

Определение здоровья растений с использованием камеры Raspberry pi NoIR и реализации алгоритма «Визуальная одновременная локализация и картография (VSLAM)»

А. А. Белов¹, доктор технических наук, главный научный сотрудник лаборатории «Электрофизическое воздействие на сельскохозяйственные объекты и материалы»

А. С. Угловский²✉, кандидат технических наук, доцент кафедры «Электрификация»

¹Федеральный научный агроинженерный центр ВИМ (Москва)

109428, г. Москва, 1-й Институтский проезд, дом 5

²ФГБОУ ВО «Ярославский государственный аграрный университет»

150042, г. Ярославль, Тутаевское ш., д. 58

✉a.uglovskii@yarcx.ru.

Резюме. Статья посвящена определению здоровья растений путем вычисления параметра, называемого «Нормализованный относительный индекс растительности» (NDVI), с использованием полученных ИК-изображений от сенсорного и навигационного устройства. Работа выполнена с использованием камеры NoIR (без инфракрасного фильтра) для определения здоровья растений и стереокамеры для выполнения метода картирования и локализации мобильного робота ORB-SLAM (Oriented Fast and Brief). Исследование проводили в лабораторных условиях, где осуществляли сбор данных о растениях с помощью камер, расположенных на расстоянии 20 см от объектов. Растения классифицировали на здоровые, нездоровые и мертвые на основе анализа пигментации листьев, связанного с содержанием хлорофилла. В качестве источника света для стереокамеры был выбран светодиодная лампа Godox LEDM150. Исследована спектральная чувствительность Godox LEDM150, охватывающая ключевые диапазоны длины волн, которые важны для эффективного захвата изображений. В процессе обработки изображений были извлечены цифровые характеристики, такие как среднее значение, максимум, минимум, дисперсия и стандартное отклонение для 120 изображений NDVI. Эти данные затем использовались для обучения и тестирования моделей машинного обучения, включая наивный байесовский классификатор, нейронную сеть и логистическую регрессию. Результаты показали, что нейронная сеть и наивный байесовский классификатор демонстрируют наилучшие показатели точности классификации, в то время как логистическая регрессия продемонстрировала наибольшее количество неверных классификаций. Кроме того, в работе была проведена оценка производительности моделей с использованием матриц путаницы, что позволило более подробно проанализировать ошибки классификации. Выводы исследования подчеркивают важность выбора подходящих методов и технологий для достижения высокой точности в задачах классификации состояния растений. В исследовании планируется интеграция системы на мобильном роботе для автоматизированного мониторинга здоровья растений, что позволит значительно упростить процесс сбора данных и повысить эффективность агрономического наблюдения.

Ключевые слова: NDVI, здоровье растений, vSLAM, камера NoIR, стереокамера, Raspberry Pi.

Для цитирования: Белов А. А., Угловский А. С. Определение здоровья растений с использованием камеры Raspberry pi NoIR и реализации алгоритма «Визуальная одновременная локализация и картография (VSLAM)» // Вестник Ульяновской государственной сельскохозяйственной академии. 2025. № 3 (71). С. 237-246. doi:10.18286/1816-4501-2025-3-237-246

Specification of plant health using a Raspberry pi NoIR camera and implementing the visual simultaneous localization and mapping (vslam) algorithm

A.A. Belov¹, A.S. Uglovskii²✉

¹Federal Scientific Agroengineering Center VIM (Moscow).

109428, Moscow, 1st Institutsky dr, 5.

²Federal State Budgetary Educational Institution of Higher Education Yaroslavl State Agrarian University

150042, Yaroslavl, Tutaevskoe highway, 58.

✉a.uglovskii@yarcx.ru.

Abstract. The paper focuses on determining plant health by calculating a parameter called Normalized Native Vegetation Index (NDVI) using the acquired IR images from a sensing and navigation device. The work was performed using a NoIR (no infrared filter) camera to determine plant health and a stereo camera to perform the mapping and localization

method of the mobile robot ORB-SLAM (Oriented Fast and Brief). The study was conducted in a laboratory conditions where plant data was collected using cameras positioned at a distance of 20 centimeters from the objects. Plants were classified into healthy, unhealthy and dead based on the analysis of leaf pigmentation associated with chlorophyll content. Godox LEDM150 LED lamp was selected as the light source for the stereo camera. The spectral sensitivity of Godox LEDM150 covering key wavelength ranges that are important for effective image capture was investigated. In the process of image processing, digital features such as mean, maximum, minimum, variance and standard deviation were extracted for 120 NDVI images. These data were then used to train and test machine learning models, including a naive Bayes classifier, a neural network, and a logistic regression. The results showed that the neural network and the naive Bayes classifier demonstrated the best classification accuracy rates, while the logistic regression demonstrated the highest number of misclassifications. In addition, the work evaluated the performance of the models using confusion matrices, which allowed to perform more detailed analysis of classification errors. The outcomes of the study highlight the importance of choosing appropriate methods and technologies to achieve high accuracy in plant health classification tasks. The study plans to integrate the system on a mobile robot for automated plant health monitoring, which will significantly simplify the data collection process and improve the efficiency of agronomic observation.

Keywords: NDVI, plant health, vSLAM, NoIR camera, stereo camera, Raspberry Pi.

For citation: Belov A.A., Uglovskii A.S. Specification of plant health using a raspberry pi NoIR camera and implementing the visual simultaneous localization and mapping (vslam) algorithm// Vestnik of Ulyanovsk state agricultural academy. 2025.3 (71): 237-246 doi:10.18286/1816-4501-2025-3-237-246

Введение

Мониторинг здоровья растений – важная задача в современном мире из-за происходящих климатических изменений, которые влияют на рост растений и их продуктивность. Для эффективного мониторинга и обработки данных, связанных с состоянием растений, необходимо учитывать электротехнологии, которые обеспечивают функционирование сенсоров и камер, а также энергоснабжение мобильных роботов. Здоровье растений напрямую связано с состоянием экосистемы, особенно в контексте контроля за вредителями, болезнями и фитопатологией. Это включает в себя прогнозирование заболеваний растений и принятие необходимых мер. В последние годы разработано множество методов для мониторинга состояния растений, используя различные технологии, включая мультиспектральную съемку, а также обнаружение заболеваний и стрессов, что позволяет рассчитывать индекс NDVI.

