

го индивидуального дома / В. А. Гусаров, С. В. Подъячих. – Текст: непосредственный // Научные исследования студентов в решении актуальных проблем АПК: материалы Всероссийской студенческой научно-практической конференции, п. Молодежный, 20-21 февраля 2025 года – п. Молодежный, 2025. – С. 812-816.

9. Mahapatra, Bandana, Nayyar, Anand. (2022). Home energy management system (HEMS): concept, architecture, infrastructure, challenges and energy management schemes. *Energy Systems*. 13. DOI: 10.1007/s12667-019-00364-w.

10. Ijala, Abdullahi, Idowu-Bismark, Bode, Jemitola, Paul, et al. (2024). Artificial neural network-based home energy management system for smart homes. *Computer and Telecommunication Engineering*. 2. 2372. DOI: 10.54517/cte.v2i1.2372.

References

1. Bastron A.V., Bastron T.N., Chebodaev A.V., Naumov I.V., Podyachikh S.V. K voprosu o povyshenii effektivnosti proektnykh resheniy pri razrabotke vnutrennikh elektricheskikh setey selskikh domovladiy // Vestnik NGIEI. 2022. No. 2 (129). S. 41–55.

2. Bastron A.V., Naumov I.V. Issledovanie nesimmetrichnykh rezhimov raboty vnutrennikh elektricheskikh setey individualnykh zhilykh domov v selskoy mestnosti // Vestnik NGIEI. 2022. No. 6. S. 44–58.

3. Bastron A.V., Bastron T.N., Chebodaev A.V., Naumov I.V., Podyachikh S.V. K voprosu o povyshenii effektivnosti proektnykh resheniy selskikh raspredelitelnykh elektricheskikh setey // Vestnik NGIEI. 2024. No. 7 (158). S. 57–70.

4. Nikolais S.D., Mishchenko Yu.V., Sukhar D.A. Obzor interneta veshchey dlya umnogo

doma: problemy i resheniya // Universitetskaya nauka. 2022. No. 2 (14). S. 170-177.

5. Pustovoytov A.S., Pavlov D.O., Chernov M.A., Zemlyanskiy L.O., Aleksandrov N.V. Proektirovanie sistemy "Umnyy dom" dlya zagorodnogo doma s upravleniem i kontrolem za ustroystvami // Evraziyskoe Nauchnoe Obedinenie. 2020. No. 9-2 (67). S. 139-141.

6. Arykov L.D. Sistemy "Umnyy dom", obzor tekhnologiy dlya sozdaniya energoeffektivnykh i avtomatizirovannykh domov // Zavalishinskiy chteniya 24. Sbornik dokladov XIX Mezhdunarodnoy konferentsii po elektromekhanike i robototekhnike. Sankt-Peterburg, 2024. S. 27-30.

7. Naumov I.V., Podyachikh S.V. O snizhenii poter i povyshenii kachestva elektroenergii v elektricheskikh setyakh individualnykh domovladiy // Elektrotekhnologii i elektrooborudovanie v APK. 2024. T. 71. No. 4 (57). S. 19-30.

8. Gusarov V.A., Podyachikh S.V. Issledovanie pokazateley kachestva elektricheskoy energii na vvode zhilogo individualnogo doma // Nauchnye issledovaniya studentov v reshenii aktualnykh problem APK. Materialy Vserossiyskoy studencheskoy nauchno-prakticheskoy konferentsii. p. Molodezhnyy, 2025. S. 812-816.

9. Mahapatra, Bandana, Nayyar, Anand. (2022). Home energy management system (HEMS): concept, architecture, infrastructure, challenges and energy management schemes. *Energy Systems*. 13. DOI: 10.1007/s12667-019-00364-w.

10. Ijala, Abdullahi, Idowu-Bismark, Bode, Jemitola, Paul, et al. (2024). Artificial neural network-based home energy management system for smart homes. *Computer and Telecommunication Engineering*. 2. 2372. DOI: 10.54517/cte.v2i1.2372.



УДК 004.001

DOI: 10.53083/1996-4277-2026-256-2-70-78

М.Ю. Карелина, А.А. Акулов, В.Д. Кутков, Д.С. Талдыкин

M.Yu. Karelina, A.A. Akulov, V.D. Kutkov, D.S. Taldykin

РАЗРАБОТКА СИСТЕМЫ ТЕХНИЧЕСКОГО ЗРЕНИЯ ДЛЯ ОЦЕНКИ СОСТОЯНИЯ ТЕПЛИЧНЫХ КУЛЬТУР

DEVELOPMENT OF A VISION SYSTEM TO EVALUATE GREENHOUSE CROP CONDITION

Ключевые слова: техническое зрение, мониторинг теплиц, сегментация растительности, спектральные индексы, анализ текстуры GLCM, фенотипирование растений.

Keywords: machine vision, greenhouse monitoring, vegetation segmentation, spectral indexes, GLCM texture analysis, plant phenotyping.

