

Министерство образования и науки Российской Федерации



федеральное государственное автономное образовательное учреждение
высшего образования
**«НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ
ТОМСКИЙ ПОЛИТЕХНИЧЕСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ»**

Институт – Институт кибернетики
Направление подготовки – (230100) Информатика и вычислительная техника
Кафедра – Оптимизации систем управления

МАГИСТЕРСКАЯ ДИССЕРТАЦИЯ

Тема работы
Математическое и программное обеспечение классификации классов лесов по данным дистанционного зондирования Земли

УДК - 004.932.72'1

Студент

Группа	ФИО	Подпись	Дата
8ВМ4В	Рогова Екатерина Витальевна		

Руководитель

Должность	ФИО	Ученая степень, звание	Подпись	Дата
Доцент каф ОСУ	Аксенов Сергей Владимирович	К.Т.Н.		

КОНСУЛЬТАНТЫ:

По разделу «Финансовый менеджмент, ресурсоэффективность и ресурсосбережение»

Должность	ФИО	Ученая степень, звание	Подпись	Дата
Доцент каф. МЕН	Конотопский Владимир Юрьевич	К.Э.Н.		

По разделу «Социальная ответственность»

Должность	ФИО	Ученая степень, звание	Подпись	Дата
Ассистент каф. ЭБЖ	Акулов Петр Анатольевич			

ДОПУСТИТЬ К ЗАЩИТЕ:

Зав. кафедрой	ФИО	Ученая степень, звание	Подпись	Дата
Оптимизации систем управления	Иванов Максим Анатольевич	К.Т.Н.		

Реферат

Ключевые слова: компьютерное зрение, кластеризация, сегментация, самоорганизующиеся карты Кохонена, типы лесов, дистанционное зондирование Земли.

Цель работы - создание математического и программного обеспечения для отнесения того или иного лесного сообщества конкретного региона России к одному из классов типов лесов.

В процессе исследования проводился анализ предметной области и методы решения поставленной задачи, также рассматривались существующие на сегодняшний день аналоги распознавания классов растительного покрова со спутниковых изображений.

Область применения: классификация типов лесов на спутниковых снимках и картах, проведение анализа текущего состояния лесных ресурсов, оценка влияния различных внешних факторов на лесные территории.

Практическая значимость работы заключается в том, что в ней применена нечеткая модель, основанная на кластеризации, предложенная руководителем, в проведении эксперимента с использованием этой модели и спутниковых снимков различных территорий, различной сезонности, различного пространственного разрешения.

Введение

На сегодняшний день огромная территория России, а также отдельно взятых ее регионов порождает немало методических и технических проблем анализа растительного покрова нашей страны, в частности лесной экосистемы. Так как большинство современных наземных методов наблюдения за лесными хозяйствами охватывают небольшие по площади территории, и чтобы дать объективную оценку текущей экологической ситуации необходимо затратить немалые временные ресурсы на изучение показателей этих местностей и объединение их в общий информационный отчет. В связи с этим, актуальность проблемы получения полной картины состава лесных сообществ региона или страны налицо: она состоит в необходимости уменьшения временных трудозатрат, а также в повышении качества объективности распознавания характеристик лесных территорий, в случае данной работы, распознавания типа лесов.

Отсюда целью моей работы является создание математического и программного обеспечения для отнесения того или иного лесного сообщества конкретного региона России к одному из классов типов лесов. В качестве объектов исследования были выбраны лесные покровы следующих территорий нашей страны: Томская область, Алтайский край, Забайкальский край, Мурманская область, Кемеровская область, Красноярский край, Пермская область, Архангельская область. Основной причиной принятия данного решения стала как раз большая площадь каждой из этих областей, а также высокая степень покрытия лесами данных территорий.

Практическая новизна проекта представлена в использовании нечеткой модели, основанной на кластеризации, для решения задачи распознавания типов лесов регионов России на полученных методом дистанционного зондирования Земли изображениях.

В результате текущего проекта получаем информацию о том, каков тип леса находится в тех или иных координатах выбранного региона. Кроме того, имея статистические данные о лесах за предыдущие периоды исследования, можно оценить экологическую ситуацию в регионе: насколько уменьшилась или увеличилась территория, покрываемая данным типом леса, почему произошли изменения, что является основополагающим фактором, повлиявшим на нынешнее состояние лесного сообщества, также можно прогнозировать дальнейшие изменения на том или ином участке и предполагать возможные методы решения в случаях, когда фактические изменения несут губительный характер для окружающей среды региона.