Неа Бхати [1] применила различные датчики, такие как датчики температуры и влажности, подключенные к Raspberry Pi, для оценки экологических факторов, влияющих на здоровье растений. Б. Патил [2] использовала обработку изображений для выявления болезней растений, интегрируя эту технологию с Arduino и Raspberry Pi, применяя различные сенсорные модули и алгоритмы. С. Асвати [3] исследовала технологию infragram, захватывая изображения с камеры, подключенной к Raspberry Pi с синим фильтром, в рамках системы аквапоники. Л. Шарле [4] использовала методы визуализации для отслеживания изменений фенотипических характеристик растений, выявляя стрессовые реакции, вызванные воздействием внешней среды.

Д. Лэмб [5] применял мультиспектральную съемку для анализа пространственной изменчивости в различных сельскохозяйственных культурах, что позволяло раннее выявление сорняков в посевах. Э. Лоу [6] использовала гиперспектральную съемку для раннего обнаружения стресса и заболеваний у растений, включая RGB,

мультиспектральные и гиперспектральные, термальные, хлорофилловые флуоресцентные и 3D-датчики. Исследования показали, что RGB и гиперспектральная съемка наиболее эффективны для идентификации конкретных заболеваний. В. Нейланд [7] провел два эксперимента: первый был посвящен использованию видимых и инфракрасных длин волн для отслеживания сезонных изменений растений, а второй оценивал данные, собранные камерой во время эксперимента по стрессу растений. Д. Мошу [8] применял сенсорное слияние гиперспектральной отражательной и флуоресцентной съемки, демонстрируя различия между здоровыми и зараженными растениями в различных условиях освещения, с флуоресцентными изображениями, полученными при УФ возбуждении.

В данном исследовании предлагается расчет NDVI с использованием двух камер. Первая камера – стандартная стереокамера LeTMC-520, а вторая – камера Raspberry Pi Noir. Авторами статьи используется Raspberry Pi в качестве основного процессора изображений. Из первой камеры получаем информацию о красных пикселях, а из второй – информацию о БИК-пикселях. Эксперименты проводятся в различных условиях для листьев, а результаты группируются в несколько ключевых слов, таких как "Здоровый", "Нездоровый" и "Мертвый".

Цель исследований заключается в использовании обработки изображений на основе значений NDVI и методов машинного обучения для классификации состояния рассады перца с применением оборудования стереокамеры и светодиодной лампы, а также исследование их совместной работы.

Материалы и методы

Этапы исследования делятся на три подзадачи: выбор подходящего типа камеры, ввод переменных для обработки изображений на основе значений NDVI и классификация с использованием методов машинного обучения с настройкой параметров.

Изображения, полученные с помощью камеры, должны соответствовать определенным параметрам, таким как инфракрасное и красное излучение.

Второй этап исследования будет использовать методы обработки изображений для анализа состояния рассады перца. Фотографии рассады будут

проанализированы с помощью обработки изображений для извлечения характеристик на основе индекса NDVI, который определяет состояние растений. Схема методологии исследования проиллюстрирована на рисунке 1.

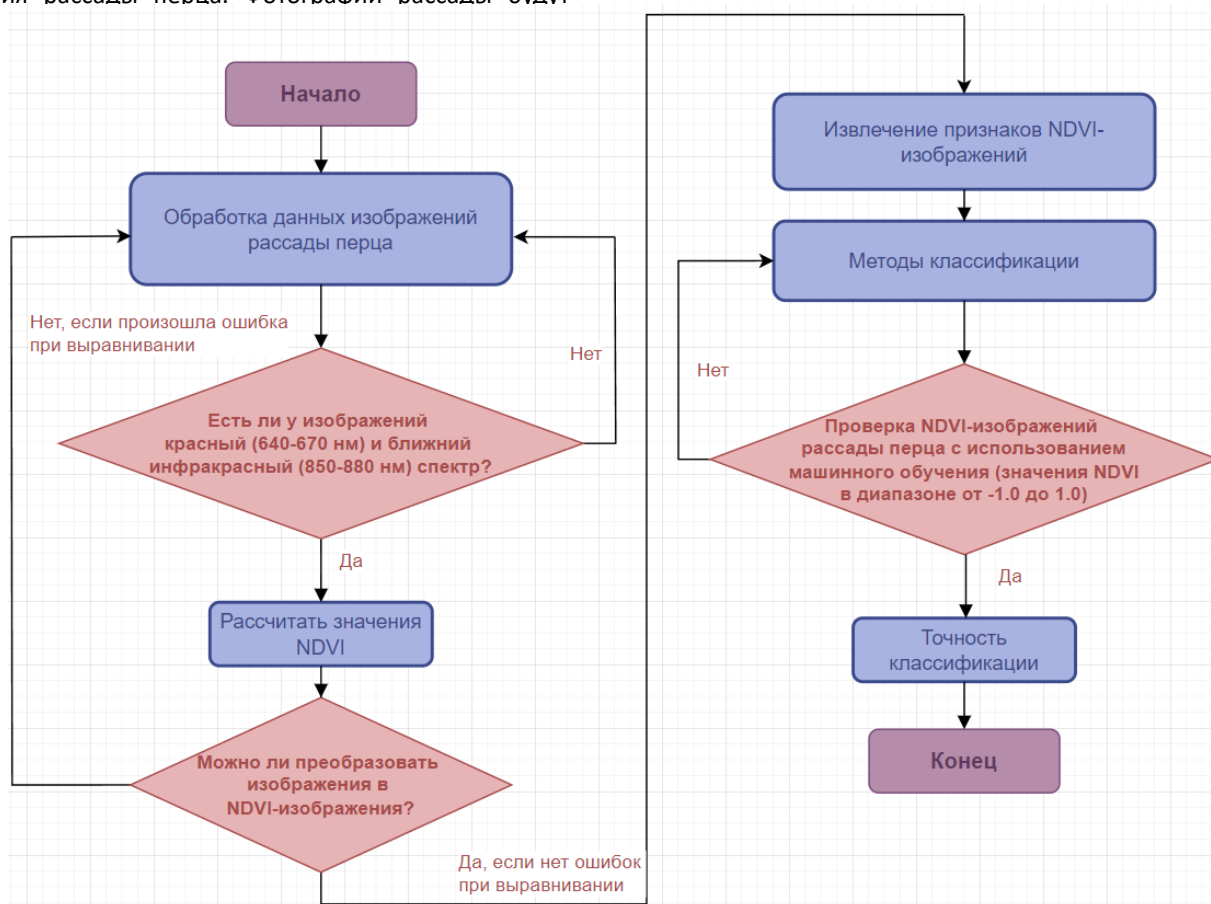


Рис. 1. Предлагаемый алгоритм системы визуализации

NDVI – это шкала, которая варьируется от -1,0 до 1,0 и используется в качестве индикатора здоровья растений. Неживые или мертвые объекты, такие как высохшие растения, обычно представлены отрицательными значениями или нулем. Растения со значением от 0 до 0,33 считаются нездоровыми или угнетенными, в то время как значения от 0,33 до 0,66 указывают на умеренное здоровье. Наконец, диапазон от 0,66 до 1,0 обозначает относительно здоровое состояние. Однако это значение может варьироваться в зависимости от типа растения и других факторов. Средние значения изображений NDVI использовались для оценки состояния рассады перца.

