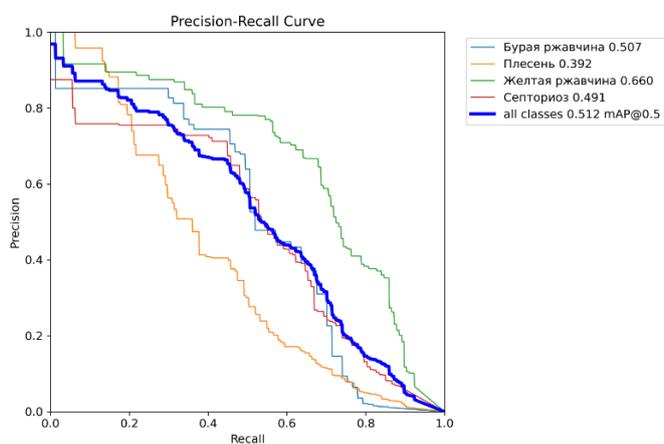


Рисунок 9 - Кривые точности и полноты (Precision-Recall Curve)

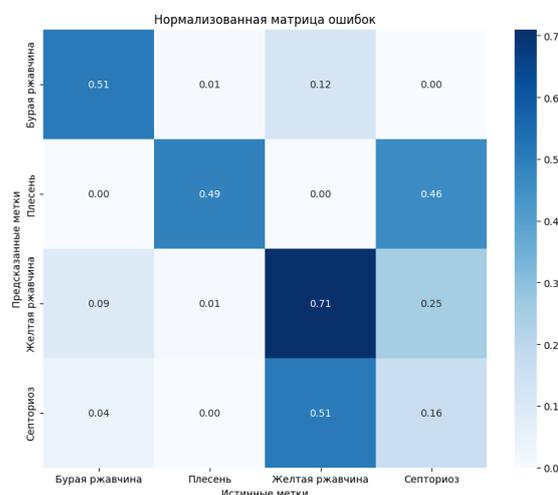


Рисунок 10 – Нормализованная матрица ошибок для модели YOLOv8n

В рамках полевого эксперимента, проведённого на территории КФХ в Кармаскалинском районе Республики Башкортостан, было собрано более

500 изображений пшеничного поля с разной степенью поражения жёлтой ржавчиной, фотография детектирования представлена на рисунке 11.

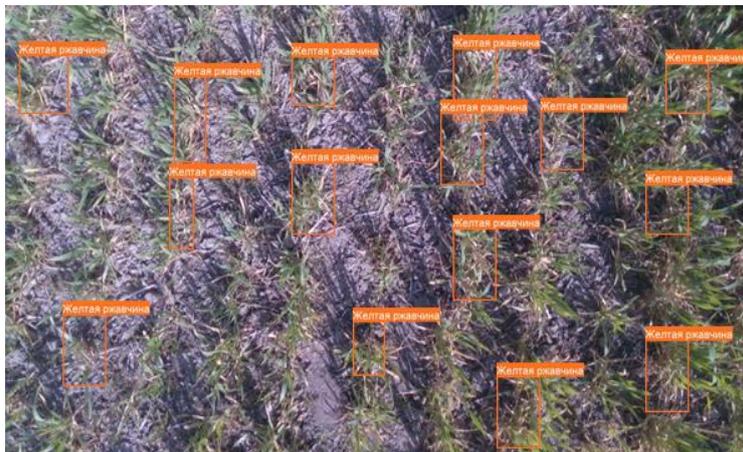


Рисунок 11 - Фотография детектирование на высоте 10 метров

По результатам сравнения распознанных и реальных случаев заболеваний пшеницы эксперимент показал высокую точность системы автоматизированного распознавания заболеваний пшеницы на основе изображений, полученных с БПЛА. Средняя точность составила 76%, а полнота — 71%, что указывает на высокую степень соответствия распознанных случаев заболевания с реальными данными.