Обзор литературы

С начала 2000-х гг. и по сей день технологии мониторинга земной поверхности из космоса приобретают все большее значение. Неоспоримым доказательством этого утверждения об эффективности использования космических снимков в целях развития многих научных и экономико-социальных отраслей является непрерывное расширение списка задач, в решении которых применяются результаты обработки спутниковых изображений. Одной из таких задач является исследование растительного покрова, включая лесную экосистему.

Основой традиционных методов получения информации о текущей картине состояния лесов является регулярное проведение инвентаризации лесов опытными таксаторами, которые составляют отчет на основе данных, полученных при обмерах и картографировании деревьев на пробных площадях типичных однородных участках леса. Однако такие способы требуют привлечения порой огромного числа специалистов, особенно в тех случаях, когда исследования проводятся в труднодоступных районах.

Как было уже упомянуто, последние десятилетия методы с использованием спутниковых изображений набирают популярность, причем сегодня есть возможность использовать данные с различных спутниковых систем. Это связано с тем, что у каждого спутника разное пространственное разрешение, что позволяет не только изымать немалый объем информации с изображений, но и проводить сравнительный анализ этих данных. Тем не менее в начале 21-го века методология анализа цифровых изображений еще не была на столь высоком уровне по сравнению с нынешними разработками. Первые проекты в области автоматизации картографирования лесных покровов начинались с использованием фактических данных о той или иной территории, которые в среднем обновлялись раз в 10 лет. Эта информация была своеобразным толчком в развитии данного направления. Как в России,

так и за рубежом начался активный процесс формирования непрерывно обновляемых многолетних архивов спутниковых данных, которые охватывали не только территорию России, но и близлежащих государств. Одним из результатов этих работ стало появление автоматической технологии Terra-MODIS, которая является хранилищем целого ряда тематических карт растительного покрова России. В то время также ускоренными темпами стали развиваться автоматизированные технологии управления потоковой обработкой больших массивов данных. Позднее на основе данных спутниковой системы SPOT-VEGETATION появилась одна из первых детальных и достоверных карт растительных покровов России и близлежащих районов с пространственным разрешением не менее 1 км, которая включала в себя описание 27 тематических классов, которые в свою очередь образуют семь основных групп типов растительных сообществ.

Однако метод создания карты наземных экосистем таких масштабов предполагает значительную роль экспертов непосредственно в процессе классификации спутниковых данных, что влечет за собой большие временные затраты, наличие достаточно субъективной оценки интерпретации полученной со спутника информации, низкую вероятность возможности в полной мере воспроизвести результаты. Тем не менее в ходе создания подобных карт было сделано не мало важных выводов. В частности, что решение задач картографирования территорий таких объектов, как региона или страны в целом, требует учета фактора пространственной изменчивости спектрально-отражательных характеристик земного покрова, влияние которого, как известно, возрастает с увеличением географического охвата.

Одним из широко используемых методических приемов, призванных снизить влияние фактора пространственной изменчивости спектрально-отражательных характеристик одинаковых типов земного покрова, является стратификация территории с классификацией спутниковых данных в границах отдельных страт. В качестве страт выделяются регионы, однородные по

совокупности критериев, учитывающих то и дело меняющиеся природные условия. Другой прием, также уменьшающий влияние вышеуказанного фактора и используемый во многих проектах для картографирования больших территорий, состоит в гиперкластеризации. Суть гиперкластеризации заключается в дробном разбиении пространства признаков распознавания для выделения однородных групп пикселей (кластеров), число которых во много раз превышает число тематических классов легенды создаваемой карты. Тем не менее, несмотря на действенность этих методов, они все равно не способны обеспечить универсальное и полное решение проблемы географической изменчивости спектрально-отражательных характеристик земного покрова. Кроме того, отсутствие механизма учета указанного фактора ведет к тому, что данные методы ограничены в качестве спутникового картографирования земной поверхности, а также в его достоверности.

В связи с постоянным увеличением пространственного и спектрального разрешения аэрокосмических изображений, уточнения привязки координат к исследуемой территории и составления ее ортофотомозаики данные, получаемые со спутников, начинают играть комплексную роль. В сети Интернет сегодня существует огромное разнообразие графической информации, полученной со спутников, способствующие замещению традиционных карт данными космической съемки благодаря своей доступности.