В данном исследовании представлена модульная программная система, предназначенная для количественной оценки состояния тепличных культур с использованием компьютерного зрения и методов функциональной инженерии. Платформа объединяет полный цикл обработки, который включает в себя получение изображений, предварительную обработку с учетом адаптации к шуму, сегментацию растительности на основе HSV, выделение спектральных и текстурных признаков и аналитическую агрегацию фенотипических показателей. Экспериментальная оценка проводилась на гетерогенном наборе данных, состоящем из 312 изображений с разрешением от 1280×720 до 4096×2160 пикселей, полученных в условиях переменной освещенности и помех от датчиков. Алгоритм сегментации продемонстрировал высокую надежность, сохраняя целостность контура при возмущениях яркости $\pm 40\%$ и уровнях гауссовского шума до $\sigma = 20$. Количественные измерения – соотношение площадей растений, цветовых фракций, индекса избыточной зелени (ExG) и контраста и однородности, полученных на основе GLCM, – показали высокую чувствительность к физиологическим изменениям содержания хлорофилла, сдвигам пигментации и структурной неоднородности ткани листьев. Интегрированный индекс здоровья, нормализованный к интервалу $[0, 1]$, эффективно различал растительность, не подвергшуюся стрессу, и растительность, подвергшуюся стрессу. Эксперименты с пакетной обработкой подтвердили воспроизводимость вычисленных дескрипторов и масштабируемость системы для задач фенотипирования большого объема. Результаты демонстрируют, что предлагаемое решение обеспечивает вычислительную основу для мониторинга в режиме реального времени,

раннего выявления стресса растительности и интеграции в среду поддержки принятия решений в области цифрового сельского хозяйства.

A modular software system designed to quantify the condition of greenhouse crops using computer vision and functional engineering methods is discussed. The platform integrates a full processing cycle which includes image acquisition, noise adaptation preprocessing, HSV-based vegetation segmentation, spectral and textural feature extraction, and analytical aggregation of phenotypic indices. The experimental evaluation was made on a heterogeneous data set consisting of 312 images with a resolution from 1280 × 720 to 4096 × 2160 pixels obtained under conditions of variable illumination and interference from sensors. The segmentation algorithm demonstrated high reliability maintaining contour integrity with brightness disturbances of $\pm 40\%$ and Gaussian noise levels up to $\sigma = 20$. Quantitative measurements, i.e. the ratio of plant areas, color fractions, the excess greenness index (ExG), and contrast and uniformity obtained on the basis of GLCM showed high sensitivity to physiological changes in chlorophyll content, pigmentation shifts, and structural heterogeneity of leaf tissue. The integrated health index, normalized to the interval $[0, 1]$, effectively distinguished between non-stressed vegetation and stressed vegetation. Batch processing experiments confirmed the reproducibility of the calculated descriptors and the scalability of the system for high volume phenotyping tasks. The results demonstrate that the proposed solution provides a computational framework for real-time monitoring, early detection of vegetation stress, and integration into a digital agriculture decision support environment.

Карелина Мария Юрьевна, д.т.н., д.п.н., профессор, зав. кафедрой логистики и транспортно-технологических систем, Государственный университет управления, г. Москва, Российская Федерация, e-mail: karelinamu@mail.ru.

Акулов Алексей Андреевич, к.т.н., доцент, Государственный университет управления, г. Москва, Российская Федерация, e-mail: a.akulov.98@mail.ru.

Кутков Владимир Дмитриевич, аспирант, мл. науч. сотр., Государственный университет управления, г. Москва, Российская Федерация, e-mail: KutkovVD@yandex.ru.

Талдыкин Дмитрий Сергеевич, аспирант, мл. науч. сотр., Государственный университет управления, г. Москва, Российская Федерация, e-mail: dima.dima.taldykin@mail.ru.

Karelina Mariya Yurevna, Dr. Tech. Sci., Dr. Pedagogic Sci., Prof., State University of Management, Moscow, Russian Federation, e-mail: karelinamu@mail.ru.

Akulov Aleksey Andreevich, Cand. Tech. Sci., Assoc. Prof., State University of Management, Moscow, Russian Federation, e-mail: a.akulov.98@mail.ru.

Kutkov Vladimir Dmitrievich, post-graduate student, Junior Researcher, State University of Management, Moscow, Russian Federation, e-mail: KutkovVD@yandex.ru.

Taldykin Dmitriy Sergeevich, post-graduate student, Junior Researcher, State University of Management, Moscow, Russian Federation, e-mail: dima.dima.taldykin@mail.ru.

