

МИНИСТЕРСТВО ОБРАЗОВАНИЯ РЕСПУБЛИКИ БЕЛАРУСЬ
БЕЛОРУССКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ
ФАКУЛЬТЕТ ПРИКЛАДНОЙ МАТЕМАТИКИ И ИНФОРМАТИКИ
Кафедра компьютерных технологий и систем

СЕНЬКИН Алексей Вадимович

**ПОСТРОЕНИЕ 3D-МОДЕЛИ ДЕРЕВА НА ОСНОВЕ
СТЕРЕОСНИМКОВ**

Дипломная работа

Научный руководитель:
Заведующий кафедрой
информационных систем управления
доктор технических наук,
доцент
А.М. Недзведь

Допущена к защите

« ____ » _____ 2025 г.

Заведующий кафедрой компьютерных технологий и систем

Доктор педагогических наук, кандидат физико-математических наук,
профессор В.В. Казаченок

Минск, 2025

ОГЛАВЛЕНИЕ

ВВЕДЕНИЕ.....	7
ГЛАВА 1 ОБЗОР МЕТОДОВ ПОСТРОЕНИЯ ОРТОФОТОПЛАНОВ	9
1.1 Понятие плотного облака точек и ортофотоплана	9
1.2 Этапы построения ортофотоплана	11
1.3 Алгоритм SIFT нахождения ключевых точек снимка.....	12
1.4 Алгоритм SURF поиска ключевых точек изображения.....	16
1.5 Алгоритм Bundle Adjustment.....	18
1.6 Алгоритм Semi-Global Matching построения карт глубины	20
1.7 Выводы.....	22
ГЛАВА 2 АЛГОРИТМ РАСЧЕТА УГЛЕРОДНОГО ПОГЛОЩЕНИЯ	23
2.1 Постановка задачи.....	23
2.2 Описание алгоритма	25
2.3 Подходы к расчету углеродного поглощения	27
2.3.1 Основной подход.....	27
2.3.2 Более точный метод, использующий дополнительные данные	28
2.4 Методы выделения растительности на ортофотоплане	30
2.5 Применение вегетационного индекса для создания маски растительности	32
2.6 Выбор порога сегментации на основе ВИ.....	35
2.7 Выводы	37
ГЛАВА 3 РЕАЛИЗАЦИЯ И АНАЛИЗ РЕЗУЛЬТАТОВ.....	39
3.1 Программные средства разработки и используемые библиотеки	39
3.2 Структура программного обеспечения.....	40
3.3 Результаты вычислений.....	41
3.4 Анализ масок сегментации и сферы применения метода.....	43
3.5 Выводы.....	45
ЗАКЛЮЧЕНИЕ	46
СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ	47
ПРИЛОЖЕНИЕ А	49
ПРИЛОЖЕНИЕ Б.....	51

ПЕРЕЧЕНЬ УСЛОВНЫХ ОБОЗНАЧЕНИЙ, СИМВОЛОВ И ТЕРМИНОВ

- БПЛА – беспилотный летательный аппарат
ВИ – вегетационный индекс
ПО – программное обеспечение
BFM – алгоритм полного перебора (Brute-Force Matcher)
EVI – усовершенствованный вегетационный индекс (Enhanced Vegetation Index)
FN – ложноотрицательный (False Negative)
FP – ложноположительный (False Positive)
NDVI – нормализованный разностный вегетационный индекс (Normalized Difference Vegetation Index)
NIR – ближний инфракрасный (Near-infrared)
RE – ошибка репроекции (Reprojection Error)
SGM – полуглобальное сопоставление (Semi-Global Matching)
SIFT – масштабно-инвариантная трансформация признаков (Scale Invariant Feature Transformation)
SURF – ускоренные устойчивые признаки (Speeded Up Robust Features)
TN – истинно-отрицательный (True Negative)
TP – истинно-положительный (True Positive)
VI – вегетационный индекс (Vegetation Index)

РЕФЕРАТ

Дипломная работа, 55 страниц, 19 рисунков, 6 таблиц, 38 формул, 22 источника.

Ключевые слова: 3D-РЕКОНСТРУКЦИЯ, ОРТОФОТОПЛАН, ВЕГЕТАЦИОННЫЙ ИНДЕКС, СЕГМЕНТАЦИЯ ИЗОБРАЖЕНИЙ, ОБЪЕМ РАСТИТЕЛЬНОСТИ, УГЛЕРОДНОЕ ПОГЛОЩЕНИЕ.

Объект исследования: изображения, содержащие растительность.

Предмет исследования: методы оценки углеродного поглощения растительностью на основе ее 3D-реконструкции.

Цель исследования: изучение методов построения плотного облака точек на основе стереоснимков, описание ортофотопланов и их сферы применения, разработка алгоритма вычисления объема растительности и оценки массы поглощенного углекислого газа.

Методы исследования: изучение литературных источников; обзор существующих методов оценки биомассы; разработка, реализация и тестирование различных подходов к выделению областей с растительностью на изображениях, а также к оценке углеродного поглощения.

Результаты: подробно описаны методы построения плотного облака точек местности, указаны преимущества использования ортофотоплана при программной реализации алгоритма и множество сфер его применения. Далее на основе анализа отражательных способностей растений был разработан метод построения маски растительности и проведен сравнительный анализ двух ВИ на основе нескольких метрик классификации. На основе полученных данных был реализован алгоритм вычисления объема растительности на ортофотоплане с использованием карты высот. Была продемонстрирована сфера его применения на примере решения задачи оценки углеродного поглощения; показано, что наличие дополнительной информации позволяет построить подход, дающий более точные результаты. Сделан вывод о том, что из оценок истинных значений величин, носящих относительный характер, может быть извлечена обширная сфера их применения на практике.

Достоверность материалов и результатов: все выводы в рамках данной работы опираются на факты, представленные в проверенных источниках, которые сопровождаются ссылками на соответствующую литературу. Числовые и другие формы результатов получены при помощи выполнения компьютерной программы, поэтому могут быть свободно воспроизведены.

Область применения: экологический мониторинг и задачи компьютерного зрения. Сравнительный анализ нескольких территорий по показателям биомассы и уровня углеродного поглощения.

РЭФЕРАТ

Дыпломная праца, 55 старонак, 19 малюнкаў, 6 табліц, 38 формул, 22 крывіцы.

Ключавыя словы: 3D-РЭКАНСТРУКЦЫЯ, АРТАФОТАПЛАН, ВЕГЕТАЦЫЙНЫ ІНДЭКС, СЕГМЕНТАЦЫЯ МАЛЮНКАЎ, АБ'ЁМ РАСЛІННАСЦІ, ВУГЛЯРОДНАЕ ПАГЛЫНАННЕ.

Аб'ект даследавання: выявы, якія змяшчаюць расліннасць.

Прадмет даследавання: метады ацэнкі вугляроднага паглынання расліннасцю на аснове яе 3D-рэканструкцыі.

Мэта даследавання: вывучэнне метадаў пабудовы шчыльнага воблака кропак на аснове стэрэаздымкаў, апісанне артафотапланаў і іх сферы прымянення, распрацоўка алгарытму вылічэння аб'ёму расліннасці і ацэнкі масы паглынутага вуглякіслага газу.

Метады даследавання: вывучэнне літаратурных крыніц па тэме пабудовы артафотапланаў; агляд існуючых метадаў ацэнкі біямасы расліннасці; распрацоўка, рэалізацыя і тэсціраванне розных падыходаў да выдзялення абласцей з расліннасцю на выявах, а таксама ацэнцы вугляроднага паглынання на аснове наяўных даных.

Вынікі: падрабязна апісаны метады пабудовы шчыльнага воблака кропак мясцовасці, пазначаны перавагі выкарыстання артафотаплана пры праграмнай рэалізацыі алгарытму і мноства сфер яго прымянення. На аснове аналізу адбівальных здольнасцяў раслін быў распрацаваны метады аддзялення зон расліннасці ад астатніх аб'ектаў і праведзены параўнальны аналіз двух вегетацыйных індэксаў на аснове некалькіх метрык класіфікацыі. Быў рэалізаваны алгарытм вылічэння аб'ёму расліннасці з выкарыстаннем карты вышынь. Была таксама прадэманстравана сфера прымянення распрацаванага алгарытму на прыкладзе рашэння задачы ацэнкі вугляроднага паглынання; паказана, што наяўнасць дадатковай інфармацыі сярод уваходных даных дазваляе пабудаваць падыход, які дае больш дакладныя вынікі. У канцы зроблена выснова, што з ацэнак сапраўдных значэнняў вугляроднага паглынання, якія носяць адносны характар, можна атрымаць шырокую сферу іх ужывання.

Дакладнасць матэрыялаў і вынікаў: усе высновы апіраюцца на факты, прадстаўленыя ў правяраных крыніцах, якія суправаджаюцца спасылкамі на адпаведную літаратуру. Лікавыя і іншыя формы вынікаў атрыманы пры дапамозе выканання камп'ютарнай праграмы, таму могуць быць паўтораны.

Вобласць прымянення: экалагічны маніторынг і задачы камп'ютарнага зроку. Параўнальны аналіз некалькіх тэрыторый па паказчыках біямасы і ўзроўню вугляроднага паглынання.

SUMMARY

Diploma thesis, 55 pages, 19 pictures, 6 tables, 38 formulas, 22 sources.

Keywords: 3D RECONSTRUCTION, ORTHOPHOTO, VEGETATION INDEX, IMAGE SEGMENTATION, VEGETATION VOLUME, CARBON ABSORPTION.

The object of the research: images containing vegetation.

The subject of the research: methods for estimating carbon absorption by vegetation basing on its 3D reconstruction.

The purpose of the research: study of methods for constructing dense point clouds on stereo images, description of orthophotos and their scope of application, development of an algorithm for calculating vegetation volume and estimating the mass of absorbed carbon dioxide based on it.

The methods of the research: study of literary sources on the topic of constructing orthophotos; review of existing methods for estimating vegetation biomass; development, implementation and testing of various approaches for identifying areas with vegetation in images, as well as estimating carbon absorption based on data available.

The results of the work: The methods for constructing dense point clouds of the area are described in detail, the advantages of using an orthophoto in the software implementation of the algorithm and many areas of its application are also indicated. Then, based on the analysis of plant reflectivity, a method for separating vegetation zones from other image objects was developed, and a comparative analysis of two vegetation indices was carried out based on several classification metrics. Based on the data obtained, an algorithm for calculating the volume of vegetation on an orthophoto using a height map was implemented. The scope of application of the algorithm developed was demonstrated using the example of solving the problem of assessing carbon absorption; it was shown that the presence of additional information among the input data allows you to build an approach that gives more accurate results. Finally, a conclusion was made that a wide range of application can be extracted from estimates of the true values of carbon absorption, which are relative in nature.

Authenticity of the materials and results: all conclusions in this work are based on the facts presented in verified sources, which are accompanied by references to the relevant literature. Numerical and other forms of results were obtained by executing a computer program, so they can be freely reproduced.

Recommendations on the usage: environmental monitoring and computer vision tasks. Comparative analysis of several territories in terms of biomass and carbon absorption levels.

ВВЕДЕНИЕ

В условиях быстрого развития технологий современное дистанционное зондирование стало одним из ключевых инструментов в изучении окружающей среды, мониторинге экосистем и управлении природными ресурсами. Оно не только помогает более глубоко понимать динамику роста и состояние растений, но и позволяет получать пространственно-точные данные о состоянии земной поверхности, что особенно важно в условиях глобальных климатических изменений и роста потребности в устойчивом использовании природных ресурсов. Одним из критически важных аспектов мониторинга растительного покрова является вычисление его объемных характеристик, что играет центральную роль в оценке биомассы, углеродного баланса и продуктивности экосистем. Эти данные могут использоваться для получения подробной информации об урожаях и дальнейшего планирования сельскохозяйственных операций, мониторинга лесных ресурсов, а также оценивания рисков, относящихся к экологической обстановке рассматриваемой территории.

Применение беспилотных летательных аппаратов (БПЛА) в дистанционном зондировании предоставляет определенные преимущества по сравнению с традиционными более дорогостоящими методами, такими как использование малой авиации и спутниковой съемки. БПЛА, также часто называемые дронами, обладают высокой маневренностью, что позволяет оперативно собирать данные даже в труднодоступных районах, обеспечивая при этом беспрецедентную пространственную и временную точность. Кроме того, благодаря значительно более низкой высоте полета дронов обеспечивается бóльшая детализация данных, а изменяющиеся со временем, неортогональные поверхности ракурсы съемки позволяют строить карты глубины и пространственные облака точек. Это делает БПЛА незаменимыми в задачах построения 3D-реконструкций местности и, вследствие, ортофотопланов, что позволяет перейти от глобального анализа к детальному изучению конкретных участков территории.

Значительная часть работы имеет практический характер и посвящена решению задачи оценки углеродного поглощения для демонстрации роли, которую играет 3D-реконструкция территории на практике. Так, целями данной дипломной работы являются: разработка и реализация методики вычисления объема растительности на основе данных, полученных с БПЛА, и демонстрация возможностей ее применения в различных отраслях, в частности, экологический мониторинг.

Для достижения этой цели необходимо решить следующие задачи: рассмотреть и описать методы построения плотного облака точек на основе

стереоснимков и указать алгоритм получения ортофотоплана на его основе, выделить области с растительностью с использованием инфракрасного (NIR) канала, вычислить объем растительности на основе карты глубины и рассмотреть возможности использования полученных данных для практических нужд, таких как оценка углеродного поглощения.

Таким образом, использование БПЛА в рамках такой задачи дистанционного зондирования, как построение плотного облака точек растительности и вычисление ее объема, не только упрощает процесс сбора данных, но и позволяет повысить его точность и оперативность. В рамках множества проблем, предполагающих экологические решения, **актуальность** рассматриваемых в дипломной работе методов становится особенно приоритетной.

ГЛАВА 1

ОБЗОР МЕТОДОВ ПОСТРОЕНИЯ ОРТОФОТОПЛАНОВ

1.1 Понятие плотного облака точек и ортофотоплана

3D-реконструкция представляет собой процесс создания трехмерной модели местности с целью упрощения визуализации и анализа объектов благодаря обогащению информации о них пространственными характеристиками (форма, объем, высота и т.д.) В качестве входных данных чаще всего выступает набор двумерных изображений с перекрытиями граничных областей, а результатом алгоритма их преобразования является плотное облако точек – множество точек с известными пространственными координатами и значениями цветовых каналов.

В практической части дипломной работы (главы 2 и 3) используется плотное облако точек, которое построено на основе набора стереоснимков территории, содержащей растительность. Необходимость его применения связана с получением объемных и высотных характеристик растений, которые затем участвуют в решении задачи углеродного поглощения. При этом, с точки зрения реализации алгоритма на языке программирования Python, более удобным форматом входных данных является комбинация карты высот и ортофотоплана. Это связано с возможностью представления их в виде двумерных массивов, а сам ортофотоплан может быть напрямую построен на основе плотного облака точек местности. Поэтому с учетом практической ориентированности дипломной работы, рассматриваемые далее методы построения плотного облака точек будут также включать в себя создание ортофотоплана (рисунок 1.1).