Самыми доступными на текущий момент являются данные систем многоспектрального зондирования, где число каналов обычно не превышает десяти, и с пространственным разрешением, равным десяткам или сотням метров. Возможности космических систем гиперспектрального зондирования, где количество рабочих спектральных каналов составляет больше сотни, до конца не доступны понимаю, как и создание вычислительных сред для развития все новых и новых приложений. Традиционные приложения

развиваются в форме создания географических информационных систем (ГИС), которые интегрируют базы данных различного назначения.

Данные, полученные с помощью метода гиперспектрального зондирования, дают возможность применять тонкую структуру спектров для более детального раскрытия информационного содержания обрабатываемых изображений. Из-за очень малого спектрального разрешения (в несколько нанометров) из этих данных можно получить информацию о линиях и полосах поглощения излучения в нужной области спектра. Однако его многоканальность приносит существенные проблемы классификации природно-техногенных объектов по данным гиперспектрального зондирования. Это может быть связано с линейной зависимостью данных этих каналов. Как следствие взаимной зависимости каналов получаем неустойчивость заданных систем алгебраических уравнений, относящихся к разным каналам и обучающим пикселям, характеризующие выбранные классы объектов. Поэтому возникает необходимость получить обоснование оптимального числа каналов, способствующих поиску решения задачи распознавания указанных объектов с конкретной точностью. Кроме того, необходимо выделить определенный набор этих объектов на обрабатываемом гиперспектральном изображении, представив все множество измерительных данных в виде, подходящем для визуализации пространственного распределения зарегистрированных пикселей, также нужно провести оконтуривание выделенных объектов, рассчитав средние спектры и их изменчивость в пределах этих контуров. Следующим шагом необходимо обучить используемый классификатор по соответствующей тестовой выборке, которая подготавливалась за необходимостью проанализировать погрешность обработки изображений. В зависимости от этой погрешности и анализа ее причин решался вопрос о необходимости выбора другого метода, на основе которого будет проходить распознавание того или иного типа леса. В результате реализации вышеуказанных этапов обработки гиперкубов данных, состоящих из двух пространственных координат и длин волн, получается

распознать выделенные классы природно-техногенных объектов путем экстраполяции обучающих данных на все пиксели выбранного для обработки гиперспектрального изображения.

Для обработки данных многоспектрального зондирования является типичным индексное приближение. К примеру, достаточно известно отображение результатов обработки таких изображений в терминах «вегетационного индекса нормализованной разности» NDVI (Normalized Difference Vegetation Index). Недостатки применения этого приближения были учтены во время создания новых автоматизированных систем, работа которых основана на индексном приближении. Эти недочеты возникают в том случае, если при построении индексов используются какие-то специально выбранные длины волн дистанционного зондирования. Если же применяется огромное число, превышающее сто, спектральных каналов гиперспектрального зондирования, тогда вносятся изменения в постановку задачи: либо используются данные всех каналов, либо обосновывается оптимальное число каналов, обеспечивающих решение прикладных задач с заданной точностью.

В основе приложений, применяющих методы аэрокосмической гиперспектрометрии, лежит использование следующих вычислительных процедур: выбор спектров объектов для обучения, рассмотрение признакового пространства исходных данных дистанционного зондирования, построение классификаторов для распознавания объектов.

Еще одним важным выводом из опыта создания карт наземных экосистем является необходимость максимально полного использования возможностей извлечения информации о растительных сообществах из временных рядов спутниковых данных, способных характеризовать как сезонную, так и многолетнюю динамику характеристик земного покрова.

В итоге, если конкретизировать различные аспекты исследований и разработок по развитию методологии спутникового мониторинга можно выделить следующие направления:

- методы предварительной обработки спутниковых данных;
- методы классификации типов растительного покрова;
- методы оценки характеристик растительного покрова.

Использование данных дистанционного зондирования считается невозможным без предварительной обработки, поскольку в большинстве случаев отсутствует достоверная связь между характеристиками лесной растительности и «сырыми» значениями яркостей. Поэтому перед дальнейшим анализом необходимо было провести геометрическую и радиометрическую коррекцию изображения с учетом не только рельефа земной поверхности и условий съемки, но и также влияния других мешающих факторов, например, наличие облаков и образуемых ими теней, сезонного снежного покрова и аппаратных шумов. Современные разработанные методы предварительной обработки данных призваны обеспечить максимально возможное влияние вышеуказанных факторов за счет исключения пикселей, испытывающих влияние облачного и снежного покровов, соответствующих участкам теней от облаков, а также статистической фильтрации временных рядов данных. Полная схема первичной обработки представлена на Рисунке 1.