Введение

Интенсификация сельского хозяйства с контролируемой окружающей средой за последнее

десятилетие переформировала мониторинг тепличных культур в одну из основных технологических задач цифровой агрономии. Современ-

ные промышленные теплицы с площадью выращивания от 0,2 до 25 га преимущественно работают в условиях регулируемого микроклиматического режима, при котором отклонения температуры на $\pm 1,5^\circ\text{C}$, относительной влажности воздуха на $\pm 4\%$ или фотосинтетически активного излучения (PAR) на ± 50 мкмоль \cdot м $^{-2}\cdot$ с $^{-1}$ могут привести к сокращению накопления биомассы. В подобных условиях возможность количественной оценки состояния сельскохозяйственных культур с высоким пространственным и временным разрешением становится необходимой для принятия прогнозирующих решений, адаптивной фертигации и диагностики возникновения ранних заболеваний растений [1-3]. Ручной контроль, проводимый с интервалом в 24-72 ч, ограничен субъективностью и охватом выборки (часто менее 3% обрабатываемой площади) и запоздалым выявлением ранних физиологических нарушений.

Большинство известных методов оценки растительности, такие как определение содержания хлорофилла, деструктивный отбор проб листьев или точечная спектрофотометрия, обеспечивают высокую точность измерений, но не обладают достаточной производительностью, необходимой для формирования характеристики большого количества растений. Более того, при увеличении плотности растительности, или когда густота листвы препятствует прямому доступу к объектам анализа, они становятся трудно применимы в работе. Напротив, анализ на основе изображений позволяет извлекать морфологические, спектральные и текстурные характеристики из полных данных на уровне сцены. Однако для эффективного внедрения подобных систем требуется сегментация, точная колориметрическая обработка и разработка интерпретируемых характеристик, особенно в тех случаях, когда освещенность теплицы меняется на 300% в период между восходом солнца и вечером [4].

Ключевым аналитическим компонентом является избыточный индекс Грина (ExG), вычисляемый с использованием преобразования:

$$exg = 2 \cdot g_f - r_f - b_f,$$

где нормализованные значения интенсивности каналов r_f , g_f и b_f лежат в интервале [0, 1]. Данный показатель продемонстрировал высокую чувствительность к градиентам содержания хлорофилла, превышающим $\Delta\text{SPAD} = 4-6$ ед., что позволяет на ранней стадии выявлять дис-

баланс питательных веществ. В дополнение к exg система оценивает доли зеленых, желтых и коричневых пикселей, применяя фильтры с ограниченным значением насыщенности оттенков, такие как $35^\circ \leq H \leq 85^\circ$ для здоровой растительности и $20^\circ \leq H < 35^\circ$ для участков со смещенным пигментом, связанных с хлорозом. Фракции обеспечивают спектральное разложение неоднородности растительного покрова, где переходы от зеленых сегментов к желтым часто предшествуют заметному увяданию листьев растений на 48-96 ч.

Текстурные характеристики, в частности контрастность и однородность на основе GLCM, обеспечивают дополнительную диагностику. Для их расчета требуется дискретизация по 8 уровням серого, что снижает чувствительность к шумам датчика. Например, параметр контрастности, рассчитанный на основе матрицы совпадений размером 8×8 , заметно возрастает, когда некротические участки вызывают резкие скачки яркости [5]. В программном обеспечении процедура реализуется путем итеративного накопления частот смежности в парах пикселей (строк – 1) \times столбцов. Таким образом, изображение размером 1024×768 пикселей генерирует приблизительно 786 432 события смежности.

Интеграция параметров в единый индекс здоровья обеспечивает скалярную меру физиологического статуса, нормализованную к интервалу [0, 1]. Взвешенные вклады ($w_1 = 0,5$ для зеленой фракции, $w_2 = 0,3$ для желтой фракции, $w_2 = 0,3$ для коричневой фракции и $w_2 = 0,2$ для нормализованного exg) были рассчитаны следующим образом: подобран, чтобы сбалансировать спектральные и структурные показатели. Таким образом, операторы теплиц могут интерпретировать значение индекса 0,85-0,95 как показатель оптимальной силы вегетации, в то время как значения ниже 0,45 надежно сигнализируют о возникающих стрессовых условиях [6].

Целью исследования является создание адаптивной программной платформы, способной автоматически генерировать дескрипторы на основе разнородных изображений теплиц. Система разработана с учетом различных разрешений (от 640×480 до 4096×2160 пикселей), различной оптики камер и различной геометрии захвата. Кроме того, благодаря включению модулей визуализации, статистического обобщения и экспорта данных на основе CSV, программное обеспечение создает воспроизводи-

мую вычислительную среду для крупномасштабных экспериментов по фенотипированию, обеспечивая интеграцию в системы диспетчерского управления, платформы цифрового сельского хозяйства и модели прогнозирования урожайности на основе машинного обучения.

Материалы и методы

Разработанная программная система структурирована как модульный вычислительный конвейер, объединяющий сбор данных, предварительную обработку изображений, сегментацию растительности, выделение признаков, аналитическую агрегацию и интерактивную визуализацию. Архитектура основана на иерархической организации, в которой каждый модуль выполняет определенный набор операций и передает промежуточные структуры данных последующим компонентам [7, 8]. Подобная конструкция обеспечивает детерминированное выполнение, воспроизводимость результатов и расширяемость для различных сценариев визуализации теплиц.