Помимо удобного формата данных, ортофотоплан является также одним из основных способов получения качественных аэрофотоснимков и устранения проблем, связанных с искажением изображений, вследствие чего он идеально подходит для построения точных карт местности (так называемых ортомозаик). В частности, он представляет собой ортогональное представление территории с геопривязкой к определенной системе координат. Такой план собран из множества аэроснимков, сделанных с заданной высоты, и объединен с помощью специального программного обеспечения.

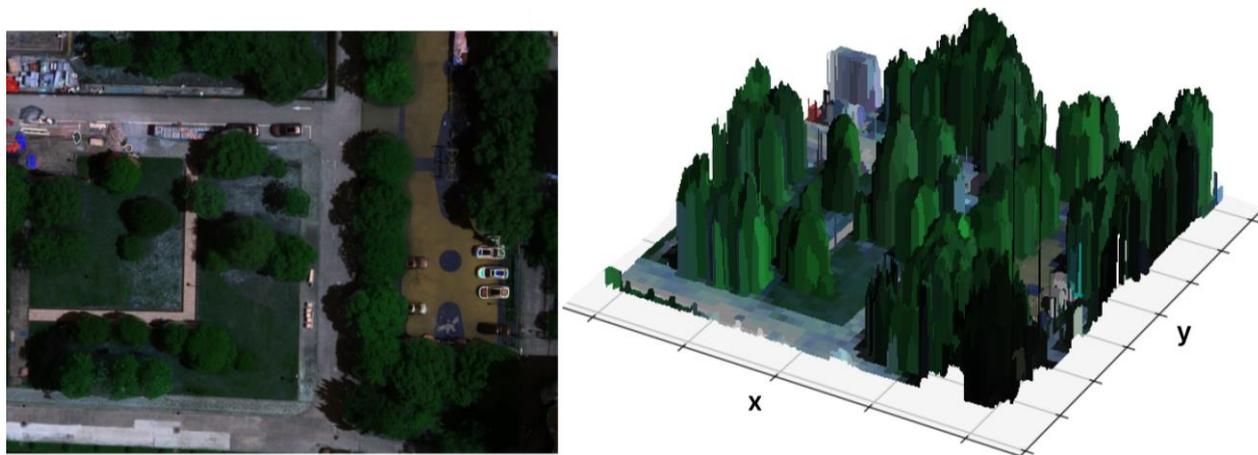


Рисунок 1.1 – Участок территории на ортофотоплане (слева) и 3D-реконструкции (справа)

Ортофотоплан отличается от стандартных аэроснимков тем, что вне зависимости от положения он дает строгое изображение сверху, не имеет искажения из-за оптики и точно привязан к координатам. Его коррекция осуществляется с учетом трех аспектов: перспективы, наклона камеры и искажения объектива. Это позволяет масштабировать карту, измерять характеристики расположенных на ней объектов, вычислять их объем и т.д. [3] Некоторые свойства ортофотопланов отражены на рисунках 1.2 – 1.3.

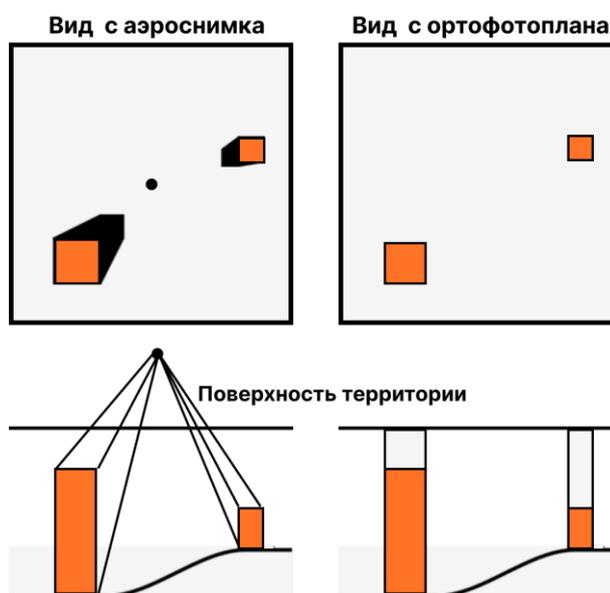


Рисунок 1.2 – Схематичное сравнение ортофотоплана и обычного аэроснимка



Рисунок 1.3 – Сравнение детализации ортофотоплана (слева) и спутникового снимка из сервиса Google Maps (справа)

1.2 Этапы построения ортофотоплана

Сегодня существует множество компьютерных программ, функциональность которых объединяет все основные шаги создания ортофотопланов. В целях сохранения конкурентоспособности, многие из них предоставляют уникальные в рамках своей сферы предложения, не раскрывая при этом всех особенностей реализации используемых алгоритмов. Например, в практической части дипломной работы использовался ортофотоплан, построенный в программе Pix4Dmapper 4.4. В документации к ней, среди прочего, не упоминается конкретный метод детекции ключевых точек, поэтому далее в рамках главы будут описаны два алгоритма, – SIFT и SURF, – которые со временем стали стандартом для своей области. Тем не менее, можно выделить общие для всех базовые этапы построения ортофотопланов, которые в случае рассмотрения конкретного программного обеспечения лишь дополняются некоторыми деталями с целью повышения удобства использования, качества результатов либо ускорения его работы.

Далее следуют основные шаги процесса построения ортофотопланов.

Определение способа сбора и источника исходных данных. Сюда относится использование малой авиации (небольшие пилотируемые самолеты и вертолеты), беспилотных летательных аппаратов (БПЛА), космической съемки.

Собственно сбор и загрузка данных в определенном формате: JPEG, TIFF или RAW с заранее определенным перекрытием (60-80%). Сюда также включается загрузка положения камер (широта X , долгота Y , высота Z , а также опционально тангаж ω , крен ϕ и рыскание κ) с GPS-модуля и IMU-датчиков с целью дальнейшей геопривязки к глобальной системе координат [3].

Выравнивание аэрофотоснимков. На каждом из них определяются ключевые точки (например, используя алгоритмы SIFT или SURF) и для пересекающихся пар снимков выделяются общие из них. При помощи триангуляции вычисляются 3D-координаты найденных точек и их положения (вместе с введенными положениями камеры) оптимизируются за счет алгоритма Bundle Adjustment («уравнивание по способу связок»). Таким образом по ним строится разреженное облако точек.

Построение плотного облака точек. Для каждого снимка за счет применения алгоритма Semi-Global Matching («полуглобальное сопоставление») конструируется карта глубины. Для перекрывающихся точек рассчитываются средние значения и удаляются шумы, после чего на основе объединенной карты глубины получают плотное облако точек.

Построение карты высот. Ее получают за счет применения Natural Neighbor («по естественному соседству») интерполяции к плотному облаку точек. После этого на основании регулярной сетки значений высот можно определить высотную отметку любого объекта исследуемой местности.

Получение итогового ортофотоплана. На этом этапе происходит ортотрансформирование исходных снимков и объединение перекрывающихся областей по алгоритму лучшего кадра на основе nadir-проекции. В конце осуществляется сглаживание швов при помощи разложения в пирамиду частот.

Далее глава будет посвящена более подробному рассмотрению основных алгоритмов, которые используются в процессе создания ортофотопланов местности и покрывают наиболее значимые его этапы.

1.3 Алгоритм SIFT нахождения ключевых точек снимка

В рамках процесса построения ортофотоплана задача определения ключевых (особых) точек встречается на этапе выравнивания аэрофотоснимков с целью дальнейшего сопоставления перекрывающихся изображений. Для их извлечения используют специальные методы, работающие с так называемыми дескрипторами, определение которых меняется в зависимости от выбранного алгоритма. Общим для всех дескрипторов является свойство инвариантности нахождения соответствия между особыми точками относительно преобразования изображений (смещения, поворота, изменения масштаба, яркости и «положения камеры»). В рамках алгоритма для двух изображений сравниваются дескрипторы рассматриваемых точек и по совпадению первых выделяются те, что соответствуют друг другу.

После этого происходит дополнительный отбор пар ключевых точек на основе более «жестких» ограничений, например, по относительному расстоянию от границ изображения. Все выбранные ключевые точки после процесса триангуляции (вычисления глобальных пространственных координат) составят разреженное облако точек.

Первым рассмотренным в рамках дипломной работы алгоритмом определения ключевых точек изображения будет SIFT (Scale Invariant Feature Transformation, или масштабно-инвариантная трансформация признаков). SIFT способен надёжно выделить характерные особенности объектов в том числе в условиях наличия шума, поскольку данный дескриптор инвариантен пропорциональному масштабированию, изменениям освещённости, ориентации, а также частично устойчив к аффинным искажениям [16]. На основе [15] можно привести алгоритм выполнения SIFT по шагам.

В первую очередь к изображению применяется последовательность фильтров Гаусса различных масштабов, а затем вычисляется разность сглаженных изображений (гауссианов). Она представлена формулой (1.1).

$$D(x, y, \sigma) = L(x, y, k_i \sigma) - L(x, y, k_j \sigma), \quad (1.1)$$

где $L(x, y, k\sigma)$ – свёртка исходного изображения $I(x, y)$ с размытием по Гауссу $G(x, y, k\sigma)$ в масштабе $k\sigma$, то есть справедлива формула (1.2):

$$L(x, y, k\sigma) = G(x, y, k\sigma) * I(x, y). \quad (1.2)$$

Далее ключевые точки разностей гауссианов помечаются как их локальный минимум либо максимум. Это делается путём сравнения каждого пикселя разности гауссианов изображений для его восьми соседей и девяти соответствующих соседних пикселей в каждом из соседних масштабов. Если значение пикселя является максимумом или минимумом среди всех сравниваемых точек, оно выбирается как кандидат ключевой точки [10].

Изначально многие из них являются неустойчивыми. Следующий шаг в алгоритме – обеспечение детального соответствия соседям для точного положения, масштаба и отношения главных кривизн. Эта информация позволяет не учитывать точки, для которых характерен низкий контраст или плохое расположение вдоль ребра:

- Чтобы отбросить ключевые точки с низким контрастом, при помощи формулы (1.3) вычисляется разложение Тейлора второго порядка

$$D(x) = D + \frac{\partial D^T}{\partial x} x + \frac{1}{2} x^T \frac{\partial^2 D}{\partial x^2} x \quad (1.3)$$

в точке $\hat{\mathbf{x}}$ – экстремуме смещения $\mathbf{x} = (x, y, \sigma)^T$ от точки кандидата. Если это значение не превосходит 0,03, кандидат в ключевые точки не учитывается.

- Если особая точка лежит на границе какого-либо объекта или плохо освещена, то ее можно исключить из рассмотрения. Эти точки имеют большой изгиб (одна из компонент второй производной) вдоль границы и малый в перпендикулярном направлении. Этот изгиб определяют при помощи матрицы Гессе \mathbf{H} (формула (1.4)). Для проверки подойдет \mathbf{H} размера 2×2 .

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} D_{xx} & D_{xy} \\ D_{xy} & D_{yy} \end{bmatrix}. \quad (1.4)$$

В формулах 1.3 – 1.4 используются частные производные первого и второго порядков для разностей гауссианов $D(x, y, \sigma)$. В качестве точных аппроксимаций в случае дискретного изображения для их вычисления используются следующие формулы (1.5):

$$\begin{aligned} D_x &= \frac{1}{2} [D(x+1, y) - D(x-1, y)], \\ D_y &= \frac{1}{2} [D(x, y+1) - D(x, y-1)], \\ D_{xx} &= D(x+1, y) - 2 \cdot D(x, y) + D(x-1, y), \\ D_{yy} &= D(x, y+1) - 2 \cdot D(x, y) + D(x, y-1), \\ D_{xy} &= \frac{1}{4} [D(x+1, y+1) + D(x-1, y-1) - \\ &\quad - D(x+1, y-1) - D(x-1, y+1)]. \end{aligned} \quad (1.5)$$

Пусть $Tr(H)$ – след матрицы – и $Det(H)$ – определитель – заданы соотношениями (1.6):

$$\begin{aligned} Tr(\mathbf{H}) &= D_{xx} + D_{yy} = \alpha + \beta, \\ Det(\mathbf{H}) &= D_{xx}D_{yy} - (D_{xy})^2 = \alpha\beta. \end{aligned} \quad (1.6)$$

Пусть также $r = \alpha\beta$ – отношение большего изгиба к меньшему, тогда получим формулу (1.7):

$$\frac{Tr(\mathbf{H})^2}{Det(\mathbf{H})} = \frac{(\alpha + \beta)^2}{\alpha\beta} = \frac{(r + 1)^2}{r}, \quad (1.7)$$

и точка рассматривается дальше, если выполнено условие (1.8) для граничного значения $r = 10$:

$$\frac{Tr(\mathbf{H})^2}{Det(\mathbf{H})} < \frac{(r + 1)^2}{r}. \quad (1.8)$$

Для достижения инвариантности по вращению каждой ключевой точке ставится в соответствие ориентация, которая зависит от направлений градиентов в исходном изображении. Из вычисленных величин составляется гистограмма для 36 направлений, каждое из которых покрывает интервал длиной в 10 градусов. В итоге ключевой точке будут соответствовать направления, расположенные в пределах 20 % от самых высоких пиков.

В методе SIFT дескриптором является вектор. Как и направление ключевой точки, дескриптор вычисляется по гауссиану, ближайшему к ней по масштабу, и исходя из градиентов в некоторой ее окрестности. Перед вычислением дескриптора это окно поворачивается на угол направления ключевой точки, чем и достигается инвариантность относительно поворота. Графическая иллюстрация формирования дескриптора приведена на рисунке 1.4.