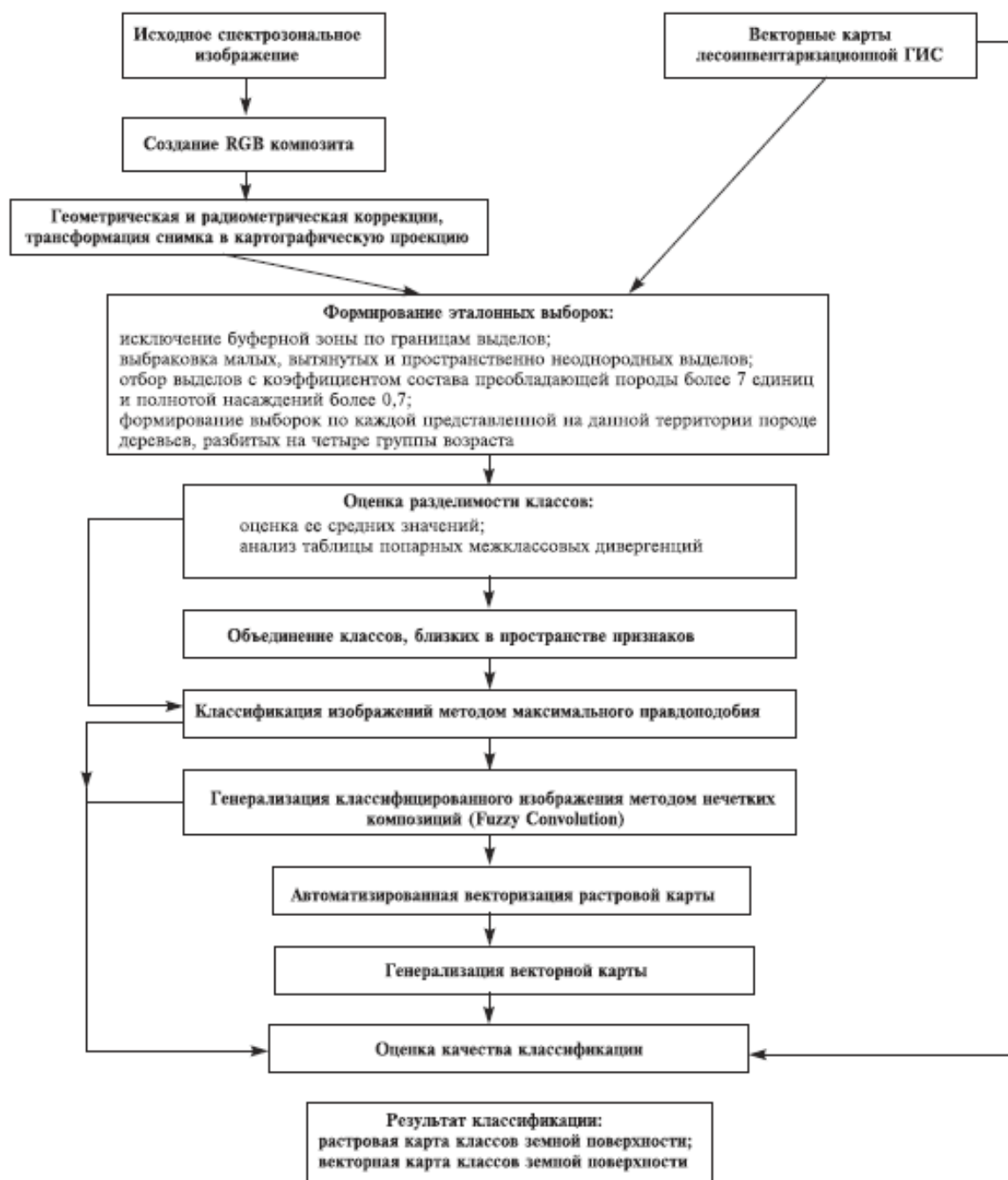


Рис. 1 Полная схема первичной обработки изображений

В геометрической коррекции изображения взято за основу установление соответствия между положением пикселя на растровом изображении и координатами на местности. Соответствие векторного и растрового изображений определяет эффективность (качество) «обучения» классификатора. Наибольшие несоответствия изображений отмечаются на границах выделов, где вероятность соответствия сравниваемых изображений минимальна. Отбор выделов производится для формирования обучающих или тестовых выборок (о них уже велась речь в абзаце про гиперспектральное

зондирование). Например, брался конкретный регион, из статистик и данных, полученных от тех же таксаторов, определялось, какой тип леса соответствует данной территории данного региона, затем брался снимок со спутника, и определялся тип текстуры изображения для конкретного класса лесного покрова. Кроме того, предварительно анализировалась значимость каждого типа леса для окружающей среды, для человека, для региона в целом. Это необходимо было для того, чтобы понимать, какие территории необходимо оценивать в первую очередь. Далее выбирались только однородные участки среди множества исходных выделов, после чего формировались выборки для каждого из участков.