Методы одновременного картирования и локализации (SLAM) играют ключевую роль в навигации робототехнических систем. Если рассматривать сценарий, в котором используется информация с одной камеры, то можно выделить две основные категории таких методов:

Методы, основанные на извлечении особенностей из изображений.

Методы, которые учитывают всю информацию, содержащуюся в изображениях.

К первой категории относятся алгоритмы ORB-SLAM, которые находят широкое применение в решении задачи vSLAM, в том числе на борту робототехнических систем. Это связано с тем, что они не требуют значительных вычислительных ресурсов для работы в режиме реального времени [9].

Мобильный робот, разработанный авторами [10, 11, 12], использует алгоритмы SLAM, выполняет перемещение в заданное положение, обходит препятствия и выполняет другие задачи. Стоит отметить, что для локализации необходимо строить карту окружающей среды, для построения которой в свою очередь требуется знать текущее положение робота. SLAM – алгоритмы выполняют построение карты и определяют местоположение одновременно. Наиболее популярны методы, использующие камеру для построения карты и отслеживания перемещения робота в пространстве. Эти методы можно разделить на два класса: использующие изображение с камеры целиком и строящие плотную карту местности (direct-based SLAM) и признаковые методы, которые строят разреженную карту: из кадра извлекаются ключевые точки, наиболее

выделяющиеся точки изображения, а остальная информация отбрасывается [9].

Сегментация изображений

В процессе сегментации изображение изменяется в соответствии с соотношением, чтобы избежать искажений или деформаций. Для этого система рассчитывает соотношение нового изображения к старому. Функции выглядят следующим образом:

$$r = 100/\text{image.shape}[1], \quad (1)$$

Эта формула вычисляет коэффициент масштабирования r , который используется для изменения ширины изображения ($\text{image.shape}[1]$ – ширина изображения в пикселях). Коэффициент r позволяет установить новую ширину изображения равной 100 пикселям, сохраняя при этом пропорции оригинального изображения.

$$\text{dim} = (100, \text{int}(\text{image.shape}[0] \cdot r)), \quad (2)$$

Формула (2) вычисляет новые размеры (ширину и высоту) для изменения размера изображения, $\text{image.shape}[0]$ – высота изображения в пикселях.

По стандартному определению, БИК и красные диапазоны используются для вычисления NDVI, но получение БИК и красных диапазонов отдельно требует дорогостоящего оборудования. Альтернативный подход – использовать скорректированный нормализованный вегетационный индекс с использованием синего диапазона ($\text{NDVI}_{\text{blue}}$), в котором

БИК и синий свет используются для вычисления, так как хлорофилл также поглощает синий диапазон. Это решение позволит использовать недорогую камеру – Raspberry Pi NoIR (без инфракрасного фильтра) с синим фильтром, который пропускает только синие и БИК длины волн.

Используемая формула для параметра $\text{NDVI}_{\text{blue}}$:

$$\text{NDVI}_{\text{blue}} = (\text{Red} - \text{Blue}) / (\text{Red} + \text{Blue}), \quad (3)$$

Данная формула показывает отношение между разностью интенсивностей отраженного света в красном (Red) и синем диапазоне (Blue) и их суммой.

Экспериментальная установка

Сбор данных о растениях проводили в лаборатории. Экспериментальная установка представлена на рисунке 2. Расстояние между камерой и растением составляет около 20 см.

Для захвата инфракрасных изображений система использует камеру Raspberry Pi NoIR v2, интегрированную с Raspberry Pi 4 как минимум с 4 ГБ ОЗУ для повышения скорости обработки. NoIR камера подключается к Raspberry Pi через интерфейс CSI (Camera Serial Interface). Используется для захвата инфракрасных изображений. Стереокамера также подключается к Raspberry Pi через интерфейс CSI или USB (в зависимости от модели). Используется для захвата стереоизображений для vSLAM. Гиростабилизатор (IMU) подключается к Raspberry Pi через интерфейс I2C или SPI, применяется для получения данных о движении и ориентации робота [10-12].

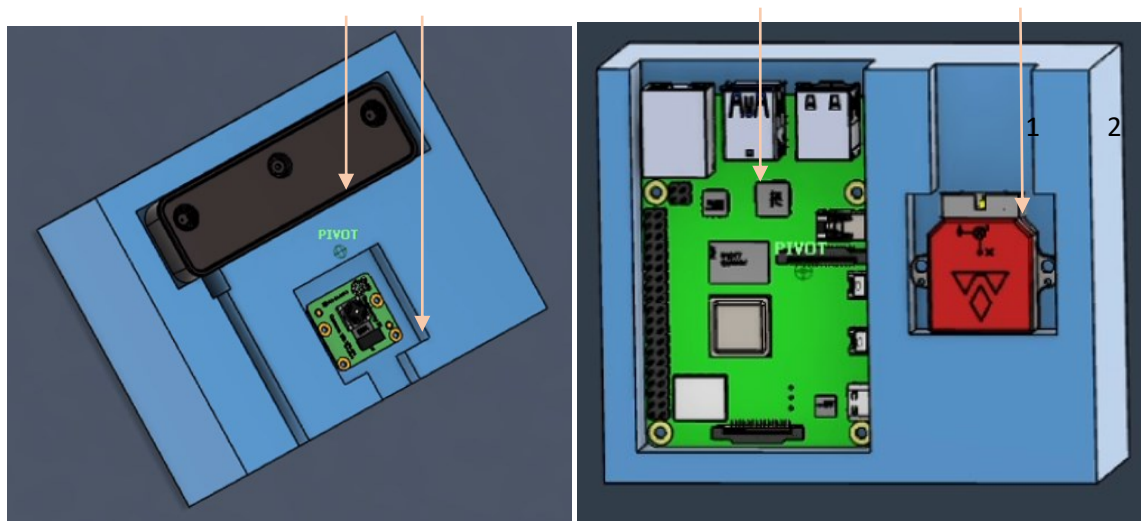


Рис. 2. 3D модель предложенного монтажного устройства

1 - Стереокамера LeTMC-520, 2 - Камера Raspberry Pi NoIR, 3 - Raspberry Pi, 4 - Гиростабилизатор (IMU) VN-

100

Для обеспечения надежной работы системы в полевых условиях используется аккумуляторная батарея емкостью 12 В и 10 А·ч, что позволяет системе функционировать автономно, не полагаясь на внешние источники питания.