Модуль импорта данных. Входные данные предоставляются в виде стандартных цифровых изображений в форматах JPEG, PNG, BMP и TIFF. Модуль использует процедуру OpenCV `cv2.imread(path)` для загрузки массивов пиксе-

лей, возвращая трехканальный тензор BGR с типичными размерами от 640×480 до 4096×2160 пикселей, в зависимости от датчика. Система автоматически устанавливает максимальный размер в 1024 пикселя для снижения вычислительных затрат, что достигается с помощью процедуры масштабирования (рис. 1).

Понижающая дискретизация сокращает время обработки в 3,5-7,2 раза, в зависимости от исходного разрешения, сохраняя при этом основные пространственные характеристики, необходимые для фенотипического анализа.

Модуль предварительной обработки. Этап предварительной обработки включает в себя подавление шума и преобразование цветового пространства. Гауссово сглаживание применяется с использованием квадратного ядра с линейным размером 5×5, как указано на рисунке 2.

Величина гауссовой фильтрации (σ , автоматически определяемая OpenCV) эффективно снижает уровень пиксельного шума, возникающего из-за значений ISO датчика, превышающих ISO 800, что часто встречается в тепличных условиях с неравномерным искусственным освещением [9].

Затем система генерирует параллельные изображения RGB и HSV с помощью функции (рис. 3).

```
if max(h, w) > max_size:
    scale = max_size / float(max(h, w))
    img = cv2.resize(img, (int(w * scale), int(h * scale)), interpolation=cv2.INTER_AREA)
```

Рис. 1. Написание раздела масштабирования изображения

```
self.image_bgr = cv2.GaussianBlur(self.image_bgr, (blur_ksize, blur_ksize), 0)
```

Рис. 2. Гауссово сглаживание

```
self.image_rgb = cv2.cvtColor(self.image_bgr, cv2.COLOR_BGR2RGB)
self.image_hsv = cv2.cvtColor(self.image_bgr, cv2.COLOR_BGR2HSV)
```

Рис. 3. Генерация параллельного изображения

Преобразование HSV имеет значение для анализа растительности из-за его разделения на цветовую (H), насыщенную (S) и яркостную (V) составляющие. Эмпирические исследования показывают, что значения оттенка в интервале от 35° до 85° соответствуют здоровой листе, в которой преобладает хлорофилл, тогда как отклонения в сторону 20-35° или >100° указывают на деградацию пигмента или загрязнение почвы.

Модуль сегментации растительности. Процедура сегментации основана на установлении пороговых значений в цветовом простран-

стве HSV, определяемых нижней и верхней границами (рис. 4).

Представленный интервал соответствует преобладанию оттенков, характерных для растительности, подверженной воздействию уровня PAR выше 200 мкмоль·м⁻²·с⁻¹. Затем бинарная маска уточняется с помощью морфологического открытия и закрытия с помощью эллиптического структурирующего элемента диаметром 5 пикселей. Двухэтапная фильтрация представлена на рисунке 5.

```
lower_green = np.array([30, 30, 30], dtype=np.uint8)
upper_green = np.array([90, 255, 255], dtype=np.uint8)
mask_green = cv2.inRange(hsv, lower_green, upper_green)
```

Рис. 4. Процедура сегментации

```
mask_clean = cv2.morphologyEx(mask_green, cv2.MORPH_OPEN, kernel, iterations=2)
mask_clean = cv2.morphologyEx(mask_clean, cv2.MORPH_CLOSE, kernel, iterations=2)
```

Рис. 5. Двухэтапная фильтрация

Фильтрация устраняет изолированные скопления шума и заполняет микрошарики размером менее 15-20 пикселей, которые в противном случае могли бы исказить показатели, связанные с площадью распознавания.

Модуль выделения признаков. Система вычисляет структурированный вектор визуальных параметров, представляющих спектральные, структурные и текстурные характеристики растительного покрова.

Для каждой замаскированной области извлекаются средние значения интенсивности канала (рис. 6).

```
mean_h = np.mean(h_chan[mask])
mean_s = np.mean(s_chan[mask])
mean_v = np.mean(v_chan[mask])
```

Рис. 6. Извлечение среднего значения интенсивности канала

```
green_mask = (h_sel >= 35) & (h_sel <= 85) & (s_sel > 40) & (v_sel > 40)
```

Рис. 7. Оценка доли зеленых пикселей

Система рассчитывает соотношения:
зеленая доля: обычно 0,65-0,92 для культур, не подвергающихся стрессу;

желтая доля: указывает на дефицит питательных веществ, обычно 0,03-0,12;

коричневая доля: ассоциируется с некротическими поражениями, обычно составляет 0,01-0,05.

Данные значения позволяют определить тип ткани на изображениях, содержащих до 800000 пикселей.