Корреляционный анализ ($r = 0.95$) подтвердил сильную положительную связь между распознанными и фактическими случаями (рисунок 12).

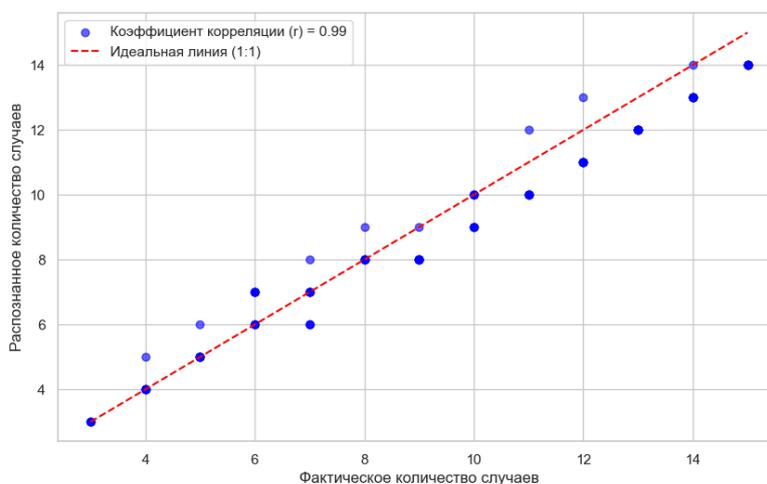


Рисунок 12 – Зависимость между распознанными и фактическими случаями заболеваний

Небольшие расхождения свидетельствуют о необходимости дальнейшего совершенствования модели для обработки изображений с неявными признаками заболеваний.

После проведения эксперимента приступаем к созданию карты-заданий. В разработанной нами программе «Система обнаружения болезней растений с помощью БПЛА» с обученной моделью нейронной сети (свидетельство №2024616827) которая обработала снимки и подготовила JSON файлы с меткой поражённых "жёлтой ржавчиной" участков.

Далее в разработанной нами программе преобразовывали данные детекции в географические координаты и сохраняли их в формате GeoDataFrame (рисунок 13). Затем в программе применялся алгоритм DBSCAN для кластеризации и объединения близко расположенных полигонов (рисунок 14), результатом чего являлся файл clustered_output.geojson.