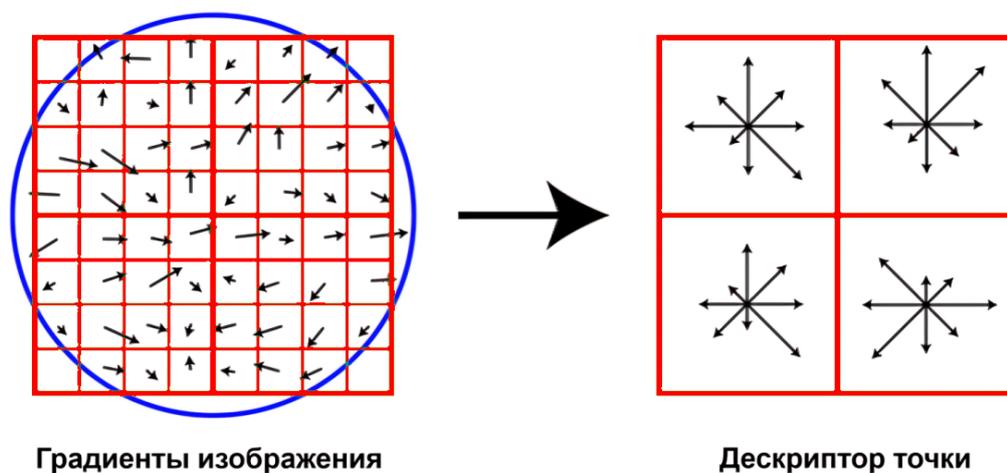


Рисунок 1.4 – Дескриптор ключевой точки

Для сопоставления особых точек изображений можно использовать алгоритм **Brute-Force Matcher**, представляющий собой полный перебор всевозможных пар соответствующих точек. BFM использует L2 норму для определения расстояний между сравниваемыми дескрипторами и возвращает k наилучших результатов, где k – гиперпараметр алгоритма. Далее при помощи фильтрации на основании расстояния до границ изображения, порогового значения расстояния между дескрипторами и угла наклона соединяющих сопоставленные точки линий отфильтровывают лучшие пары (рисунок 1.5).

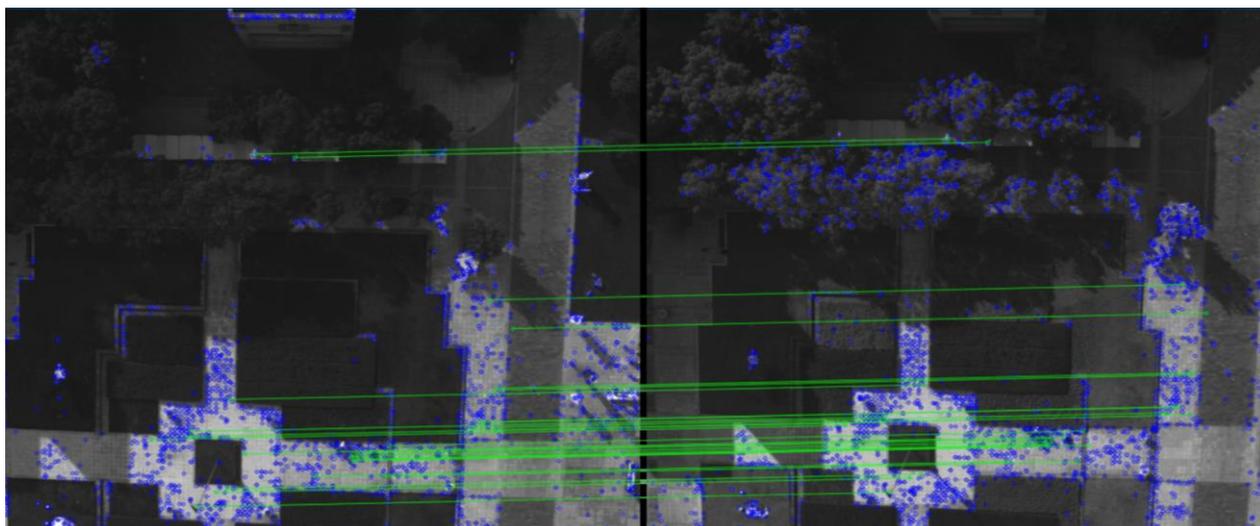


Рисунок 1.5 - Найденные соответствия особых точек для двух изображений, снятых с различных ракурсов

Как уже упоминалось в разделе 1.2, программа Pix4Dmapper 4.4 публично не раскрывает алгоритм определения ключевых точек, используемый при построении разреженного облака точек. Поэтому далее будет рассмотрена популярная альтернатива методу SIFT, – алгоритм SURF («ускоренные устойчивые признаки»), – созданный с целью увеличить скорость его работы при сохранении качества предшественника.

1.4 Алгоритм SURF поиска ключевых точек изображения

Авторы алгоритма SURF в соответствующей публикации утверждают, что он обеспечивает ускоренный в несколько раз процесс вычислений, аппроксимируя решение метода SIFT и в некоторых случаях даже улучшая его. При этом сохраняются основные этапы последнего, включая использование матрицы Гессе для отбора точек-кандидатов и основанных на распределении дескрипторов. Оптимизация при этом достигается за счет использования интегралов изображений [5].

Интеграл изображения, также известный как «таблица суммарных площадей», представляет собой матрицу значений $I(x, y)$, где каждый ее элемент с координатами x, y определяется соотношением (1.9) [21]:

$$I(x, y) = \sum_{\substack{x' \leq x, \\ y' \leq y}} i(x', y'), \quad (1.9)$$

где $i(x, y)$ – интенсивность пикселя с положением (x, y) .

Матрица может быть эффективно вычислена за один проход начиная с левого верхнего угла по правилу (1.10) [9]:

$$I(x, y) = i(x, y) + I(x, y - 1) + I(x - 1, y) - I(x - 1, y - 1). \quad (1.10)$$

Предподсчитанный таким образом интеграл изображения позволяет получить сумму интенсивностей внутри произвольного прямоугольника $ABCD$ на исходном снимке за константное время за счет формулы (1.11) [9]:

$$\sum_{\substack{x_0 < x \leq x_1, \\ y_0 < y \leq y_1}} i(x, y) = I(A) - I(B) - I(C) + I(D), \quad (1.11)$$

где прямоугольник ограничен точками $A(x_0, y_0)$, $B(x_1, y_0)$, $C(x_0, y_1)$ и $D(x_1, y_1)$.

Как упоминалось ранее, процесс отбора ключевых точек в алгоритме SURF происходит на основе значений определителя матрица Гессе, которая в данном случае имеет вид (1.12):

$$H(x, y, \sigma) = \begin{bmatrix} L_{xx}(x, y, \sigma) & L_{xy}(x, y, \sigma) \\ L_{xy}(x, y, \sigma) & L_{yy}(x, y, \sigma) \end{bmatrix}, \quad (1.12)$$

где $L_{xx}(x, y, \sigma)$, $L_{xy}(x, y, \sigma)$, $L_{yy}(x, y, \sigma)$ – свертки частных производных второго порядка фильтров Гаусса $G(x, y, \sigma)$ в масштабе σ .

Элементы матрицы Гессе можно аппроксимировать при помощи вертикальных, горизонтальных и диагональных прямоугольных фильтров (в оригинале «box filters») за счет применения операции свертки с исходным изображением. При этом вычисления ускоряются за счет использования таблицы суммарных площадей и сводятся к набору операций сложения над положительными и отрицательными регионами фильтров. Такие аппроксимации величин L_{xx} , L_{yy} , L_{xy} принято обозначать как D_{xx} , D_{yy} , D_{xy} соответственно, а пример аппроксимаций приведен на рисунке 1.6.

В отличие от метода SIFT, для достижения инвариантности масштабированию вместо изменения размера изображения меняются размеры прямоугольных фильтров: 9×9 , 15×15 , 21×21 и так далее. Отбор ключевых точек, в результате, проводят при сравнении определителей соседних точек в квадрате 3×3 данного масштаба и двух соседних и дальнейшем выборе локального максимума. Формула (1.13) вычисления определителя приближенной матрицы Гессе представлена ниже.

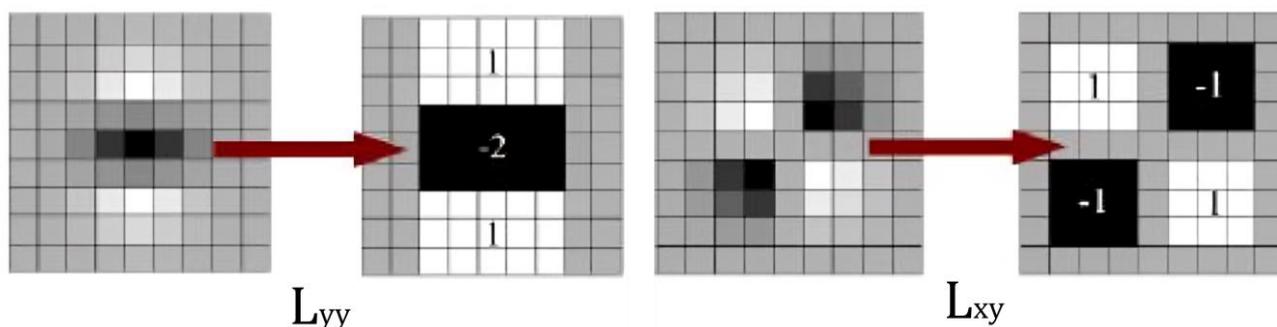


Рисунок 1.6 – L_{xx} и L_{yy} на изображениях 1, 3 и их аппроксимации прямоугольными фильтрами на изображениях 2, 4

$$Det(H_{approx}) = D_{xx}D_{yy} - (0.9D_{xy})^2, \quad (1.13)$$

где $Det(H_{approx})$ – определитель аппроксимированной матрицы Гессе.

При помощи горизонтального и вертикального вейвлетов Хаара определяются ориентации отобранных ключевых точек и их дескрипторы: в алгоритме SURF они представляют собой 64-мерные вектора из действительных чисел. На этом этапе в целях оптимизации также используется интеграл изображения.

Таким образом, определив итоговое множество ключевых точек и применив к ним метод триангуляции, можно построить разреженное облако точек рассматриваемой территории. Для получения более точных результатов используют алгоритм Bundle Adjustment, оптимизирующий пространственные координаты и соответствующие параметры положения камеры. Он будет рассмотрен далее.

Также стоит отметить, что на последнем этапе построения ортофотоплана – процессе объединения отдельных ортотрансформированных снимков в единую карту местности (ортомозаику) – возникающая задача сглаживания швов также успешно решается с использованием разложения изображений в пирамиду гауссианов. Можно показать, что параметры полученных при этом разностей гауссианов дают оптимальные значения весов сглаживания для каждого из пары объединяемых снимков.

1.5 Алгоритм Bundle Adjustment

Прежде чем строить разреженное облако точек на основе найденных методами SIFT или SURF ключевых точек, необходимо оптимизировать значения их пространственных координат и соответствующих им параметров

положения камеры (положение X, Y, Z и ориентация – углы вращения по осям ω , ϕ , κ). С этой целью применяется алгоритм Bundle Adjustment, или «уравнивание по способу связок».

Существует несколько метрик, отражающих качество оценки положения камеры и 3D-реконструкции определенной точки в пространстве. Наиболее точной из них считается так называемая Ошибка Репроекции (рисунок 1.7), вычисляемая как евклидово расстояние между истинным положением точки на изображении и проекцией ее предсказанной 3D-реконструкции – формула (1.14).

$$RE(x, x') = \sum_{i=1}^n \|x_i - x'_i\|^2, \quad (1.14)$$

где x_i – истинные координаты точки на i -ом изображении;
 x'_i - соответствующая проекция на i -ом изображении [14].

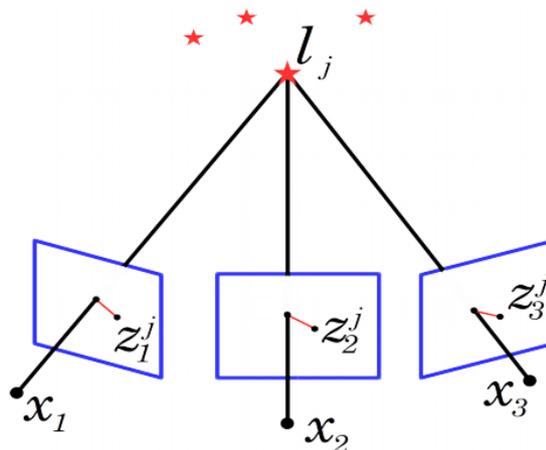


Рисунок 1.7– Визуализация ошибок репроекции [7]

Используя данное выражение, можно сформулировать задачу оптимизации (1.15), позволяющую найти необходимые положения камеры (параметризованные вектором a_j , где j – номер одного из m изображений) и пространственные координаты b_i ключевой точки i :

$$a_j, b_i = \operatorname{argmin}_{a_j, b_i} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m \|x_{ij} - Q(a_j, b_i)\|^2, \quad (1.15)$$

где $Q(a_j, b_i)$ – предсказанная проекция точки i на изображение j .

Решение данной задачи находят с использованием методов нелинейной оптимизации – градиентный спуск либо метод Гаусса-Ньютона. Последний

применяют наиболее часто. Таким образом, будет получено разреженное облако точек, которое можно использовать для более быстрой оценки карты высот и, значит, более быстрого построения ортофотоплана. Далее будет рассмотрен алгоритм Semi-Global Matching для конструирования карт глубины исходных снимков, являющихся основой для непосредственного вычисления карты высот.

1.6 Алгоритм Semi-Global Matching построения карт глубины

Алгоритм SGM позволяет обрабатывать стереопары перекрывающихся изображений и строить для них карты глубины, отражающие относительные расстояния из центра проекции (положения камеры) ко всем пикселям, присутствующим на обоих снимках.

На этапе предобработки пара рассматриваемых снимков трансформируется путем проецирования на общую плоскость вдоль базисных линий таким образом, чтобы каждый пиксель на левом снимке находился на соответствующей линии на правом [2]. Стоит отметить также, что напрямую алгоритм позволяет оптимизировать значения не глубины пикселей базового (обычно левого) изображения, а диспаратности – разницы в горизонтальном положении одного и того же пикселя на двух снимках стереопары. Она связана непосредственно с глубиной соотношением (1.16):

$$Z = \frac{f \cdot B}{d}, \quad (1.16)$$

где Z – глубина;

f – фокусное расстояние;

B – расстояние между камерами;

d – диспаратность.

Оптимальная диспаратность находится путем минимизации функции потерь, также называемой энергией и задающейся формулой (1.17).

$$E(D) = \sum_p C(p, D(p)) + \sum_{(p,q) \in N} P_1 \cdot (|D(p) - D(q)| = 1) + P_2 \cdot (|D(p) - D(q)| > 1), \quad (1.17)$$

где $D(p)$ – диспаратность точки;

$C(p, D(p))$ – стоимость сопоставления точки с диспаратностью;

P_1 – штраф за малую разницу диспаратностей;
 P_2 – штраф за большую разницу диспаратностей;
 N – множество соседних пикселей.

Здесь стоимость вычисляется как разница интенсивности пикселей левого и правого изображений с учетом диспаратности. При минимизации (1.17) энергию приближают суммированием затрат вдоль нескольких направлений r (горизонтальных, вертикальных, диагональных), что можно выразить соотношением (1.18):

$$S(p, d) = \sum_r L_r(p, d), \quad (1.18)$$

где $L_r(p, d)$ – накопленная вдоль направления r стоимость, которая рассчитывается рекурсивно при помощи динамического программирования по правилу (1.19):

$$S(p, d) = C(p, d) + \min \left(L_r(p - r, d), L_r(p - r, d \pm 1) + P_1, \min_{k \neq d} L_r(p - r, k) + P_2 \right). \quad (1.19)$$

Тогда итоговая диспаратность для точки p выбирается исходя из формулы (1.20):

$$D(p) = \operatorname{argmin}_d S(p, d). \quad (1.20)$$

Параметры алгоритма P_1 и P_2 вместе с методами фильтрации недостоверных значений позволяют регулировать точность и гладкость построения карты диспаратности – рисунок 1.8.