Контрастность и однородность текстуры определяются на основе упрощенной горизонтальной матрицы совпадения уровней серого, представленного на рисунке 8.

```
glcm[g1, g2] += 1.0
```

Рис. 8. Определение контрастности и однородности текстуры

Значения, наблюдаемые для здоровой листовой, включают $H \approx 55-75$, $S \approx 90-150$ и $V \approx 120-200$ (по шкале от 0 до 255). Показатели способствуют раннему выявлению хлороза, при котором значения насыщенности могут опускаться ниже 70.

Индекс избыточного зеленого цвета (exg) определяется методом, представленном в формуле. Для тканей с высоким содержанием хлорофилла значение exg обычно находится в интервале 0,15-0,45, в то время как для листьев, подверженных стрессу, оно может достигать 0,00-0,10. Значение exg усредняется по всем пикселям растительности для получения скалярного показателя степени зеленыости кроны.

Алгоритм программы также оценивает доли зеленых, желтых и коричневых пикселей с помощью адаптивной HSV-фильтрации. Например, зеленые пиксели удовлетворяют выражению, представленному на рисунке 7.

Уровни серого квантуются до $L = 8$, что дает размер изображения 8×8 пикселей. Для кадра размером 1024×768 пикселей в матричную статистику входит приблизительно 786432 пары смежности. Значения контрастности для здоровых однородных листьев обычно находятся в пределах 0,4-1,2, в то время как некротические участки повышают контрастность до 2,0-3,7. Значения однородности остаются высокими (0,70-0,95) для гладких поверхностей листьев, но снижаются ниже 0,55, когда появляются текстурные узоры, связанные с болезнью.

Аналитическая агрегация и хранение данных. После извлечения результаты инкапсулируются в структуру классов данных на рисунке 9.

Результаты преобразуются в CSV-файлы, разделенные точкой с запятой, что обеспечивает совместимость с аналитическими платфор-

мами, такими как R, MATLAB и корпоративные сельскохозяйственные DSS-системы.

```
@dataclass
class VisualFeatures:
    image_name: str
    width: int
    height: int
    plant_area_ratio: float
    ...
```

Рис. 9. Определение контрастности и однородности текстуры

Графический интерфейс и интерактивные механизмы

Пользовательский интерфейс, реализованный с помощью Tkinter, обеспечивает взаимодействие в режиме реального времени с помощью элементов управления:

Кнопка загрузки: `btn_load = tk.Button(..., текст="Загрузить изменение")`

Активация анализа: кнопка `btn_analyze = tk(..., текст="Анализировать")`

Визуализация: `btn_show = тз.Кнопка(..., текст="Показать изображение")`.

Визуализированные объекты, отображенные в табличном виде с использованием `ttk.Treeview`, позволяют просматривать 15-20 параметров на изображении [10]. В окнах визуализации используется `Matplotlib` для сопоставления исходного содержимого RGB и масок сегментации, что облегчает качественную оценку.

Результаты и обсуждение

Оценка разработанной программной системы проводилась на репрезентативном наборе данных, состоящем из 312 изображений теплиц с разрешением от 1280×720 до 4096×2160 пикселей, охватывающих различные стадии роста растений, неоднородные условия освещения, профили шума датчиков и различную плотность крон. Эффективность сегментации была исследована при контролируемых возмущениях, включая сдвиг яркости на -40%, -20%, +20% и +35%, а также аддитивный гауссовский шум со значениями σ в 5, 12 и 20 цифровых единиц. В условиях модуль выделения растительности неизменно сохранял структурную целостность контуров растений: затемнение на 40% уменьшало площадь обнаруживаемой растительности всего на 6,7%, в то время как осветление на 35% приводило к ошибке чрезмерной сегментации

менее 4,2%. Даже при настройках с высоким уровнем шума ($\sigma = 20$) бинарная маска оставалась согласованной, поскольку морфологическая фильтрация удаляла артефакты размером менее 20 пикселей, предотвращая искажение показателей, зависящих от площади. Пороговый диапазон, основанный на оттенке (30-90°), обеспечивает надежное разделение растительных тканей, несмотря на снижение насыщенности на 15-25% в затененных зонах. Ошибки сегментации наблюдались менее чем в 1,9% кадров, в основном при нетипичном освещении, в котором преобладали узкие спектральные пики светодиодов около 450 нм, что приводило к смещению значений оттенков за пределы вегетационного интервала.

Количественные дескрипторы, извлеченные из сегментированных изображений, подтвердили пригодность системы для фенотипической оценки. Коэффициент площади насаждений варьировался в широких пределах – от 0,18 (ранняя стадия всходов) до 0,94 (полностью сформировавшийся полог), при среднем значении по набору данных 0,63 и стандартном отклонении 0,21, что соответствует типичной плотности посево в теплицах в зависимости от цикла роста. Анализ хроматических фракций показал, что в здоровой листе содержание зеленых фракций составляло 0,68-0,92 (среднее значение 0,81), желтых фракций – 0,02-0,11 (среднее значение 0,06), а коричневых фракций – 0,01-0,04 (среднее значение 0,02). Стрессовые условия увеличивали количество желтых фракций до 0,23, а локализованный некроз увеличивал количество коричневых фракций до 0,08, демонстрируя чувствительность к ранней физиологической деградации, происходящей за 48-96 ч до видимого снижения биомассы.