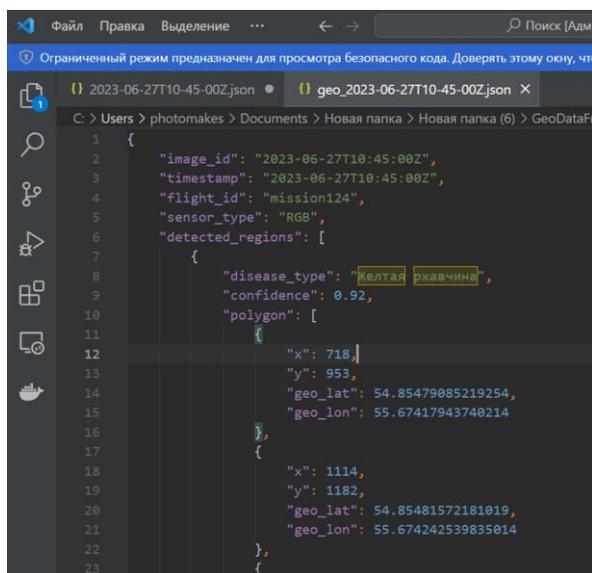


Рисунок 13 – Структура обновленного JSON файла

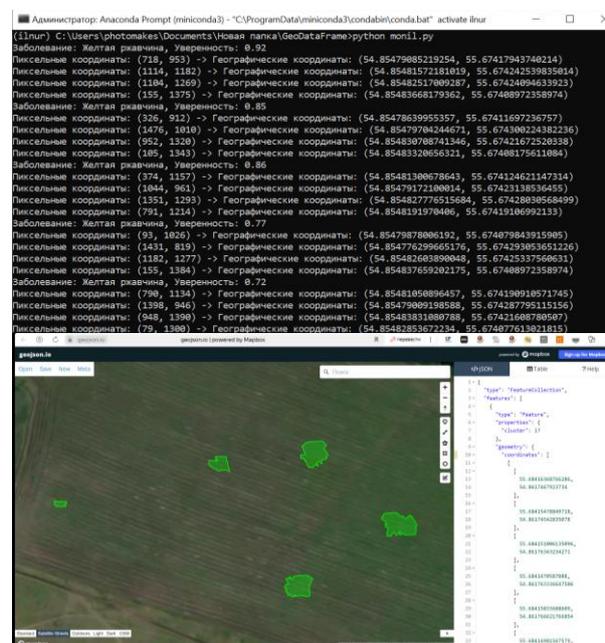


Рисунок 14 – Результаты кластеризации (объединения контуров)

Далее в разработанной программе формируем карту-заданий для дифференцированного внесения агрохимикатов в формате, совместимом с

системами автоматизированного опрыскивания (форматы .txt, .kml, .geojson, .shp) (рисунок 15). Эффективность обработки оценивалась через симуляцию в среде AgOpenGPS (рисунок 16), где моделировалась работа виртуальной сельскохозяйственной техники внутри выделенного полигона.



Рисунок 15 - Карта-заданий

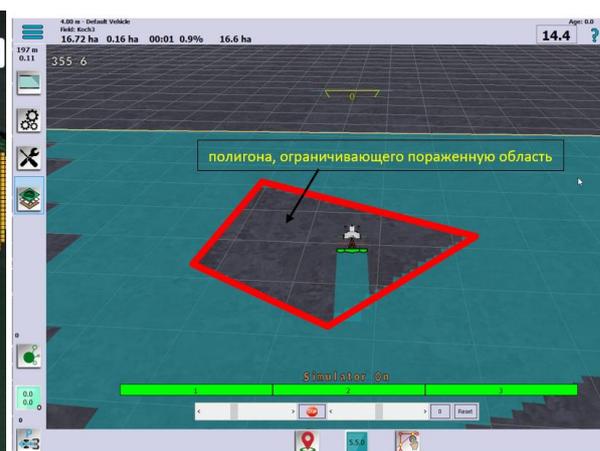


Рисунок 16 - Симуляция обработки зараженной области в пределах полигона

Этот метод подтверждает эффективность геопространственного анализа, основанного на данных с БПЛА, что позволяет агрономам адаптировать агрохимическую обработку с учётом пространственной неоднородности полей, оптимизируя ресурсные затраты и повышая рентабельность производства.

Выводы

Разработанная диагностическая платформа на базе БПЛА эффективно выявляет фитопатологические заболевания пшеницы, подтверждая свою точность при полевых испытаниях, с наилучшим результатом для жёлтой ржавчины ($AP = 0.660$) и средним $mAP = 0.512$.

Интеграция методов Object Detection и Object Tracking повысила точность детектирования, устраняя дублирования и снижая количество ложных срабатываний, что улучшило точность диагностики заболеваний.

Генерация карт в формате GeoJSON и их интеграция с системами автоматизированного управления обеспечили оптимизацию дифференцированного внесения агрохимикатов, что сократило расходы и снизило экологическое воздействие.

Симуляции в AgOpenGPS показали, что геопространственный анализ данных с БПЛА позволяет адаптировать полевые работы к пространственной неоднородности, что повышает экономическую эффективность.

Разработанная система способствует цифровизации и автоматизации агропроизводства, повышая его эффективность и снижая затраты на ресурсы.

ЛИТЕРАТУРА

1. Острицова, В. А. Применение нейронных сетей в сельском хозяйстве как неотъемлемая часть инновационного развития отрасли / В. А. Острицова, В. В. Ткаченко // Наука в современном обществе: закономерности и тенденции развития : Сборник статей международной научно-практической конференции: в 2 частях, Уфа, 28 сентября 2016 года. Том Часть 1. – Уфа: Общество с ограниченной ответственностью "ОМЕГА САЙНС", 2016. – С. 42-48. – EDN WNORQR.