Таким образом, после усреднения перекрывающихся карт глубины и последующей фильтрации шумов можно построить плотное облако точек рассматриваемой местности. Применив к нему интерполяцию, получим карту высот – основу для построения ортофотоплана местности [17].

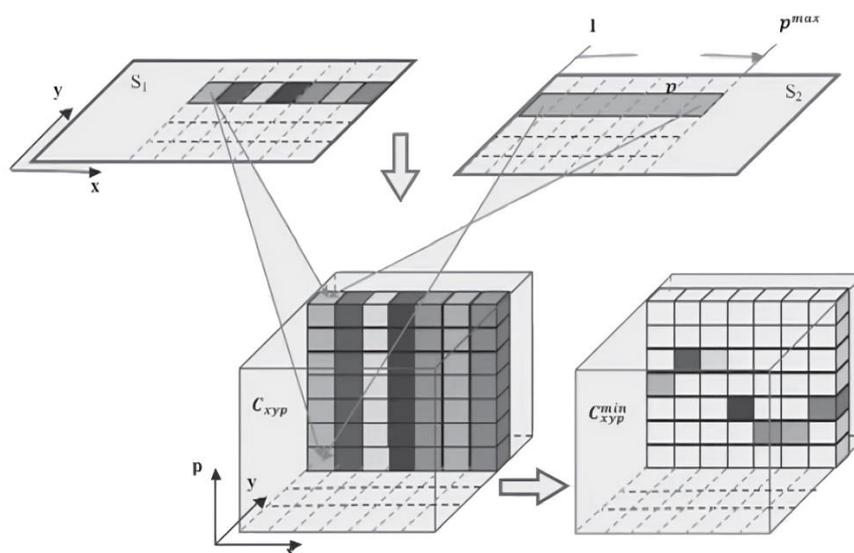


Рисунок 1.8 – Пример алгоритма для случая горизонтального направления [2]

1.7 ВЫВОДЫ

В данной главе был описан пошаговый метод построения плотного облака точек территории, а также ортофотоплана – ортогонального представления территории с точной привязкой к заданной системе координат. Были рассмотрены аспекты наиболее значимых алгоритмов, использующихся в современных компьютерных программах для создания ортофотопланов. Огромное разнообразие конкурентоспособного ПО в данной области обусловлено широкой сферой применения точных цифровых карт местности:

- Создание топографических планов различного наполнения
- Уточнение границ земельных участков в рамках кадастровых работ
- Мониторинг экологического состояния растительности и выявление зон, подверженных опасности со стороны засух, болезней, вредителей и т.д.
- Планирование удобрений и орошения в сельском хозяйстве на основе создания карт плодородия
- Прогнозирование объемов урожая полей
- Точное определение площади и оценка объема лесных массивов, в том числе для расчета углеродного поглощения

Последняя задача будет рассмотрена и решена в следующей главе в рамках практической части дипломной работы.

ГЛАВА 2

АЛГОРИТМ РАСЧЕТА УГЛЕРОДНОГО ПОГЛОЩЕНИЯ

2.1 Постановка задачи

Имея необходимое представление о процессе сбора данных при помощи БПЛА и построения на их основе детализированного ортофотоплана вместе с дополняющей его картой высот, а также о спектре направлений, в которых они в той или иной роли применяются, можно перейти к переложению данной информации на практику. Но перед тем, как описывать непосредственно реализацию упоминавшейся до этого задачи оценивания массы поглощенной растительностью углерода, будут прежде всего приведены ее постановка, а также необходимая теория на тему методов выделения растительности на мультиспектральных снимках определенной местности.

Итак, рассматривается задача оценивания объема растительности и дальнейшего использования данной величины в расчете углеродного поглощения – накопленной за время жизни растения массы углекислого газа, абсорбированного им в результате процесса фотосинтеза. В качестве исходных данных участвуют мультиспектральные изображения (рисунок 2.1), снятые при помощи 5 сенсоров камеры MicaSense RedEdge MX, закрепленных на БПЛА (дроне) DJI Matrice 300 RTK UAV. Для исследования использовалась территория кампуса Гунчэньцяо Чжэцзянского университета Шужэнь, расположенного в районе Гуншу города Ханчжоу, провинция Чжэцзян, Китай [13]. Основной причиной выбора данного региона послужило разнообразие земельного покрова, представленного деревьями, кустарниками, лугами, а также различными нерастительными объектами. За счет благоприятных климатических условий с обилием сезонных осадков для местности характерен высокий коэффициент покрытия растительностью. В результате площадь охвата составила 78.3 гектар. Съемка осуществлялась на высоте 115 метров с установленным пространственным разрешением снимка 76 миллиметров, в результате чего была получена серия пятиканальных кадров (красный R, зеленый G, синий B, ближний инфракрасный NIR и красная граница спектра Red Edge каналы). Более подробные спецификации камер и БПЛА приведены в таблицах 2.1 и 2.2.

При помощи специализированного программного обеспечения Pix4Dmapper 4.4 был создан ортофотоплан местности и соответствующая ему относительная карта высот с диапазоном от 0 до 28 метров. Ввиду особенностей алгоритма построения ортофотоплана – создание карты высот предшествует ему

– карта высот охватывает несколько большую территорию (рисунок 2.2). На основе этих данных необходимо получить действительное число – массу углекислого газа, поглощенного растительностью на данной территории.

Таблица 2.1 – Спектральные каналы камеры MicaSense RedEdge MX [13]

Номер канала	Название	Длина волны (нм)	Ширина канала (нм)
1	Синий	475	20
2	Зеленый	560	20
3	Красный	668	10
4	Ближний инфракрасный NIR	840	40
5	Красна граница спектра Red Edge	717	10

Таблица 2.2 – Спецификации камеры MicaSense RedEdge MX [13]

Параметр	Значение
Размер пикселя	3.75 мкм
Разрешение	1280×960 (1.2 Мп × 5 каналов)
Размер матрицы	4.8 мм × 3.6 мм
Фокусное расстояние	5.4 мм
Пространственное разрешение	8 см на пиксель на высоте 120 м
Скорость захвата	1 снимок в секунду (все каналы)



Рисунок 2.1 – Примеры кадров, полученных в процессе съемки



Рисунок 2.2 – Ортофотоплан (слева) и карта высот (справа)

2.2 Описание алгоритма

Использование ортофотоплана в качестве исходных данных позволяет упростить итоговый алгоритм за счет избегания множества перспективных преобразований исходных изображений. Более того, ввиду значительной площади рассматриваемой территории, задача оперирует величинами достаточно больших порядков, вследствие чего любая неточность на каждом из этапов может привести к сильному расхождению результатов. Поэтому уменьшение количества шагов алгоритма способствует также и улучшению точности вычислений.

Метод расчета углеродного поглощения предполагает следующую последовательность шагов.

Отделить растительность от остальных объектов ортофотоплана. Данная задача обладает определенной вариативностью в способах ее решения и будет рассмотрена далее в отдельном разделе.

Сопоставить области, содержащие растительность, с картой высот. Благодаря геопривязке исходных данных это осуществляется автоматически при использовании программ-геоинформационных систем, в частности, QGIS [22].

Вычислить объем растительности, представленной на ортофотоплане.

Подобная задача не предполагает точного решения ввиду неограниченной степени уточнения формы каждого растения. По этой причине она сводится к тому, чтобы наиболее точно приблизить результат к истинному значению, при этом не используя его явно.

Задача будет решаться на основе преобразованной на предыдущем шаге карты высот. Для этого ее можно представить в виде пространственной поверхности, где z -координата задается значением высоты в данном пикселе (рисунок 2.3).

В таком случае объем растительности можно оценить значением двойного интеграла, вычисленного от функции поверхности, которая задается картой высот на заранее определенной области. При этом пренебрежение формой растений – естественное ограничение формата исходных данных и, в частности, ортогонального вида проекций. Ввиду растрового представления карты высот – ее значения не являются непрерывными и привязаны к пикселям заданного размера – данный интеграл приближается суммой элементарных объемов, которые задаются системой разбиений области (схематично представлена в виде горизонтальной сетки на рисунке 2.3). Как известно, увеличение точности приближения интеграла достигается за счет уменьшения площади элементарной области, следовательно, в качестве нее необходимо выбрать 1 пиксель изображения. В итоге получим формулу (2.1) приближенного вычисления объема растительности V на основе карты высот:

$$V \approx \sum_{i=1}^N h(i) \cdot \Delta x \cdot \Delta x, \quad (2.1)$$

где суммирование осуществляется по всем пикселям изображения;

$h(i)$ – значение высоты пикселя i ;

Δx – размер пикселя.

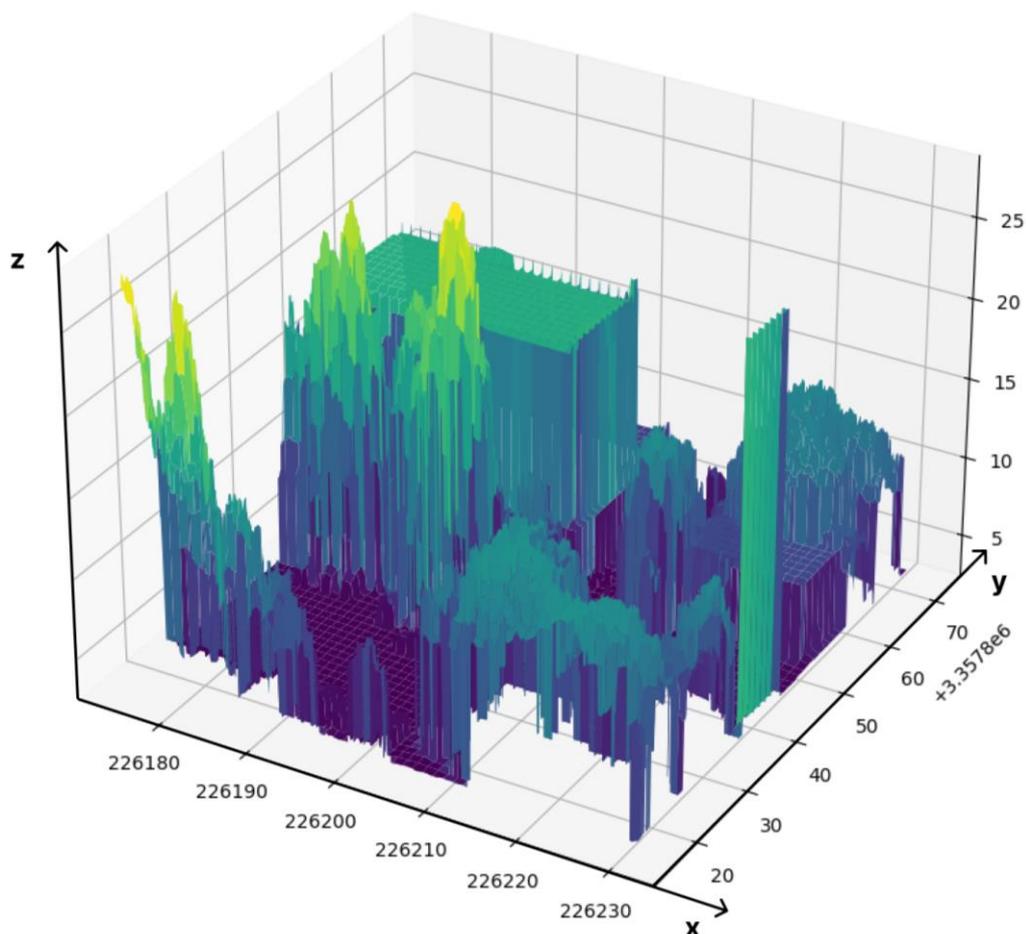


Рисунок 2.3 – Представление карты высот для вычисления объема растительности

Вычислить массу растительности и на ее основе вывести массу поглощенного углекислого газа.

Данная задача является последним этапом алгоритма и ее решение может быть основано на двух подходах, которые представлены в следующем разделе.

2.3 Подходы к расчету углеродного поглощения

2.3.1 Основной подход

Как и для этапа вычисления объема растительности, массу поглощенного углекислого газа также можно лишь аппроксимировать на основе некоторых предположений. Они следуют из набора эмпирически установленных фактов и информации из исследований растительности восточных регионов Китая [4]. Рассматриваемый ниже подход требует меньшее количество входных данных и,

как следствие, предположений, тогда как второй метод требует дополнительную информацию, располагая которой можно добиться более точной оценки углеродного поглощения.

Пусть известна средняя плотность растительности ρ (в $\text{кг}/\text{м}^3$) на рассматриваемой территории. Тогда общая биомасса M вычисляется по формуле (2.2):

$$M = \rho \cdot V. \quad (2.2)$$

Исходя из [11], эмпирически установлено, что 50% сухой биомассы DM составляет углерод, при этом она в свою очередь может быть найдена по правилу (2.3):

$$DM = 0.725 \cdot M. \quad (2.3)$$

Тогда масса углерода CM вдвое меньше сухой массы растений, т. е. верно соотношение (2.4):

$$CM = 0.5 \cdot DM. \quad (2.4)$$

Для перевода массы накопленного углерода в эквивалент поглощенного CO_2 используется коэффициент $C_{CO_2} \approx 3.67$, который основан на отношении атомных масс кислорода (16 а.е.м.) и углерода (12 а.е.м) в молекуле CO_2 . Итоговое значение CDM таким образом вычисляется по формуле (2.5):

$$CDM = 3.67 \cdot CM. \quad (2.5)$$

В результате, на основе имеющегося ортофотоплана будет получена оценка массы поглощенного углекислого газа. Стоит отметить также, что результаты вычислений, приведенные в разделе 3.3, используют $\rho = 600 \text{ кг}/\text{м}^3$ как среднюю плотность растительности в рассматриваемом регионе Китая [4].

2.3.2 Более точный метод, использующий дополнительные данные

Если при решении задачи, схожей с рассматриваемой в дипломной работе, есть возможность собрать информацию о видовом разнообразии растений и освещенности под кронами деревьев, то с целью получения более качественного результата рекомендуется следовать данному алгоритму.

В его основе лежит формула (2.6), связывающая годовое поглощение углекислого газа растительностью в рамках одного пикселя ортофотоплана:

$$Q_{CO_2,i} = I_{LA} \cdot W_{CO_2} \cdot \frac{E}{365}. \quad (2.6)$$

Здесь i – обозначение номера пикселя с координатами (x, y) ; I_{LA} – индекс листовой поверхности (безразмерная величина); W_{CO_2} – масса углекислого газа, поглощаемого одним квадратным метром листьев в течение полного года фотосинтеза (в кг / м² / год); E – эффективное время фотосинтеза, или количество дней, когда растение активно фотосинтезирует.