Этап классификации заключается в поиске оптимального решающего правила, позволяющего разбить многомерное пространство признаков на области, связанные с каждой выборкой так, чтобы любой пиксель можно было отнести к определенному классу объектов. Следующим шагом на основе заданных эталонных выделов проводится попиксельная классификация изображений с использованием комбинированного алгоритма.

На этапе генерализации с учетом возможной неопределенности отнесения пикселя к конкретному классу используется подход, учитывающий контекстуальную информацию о взаимном расположении пикселей. Пиксели сначала анализируются по методу параллелепипеда, а в спорных случаях, когда пиксель попадает за их пределы или в области перекрытия, - по методу максимального правдоподобия. Далее анализируются «окрестности» каждого отнесенного к какому-либо классу пикселя в окне заданного размера. В это же время определяется суммарное взвешенное обратное расстояние для каждого из классов в окне пикселей. Центральному пикселю присваивается класс с наибольшим обратным расстоянием, просуммированным по всему набору альтернативных классов после нечеткой классификации. Классы же пикселей с малым расстоянием оставались без изменения. В результате чего получается растровая карта преобладающих в регионе типов лесов, которая далее

векторизовалась, так как векторный вариант карт наиболее распространенный формат представления картографической информации, необходимый для сопоставления границ полученных полигонов и выделов. Результаты карт в растровом и векторном виде представлены на Рисунках 2 и 3.



Рис. 2. Фрагмент классифицированного растрового изображения с наложением лесотаксационных выделов.

А — до генерализации, Б — после генерализации.

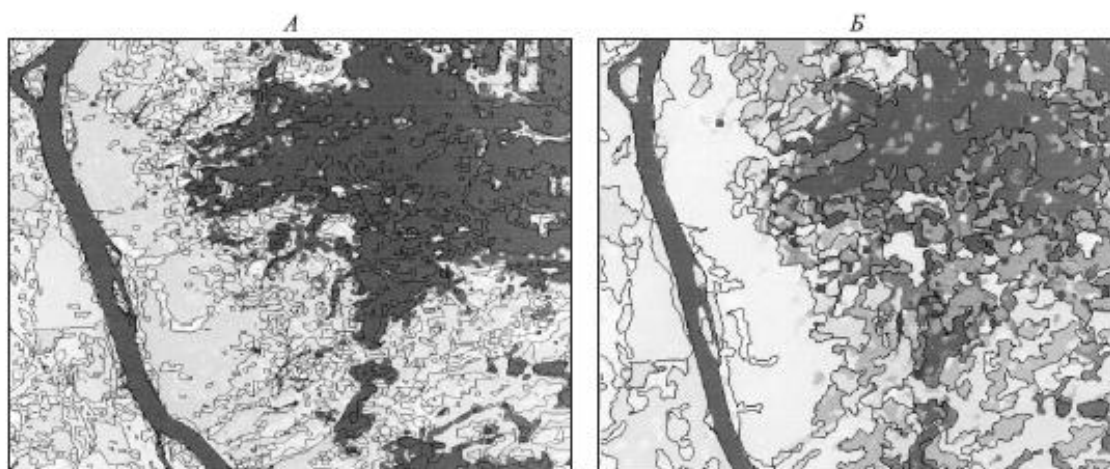


Рис. 3. Результат автоматизированной векторизации растровой карты.

А — до генерализации, Б — после генерализации.

Принципиально новым шагом в развитии методологии спутникового картографирования растительного покрова стала разработка алгоритма локально-адаптивной классификации LAGMA (Locally Adaptive Global Mapping Algorithm, разработка ИКИ РАН РФ). В основе алгоритма лежит принцип пространственной локализации процессов обучения классификатора и распознавания объектов наблюдаемой поверхности. Использование данного

алгоритма дает возможность обеспечить адаптивность классификатора к пространственным изменениям физико-географических условий местности как одного из важнейших требований, предъявляемых к методам обработки спутниковых данных на глобальном уровне. В отличие от ранее известных методов алгоритму LAGMA присущ механизм учета пространственной изменчивости как спектрально-отражательных, так и других характеристик похожих типов земного покрова. Будучи изначально разработанным для решения задач классификации данных спутниковых наблюдений методом максимального правдоподобия алгоритм LAGMA получил дальнейшее развитие за счет включения в него дополнительных опций, которые позволяют использовать непараметрические методы распознавания образов и регрессионного оценивания характеристик земного покрова в количественных шкалах. Применение программного комплекса LAGMA позволило учесть пространственную вариабельность характеристик различных типов лесного покрова на больших территориях.