2. Баженова, С. А. Комплексное решение проблемы распространения борщевика Сосновского с использованием беспилотных летательных аппаратов / С. А. Баженова, А. А. Баженова // Новейшие исследования в современной науке: опыт, традиции, инновации : Сборник научных статей по материалам XIII Международной научной конференции, Morrisville, NC, USA, 25–26 января 2022 года. – Morrisville: Lulu Press Inc., 2022. – С. 7-10. – EDN KIBKAK.

3. Мударисов С. Г., Мифтахов И. Р. Автоматическое обнаружение и идентификация болезней пшеницы с использованием методов глубокого обучения и применением дронов в режиме реального времени // Вестник Казанского государственного аграрного университета. 2024. №. 2. С. 90-104. DOI: <https://doi.org/10.12737/2073-0462-2024-90-104> (дата обращения: 02.09.2024).

4. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2024619900 Российская Федерация. Программа для управления квадрокоптером с использованием Pixhawk 4 и Tkinter на языке Python с интеграцией модели машинного обучения для обработки видеопотока : № 2024611711 : заявл. 31.01.2024 : опубл. 27.04.2024 / И. Р. Мифтахов, С. Г. Мударисов ; заявитель Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования «Башкирский государственный аграрный университет». – EDN TFRMXJ.

5. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2024616827 Российская Федерация. Система обнаружения болезней растений с помощью БПЛА : № 2024615439 : заявл. 14.03.2024 : опубл. 25.03.2024 / И. Р. Мифтахов. – EDN GZOHGZ.

6. Арбузов, А. П. Информационное обеспечение наведения БПЛА на искомый объект зернового элеватора с использованием технологий нейронных сетей / А. П. Арбузов, В. О. Новицкий // Информационно-аналитические и интеллектуальные системы для производства и социальной сферы : Сборник статей всероссийской межвузовской научно-практической конференции молодых учёных, Москва, 24 ноября 2022 года / Российский биотехнологический университет. – Курск: Закрытое акционерное общество "Университетская книга", 2022. – С. 40-49. – EDN JUDNHS.

7. Асанова, А. М. Обзор технологий машинного обучения VGG16, ResNet, Keras, Tensorflow для распознавания изображений / А. М. Асанова // Внедрение передового опыта и практическое применение результатов инновационных исследований : Сборник статей Международной научно-практической конференции, Волгоград, 20 мая 2020 года. – Волгоград: Общество с ограниченной ответственностью "Аэтерна", 2020. – С. 13-19. – EDN CSIBDN.

8. Бажунов, И. Д. Реализация сверточной нейронной сети в приложении по определению болезней древесных пород и кустарников / И. Д. Бажунов, А. К. Бойцов // Актуальные вопросы лесного хозяйства : материалы VI международной молодежной научно-практической конференции, Санкт-Петербург, 10–11 ноября 2022 года / Санкт-Петербургский государственный лесотехнический университет имени С.М. Кирова. – Санкт-Петербург: Общество с ограниченной ответственностью «Реноме», 2022. – С. 199-203. – EDN WJAYQC.

9. Курейчик, В. М. Классификация методов решения задач компоновки на основе плотностного алгоритма DBSCAN / В. М. Курейчик, И. Б. Сафроненкова // Информационные технологии и математическое моделирование систем 2017 : Труды международной научно-технической конференции, Одинцово, Моск. обл., 20–22 ноября 2017 года. – Одинцово, Моск. обл.: Федеральное государственное бюджетное учреждение науки Центр информационных технологий в проектировании Российской академии наук, 2017. – С. 98-104. – EDN YRROMD.