Вычисление индекса листовой поверхности I_{LA} – отношения площади листьев к площади земли – с использованием данных дистанционного зондирования предполагает использование информации об интенсивности проникновения света через кроны деревьев. При ее наличии оптимальным методом является закон Бугера-Ламберта-Бера [20], имеющий вид (2.7):

$$I_{LA} = -\frac{1}{k} \cdot \ln\left(\frac{I_t}{I_0}\right), \quad (2.7)$$

где k – коэффициент экстинкции, который подбирается эмпирически и зависит от структуры кроны и угла падения света;

I_t – интенсивность света под кроной;

I_0 – интенсивность света над кроной.

При отсутствии величин I_t и I_0 можно воспользоваться аппроксимацией из [17] в качестве веса в виде соотношения (2.8), отражающего линейную зависимость I_{LA} от высоты растения:

$$I_{LA} = \frac{-\ln(a_1 \cdot NDVI + b_1)}{a_2 \cdot NDVI + b_2} \cdot H. \quad (2.8)$$

Здесь H – значение высоты для данного пикселя, а коэффициенты a_1, b_1, a_2, b_2 также подбираются эмпирически; в вычислениях 3 главы участвовали значения 0.306, -0.065, -0.534, 0.541 соответственно.

Для определения W_{CO_2} на территории одного пикселя площадью S предлагается использовать формулу (2.9), включающую в себя линейную модель коррекции на основе индекса NDVI:

$$W_{CO_2} = W_{CO_2}^{ref} \cdot (1 + 0.5 \cdot (NDVI - 0.56)) \cdot S. \quad (2.9)$$

$W_{CO_2}^{ref}$ – стандартное значение поглощения CO_2 , которое зависит от типа растительности и обычно выбирается между величинами 1, 0.5 или 0.3 кг / м² / год для деревьев, кустарников и трав соответственно. В рамках работы для проведения подсчетов было выбрано значение $W_{CO_2}^{ref} = 0.6$ кг / м² / год как среднее из вышеперечисленных, ввиду отсутствия более подробной информации среди входных данных задачи.

Эффективное время фотосинтеза определялось с учетом климатических данных, характерных для города Ханчжоу, по правилу (2.10):

$$E = \frac{T_{ср} - T_{мин}}{T_{макс} - T_{мин}} \cdot 365, \quad (2.10)$$

где $T_{ср}$, $T_{мин}$ и $T_{макс}$ – среднегодовая, минимальная и максимальная температуры фотосинтеза. Значения 16.5°C, 0°C и 35°C дают E величиной 172 дня.

Итоговая формула вычисления годового поглощения углекислого газа растительностью всей территории ортофотоплана имеет вид (2.11):

$$Q_{CO_2} = \sum_i Q_{CO_2,i}. \quad (2.11)$$

Далее будет подробно рассмотрен метод отделения растительности от остальных объектов местности.

2.4 Методы выделения растительности на ортофотоплане

Одним из наиболее простых способов определения зон с растительностью является цветовая сегментация – процесс разделения цифрового изображения на несколько областей в зависимости от интенсивности цветового канала. Данный метод полезен в случае использования простого трехканального RGB изображения для упрощения его представления и облегчения дальнейшего анализа. Но главный недостаток – включение на итоговые области всех объектов, удовлетворяющих заданным цветовым ограничениям – делает его неустойчивым в общем случае. Необходимо использование характерных исключительно для растительности признаков.

Эмпирически установлено, что растения взаимодействуют с солнечным излучением иначе, чем другие природные объекты. Спектр растительности обычно отличается поглощением в красном и синем диапазонах, отражением в

зеленом диапазоне, сильным отражением в ближнем инфракрасном (БИК) диапазоне и сильным поглощением в диапазонах, где присутствует атмосферная влажность (рисунок 2.4). Различные типы растительности, содержание воды, пигмента, углерода, азота и другие свойства вызывают дальнейшие различия по всему спектру (рисунок 2.5). Измерения этих вариаций часто описываются с помощью вегетационных индексов [1].

Говоря формальным языком, под **вегетационным индексом (ВИ)** понимается показатель, рассчитываемый в результате операций с разными спектральными диапазонами (каналами) данных дистанционного зондирования и имеющий отношение к параметрам растительности в данном пикселе изображения [1].

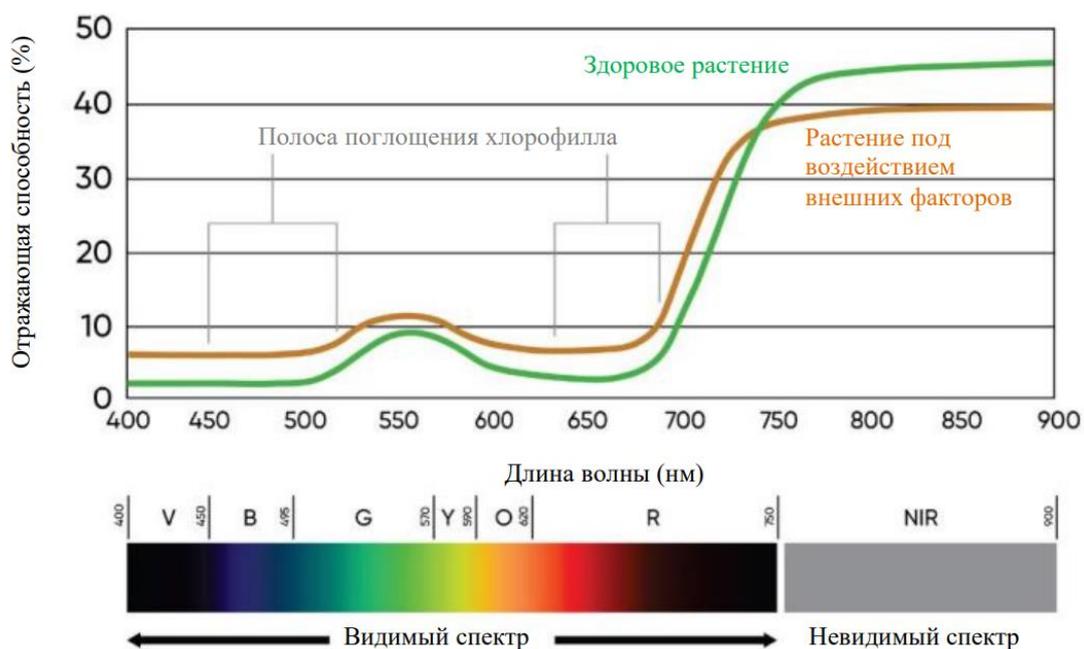


Рисунок 2.4 – Спектр растительности

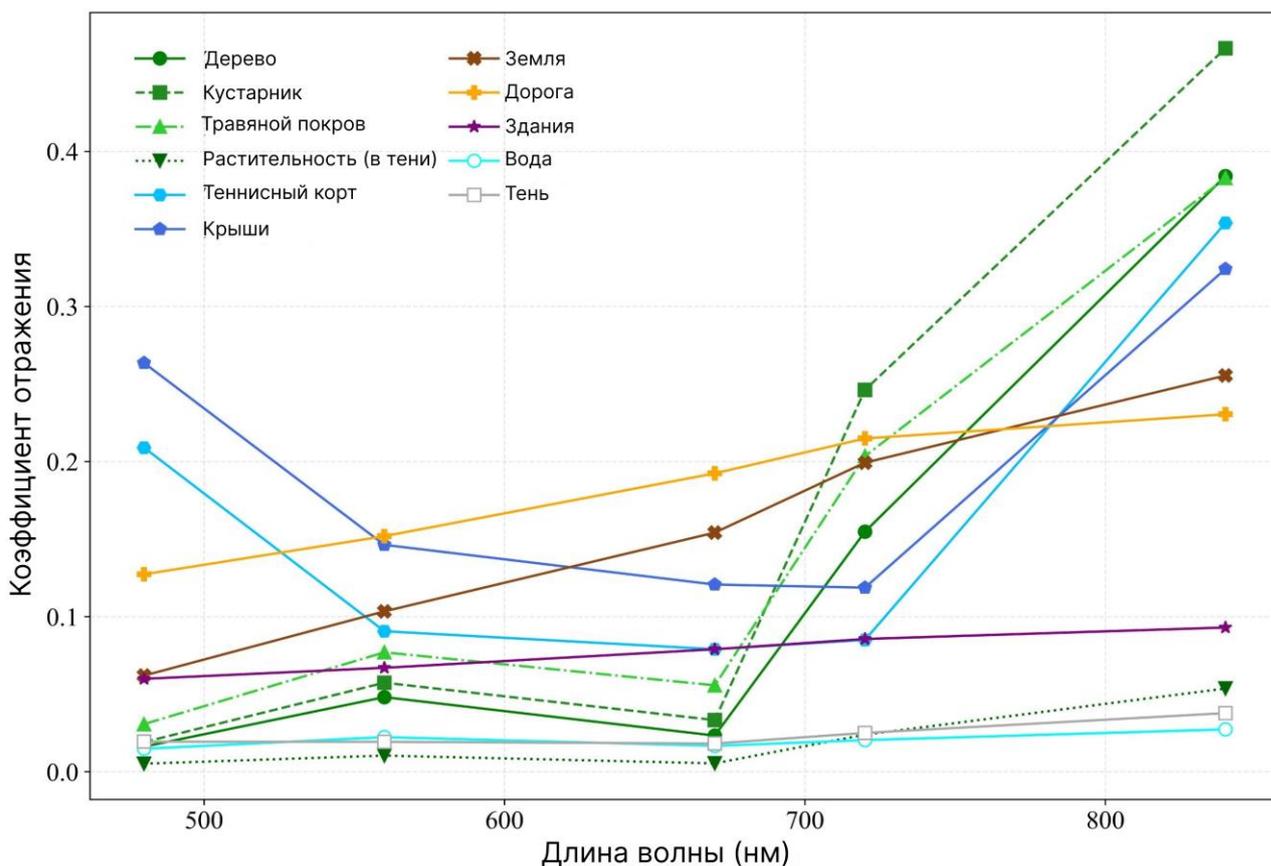


Рисунок 2.5 – Коэффициенты отражения для различных типов поверхности [13]

2.5 Применение вегетационного индекса для создания маски растительности

С учетом ограничений используемых данных – пятиканальный формат снимков – для рассматриваемой в данной главе задачи оптимальным выбором являются нормализованный разностный вегетационный индекс (NDVI) и усовершенствованный вегетационный индекс (EVI). Сравнение различных показателей точности для двух данных ВИ будет проведено в разделе 2.6.

Как NDVI, так и EVI позволяют четко анализировать и отделять растительные от прочих природных объектов. При этом NDVI имеет более простую форму и вычисляется по формуле (2.12), в результате чего является самым часто применяемым на практике вегетационным индексом [6].

$$NDVI = \frac{NIR - Red}{NIR + Red}, \quad (2.12)$$

где NIR – коэффициент отражения в ближней инфракрасной области спектра; Red – коэффициент отражения в красной области спектра.

Для растительности NDVI принимает положительные значения, и чем больше зеленая биомасса, тем они выше (таблица 2.3).

Таблица 2.3 – Значения индекса NDVI

Тип объекта	Коэффициент отражения в красной области спектра	Коэффициент отражения в ближней инфракрасной области спектра	Значение NDVI
Густая растительность	0.1	0.5	0.7
Разряженная растительность	0.1	0.3	0.5
Открытая почва	0.25	0.3	0.025
Облака	0.25	0.25	0
Снег и лед	0.375	0.35	-0.05
Вода	0.02	0.01	-0.25
Искусственные материалы (бетон, асфальт)	0.3	0.1	-0.5

Индекс NDVI умеренно чувствителен к изменениям почвенного фона, кроме случаев, когда густота растительного покрова ниже 30%. Он может принимать значения от -1 до 1 [1].

EVI, как и NDVI, также усиливает сигнал растительности на изображении, но считается более оптимизированным для регионов с высокой долей биомассы за счет меньшего влияния атмосферы и более точного разделения крон деревьев и невысокой растительности. Вычисляется данный ВИ по формуле (2.13) [12].

$$EVI = G \times \frac{NIR - Red}{NIR + C_1 \times Red - C_2 \times Blue + L}, \quad (2.13)$$

где G – коэффициент усиления;

$NIR, Red, Blue$ – коэффициенты отражения в ближней инфракрасной, красной и синей областях спектра соответственно;

C_1, C_2 – коэффициенты коррекции воздействия атмосферного аэрозоля на красный канал;

L – коэффициент для внесения поправки относительно проходящего через кроны деревьев света. Наиболее часто используемые значения коэффициентов следующие: $L = 1, C_1 = 6, C_2 = 7.5$ и $G = 2.5$.

Далее, распространенной практикой является фиксация определенного значения порога и бинаризация изображения по нему: если вегетационный индекс превосходит значение порога, соответствующий пиксель классифицируется как принадлежащий растительности. Бинаризацию можно представить в виде формулы (2.14):

$$I(x, y) = \begin{cases} 1, VI(x, y) \geq \tau \\ 0, VI(x, y) < \tau \end{cases} \quad (2.14)$$

где $I(x, y)$ – значение пикселя с координатами x, y на бинарном изображении с выделенной растительностью I ;
 VI – произвольный ВИ;
 τ – выбранный порог сегментации.

Таким образом, используя сегментацию по порогу ВИ, можно получить значительно более точное по сравнению с цветовой сегментацией выделение областей растительности на ортофотоплане [8]. При решении поставленной задачи использовались вегетационный индекс NDVI и значение порога $\tau = 0.56$, на основе чего создано бинарное изображение, выступающее в роли маски растительности. Результат отсечения представлен на рисунке 2.6, а процесс выбора оптимального τ описан подробно в следующем разделе.



Рисунок 2.6 – Результат выделения растительности (справа) на основе вегетационного индекса NDVI

2.6 Выбор порога сегментации на основе ВИ

Для оценки точности сегментации при помощи описанных ВИ на ортофотоплане были выбраны и размечены 400 валидационных точек, 200 из которых вручную классифицированы как относящиеся к растительности и оставшиеся 200 – как нерастительные объекты. Для получения несмещенной оценки точности решения полученной задачи классификации в качестве метрик для сравнения использовались показатели, рассчитанные на основе матрицы ошибок, представленной на рисунке 2.7. Для нее общеприняты следующие обозначения:

True Positive (TP): алгоритм верно отнёс объект к рассматриваемому классу.

True Negative (TN): алгоритм верно утверждает, что объект не принадлежит к рассматриваемому классу.

False Positive (FP): алгоритм неверно отнёс объект к рассматриваемому классу.

False Negative (FN): алгоритм неверно утверждает, что объект не принадлежит к рассматриваемому классу.