В связи с практической сложностью формирования полноценных наборов опорных данных для валидации карт часто приходится прибегать к косвенным оценкам их точности на основе сравнения с доступной информацией, в качестве которой могут выступать, например, данные официальной статистики, материалы инвентаризации лесов, уже существующие карты или результаты визуальной интерпретации спутниковых изображений. Однако использование этих данных дает лишь весьма приблизительное представление о реальной точности создаваемых карт.

Тем не менее созданные карты находят применение для мониторинга и прогноза развития лесных пожаров, оценки степени повреждения лесов огнем и причиненного им ущерба, мониторинга санитарного состояния лесов, оценки среды обитания и учета численности охотничьих ресурсов, оценки биологического разнообразия в лесах и решения целого ряда других задач.

Отсюда вывод, что масштабность задач спутникового картографирования растительного покрова, сопряженных с обработкой огромных по объему массивов спутниковых данных, обуславливает необходимость использования высокопроизводительных вычислительных комплексов. Исходя из полученной информации и опыта на текущий момент, что для получения качественных результатов от методов автоматизированного картографирования растительного покрова необходимо использовать такие исходные производные ресурсы спутниковых данных, которые прошли достаточно глубокую предварительную обработку.

Аналитическая часть

Понятие компьютерного зрения

Целью компьютерного зрения является формирование полезных выводов и характеристик относительно объектов и сцен, основываясь на анализе изображений, полученных с помощью входных интерфейсов. Довольно часто требуется построить описание характеристик или модель этих объектов на основе изображения, чтобы сформировать выводы относительно объектов из реального мира.

Тематика компьютерного зрения стала популярной ещё в 1960-ых, однако методы и основные идеи компьютерного зрения, применяемые сегодня, были известны ещё тогда. Тем не менее область компьютерного зрения по сей день остаётся развивающейся. Большинство методов компьютерного зрения еще находятся на стадии первоначальных исследований, но все больше из них начинают применяться в коммерческих продуктах, где они составляют значимую часть системы и позволяют ей решать сложные задачи.

Компьютерное зрение появилось как подзадача искусственного интеллекта, математический аппарат которого во многом был заимствован из геометрии, теории информации, математической статистики и фотограмметрии. Со временем внутренний функционал был доработан под решения задач распознавания образов на изображениях. Изначально целью компьютерного зрения было понять одно изображение некоторой сцены, обнаружить и идентифицировать фигурирующие на изображении объекты, выявить их структуру, определить пространственное нахождение, отношения с другими объектами и другие. Сейчас активно применяются методы анализа уже не одиночных изображений, а видеопоследовательностей. Также появились новые подзадачи компьютерного зрения, такие как поиск изображений по базе данных, реконструкция трехмерных объектов по

нескольким снимкам, задачи видеонаблюдения и распознавания поведения и так далее.

С развитием вычислительных способностей информационных систем задача обнаружения и распознавания объектов всё чаще становится актуальной для решения её на практике. Применение компьютерного зрения в настоящее время довольно широко: во многих технических сферах уже используются различные устройства решающие задачи компьютерного зрения таких, как:

- системы анализа спутниковых снимков;
- автоматизированная машина сортировки почтовых конвертов по индексу;
- системы распознавания текстов;
- головка самонаведения зенитной ракеты, захватывающая горячее сопло самолетного двигателя.

Таким образом, проводить научные исследования или решать многие повседневные задачи (например, конструирование объектов, моделирования окружающей среды, управление коллекцией видеозаписей, сортировка коллекции фотоснимков) теперь стало возможным с помощью методов компьютерного зрения.