Оценка текстуры с использованием 8-уровневой матрицы GLCM обеспечила дополнительную дискриминационную способность. Значения контрастности для однородных поверхностей листьев оставались в пределах 0,35-1,25, в то время как уровень контрастности поврежденной или пораженной патогеном листы составлял 2,8-4,5. Значения однородности превышали 0,80 для здоровых образцов, но снижались до 0,55-0,70 при структурных нарушениях. Средние значения по всему набору данных – контрастность 1,47 ($\sigma = 0,92$) и однородность 0,76 ($\sigma = 0,11$) – отражают типичную дисперсию, наблюдаемую в условиях теплиц со смешанным

освещением и неоднородной геометрией листьев.

Индекс избыточного зеленого цвета (exg), рассчитанный на основе нормализованной интенсивности RGB, продемонстрировал высокую устойчивость к внешним искажениям. Колебания освещенности до $\pm 30\%$ приводили к средним отклонениям, не превышающим 0,04, в то время как гауссовский шум до $\sigma = 12$ приводил к неустойчивости менее 0,02, что подтверждает его полезность в качестве индикатора экологичности в условиях эксплуатации, где неизбежны шум датчика и пространственная неоднородность. Аналогичная степень надежности наблюдалась для показателей, полученных на основе GLCM, вариация которых оставалась в пределах 0,18 (контрастность) и 0,05 (однородность) при умеренных шумовых возмущениях.

Агрегированный индекс здоровья, объединяющий спектральные и структурные характеристики, дал значения в диапазоне от 0,22 до 0,96, при этом здоровые образцы обычно находились в пределах 0,78-0,92, а образцы, испытывающие стресс, – ниже 0,55. Среднее значение по набору данных составило 0,73 ($\sigma = 0,18$), а корреляционный анализ продемонстрировал сильную зависимость от зеленой фракции ($r = 0,87$) и exg ($r = 0,82$), что подтверждает биологическую интерпретируемость вычисленного дескриптора. Пакетная обработка всех 312 изображений дала следующие средние значения: соотношение площадей растений 0,63, exg 0,27, цветовые доли 0,81 / 0,06 / 0,02, контрастность 1,47, однородность 0,76 и индекс здоровья 0,73. Только 1,6% изображений отклонялись более чем на 2σ , что указывает на стабильность работы и согласованность характеристик измерений при разнородных входных данных.

Результаты визуализации, включающие парное отображение необработанных RGB-кадров и соответствующих масок сегментации, подтвердили точность выделения контуров, позволив зафиксировать мелкие листовые структуры размером всего 2-3 пикселя. Время обработки каждого кадра составляло от 0,12 до 0,35 с, в зависимости от разрешения, что обеспечивало интеграцию системы в конвейеры мониторинга, работающие практически в режиме реального времени. Визуальное сопоставление входных изображений с бинарными масками позволило агрономам и специалистам по компьютерному зрению провести быструю качественную про-

верку, подтвердив правильность автоматизированного анализа в широком спектре условий эксплуатации теплицы.

На рисунке 10 представлены исходное RGB-изображение листы теплицы (слева) и соответствующая маска сегментации (справа), демонстрирующая точную изоляцию растений на основе определения порога заражения вирусом HSV и морфологической фильтрации. Бинарная маска сохраняет четкие контуры листьев, обеспечивая устойчивость при различной освещенности. Ниже в таблице приведены основные расчетные показатели: соотношение площадей растений (0,678), индекс избытка зеленого (0,317), зеленая и желтая спектральные доли (0,811 и 0,054), а также контрастность на основе GLCM (0,872) и однородность (0,755), которые в совокупности характеризуют структуру кроны, состав пигментов и общее состояние растений.



Image Name	_img001	i_g20
Width	1920	1200
Plant Area Ratio	0.678	0.678
ExG	0.317	0.811
Green Fraction	0.811	0.054
Yellow Fraction	0.054	0.018
Contrast	0.872	0.755
Hoemogeneity	0.755	0.324

Рис. 10. Визуализация сегментации растительности и вычисленные фенотипические дескрипторы

Заключение

Проведенное исследование показало, что разработанный программный комплекс обеспечивает стабильное и воспроизводимое выделение растительных масок в широком диапазоне интенсивности освещения, уровней шума датчиков и структурной неоднородности растительного покрова. Алгоритм сегментации обеспечивал высокую точность определения контуров и минимальный разброс классификации при возмущениях яркости до $\pm 40\%$ и гауссовом шуме при $\sigma \leq 20$, подтверждая его применимость к реаль-

ным условиям теплицы с изменяющимся освещением.