		Истинный Класс	
		Positive	Negative
Предсказанный Класс	Positive	True Positive	False Positive
	Negative	False Negative	True Negative

Рисунок 2.7 – Матрица ошибок

На основе матрицы ошибок вычисляются следующие метрики классификации (формулы 2.15 – 2.18), главная из которых Accuracy (точность) – доля правильно классифицированных пикселей:

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + FP + FN + TN}, \quad (2.15)$$

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP}, \quad (2.16)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN}, \quad (2.17)$$

$$F1 = \frac{2 * Precision * Recall}{Precision + Recall}. \quad (2.18)$$

Для получения валидационных точек использовалась программа ускорения ручной разметки, написанная при помощи языка программирования Python. Код программы приведен в Приложении А. Процесс тестирования различных значений порога сегментации проводился на размеченных данных для двух индексов: NDVI для значений из отрезка [0, 1] с шагом 0.01 и EVI для отрезка [0, 10] с тем же шагом. Зависимость точности (ассиурасы) от порога для всего набора значений изображена на рисунке 2.8, а более подробные результаты для лучших τ представлены в таблице 2.4.

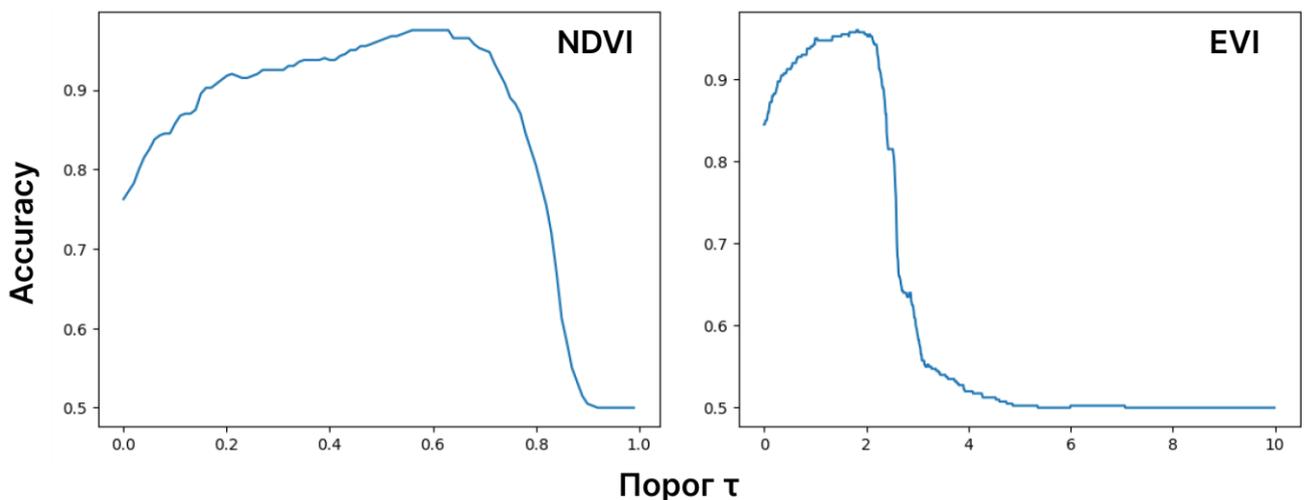


Рисунок 2.8 – Зависимость точности сегментации от значения порога VI

Таблица 2.4 – Значения метрик классификации для оптимальных τ

Порог	Accuracy	Precision	Recall	F1-мера
NDVI				
0.56	0.975	0.979798	0.970	0.974874
0.57	0.975	0.979798	0.970	0.974874
0.58	0.975	0.979798	0.970	0.974874
0.59	0.975	0.979798	0.970	0.974874
0.60	0.975	0.984694	0.965	0.974747
0.61	0.975	0.984694	0.965	0.974747
0.62	0.975	0.984694	0.965	0.974747

0.63	0.975	0.984694	0.965	0.974747
EVI				
1.81	0.96	0.955446	0.965	0.960199
1.82	0.96	0.955446	0.965	0.960199
1.83	0.96	0.955446	0.965	0.960199
1.84	0.96	0.955446	0.965	0.960199

Из таблицы 2.4 следует, что обоим ВИ соответствует по несколько оптимальных с точки зрения метрики Ассурасу значений τ . Для однозначности при дальнейших вычислениях оптимальным порогом NDVI выбран $\tau = 0.56$, также максимизирующий F1-меру, а EVI – $\tau = 1.81$. Тем не менее, индекс NDVI по всем метрикам обеспечивает лучшее качество выделения растительности, поэтому при оценивании ее объема будет использоваться именно он. Более подробный анализ матриц ошибок (рисунок 2.9) подтверждает полученные результаты, демонстрируя большее количество ложноположительных предсказаний для индекса EVI.

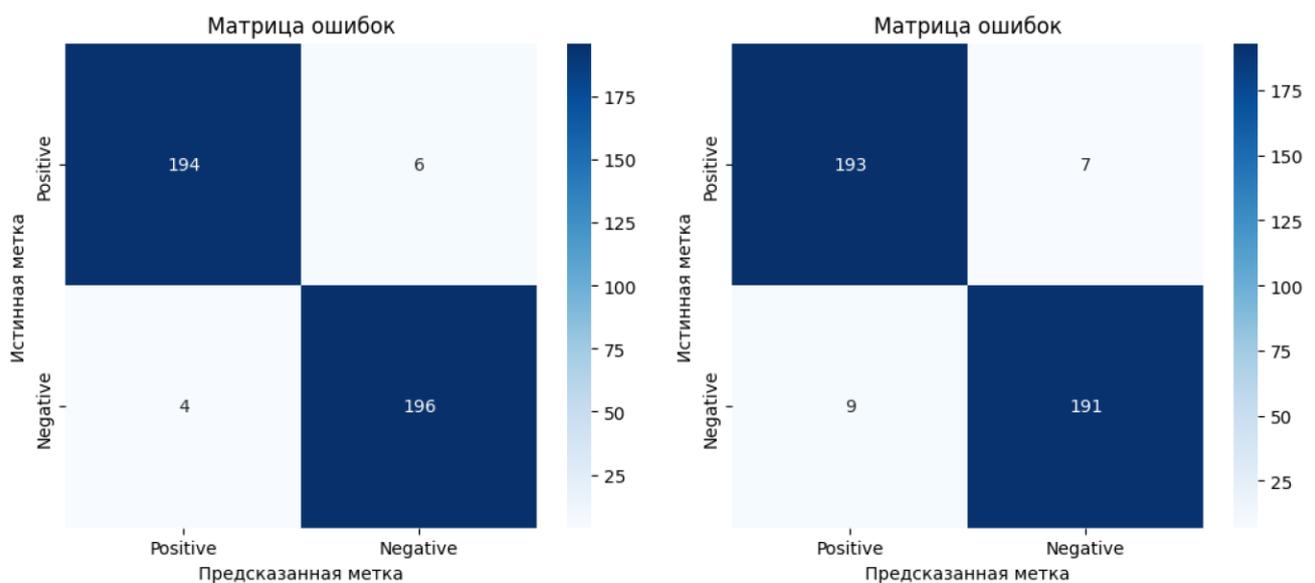


Рисунок 2.9 – Матрицы ошибок для случаев «NDVI, $\tau = 0.56$ » (слева) и «EVI, $\tau = 1.81$ » (справа)

2.7 Выводы

В данной главе была описана постановка задачи оценки углеродного поглощения на основе ортофотоплана определенной местности и приведены два подхода к ее решению. С учетом особенностей исходных данных описан

алгоритм подсчета объема с применением методов приближенного вычисления интеграла из математического анализа. В процессе была также введена задача отделения зон растительности на ортофотоплане и выбран оптимальный метод, который основан на использовании вегетационного индекса NDVI. Он предполагает построение маски сегментации по пороговому значению индекса и ее применение к карте высот. Процесс подбора оптимального порога также описан в данной главе.

Далее будут приведены результаты всех вычислений, а также список инструментов, которые применялись при разработке. На их основе проведен анализ точности метода и обозначена его актуальность с практической точки зрения.

ГЛАВА 3

РЕАЛИЗАЦИЯ И АНАЛИЗ РЕЗУЛЬТАТОВ

3.1 Программные средства разработки и используемые библиотеки

В качестве среды разработки выбрана комбинация геоинформационной системы Quantum GIS (QGIS) – программа для визуализации растровых данных различных форматов и их последующей обработки – и интерактивных ноутбуков Jupyter Notebook. Удобство QGIS для данного проекта заключается в автоматизации предобработки и представления массивных данных. Это позволяет снизить вычислительные затраты благодаря реализации многих функций при помощи быстрого языка программирования C++. При этом все вычисления непосредственно в рамках описанного в предыдущей главе алгоритма осуществлялись на языке Python (код приведен в Приложениях А и Б). Он является стандартом для решения задач компьютерного зрения и анализа данных и помогает выполнять многошаговые алгоритмы путем запуска одной программы (в отличие от альтернативы в виде графического интерфейса QGIS).

Тестирование различных этапов алгоритма – сопоставление исходных снимков при помощи метода SIFT, сегментация изображений с отделением зон растительности – проводилось с использованием интерактивных блокнотов Jupyter Notebook. Основной мотивацией для работы с ними служит удобство разделения кода программы на независимые ячейки и интегрированное в них отображение графических объектов (изображений, графиков, диаграмм и т.п.) и структур данных. Среди библиотек, применяемых на данном этапе, можно выделить следующие:

- OpenCV – библиотека, включающая в себя множество алгоритмов компьютерного зрения и численных алгоритмов общего назначения. Базовые операции чтения и отображения графических объектов, а также преобразования цветовых пространств реализованы при помощи методов OpenCV [19].
- NumPy – библиотека для быстрой работы с многомерными массивами и высокоуровневыми математическими функциями [18]. В коде программы каждое представление изображения, в том числе промежуточное, является объектом типа «numpy.ndarray».

- Imutils – библиотека базовых алгоритмов для работы с изображениями. Используется для вызова метода `imutils.resize` для масштабирования изображений.
- Earthpy – библиотека для работы с пространственными растровыми и векторными данными. Модуль `plot` позволяет упростить отображение графиков и диаграмм с использованием `matplotlib` – графической библиотеки языка Python.
- Rasterio – библиотека, позволяющая использовать файлы сложной структуры в формате TIFF в Python.
- Matplotlib – библиотека для визуализации графических объектов вместе со своим расширением Seaborn. В данной работе применялась также для обработки событий и создания графического интерфейса в программе разметки изображений (описана в разделе 2.5)

3.2 Структура программного обеспечения

На рисунке 3.1 представлен разработанный алгоритм:

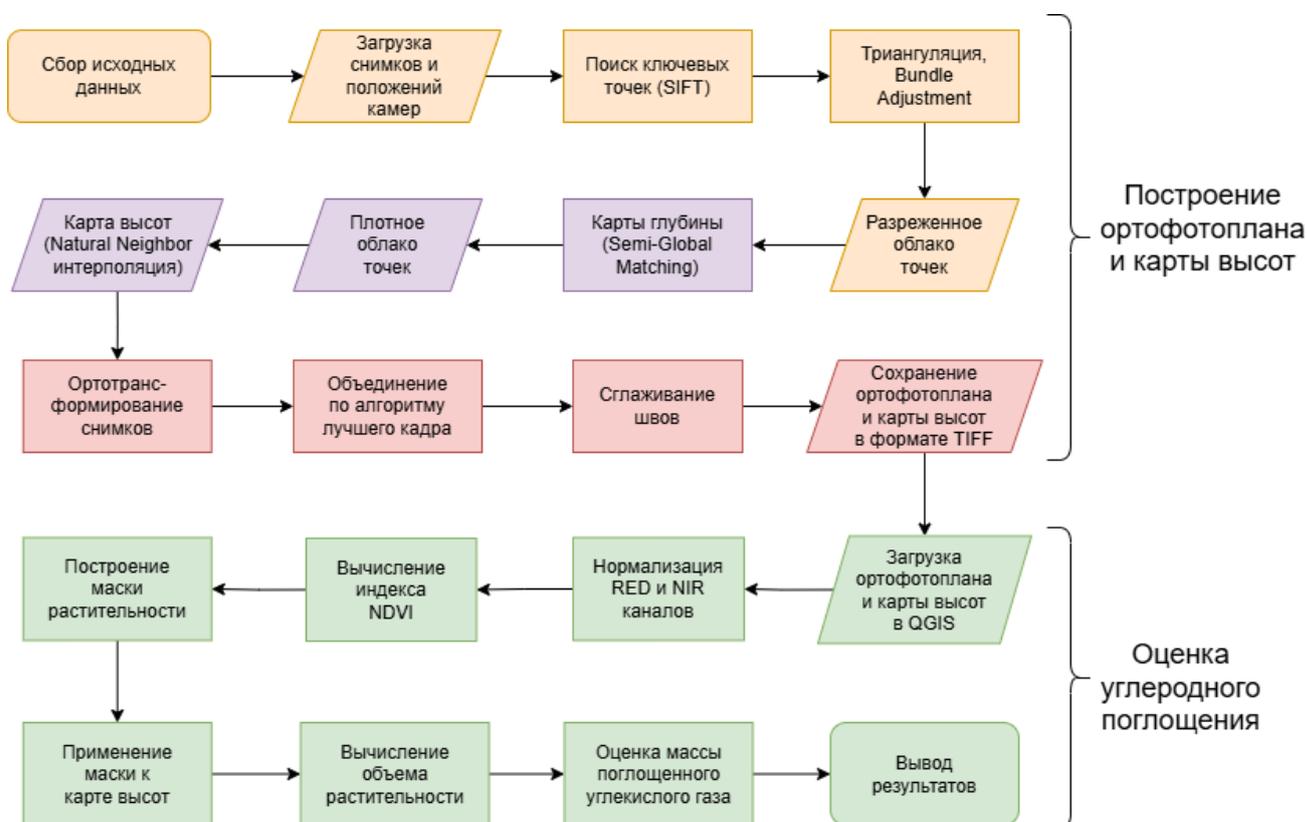


Рисунок 3.1 – Блок-схема ПО

Метод построения ортофотоплана и код программы для оценки углеродного поглощения можно описать в виде последовательности выполняемых друг за другом шагов, каждый из которых представлен определенным блоком.