Для оценки потребляемой мощности системы можно привести следующие данные. Потребление Raspberry Pi – около 5 Вт. Потребление камеры NoIR – около 2 Вт. Потребление стереокамеры – около 3 Вт. Общее потребление энергии составит 80 Вт, если система работает 8 ч в день. Батарея емкостью

10 А·ч при напряжении 12 В может обеспечить 120 А·ч. Аккумулятор сможет обеспечить работу системы в течение 12 ч без подзарядки.

Для vSLAM используются стереокамера LeTMC-520 и IMU VN-100.

На основе захваченных изображений цифровые характеристики каждого изображения были извлечены с использованием OpenCV, библиотеки компьютерного зрения с открытым исходным кодом. Скрипт обработки изображений был написан для создания и извлечения значений NDVI (индекс нормализованной разности растительности) для целевой области растений на изображениях, полученных с помощью NoIR-датчика, с использованием следующего уравнения:

$$NDVI = \frac{1,664 \cdot Blue}{0,953 \cdot Red} - 1, \quad (4)$$

где NDVI – индекс нормализованной разности растительности;

Blue – значение синего канала изображения с камеры NoIR;

Red – значение красного канала изображения с камеры NoIR.

В процессе обработки изображений код сначала выполняет разделение RGB и NoIR изображений, при этом используется только изображение NoIR для расчета NDVI.

С использованием двух камер существует возможность извлечения нескольких вегетационных индексов как из RGB, так и из NoIR-каналов, а также определения высоты растений с помощью стереозрения. Перед началом расчета NDVI среднее значение пикселей отражающей панели стандартизовали (при необходимости применялась радиометрическая коррекция изображения) для красного (ближний инфракрасный канал в камере NoIR) и синего каналов. NDVI определяли в соответствии с уравнением (1), после чего выполняли сегментацию графиков (для двух целевых участков).

Для получения более детальных изображений была использована подсветка для стереокамеры – светодиодная мини-лампа Godox LEDM150. Эта модель обеспечивает достаточную яркость и регулируемую цветовую температуру, что позволяет настраивать освещение в зависимости от специфики исследуемых объектов и окружающей среды.

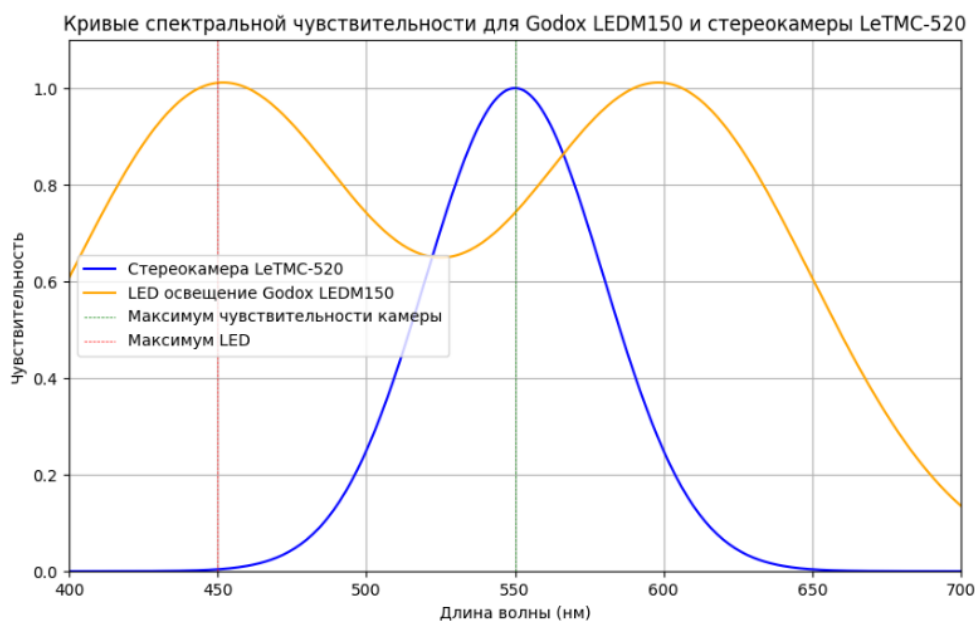


Рис. 3. Кривые спектральной чувствительности для LED-освещения Godox LEDM150 и стереокамеры LeTMC-520 в диапазоне длин волн от 400 до 700 нм

Кривая чувствительности камеры (рис. 3) имеет ярко выраженный максимум в области около 550 нм, что соответствует зелёному спектру. Это говорит о том, что камера воспринимает свет в этом диапазоне, что делает её подходящей для захвата изображений в условиях естественного освещения, где преобладает зелёный цвет.

Кривая чувствительности быстро убывает по обеим сторонам от максимума, что указывает на менее эффективное восприятие света в синих (400...500 нм) и красных (600...700 нм) диапазонах. Освещение демонстрирует два выраженных пика чувствительности: один в области синего спектра

(около 450 нм) и другой в красной области (около 600 нм). Это указывает на то, что Godox LEDM150 способен излучать свет в этих диапазонах, что может быть полезно для выделения определённых характеристик объектов, таких как цвет и текстура.

Сравнение кривой LED-освещения с кривой стереокамеры показывает, что максимумы LED-освещения находятся в диапазонах, которые частично совпадают с чувствительностью камеры, но также включают области, в которых камера имеет низкую чувствительность.

Машинное обучение

Предлагается использовать машинное обучение для классификации значимых моделей, которые приведут к наиболее оптимальным классификаторам в отношении ключевых признаков. Данные для обучения и тестирования были разделены в соотношении 70:30 на 120 изображений NDVI. Модели машинного обучения будут классифицировать каждое изображение NDVI как здоровое, нездоровое или мертвое растение [13].