Исследование текстурных признаков изображений

Для того, чтобы использовать методы компьютерного зрения, необходимо разобраться, что является основой любого изображения. Важной характеристикой графической информации, представленной в качестве картинок, является текстура. Текстуры присутствуют во всех изображениях, начиная с фотографий и заканчивая снимками получаемых с помощью самолетов и спутников. Несмотря на локальное присутствие текстур в

изображениях и их важность, в данный момент не существует конкретного и точного определения текстуры, например, в [1] текстура определяется как «некоторым образом организованный участок поверхности». В [2] дается следующее определение текстуры: «Текстура – это матрица или фрагмент пространственных свойств участков изображений земной поверхности с однородными статистическими характеристиками». А в [3] даётся такое определение: «пространственная организация элементов в пределах некоторого участка поверхности».

Исходя из определения, можно сделать вывод, что разделение текстур по основным типам следующее: по происхождению, по структуре, по форме текстурного элемента.

Природа и происхождение текстур делят текстуры на искусственные и естественные. Искусственные текстуры могут значительно отличаться от естественных, что несомненно приводит к разным текстурным характеристикам.

На основе структуры текстуры делятся на структурные и стохастические. Структурная текстура может представлять упорядоченное изменение тона в виде геометрически правильных или почти правильных рисунков. Подобную текстуру имеют, например, кирпичная кладка, кафельная облицовка, специально раскрашенные поверхности: шахматная доска, пешеходный переход и так далее. Стохастическая текстура присуща естественным объектам и, как правило, является следствием шероховатости наблюдаемых объектов.

По форме текстурного элемента текстуры подразделяются на волнистые, линейные, неправильные и пятнистые.

В совокупности вышеуказанных определений и классификаций текстур получаем, что текстура – это некоторый участок изображения, который имеет однородные статистические характеристики, благодаря которым эту текстуру

можно описать. Под характеристиками или признаками текстур обычно понимают какие-то свойства, общие для всех текстур данного класса [3]. Их признаки играют решающую роль для определения текстуры к тому или иному классу, а также при разделении изображений на отдельные области. Формальной процедуры задания исходной системы признаков пока не существует. Признаки, используемые при решении тех или иных задач, задаются лишь на основании опыта и интуиции специалиста.

Одним из способов извлечения текстурных признаков является GLCM (Gray-Level Co-occurrence Matrices – матрица смежности событий или распределения яркости, вычисляемая для изображения). Общая схема извлечения признаков на основе этого подхода показана на рисунке 5, согласно которой на основе исследуемого фрагмента изображения формируются матрицы смежности яркости. С помощью таких матриц вычисляются статистические характеристики, называемые текстурными признаками [5].

Работу системы основанной на GLCM можно разделить на ряд основных этапов. Для проведения текстурного анализа системой на основе GLCM необходимо:

1. Определить цели текстурного анализа. На этом этапе устанавливаются область коллекции изображений и размер интересующих объектов на изображение.
2. Сформировать систему текстурных признаков. Основываясь на первом этапе выделить и сформировать набор текстурных признаков, характеризующих область коллекций.
3. Определить необходимое для выполнения поставленной цели количество классов на изображении, выбранном для анализ, и с помощью эксперта назначить образцы текстур для каждого класса.
4. Обучить систему работать с текстурами-образцами и сформировать подсистему наиболее информативных текстурных

признаков. На данном этапе для каждого фрагмента коллекции вычисляются текстурные признаки и заносятся в базу признаков.

5. Используя выбранную подсистему признаков, распознать объекты на входном изображении.

Выбор фрагмента изображения

Признаки текстур имеют прямую зависимость от размера окрестности, на которой они определяются. Размер локального фрагмента, являющегося носителем текстурных свойств, определяется из взаимного желания иметь устойчивые оценки признаков, обеспечиваемые фрагментом большого размера, и сохранить свойства однородности, получаемые из небольшого фрагмента. От размера скользящего окна зависит, какие свойства объектов характеризуют вычисляемые текстурные признаки и в каком масштабе. Отсюда получается, что в более крупном окне отражаются свойства текстурной однородности более крупных объектов, но при этом влияние отдельных пикселей окна на величину текстурной оценки снижается, причем заметно. Также ухудшается пространственное разрешение конечной классификации. С другой стороны, в слишком малом окне может оказаться недостаточно статистической информации для адекватного описания свойств ландшафтных объектов [6].