3.3 Результаты вычислений

Все вычисления проводились с использованием программы, написанной на языке Python, которая приведена в Приложении Б. В таблице 3.1 записаны результаты оценки углеродного поглощения первым подходом (раздел 2.3.1) и некоторые иные сопутствующие ему значения в зависимости от выбранного порога сегментации. При этом использовались следующие величины:

- Общая площадь территории: 783 247.4 м²
- Общий объем объектов, находящихся на данной местности: 2 626 156.5 м³

Таблица 3.1 – Результаты оценки углеродного поглощения первым подходом в зависимости от значения порога сегментации

Пороговое значение NDVI	Масса поглощенного CO ₂ , тонн	Территориальная доля растительности, %	Объемная доля растительности, %	Территория, покрытая растительностью, м ²
0.40	848 429.8	14.74	40.47	115 439.0
0.45	827 519.1	14.01	39.48	109 746.0
0.50	803 772.2	13.18	38.34	103 269.1
0.55	787 133.8	12.64	37.55	98 968.7
0.60	763 222.8	11.96	36.41	93 676.2
0.65	741 816.4	11.37	35.39	89 079.2

Можно заметить, что при увеличении порогового значения NDVI масса поглощенного углекислого газа убывает несколько быстрее, чем убывает площадь занимаемой растительностью территории. С учетом того, что первая

величина прямо пропорциональна значениям карты высот, можно сделать вывод, что описываемый метод активнее выделяет более высокую растительность. Результаты сегментации на примере маски вегетации приведены на рисунке 3.2. При переходе от порога величиной 0.6 к 0.65 удаляется наиболее значительная часть растений.

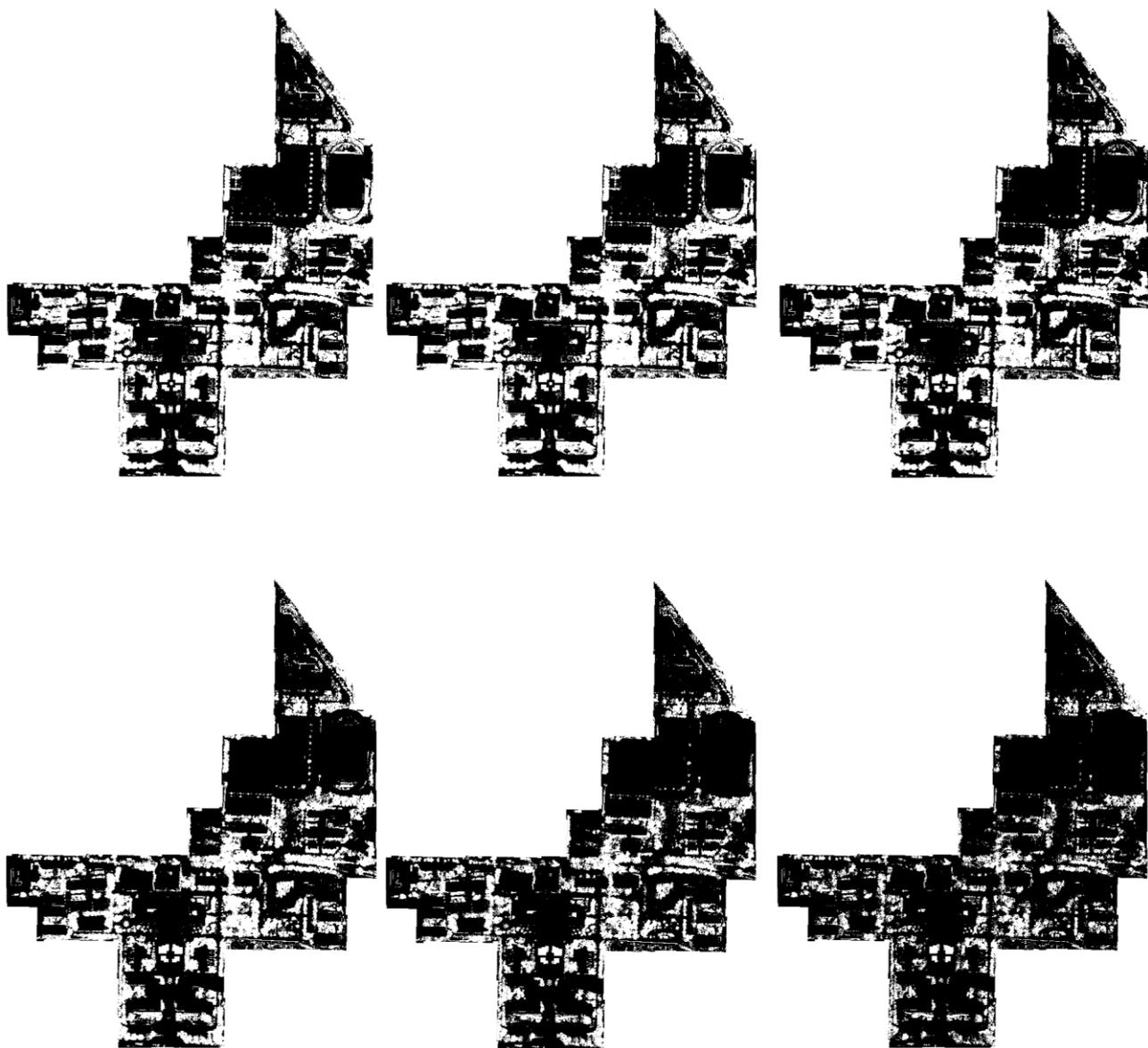


Рисунок 3.2 – Маски растительности для значений порога из таблицы 3.1 в направлении слева-направо, сверху-вниз

Таблица 3.2 с тем же набором полей содержит результаты вычислений вторым подходом (описан в разделе 2.3.2). Необходимо отметить, что, во-первых, ввиду отсутствия некоторых из величин среди входных параметров задачи, подсчеты проводились с их оценками. И во-вторых, данный подход

позволяет получить массу углекислого газа, поглощенного растительностью за год, а не за всю продолжительность ее жизни. Поэтому проводить прямые сравнения результатов из таблиц 3.1 и 3.2 некорректно.

Таблица 3.2 – Результаты оценки углеродного поглощения вторым подходом в зависимости от значения порога сегментации

Пороговое значение NDVI	Масса поглощенного за год CO_2 , тонн	Территориальная доля растительности, %	Объемная доля растительности, %	Территория, покрытая растительностью, m^2
0.40	5 724.0	14.74	40.47	115 439.0
0.45	5 605.9	14.01	39.48	109 746.0
0.50	5 487.9	13.18	38.34	103 269.1
0.55	5 369.9	12.64	37.55	98 968.7
0.60	5 251.9	11.96	36.41	93 676.2
0.65	5 133.9	11.37	35.39	89 079.2

Проведение корреляционного анализа между NDVI и величинами индекса листовой поверхности позволяет повысить точность данного алгоритма и, вследствие, качество его работы на больших по размеру данных. Более подробная оценка точности представлена далее.

3.4 Анализ масок сегментации и сферы применения метода

Ввиду отсутствия возможности сравнить полученные результаты с истинными, что является обязательным условием подсчета различных метрик, качество реализованного метода оценивается в основном исходя из других соображений. Комбинация описанных подходов и постановки задачи (в частности, набора входных данных) делает невозможным получение точной массы поглощенного CO_2 . Это следует из огромного числа факторов, которые

оказывают влияние на результат, и при этом не могут быть учтены во всей полноте. К ним относятся точное видовое разнообразие растительности, представленной на территории ортофотоплана; форма каждого растения для получения точного значения биомассы; климатические условия с учетом количества солнечного света, влияющие на процесс протекания фотосинтеза, и множество других факторов. С учетом вышесказанного, можно провести анализ каждого этапа алгоритма расчета углеродного поглощения по отдельности, что включает в себя задачу детекции растительности, процесс вычисления ее объема и, в конечном итоге, подходы к оценке массы абсорбированного CO_2 .

Во-первых, задача отделения зон с растительностью. Опираясь на исходный ортофотоплан территории (рисунок 2.2) и виды масок сегментации для различных пороговых значений индекса NDVI (рисунок 3.2), можно отметить некоторые особенности алгоритма:

- несколько менее точно выделяются темные зоны растительности, в особенности попавшие в тень. Это следует из особенностей отражательных способностей различных типов поверхности, продемонстрированных на рисунке 2.5
- небольшая темно-синяя область стадиона в правой верхней части ортофотоплана удалась лишь при пороге, равном 0.55
- наиболее точно обработаны изначально контрастные зоны

В остальном, для решения характерны высокие показатели различных метрик классификации (таблица 2.4), что является главным критерием оценки его качества. Тем не менее, для избежания артефактов, описанных выше, в качестве оптимального порога сегментации было выбрано значение 0.56.

Из сказанного ранее следует, что все численные результаты, относящиеся к значениям объема растительности, вычислены с определенной точностью. В их число входят следующие: суммарный объем объектов на ортофотоплане, масса поглощенного CO_2 и объемная доля растительности. Все они вычислялись исходя из предположения непрерывности объектов, которые ограничены поверхностью карты высот (рисунок 2.3). Как уже отмечалось ранее, это предположение обусловлено свойством ортогональности проекций, из которых составлен ортофотоплан. Из этого следует, что каждое растение представляется в виде цилиндрической поверхности, что в общем случае является лишь приближением истинной формы объекта. Поэтому метод вычисления объема, представленный в работе, приближает его истинное значение и дает оценку сверху.

Из описания этапа оценки массы абсорбированного углекислого газа следует, что наличие дополнительных входных данных приводит к более точным результатам. Второй из предложенных подходов демонстрирует, как именно это предлагается учесть.

Основные полученные в рамках работы результаты несут относительный характер, что в свою очередь определяет сферы их применения. Описанный метод оценки углеродного поглощения и биомассы эффективен для сравнительного анализа нескольких территорий по данным показателям. В рамках него можно определять влияние различных параметров на состояние растительности и, в частности, ее способность абсорбировать углекислый газ. К таким параметрам относятся видовое разнообразие растительности, особенности рельефа, наличие крупных источников выделения CO_2 и многие другие. Более того, сегодня их влияние на рост и общее здоровье растений все чаще находит применение в сельском хозяйстве для оценок урожайности культур.

3.5 Выводы

В данной главе была описана структура алгоритма решения задачи оценки углеродного поглощения, а также основные библиотеки и средства разработки, которые обеспечили возможность реализовать алгоритм на практике при помощи языка программирования Python. Далее описаны результаты подбора оптимального порогового значения индекса NDVI и проанализирован метод выделения растительности.

Визуализация масок сегментации и полученные значения таблицы 3.1 позволили сделать выводы о причинах возможного возникновения неточностей – а именно наличие областей низкой контрастности на исходных снимках. Тем не менее, такой формат исходных данных предлагает множество способов использования разработанного метода, начиная от задач сельского хозяйства (предсказание урожайности и регулирование процессов внесения удобрений) и заканчивая мониторингом экологического состояния. Данная глава демонстрирует, что даже из оценок истинных значений величин может быть извлечена обширная сфера их применения.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В рамках работы была продемонстрирована практическая ценность 3D-реконструкции растительности. Для этого был описан алгоритм вычисления объема растительности на основе данных, полученных с дрона. В рамках исследования рассмотрен подробно метод построения плотного облака точек территории и, далее, ортофотоплана – ее ортогонального представления с точной привязкой к координатам. Его использование позволило обрабатывать большие объемы данных – территорию площадью 78.3 гектар – на простом компьютере с небольшими временными затратами. На основе вычисленной биомассы были также оценены значения массы поглощенного растительностью углекислого газа, что применимо для проблем экологического мониторинга на больших территориях. Возникшая в процессе разработки задача выделения зон растительности позволила продемонстрировать эффективность вегетационных индексов в задачах компьютерного зрения. Для этого был проведен анализ выбора порогового значения индекса NDVI для построения маски и его влияния на точность сегментации ортофотоплана.

При этом на завершающем этапе работы были описаны ограничения, которые накладывает на сферы применения разработанного алгоритма формат исходных данных. Использование результатов оценки углеродного поглощения наиболее перспективно в рамках сравнительного анализа абсорбирующей эффективности нескольких территорий в зависимости от различных параметров (видовые особенности растений, рельеф, наличие крупных предприятий и т.д.).

Реальные масштабы подобных исследований подразумевают соответствующие объемы доступных ресурсов, что в свою очередь позволяет собирать более разнообразные входные данные. Благодаря технологии наземного лазерного сканирования можно получать значения биомассы практически произвольной точности. А вместе с информацией о видовом разнообразии растительности, освещенности под кронами деревьев и соотношениях сухой биомассы древесины значительно расширяется сфера применения разработанного алгоритма.

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

1. Сенькин, А.В. Анализ растительности на изображениях, полученных с БПЛА / А.В. Сенькин // 80-я научная конференция студентов и аспирантов Белорусского государственного университета : материалы конф., Минск, 10–20 марта 2023 г. / Белорус. гос. ун-т ; редкол.: А. В. Блохин (гл. ред.) [и др.]. – Минск : БГУ, 2023. – Минск, 2023. – С. 5–9.
2. Захлебин, А.С. Метод обработки материалов аэрофотосъемки для построения геопривязанного ортофотоплана местности с телевизионной камеры беспилотного летательного аппарата DJI Phantom 4 Pro / А.С. Захлебин // Технические науки: материалы докладов АН ВШ РФ, Томск, октябрь–декабрь 2021 г. / Томский государственный университет систем управления и радиоэлектроники. – Томск, 2021. – № 4 (53). – С. 26 – 35.
3. Руководство пользователя Agisoft Metashape: Professional edition, версия 1.7 // Agisoft LLC [Электронный ресурс]. – 2021. – Режим доступа: https://www.agisoft.com/pdf/metashape-pro_1_7_ru.pdf – Дата доступа: 05.12.2024.
4. Arshad, A. Biomass and carbon stocks in Schima superba dominated subtropical forests of eastern China / Ali Arshad, Wen-Ji Ma, Xiao-Dong Yang, Bao-Wei Sun, Qing-Ru Shi, Ming Xu // Journal of Forest Science. – 2014. – Vol. 60, № 5. – P. 198 – 207.
5. Bay, H. SURF: Speeded Up Robust Features / H. Bay, T. Tuytelaars, L. Van Gool // Computer Vision – ECCV 2006. – 2006. – Vol. 3951. – P. 404 – 417.
6. Bhandari, A.K. Feature Extraction using Normalized Difference Vegetation Index (NDVI): A Case Study of Jabalpur City / A.K. Bhandari, A. Kumar, G.K. Singh // Procedia Technology. – 2012. – № 6. – P. 612 – 621.
7. Bundle Adjustment with Feature Scale Constraint for Enhanced Estimation Accuracy // ANPL-Website [Электронный ресурс]. – 2017. – Режим доступа: <https://indelman.github.io/ANPL-Website/Publications/Ovechkin17seminar.pdf> – Дата доступа: 06.12.2024.
8. Butko, I. M. Vegetation zone segmentation in multispectral imagery / I. M. Butko // IOP Conference Series: Earth and Environmental Science. – IOP Publishing. – 2024. – Vol. 1415, № 1.
9. Computer Vision – The Integral Image // Computer Science: Source [Электронный ресурс]. – 2010. – Режим доступа: <https://computersciencesource.wordpress.com/2010/09/03/computer-vision-the-integral-image/> – Дата доступа: 05.04.2025.
10. Hartley, R.I. Multiple View Geometry in computer vision (2nd ed.) / R.I. Hartley, A. Zisserman // Cambridge University Press. – 2004. – P. 95 – 134.