Результаты

Реализован алгоритм для обнаружения здоровья растений и применен алгоритм SLAM для

мобильного робота. На рис. 4 (а) показан результат NDVI здорового растения, а на рис. 4(б) – результат NDVI мертвого листа.

Цветная карта, использованная для генерации NDVI изображений, показана на рисунке 4в. NDVI изображение показывает здоровую часть как голубовато-зеленую, а мертвую часть как серовато-черную, что подтверждается результатами, показанными на рис. 4б.

Для vSLAM протестирован алгоритм ORB-SLAM. В ORB-SLAM он эффективно обрабатывал новые данные, используя предыдущие ключевые точки.

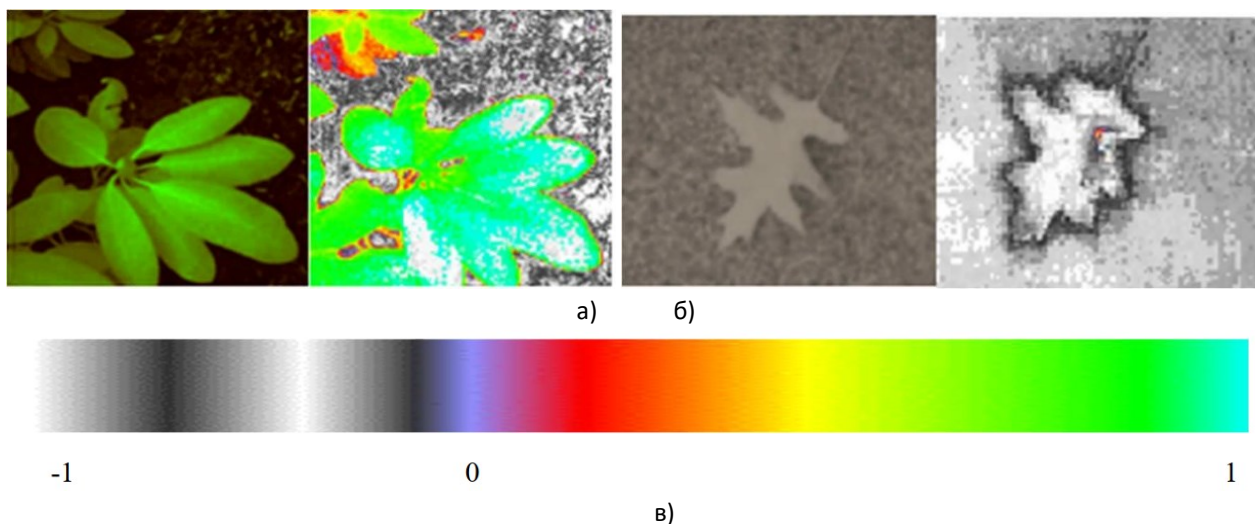


Рис.4. (а) NDVI результат здорового растения, (б) NDVI результат мертвого листа и (в) Цветовая карта, используемая для отображения NDVI изображений (-1 для мертвых и 1 для здоровых)

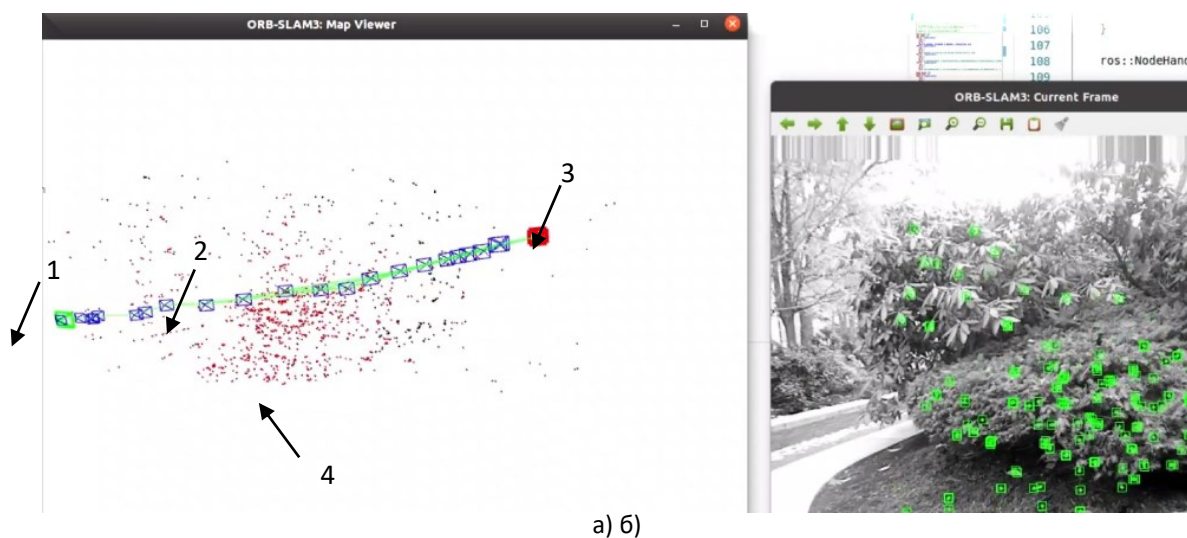


Рис. 5. ORB-SLAM картирование

а) карта окружающей среды, построенная на основе последовательности изображений, где камера перемещается по сцене; б) текущий кадр с камеры, на котором выделены ключевые визуальные признаки, используемые для сопоставления с картой и определения положения камеры.

1 – начальная позиция камеры; 2 – ключевые кадры; 3 – текущая позиция камеры; 4 – трехмерные точки карты, полученные из визуальных признаков

Алгоритм ORB-SLAM (рис. 5) с начальной позицией камеры (1) обрабатывает первые кадры (2), извлекая ключевые точки и их описания с помощью метода ORB. Эти ключевые точки служат основой

для построения карты. Каждое новое изображение, полученное от камеры, анализируется для обнаружения новых ключевых точек. Алгоритм сопоставляет их с уже существующими точками на карте. При

этом создается набор трехмерных точек (4), представляющих окружающее пространство. Для локализации текущего положения камеры (3) используется алгоритм оптимизации, который минимизирует ошибку между наблюдаемыми и предсказанными ключевыми точками, что позволяет точно определять положение и ориентацию камеры в пространстве. По мере движения робота и получения новых данных карта обновляется. Новые ключевые точки добавляются, а существующие точки могут быть переработаны для улучшения точности. Для определения областей, которые требуют дальнейшего изучения, карта может быть представлена в виде двумерной сетки. Значения клеток обозначают известные (0), неизвестные (127) и заполненные (255) области. Срез карты в плоскости инициализации позволяет

выделить интересующие области, которые затем анализируются на предмет их градиента. После вычисления градиента карта фильтруется по пороговому значению, и положительные значения обозначают границы между известными и неизвестными областями. Из этих областей выбирается ближайшая к текущему местоположению, которая становится целью движения робота.