10. Бажунов, И. Д. Реализация сверточной нейронной сети в приложении по определению болезней древесных пород и кустарников / И. Д. Бажунов, А. К. Бойцов // Актуальные вопросы лесного хозяйства : материалы VI международной молодежной научно-практической конференции, Санкт-Петербург, 10–11 ноября 2022 года / Санкт-Петербургский государственный лесотехнический университет имени С.М. Кирова. – Санкт-Петербург: Общество с ограниченной ответственностью «Реноме», 2022. – С. 199-203. – EDN WJAYQC.

11. Кутырёв А. И. Распознавание и классификация болезней листьев яблони на основе анализа их изображений моделями сверточных нейронных сетей (CNN) // Вестник Ульяновской государственной сельскохозяйственной академии. – 2023. – №. 3 (63). – С. 215-223.

12. Назарова, Л. Н. и др. Прогрессирующие болезни озимой и яровой пшеницы // Защита и карантин растений. – 2006. – № 7. – С. 12-14. – EDN HTVQYR.

REFERENCES

1. Ostriczova, V. A. Primenenie nejronny`x setej v sel`skom hozyajstve kak neot`emlemaya chast` innovacionnogo razvitiya otrasli / V. A. Ostriczova, V. V. Tkachenko // Nauka v sovremennom obshhestve: zakonomernosti i tendencii razvitiya : Sbornik statej mezhdunarodnoj nauchno-prakticheskoj konferencii: v 2 chastyax, Ufa, 28 sentyabrya 2016 goda. Tom Chast` 1. – Ufa: Obshhestvo s ogranichennoj otvetstvennost`yu "OMEGA SAJNS", 2016. – S. 42-48. – EDN WNORQR.

2. Bazhenova, S. A. Kompleksnoe reshenie problemy` rasprostraneniya borshhevika Sosnovskogo s ispol`zovaniem bespilotny`x letatel`ny`x apparatov / S. A. Bazhenova, A. A. Bazhenova // Novejshie issledovaniya v sovremennoj nauke: opy`t, tradicii, innovacii : Sbornik nauchny`x statej po materialam XIII Mezhdunarodnoj nauchnoj konferencii, Morrisville, NC, USA, 25–26 yanvarya 2022 goda. – Morrisville: Lulu Press Inc., 2022. – S. 7-10. – EDN KIBKAK.

3. Mudarisov S. G., Miftaxov I. R. Avtomaticheskoe obnaruzhenie i identifikaciya boleznij pshenicy s ispol`zovaniem metodov glubokogo obucheniya i primeneniem dronov v rezhime real`nogo vremeni // Vestnik Kazanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta. 2024. №. 2. S. 90-104. DOI: <https://doi.org/10.12737/2073-0462-2024-90-104> (data obrashheniya: 02.09.2024).

4. Svidetel`stvo o gosudarstvennoj registracii programmy` dlya E`VM № 2024619900 Rossijskaya Federaciya. Programma dlya upravleniya kvadrakopterom s ispol`zovaniem Pixhawk 4 i Tkinter na yazy`ke Python s integraciej modeli mashinnogo obucheniya dlya obrabotki videopotoka : № 2024611711 : zayavl. 31.01.2024 : opubl. 27.04.2024 / I. R. Miftaxov, S. G. Mudarisov ; zayavitel` Federal`noe gosudarstvennoe byudzhethoe obrazovatel`noe uchrezhdenie vy`sshego obrazovaniya «Bashkirskij gosudarstvenny`j agrarny`j universitet». – EDN TFRMXJ.

5. Svidetel`stvo o gosudarstvennoj registracii programmy` dlya E`VM № 2024616827 Rossijskaya Federaciya. Sistema obnaruzheniya boleznij rastenij s pomoshh`yu BPLA : № 2024615439 : zayavl. 14.03.2024 : opubl. 25.03.2024 / I. R. Miftaxov. – EDN GZOHGZ.