11. How to calculate CO2 sequestration // EcoMatcher [Электронный ресурс]. – 2024. – Режим доступа: <https://www.ecomatcher.com/how-to-calculate-co2-sequestration/> – Дата доступа: 27.11.2024.
12. Huete, A. Overview of the radiometric and biophysical performance of the MODIS vegetation indices / A. Huete, K. Didan, T. Miura, E. P. Rodriguez, X. Gao, L. G. Ferreira // *Remote Sensing of Environment*. – 2002. - № 83. – P. 195–213.
13. Li, Ronghua. Moderate Red-Edge vegetation index for High-Resolution multispectral remote sensing images in urban areas / Ronghua Li, Shiping Ye, Zhican Bai, Alexander Nedzved, Alexander Tuzikov // *Ecological Indicators*. – 2024. – Vol. 167.
14. Lindeberg, T. Feature detection with automatic scale selection / T. Lindberg // *International Journal of Computer Vision*. – 1998. – Vol. 30, № 2. – P. 79 – 116.
15. Lowe, D.G. Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints / D.G. Lowe // *International Journal of Computer Vision*. – 2004. – Vol. 2. – P. 91–110.
16. Lowe, D.G. Object recognition from local scale-invariant features / D.G. Lowe // *Proceedings of the International Conference on Computer Vision*. – 1999. – Vol. 2. – P. 1150–1157.
17. Lv, J. Fast Digital Orthophoto Generation: A Comparative Study of Explicit and Implicit Methods / J. Lv // *Remote Sensing*. – 2024. – Vol. 16, №. 5. – P. 786.
18. Rakesh, V. Real time object recognition using opencv and numpy in python / V. Rakesh // *2023 International Conference on Innovative Data Communication Technologies and Application (ICIDCA)*. – IEEE, 2023. – P. 421 – 426.
19. Suresh Kumar, B. OpenCV libraries for computer vision / B. Suresh Kumar, S. Viswanadha Raju, V. Uma Maheswari // *Computer Vision: Applications of Visual AI and Image Processing*. – 2023. – Vol. 15.
20. Tan, CW. Quantitative monitoring of leaf area index in wheat of different plant types by integrating NDVI and Beer-Lambert law / CW. Tan, PP. Zhang, XX. Zhou *et al* // *Scientific Reports*. – 2020. – Vol. 10, № 929. – P. 5.
21. Viola, P. Robust Real-time Object Detection / Paul Viola, Michael Jones // *International Journal of Computer Vision – IJCV*. – 2002. – Vol. 57, № 2. – P. 5.
22. Yasada, G. Land Boundary Map and Land Contour Map for Tourism Accommodation Development using QGIS Software Application in Kalisada Village, Bali / G. Yasada, E. Y. Setyono. – 2023.

КОД ПРОГРАММЫ УСКОРЕНИЯ РУЧНОЙ РАЗМЕТКИ

Ниже приведен код программы на языке Python для разметки валидационных данных при оценке точности сегментации изображений:

```
import matplotlib.pyplot as plt
import csv

# загрузить изображение
img = plt.imread('rgb_image_split.jpg')

coords = []
labels = []

# буфер неразмеченных точек
unlabeled_buffer = []

class_counts = {1: 0, 2: 0}

# интерфейс
fig, ax = plt.subplots()
im = ax.imshow(img)
title = ax.set_title('Click up to 200 points, then press "1" or "2" to label them. ESC to finish.')

def update_title():
    title.set_text(
        f'Buffer: {len(unlabeled_buffer)} pts | '
        f'Vegetation (1): {class_counts[1]} | Non-vegetation (2): {class_counts[2]}'
        '\nClick up to 200 points, then press "1" or "2" to label them. ESC to finish.'
    )

def on_click(event):
    if event.button == 1 and event.xdata and event.ydata:
        if len(unlabeled_buffer) < 200:
            x, y = int(event.xdata), int(event.ydata)
            ax.plot(x, y, 'ro', markersize=3)
            unlabeled_buffer.append((x, y))
            plt.draw()
            update_title()
        else:
            print("Buffer full. Press '1' or '2' to label these 200 points.")

def on_key(event):
    if event.key in ['1', '2'] and unlabeled_buffer:
        label = int(event.key)
        coords.extend(unlabeled_buffer)
        labels.extend([label] * len(unlabeled_buffer))
        class_counts[label] += len(unlabeled_buffer)
        print(f"Labeled {len(unlabeled_buffer)} points as class {label}")
```

```
unlabeled_buffer.clear()
update_title()
elif event.key == 'escape':
    plt.close()

# подключение событий
fig.canvas.mpl_connect('button_press_event', on_click)
fig.canvas.mpl_connect('key_press_event', on_key)

update_title()
plt.show()

# сохранение размеченных пикселей
with open('labeled_points.csv', 'w', newline='') as f:
    writer = csv.writer(f)
    writer.writerow(['x', 'y', 'label'])
    for (x, y), label in zip(coords, labels):
        writer.writerow([x, y, label])

print(f"Saved {len(coords)} labeled points to 'labeled_points.csv'.")
```

КОД ПРОГРАММЫ ДЛЯ ВЫЧИСЛЕНИЯ РЕЗУЛЬТАТОВ АЛГОРИТМА

Основной код программы, включающий в себя работу с различными каналами ортофотоплана, вычисление ВИ, построение масок растительности и вычисление объема растительности и массы поглощенного углекислого газа:

```
import rasterio
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt
import seaborn as sns
import numpy as np
from PIL import Image
from tqdm.notebook import tqdm
import gc

file_path = "../uav/DOM_zjsru_ms-5bands_8cm.tif"

with rasterio.open(file_path) as src:
    image_array = src.read() # shape: (bands, height, width)
    print(image_array.shape) # (5, H, W) for a 5-band image

# RGB
rgb_array_split = np.clip(image_array[:3].copy(), 0, 1)
for i in range(3): # лучше нормализовать по отдельности
    rgb_array_split[i] = (rgb_array_split[i] - rgb_array_split[i].min()) / (rgb_array_split[i].max() - rgb_array_split[i].min())
rgb_array_split = (rgb_array_split * 255).astype(np.uint8)

# NDVI and EVI
ir_bands = np.clip(image_array[3:].copy(), 0, 2) # red edge and nir
for i in range(2):
    ir_bands[i] = (ir_bands[i] - ir_bands[i].min()) / (ir_bands[i].max() - ir_bands[i].min())
ir_bands = (ir_bands * 255).astype(np.uint8)

## NDVI
def compute_ndvi(red: np.ndarray, nir: np.ndarray):
    """
    Compute NDVI while handling division by zero.
    """
    red = red.astype(np.float32)
    nir = nir.astype(np.float32)
    denominator = nir + red
    ndvi = np.where(denominator == 0, -1, (nir - red) / denominator) # Assign 0 where division is undefined
    return ndvi

def ndvi_to_grayscale(ndvi):
    ndvi_normalized = ((ndvi + 1) / 2 * 255).astype(np.uint8)
    return Image.fromarray(ndvi_normalized)
ndvi = compute_ndvi(rgb_array_split[0], ir_bands[1])
```

```

## EVI
def compute_evi(red: np.ndarray, blue: np.ndarray, nir: np.ndarray, L=1, C1=6, C2=7.5, G=2.5):
    """
    Compute EVI while handling division by zero.
    """
    red = red.astype(np.float32)
    nir = nir.astype(np.float32)
    blue = blue.astype(np.float32)
    denominator = nir + C1 * red - C2 * blue + L
    ndvi = np.where(denominator == 0, 0, G * (nir - red) / denominator) # Assign 0 where division is undefined
    return ndvi

def evi_to_grayscale(evi):
    evi = np.clip(evi, -1, 3) # Clip range
    evi_scaled = ((evi - evi.min()) / (evi.max() - evi.min()) * 255).astype(np.uint8) # Scale to [0,255]
    return Image.fromarray(evi_scaled)

evi = compute_evi(rgb_array_split[0], rgb_array_split[2], ir_bands[1])
evi_clipped = np.clip(evi, -5, 10)

# Calculate metrics
# Load labeled points
labeled_points = pd.read_csv("labeled_points.csv")

# Convert to integer coordinates for indexing
labeled_points['x'] = labeled_points['x'].astype(int)
labeled_points['y'] = labeled_points['y'].astype(int)

def compute_error_matrix(index_name, index_threshold=0.5):
    """Returns TP, TN, FP, FN"""
    index = ndvi if index_name == 'ndvi' else evi
    index_mask = index > index_threshold
    tp, tn, fp, fn = 0, 0, 0, 0
    for _, row in labeled_points.iterrows():
        x, y, label = row['x'], row['y'], row['label']
        predicted_label = 1 if index_mask[y, x] else 2
        if predicted_label == 1:
            if predicted_label == label:
                tp += 1
            else:
                fp += 1
        elif predicted_label == 2:
            if predicted_label == label:
                tn += 1
            else:
                fn += 1
    return tp, tn, fp, fn

def compute_metrics(tp, tn, fp, fn):
    accuracy = (tp + tn) / (tp + tn + fp + fn)
    precision = tp / (tp + fp) if tp + fp != 0 else 0
    recall = tp / (tp + fn) if tp + fn != 0 else 0

```

```

f1 = 2 * precision * recall / (precision + recall) if precision + recall !=0 else 0
return accuracy, precision, recall, f1

def find_best_threshold(index_name='ndvi', return_other_metrics=False):
    index = ndvi if index_name == 'ndvi' else evi_clipped
    lower_bound, upper_bound = 0, index.max().astype(np.int32)
    threshold_values = [lower_bound + i * 0.01 for i in range(upper_bound * 100)]
    accuracy_values = []
    if return_other_metrics:
        precision_values = []
        recall_values = []
        f1_values = []
    for thresh in tqdm(threshold_values):
        accuracy, precision, recall, f1 = compute_metrics(*compute_error_matrix(index_name, thresh))
        accuracy_values.append(accuracy)
        if return_other_metrics:
            precision_values.append(precision)
            recall_values.append(recall)
            f1_values.append(f1)
    if return_other_metrics:
        return threshold_values, accuracy_values, precision_values, recall_values, f1_values
    return threshold_values, accuracy_values

def visualize_error_matrix(tp, tn, fp, fn):
    confusion_matrix = np.array([[tp, fn],
                                [fp, tn]])
    # Labels for axes
    labels = ['Positive', 'Negative']
    # Plotting
    plt.figure(figsize=(6, 5))
    sns.heatmap(confusion_matrix, annot=True, fmt='d', cmap='Blues',
                xticklabels=labels, yticklabels=labels)

    plt.xlabel('Предсказанная метка')
    plt.ylabel('Истинная метка')
    plt.title('Матрица ошибок')
    plt.show()

### Best threshold for NDVI
threshold_values, accuracy_values, precision_values, recall_values, f1_values =
find_best_threshold(index_name='ndvi', return_other_metrics=True)
ndvi_metrics_df = pd.DataFrame({
    'threshold': threshold_values,
    'accuracy': accuracy_values,
    'precision': precision_values,
    'recall': recall_values,
    'f1': f1_values
})
plt.plot(threshold_values, accuracy_values)
ndvi_metrics_df[ndvi_metrics_df['accuracy'] == ndvi_metrics_df['accuracy'].max()]
tp, tn, fp, fn = compute_error_matrix(index_name='ndvi', index_threshold=0.56)
accuracy, precision, recall, f1 = compute_metrics(tp, tn, fp, fn)
print(accuracy, precision, recall)

```

```

visualize_error_matrix(tp, tn, fp, fn)

### Best threshold for EVI
threshold_values, accuracy_values, precision_values, recall_values, f1_values =
find_best_threshold(index_name='evi', return_other_metrics=True)
evi_metrics_df = pd.DataFrame({
    'threshold': threshold_values,
    'accuracy': accuracy_values,
    'precision': precision_values,
    'recall': recall_values,
    'f1': f1_values
})
plt.plot(threshold_values, accuracy_values)
evi_metrics_df[evi_metrics_df['accuracy'] == evi_metrics_df['accuracy'].max()]
tp, tn, fp, fn = compute_error_matrix(index_name='evi', index_threshold=1.81)
accuracy, precision, recall, f1 = compute_metrics(tp, tn, fp, fn)
print(accuracy, precision, recall)
visualize_error_matrix(tp, tn, fp, fn)

# Calculate vegetation volume
## Total area
rgb_array = image_array[:3].copy()
(rgb_array > -10000).sum() * 0.018 * 0.018

## Function for volume and area calculation
def calculate_volume_area(height_array, index_thresh=0.56):
    ndvi_mask = ndvi > index_thresh
    veg_area = ndvi_mask.sum() * 0.018 * 0.018
    veg_volume = height_array[ndvi_mask].sum() * 0.018 * 0.018
    return veg_area, veg_volume

def calculate_co2(veg_volume):
    ro = 600
    m = ro * veg_volume # biomass
    dm = 0.725 * m # dry biomass
    cm = 0.5 * dm # carbon mass
    co2 = 3.67 * cm
    return co2

def form_volume_df(height_array):
    thresh_values = [0.4 + i * 0.05 for i in range(6)]
    co2_values = []
    area_ratios = []
    volume_ratios = []
    area_values = []
    total_volume = height_array.sum() * 0.018 * 0.018
    total_area = (height_array >= 0).sum() * 0.018 * 0.018
    for thresh in thresh_values:
        veg_area, veg_volume = calculate_volume_area(height_array, thresh)
        area_values.append(veg_area)
        volume_ratios.append(veg_volume / total_volume * 100)
        area_ratios.append(veg_area / total_area * 100)
        co2_values.append(calculate_co2(veg_volume))

```

```

volume_df = pd.DataFrame({
    "thresh": thresh_values,
    "co2": co2_values,
    "area_ratio": area_ratios,
    "vol_ratio": volume_ratios,
    "area": area_values
})
return volume_df

def visualize_array_1d(input_array):
    array = input_array.copy()
    array = (array - array.min()) / (array.max() - array.min())
    array = (array * 255).astype(np.uint8)
    return Image.fromarray(array)

# visualize height map
file_path = "../uav/DSM_zjsru_op_8cm.tif"
with rasterio.open(file_path) as src:
    height_array = src.read() # shape: (bands, height, width)
    print(height_array.shape) # (5, H, W) for a 5-band image

height_array_final = height_array - height_array[height_array > 0].min()
height_array_final = np.clip(height_array_final, 0, height_array_final.max())

## Total volume
height_array_final[0].sum() * 0.018 * 0.018

# Calculation results
# for visualization
# height_array_clipped = (height_array_clipped - height_array_clipped.min()) / (height_array_clipped.max() -
height_array_clipped.min())
# height_array_clipped = (height_array_clipped * 255).astype(np.uint8)
# Image.fromarray(height_array_clipped[0])

volume_df = form_volume_df(height_array_final[0])

```