ORB-SLAM предоставил хорошую траекторию системы и также смог точно картировать область, как видно на рис. 5.

В таблице 1 представлены пять характеристик изображений NDVI: среднее значение, максимальное, минимальное, дисперсия и стандартное отклонение.

Таблица 1. Извлечение характеристик и состояние рассады перца на основе NDVI

Изображение	Среднее	Максимум	Минимум	Дисперсия	Стандартное отклонение	Состояние
A1	0,175	1	-1	0,312	0,558	Нездоровое
A2	0,273	1	-1	0,255	0,505	Нездоровое
A3	0,473	1	-1	0,160	0,400	Здоровое
A4	0,292	1	-1	0,172	0,415	Нездоровое
A5	0,187	1	-1	0,308	0,555	Нездоровое
A6	0,110	1	-1	0,330	0,575	Нездоровое
A7	0,576	1	-0,195	0,041	0,203	Здоровое
A8	0,489	1	-1	0,136	0,368	Здоровое
A9	0,399	1	-1	0,129	0,360	Здоровое
A10	0,222	1	-1	0,235	0,483	Нездоровое
A11	0,259	1	-1	0,233	0,483	Нездоровое
A12	0,260	1	-1	0,190	0,437	Нездоровое
A13	0,652	1	-1	0,061	0,247	Здоровое
A14	-0,020	0,991	-1	0,150	0,387	Мертвое
A15	-0,053	0,840	-1	0,428	0,654	Мертвое
A16	-0,007	0,618	-1	0,196	0,443	Мертвое
A17	-0,200	0,638	-1	0,441	0,664	Мертвое
A18	-0,047	0,818	-1	0,336	0,580	Мертвое
A19	-0,081	0,809	-1	0,323	0,568	Мертвое

Растения будут разделены на три категории: здоровые, нездоровые и мертвые. В общей сложности имеется 120 наборов данных с пятью различными характеристиками, сгруппированными в одну из трех классов с использованием трех различных типов классификаторов (наивный байесовский классификатор, нейронная сеть и логистическая регрессия). Точность классификации между двумя наборами данных представлена на рисунке 6: обучающий и тестовый наборы данных. График показывает, что модели нейронной сети имеют наивысшую точность классификации на обучающем наборе данных – 96,4 %, но на тестовых данных показывают одинаковое значение с наивным байесовским классификатором – 88,9 %. Однако этот классификатор нельзя считать стабильным, так как разница между двумя наборами данных составляет 7,5 %. С другой стороны, наивный байесовский классификатор демонстрирует 90,5 % точности классификации на обучающих данных, что делает эту модель наиболее стабильной по сравнению с другими двумя классификаторами, так как разница в точности составляет всего 1,6 %. Логистическая регрессия занимает последнее

место с 78,6 % и 72,2 % точности классификации для обучающего и тестового наборов данных соответственно. Для этого исследования стоит использовать классификаторы нейронной сети или наивного байесовского классификатора, так как логистическая регрессия не достигает более 80 % точности. Кроме того, разница между обучающим и тестовым наборами данных довольно значительная (6,4 %).

На основании классификаторов результаты, полученные из обучающих и тестовых наборов данных, представлены на рис. 7.

В обучающем наборе данных Л.Р. неверно классифицировала 18 из 84 экземпляров, в то время как Н.Б. и Н.С. ошиблись только в восьми и трех случаях соответственно. В тестовых наборах данных количество неверно классифицированных групп для Н.С. и Н.Б. одинаково и составляет четыре из 34 случаев. Однако Л.Р. допустила десять ошибок в классификации рассады перца. В результате, можно сделать вывод, что Л.Р. не является лучшим классификатором для данного анализа.