6. Arbuzov, A. P. Informacionnoe obespechenie navedeniya BPLA na iskomy`j ob`ekt zernovogo e`levatora s ispol`zovaniem texnologij nejronny`x setej / A. P. Arbuzov, V. O. Noviczkiy // Informacionno-analiticheskie i intellektual`ny`e sistemy` dlya proizvodstva i social`noj sfery` : Sbornik statej vserossijskoj mezhvuzovskoj nauchno-prakticheskoj konferencii molody`x uchyony`x, Moskva, 24 noyabrya 2022 goda / Rossijskij biotexnologicheskij universitet. – Kursk: Zakry`toe akcionerное obshhestvo "Universitetskaya kniga", 2022. – S. 40-49. – EDN JUDNHS.

7. Asanova, A. M. Obzor texnologij mashinnogo obucheniya VGG16, ResNet, Keras, Tensorflow dlya raspoznavaniya izobrazhenij / A. M. Asanova // Vnedrenie peredovogo opy`ta i prakticheskoe primenenie rezul`tatov innovacionny`x issledovanij : Sbornik statej Mezhdunarodnoj nauchno-prakticheskoj konferencii, Volgograd, 20 maya 2020 goda. – Volgograd: Obshhestvo s ogranichennoj otvetstvennost`yu "Ae`terna", 2020. – S. 13-19. – EDN CSIBDN.

8. Bazhunov, I. D. Realizaciya svertochnoj nejronnoj seti v prilozhenii po opredeleniyu boleznij drevesny`x porod i kustarnikov / I. D. Bazhunov, A. K. Bojczov // Aktual`ny`e voprosy` lesnogo khozyajstva : materialy` VI mezhdunarodnoj molodezhnoj nauchno-prakticheskoj konferencii, Sankt-Peterburg, 10–11 noyabrya 2022 goda / Sankt-Peterburgskij gosudarstvenny`j lesotexnicheskij universitet imeni S.M. Kirova. – Sankt-Peterburg: Obshhestvo s ogranichennoj otvetstvennost`yu «Renome», 2022. – S. 199-203. – EDN WJAYQC.

9. Kurejchik, V. M. Klassifikaciya metodov resheniya zadach komponovki na osnove plotnostnogo algoritma DBSCAN / V. M. Kurejchik, I. B. Safronenkova // Informacionny`e texnologii i matematicheskoe modelirovanie sistem 2017 : Trudy` mezhdunarodnoj nauchno-texnicheskoy konferencii, Odinczovo, Mosk. obl., 20–22 noyabrya 2017 goda. – Odinczovo, Mosk. obl.: Federal`noe gosudarstvennoe byudzhethoe uchrezhdenie nauki Centr informacionny`x texnologij v proektirovanii Rossijskoj akademii nauk, 2017. – S. 98-104. – EDN YRROMD.

10. Bazhunov, I. D. Realizaciya svertochnoj nejronnoj seti v prilozhenii po opredeleniyu boleznij drevesny`x porod i kustarnikov / I. D. Bazhunov, A. K. Bojczov //

Aktual'ny'e voprosy` lesnogo khozyajstva : materialy` VI mezhdunarodnoj molodezhnoj nauchno-prakticheskoj konferencii, Sankt-Peterburg, 10–11 noyabrya 2022 goda / Sankt-Peterburgskij gosudarstvenny`j lesotexnicheskij universitet imeni S.M. Kirova. – Sankt-Peterburg: Obshhestvo s ogranichennoj otvetstvennost`yu «Renome», 2022. – S. 199-203. – EDN WJAYQC.

11. Kuty`ryov A. I. Raspoznavanie i klassifikaciya boleznij list`ev yabloni na osnove analiza ix izobrazhenij modelyami svertochny`x nejronny`x setej (CNN) //Vestnik U`yanovskoj gosudarstvennoj sel`skoxozyajstvennoj akademii. – 2023. – №. 3 (63). – S. 215-223.

12. Nazarova, L. N. i dr. Progressiruyushhie bolezni ozimoj i yarovej pshenicy // Zashhita i karantin rastenij. – 2006. – № 7. – S. 12-14. – EDN HTVQYR.