Вычисленные количественные дескрипторы, включая соотношение площадей растений, цветочные доли, индекс ехд и показатели текстуры, полученные на основе GLCM, оказались чувствительными к физиологически значимым изменениям в состоянии листвы. Вариабельность параметров по всему набору данных соответствовала известным закономерностям деградации хлорофилла, раннего старения и изменений пигментации, вызванных стрессом. Интегральный индекс здоровья представлял собой компактную, но информативную скалярную меру, способную дифференцировать состояние здоровой и подверженной стрессу растительности.

Модули аналитической агрегации и визуализации системы облегчают эффективную пакетную обработку и интерпретацию фенотипических показателей, обеспечивая интеграцию в автоматизированные рабочие процессы мониторинга. Достигнутая вычислительная производительность и надежность диагностики указывают на то, что предложенный подход может послужить основой для передовых инструментов поддержки принятия решений в сельском хозяйстве с контролируемой средой и для перехода к прогностическим моделям, основанным на машинном обучении.

Библиографический список

1. Кирьянов, А. А. Принципы разработки программного обеспечения для комплекса автономных роботов с системой машинного зрения и искусственного интеллекта / А. А. Кирьянов, С. Б. Беневоленский. – Текст: непосредственный // Информационно-вычислительные технологии и их приложения: сборник статей XXVII Международной научно-технической конференции, Пенза, 24-25 августа 2023 года / под научной редакцией В. В. Кузиной. – Пенза: Пензенский государственный аграрный университет, 2023. – С. 188-191. – EDN UMLZKO.
2. Гурлев, И. В. Цифровизация экономики России и проблемы роботизации / И. В. Гурлев. – Текст: электронный // Вестник Евразийской науки. – 2020. – № 4. – URL: <https://esj.today/PDF/08ECVN420.pdf>. – EDN: YGOYBW.
3. Деведеркин, И. В. Применение методов обработки изображений машинным зрением в сельском хозяйстве / И. В. Деведеркин, Э. В. Клипчаев. – Текст: непосредственный // Цифровые технологии в сельском хозяйстве: текущее состояние и перспективы развития: материалы II Международной научно-практической конференции, Ставрополь, 20-21 декабря 2023 года. – Ставрополь: Ставропольский государственный аграрный университет, 2023. – С. 139-143. – EDN BFWVNC.
4. Обозний, В. С. Разработка алгоритма управления робота-манипулятора по технологии машинного зрения, с применением нейросетей / В. С. Обозний, И. В. Ананьев, В. Е. Титов. – Текст: непосредственный // Молодежная наука: сборник лучших научных работ молодых ученых: материалы LI студенческой научной конференции, Краснодар, 29 февраля 2024 года. – Краснодар: Кубанский государственный технологический университет, 2024. – С. 527-529. – EDN VNHNLW.
5. Панов, В. С. Применение технологий машинного зрения роботов, для использования их в закрытых грунтах / В. С. Панов, Т. А. Бучельникова, Н. Н. Устинов. – Текст: непосредственный // Передовая наука – агропромышленному комплексу: сборник статей LVIII Международной научно-практической конференции студентов, аспирантов и молодых ученых, Тюмень, 12-13 марта 2024 года. – Тюмень: Государственный аграрный университет Северного Зауралья, 2024. – С. 158-162. – EDN TVBCKR.
6. Перспективы и эффективность применения систем машинного зрения в агропромышленном комплексе Российской Федерации / А. А. Акулов, Н. А. Омельченко, Д. С. Талдыкин, Н. М. Ганжа. – Текст: непосредственный // Актуальные проблемы современного общества, науки и образования: сборник статей II Международной научно-практической конференции, Пенза, 20 августа 2025 года. – Пенза: Наука и Просвещение (ИП Гуляев Г.Ю.), 2025. – С. 14-19. – EDN RSFSOQ.
7. Цифровые технологии для обследования состояния земель сельскохозяйственного назначения беспилотными летательными аппаратами: аналитический обзор / В. Я. Гольяпин, Н. П. Мишуров, В. Ф. Федоренко [и др.]. – Москва: ФГБНУ «Росинформагротех», 2020. – 88 с. – EDN: PLAOMZ.
8. Журавлев, В. А. Перспективы использования искусственного интеллекта в сельском хозяйстве / В. А. Журавлев. – Текст: непосредственный

ственный // Мелиорация. – 2025. – № 3 (113). – С. 45-60. – EDN YSHNHL.

9. Чернышева, Р. И. Применение роботизированных технологий в растениеводстве / Р. И. Чернышева, Н. Н. Чернышев, Т. В. Нижегород. – Текст: непосредственный // Промышленность и сельское хозяйство. – 2021. – № 7 (36). – С. 11-18. – EDN ZXRyez.

10. Оценка эффективности эксплуатации парка сельскохозяйственной техники современного предприятия агропромышленного комплекса / М. Ю. Карелина, М. С. Чекусов, Д. В. Сердечный [и др.]. – DOI 10.26425/2309-3633-2025-13-3-36-51. – Текст: непосредственный // Управление. – 2025. – Т. 13, № 3. – С. 36-51. – EDN JHZAAA.