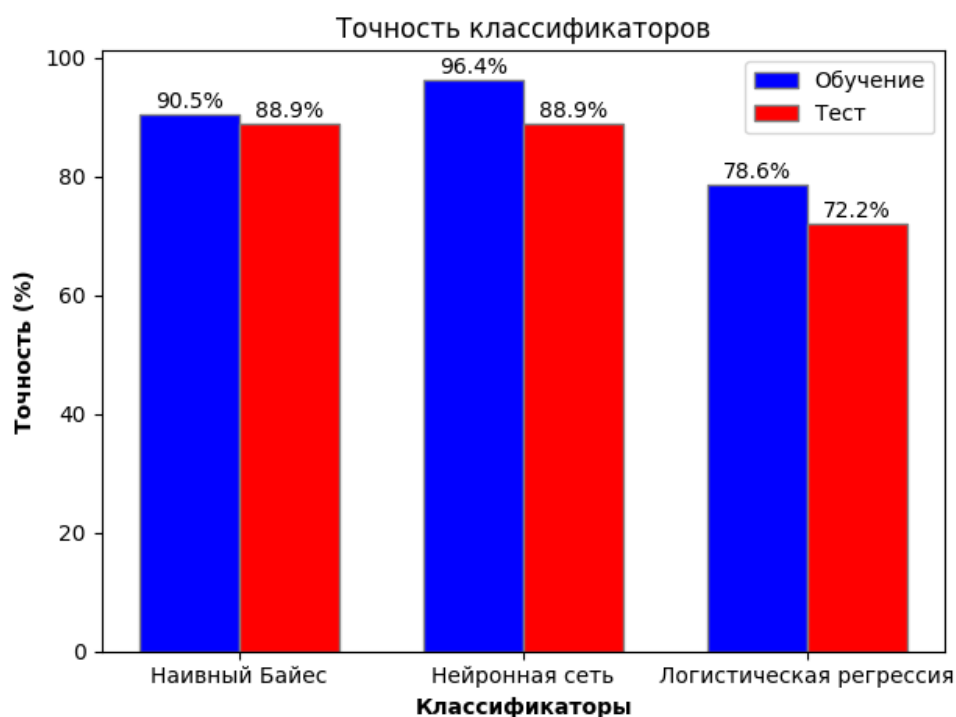


Рис.6. Точность классификации моделей машинного обучения

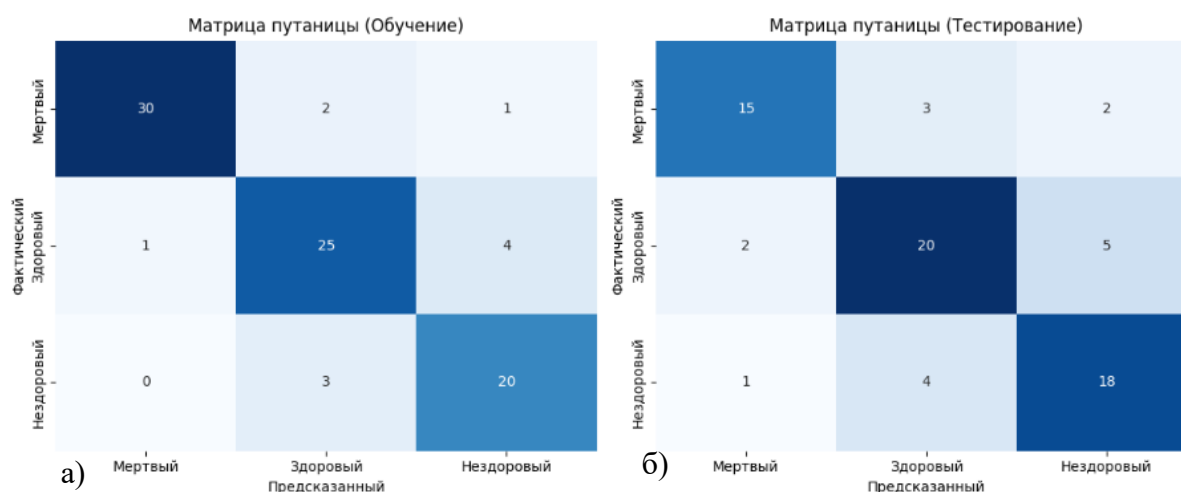


Рис. 7. Матрица путаницы нейронной сети из обучающего (а) и тестового (б) наборов данных

Обсуждения

Полученные результаты исследования подтверждают и расширяют существующие знания о спектральных характеристиках растительности и методах её мониторинга, что подтверждается в литературных источниках [14-17]. Известно, что хлорофилл в листьях растений эффективно поглощает видимый свет в диапазоне 0,4...0,7 мкм и обеспечивает фотосинтез, тогда как структура клеток листьев отражает ближний инфракрасный свет (0,7...1,1 мкм). Интенсивность отражения ближнего инфракрасного диапазона напрямую коррелирует с состоянием здоровья растения: чем растение здоровее, тем выше отражение в этом спектре. Значения NDVI для плотной зелёной растительности варьируются от 0,3 до 0,8, соответствуют здоровым растениям, тогда как мёртвые или сухие листья имеют более низкие значения (0,1...0,2), а кустарники и травянистые земли

занимают промежуточный диапазон (0,2...0,3). Эти закономерности полностью согласуются с данными, представленными в литературе и подтверждают корректность используемой методики.

Заключение

На основе анализа данных мы можем заключить, что NDVI и ORB-SLAM были успешно реализованы для определения здоровья растений и картирования области соответственно. Дальнейшие шаги заключаются в объединении результатов от всех сенсоров одновременно для картирования полей и садов и предоставления данных о здоровье растений, установив всю систему на мобильный робот. SLAM-реализация определяет конкретные места картированием, где необходимо наблюдать за состоянием здоровья растений. На основе данных исследователи смогут определить условия

окружающей среды, необходимые для поддержания оптимального здоровья растений.

В ходе проведенного исследования была проанализирована спектральная чувствительность стереокамеры LeTMC-520 и LED-осветителя Godox LEDM150. Результаты показали, что правильный выбор источника света имеет решающее значение для повышения качества захвата изображений и, соответственно, для точности анализа состояния растений.

Представлена модель, основанная на расчете значений NDVI для здоровых и нездоровых растений с использованием беспроводного метода мониторинга здоровья растений. Она работает на контроллере, основанном на Raspberry Pi и камере NoIR. Данное решение применяется на разработанном мобильном роботе.

Результаты показывают, что Н.С. (96,4 % и 88,9 %) и Н.Б. (90,5 % и 88,9 %) продемонстрировали наилучшие результаты как на обучающих, так и на тестовых наборах данных.