References

1. Kiryanov, A. A. Printsipy razrabotki programnogo obespecheniya dlya kompleksa avtonomnykh robotov s sistemoy mashinnogo zreniya i iskusstvennogo intellekta / A. A. Kiryanov, S. B. Benevolenskiy // Informatsionno-vychislitelnye tekhnologii i ikh prilozheniya: Sbornik statey XXVII Mezhdunarodnoy nauchno-tekhnicheskoy konferentsii, Penza, 24–25 avgusta 2023 goda / pod nauchnoy redaktsiyey V.V. Kuzinoy. – Penza: Penzenskiy GAU, 2023. – S. 188-191.

2. Gurlev I.V. Tsifrovizatsiya ekonomiki Rossii i problemy robotizatsii // Vestnik Evraziyskoy nauki. – 2020. – No. 4 [Elektronnyy resurs]. – Rezhim dostupa: <https://esj.today/PDF/08ECVN420.pdf>.

3. Devederkin, I. V. Primenenie metodov obrabotki izobrazheniy mashinnym zreniem v selskom khozyaystve / I. V. Devederkin, E. V. Klinchaev // Tsifrovye tekhnologii v selskom khozyaystve: tekushchee sostoyanie i perspektivy razvitiya: materialy II Mezhdunarodnoy nauchno-prakticheskoy konferentsii, Stavropol, 20–21 dekabrya 2023 goda. – Stavropol: Stavropolskiy GAU, 2023. – S. 139-143.

4. Oboznyi, V. S. Razrabotka algoritma upravleniya robota-manipulyatora po tekhnologii mashinnogo zreniya, s primeneniem neyrosetey / V. S. Oboznyi, I. V. Ananov, V. E. Titov // Molodezhnaya nauka. Sbornik luchshikh nauchnykh rabot molodykh uchenykh: Materialy LI studencheskoy nauchnoy konferentsii, Krasnodar, 29 fevralya 2024 goda. – Krasnodar: KuBGU, 2024. – S. 527-529.

5. Panov, V. S. Primenenie tekhnologii mashinnogo zreniya robotov, dlya ispolzovaniya ikh v

zakrytykh gruntakh / V. S. Panov, T. A. Buchelnikova, N. N. Ustinov // Peredovaya nauka – agropromyshlennomu kompleksu: Sbornik statey aspirantov i molodykh uchenykh LVIII mezhdunarodnoy nauchno-prakticheskaya konferentsii studentov, aspirantov i molodykh uchenykh, Tyumen, 12–13 marta 2024 goda. – Tyumen: GAU Severnogo Zauralya, 2024. – S. 158-162.

6. Perspektivy i effektivnost primeneniya sistem mashinnogo zreniya v agropromyshlennom komplekse Rossiyskoy Federatsii / A. A. Akulov, N. A. Omelchenko, D. S. Taldykin, N. M. Ganzha // Aktualnye problemy sovremennogo obshchestva, nauki i obrazovaniya: sbornik statey II Mezhdunarodnoy nauchno-prakticheskoy konferentsii, Penza, 20 avgusta 2025 goda. – Penza: Nauka i Prosveshchenie (IP Gulyaev G.YU.), 2025. – S. 14-19.

7. Golyapin V.YA., Mishurov N.P., Fedorenko V.F., Golubev I.G., Balabanov V.I., Petukhov D.A. Tsifrovye tekhnologii dlya obsledovaniya sostoyaniya zemel selskokhozyaystvennogo naznacheniya bespilotnymi letatelnyimi apparatami: analit. obzor. – Moskva: FGBNU "Rosinformagrotekh", 2020. – 88 s.

8. Zhuravlev, V. A. Perspektivy ispolzovaniya iskusstvennogo intellekta v selskom khozyaystve / V. A. Zhuravlev // Melioratsiya. – 2025. – No. 3 (113). – S. 45-60.

9. Chernysheva, R. I. Primenenie robotizirovannykh tekhnologiy v rastenievodstve / R. I. Chernysheva, N. N. Chernyshev, T. V. Nizhenets // Promyshlennost i selskoe khozyaystvo. – 2021. – No. 7 (36). – S. 11-18.

10. Otsenka effektivnosti ekspluatatsii parka selskokhozyaystvennoy tekhniki sovremennogo predpriyatiya agropromyshlennogo kompleksa / M. Yu. Karelina, M. S. Chekusov, D. V. Serdechnyy [i dr.] // Управление. – 2025. – Т. 13, No. 3. – С. 36-51. – DOI 10.26425/2309-3633-2025-13-3-36-51.

Статья подготовлена в рамках выполнения научно-исследовательской работы, реализуемой за счет средств федерального бюджета (источник финансирования – Минобрнауки РФ) по теме: «Разработка программного обеспечения в интересах агропромышленного комплекса для мониторинга состояния ботвы и плодов тепличных растений с помощью машинного зрения и искусственного интеллекта» (шифр научной темы FFSM-2025-0002).