Литература

1. Bhati N. Sense PI: plant health monitoring and local database connectivity using Raspberry PI // IJETMAS. 2015. Vol. 3. P. 333-339.
2. Patil B. Plant monitoring using image processing, raspberry PI & IOT // IRJET. 2017. Vol. 4. P.1337-1342.
3. Aswathy C. Pi Doctor: A Low Cost Aquaponics Plant Health Monitoring System Using Infragram Technology and Raspberry Pi // Design and Implementation of reconfigurable VLSI architecture for optimized performance cognitive radio wide band spectrum sensing. 2016. Vol. 1. P. 909-917.
4. Chaerle L. Seeing is believing: imaging techniques to monitor plant health // Elsevier. 2001. P. 153-166.
5. Active and Passive Electro-Optical Sensors for Health Assessment in Food Crops / T. Fahey, H. Pham, A. Gardi, et al. // Sensors. 2021. Vol. 21. No. 1. P. 171. doi:10.3390/s21010171
6. Lowe A. Hyperspectral image analysis techniques for the detection and classification of the early onset of plant disease and stress // Biomed Central. 2017. Vol. 13. P. 1-12.
7. Monitoring plant condition and phenology using infrared sensitive consumer grade digital cameras / W. Nijland, R. Jong, S. De Jong et al. // Agric. For. Meteorol. 2014. Vol. 184. P. 98–106. doi: 10.1016/j.agrformet.2013.09.007
8. Sensing technologies for precision specialty crop production / W.S. Lee, V. Alchanatis, C. Yang, et al. // Comput. Electron. Agric. 2010. Vol. 74. No. 1. P. 2-33. ISSN 0168-16999.
9. Боковой А. В., Муравьев К. Ф., Яковлев К. С. Система одновременного картирования, локализации и исследования неизвестной местности по видеопотоку // Информационные технологии и вычислительные системы. 2020. № 2. С. 51-61. doi: 10.14357/20718632200205.
10. Угловский А. С., Семеренко Н. Ю. Компьютерное моделирование системы управления четырёхколёсным мобильным роботом в пакете Simulink // Вестник АПК Верхневолжья. 2024. № 1(65). С. 128-135. doi: 10.35694/YARCX.2024.65.1.018
11. Тетерев А. В. Обоснование выбора системы позиционирования для управления движением мобильного сельскохозяйственного робота // Сельскохозяйственные машины и технологии. 2020. Т. 14. № 4. С. 63-70. doi: 10.22314/2073-7599-2020-14-4-63-7
12. Угловский А. С., Семеренко Н. Ю. Моделирование работы мобильного робота для обоснования его функциональных параметров и алгоритма управления // АгроЭкоИнженерия. 2023. № 4(117). С. 57-72. doi: 10.24412/2713-2641-2023-4117-57-71
13. Угловский А. С., Семеренко Н. Ю. Классификация болезней растений с использованием алгоритма глубокого обучения // Автоматизация. Современные технологии. 2024. Т. 78, № 8. С. 343-349. doi: 10.36652/0869-4931-2024-78-8-343-349
14. Glenn D. M., Tabb A. Evaluation of Five Methods to Measure Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) in Apple and Citrus // Int. J. Fruit Sci. 2018. Vol. 19. P. 191-210.
15. Deguchi N., Tsuji H., Murakami N. Comparison of Handheld NDVI Sensor Measurements and Drone Sensing NDVI in Potato Fields // Japanese J. Farm Work Res. 2023. Vol. 58. No. 2. P. 73-81. doi:10.4035/jsfwr.58.73
16. Comparison of time-integrated NDVI and annual maximum NDVI for assessing grassland dynamics / Ju. Yan, G. Zhang, H. Ling et al. // Ecol. Indic. 2022. Vol. 136. P. 108611. doi: 10.1016/j.ecolind.2022.108611
17. Dynamic Characteristics of Vegetation Change Based on Reconstructed Heterogenous NDVI in Seismic Regions / Sh. Wu, B. Di, S. L. Ustin, et al. // Remote Sens. 2023. Vol. 15. No. 2. P. 299. doi:10.3390/rs15020299

References

1. Bhati N. Sense PI: plant health monitoring and local database connectivity using Raspberry PI // IJETMAS. 2015. Vol. 3. P. 333-339.
2. Patil B. Plant monitoring using image processing, raspberry PI & IOT // IRJET. 2017. Vol. 4. P.1337-1342.
3. Aswathy C. Pi Doctor: A Low Cost Aquaponics Plant Health Monitoring System Using Infragram Technology and Raspberry Pi // Design and Implementation of reconfigurable VLSI architecture for optimized performance cognitive radio wide band spectrum sensing. 2016. Vol. 1. P. 909-917.
4. Chaerle L. Seeing is believing: imaging techniques to monitor plant health // Elsevier. 2001. P. 153-166.

5. Active and Passive Electro-Optical Sensors for Health Assessment in Food Crops / T. Fahey, H. Pham, A. Gardi, et al. // *Sensors*. 2021. Vol. 21. No.1. P. 171. doi:10.3390/s21010171
6. Lowe A. Hyperspectral image analysis techniques for the detection and classification of the early onset of plant disease and stress // *Biomed Central*. 2017. Vol. 13. P. 1-12.
7. Monitoring plant condition and phenology using infrared sensitive consumer grade digital cameras / W. Nijland, R. Jong, S. De Jong, et al. // *Agric. For. Meteorol.* 2014. Vol. 184. P. 98–106. doi: 10.1016/j.agrformet.2013.09.007
8. Sensing technologies for precision specialty crop production / W.S. Lee, V. Alchanatis, C. Yang, et al. // *Comput. Electron. Agric.* 2010. Vol. 74. No.1. P. 2-33. ISSN 0168-16999.
9. Bokovoy A. V., Muravyov K. F., Yakovlev K. S. System for simultaneous mapping, localization and exploration of unknown terrain using video stream // *Information technologies and computing systems*. 2020. No.2. P. 51-61. doi: 10.14357/20718632200205
10. Uglovskiy A. S., Semerenko N. Yu. Computer modeling of the control system of a four-wheeled mobile robot in Simulink package // *Vestnik of the AIC of the Upper Volga region*. 2024. No.1 (65). P. 128-135. doi: 10.35694 / YARCX.2024.65.1.018
11. Teterev A. V. Justification for the choice of a positioning system for controlling the movement of a mobile agricultural robot // *Agricultural Machinery and Technologies*. 2020. Vol. 14. No.4. P. 63-70. doi: 10.22314/2073-7599-2020-14-4-63-7
12. Uglovskiy A. S., Semerenko N. Yu. Modeling the operation of a mobile robot to substantiate its functional parameters and control algorithm // *AgroEcoEngineering*. 2023. No.4 (117). P. 57-72. doi: 10.24412/2713-2641-2023-4117-57-71
13. Uglovskiy A. S., Semerenko N. Yu. Classification of plant diseases using a deep learning algorithm // *Automation. Modern technologies*. 2024. Vol. 78, No.8. P. 343-349. doi: 10.36652/0869-4931-2024-78-8-343-349
14. Glenn D. M., Tabb A. Evaluation of Five Methods to Measure Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) in Apple and Citrus // *Int. J. Fruit Sci.* 2018. Vol. 19. P. 191-210.
15. Deguchi N., Tsuji H., Murakami N. Comparison of Handheld NDVI Sensor Measurements and Drone Sensing NDVI in Potato Fields // *Japanese J. Farm Work Res.* 2023. Vol. 58. No.2. P. 73-81. doi:10.4035/jsfwr.58.73
16. Comparison of time-integrated NDVI and annual maximum NDVI for assessing grassland dynamics / Ju. Yan, G. Zhang, H. Ling, et al. // *Ecol. Indic.* 2022. Vol. 136. P. 108611. doi: 10.1016/j.ecolind.2022.108611
17. Dynamic Characteristics of Vegetation Change Based on Reconstructed Heterogenous NDVI in Seismic Regions / Sh. Wu, B. Di, S. L. Ustin, et al. // *Remote Sens.* 2023. Vol. 15. No.2. P. 299. doi:10.3390/rs15020299