Проблемы распознавания содержания изображений

Главной причиной затруднений является то, что процесс распознавания должен осуществляться надежно, невзирая на изменения освещенности или трансформации объекта. Люди способны легко распознавать объекты, несмотря на то, что их внешний вид существенно изменяется, даже если судить по данным о значениях яркости пикселей на изображениях этих

объектов. Например, человек всегда способен узнать известный объект при разных условиях освещения или под разными углами зрения. В качестве еще более простого примера рассмотрим задачу распознавания рукописных цифр. Люди способны решить такую задачу независимо от изменения размеров и положения цифры на изображении, а также несмотря на небольшие изменения угла поворота надписи, изображающей эту цифру. Для системы компьютерного зрения любое из этих изменений вызывает появление широкого перечня различий в значениях яркости пикселей, поэтому метод, предусматривающий простое сравнение пикселей, оказывается не применимым. Как оказалось, значительные трудности возникают даже при попытке решить весьма ограниченную проблему распознавания рукописных цифр в поле для почтового кода на конвертах.

Если же требуется обеспечить распознавание объектов определенной категории, такой как "автомобили", то приходится также учитывать различия внутри самой категории. Геометрические трансформации, такие как перенос, масштабирование и поворот, или трансформации яркости изображения, вызванные физическим перемещением источников света, имеют иной характер по сравнению с изменениями внутри категории, например, такими различиями, которыми характеризуются автомобили одной марки, но разными дисками. Влияния геометрических и физических трансформаций носят систематический характер, поэтому должна существовать возможность исключить их из рассмотрения на основе продуманного проектирования состава характеристик.

Часто естественное изображение является для наблюдателя в виде некой системы однородных участков, отличающихся друг от друга какими-либо характеристиками. Количество различных типов, участков обычно не очень велико. Ведь вся картина разделена на непересекающиеся области, каждая из которых заполнена изображением одного из типов. При анализе таких изображений наблюдателем или автоматической системой целью является

определить количество геометрических областей и указать для каждой из них номер класса. Обработка изображения, позволяющая получить такую совокупность сведений об исходном изображении, называется сегментацией.

Кластеризация изображений методом сегментации

Сегментацией называется процесс разделения цифрового изображения на несколько сегментов или множеств пикселей. Проще говоря, с помощью этого метода можно определить, какие пиксели из данного множества относятся к лиственному типу лесов, а какие - к хвойному. С точки зрения вычислительных систем и ресурсов очень эффективным можно назвать использование для сегментации методов кластерного анализа. Суть кластеризации состоит в том, что все исходные объекты (в данном случае пиксели) разбиваются на несколько не пересекающихся групп таким образом, чтобы объекты, попавшие в одну группу, имели сходные характеристики, в то время как у объектов из разных групп эти характеристики должны значительно отличаться. Полученные группы называются кластерами.

Самоорганизующиеся карты Кохонена

Однако количество признаков, которыми могут отличаться друг от друга участки различных типов, очень велико. Встречается большое число задач, где участки имеют неодинаковую среднюю яркость. Часто можно наблюдать картину, на которой различие областей проявляется в неодинаковости корреляционных свойств: медленные, плавные колебания яркости на одних участках сменяются существенно более быстрыми на других. Примером может служить аэрофотоснимок земной поверхности, на котором участки леса чередуются с участками поля или водной поверхности. Для решения этой проблемы в моей работе будут использоваться самоорганизующиеся карты Кохонена, информация о которых дана ниже.

Самоорганизующиеся карты – это один из видов нейросетевых алгоритмов. Отличается данная технология от других нейронных сетей, обучаемых по алгоритму обратного распространения, тем, что при обучении используется метод обучения без учителя, то есть результат обучения зависит только от структуры входных данных. Нейросети данного типа часто применяются для решения абсолютно разных задач, начиная от восстановления пропусков в данных и заканчивая анализом данных и поиском закономерностей, например, в финансовой задаче.

Алгоритм функционирования самообучающихся карт (Self Organizing Maps, SOM) – это один из вариантов кластеризации многомерных векторов. Важным отличием алгоритма SOM является то, что в нем все нейроны (узлы, центры классов...) упорядочены в некоторую структуру, которая обычно представляет собой двумерную сетку. Одновременно с этим в процессе обучения модифицируется не только нейрон-победитель, но и его соседи, но уже в меньшей степени. Благодаря этому SOM можно считать одним из методов проецирования многомерного пространства в пространство с более низкой размерностью. При использовании этого алгоритма вектора, схожие в исходном пространстве, оказываются рядом и на полученной карте.

Структура

Как было указано в предыдущем разделе, SOM подразумевает использование упорядоченной структуры нейронов, представленной в виде одномерных или двумерных сеток. При этом каждый нейрон представляет собой n -мерный вектор-столбец $w=[w_1, w_2, \dots, w_n]^T$, где n определяется размерностью исходного пространства (размерностью входных векторов). Применение таких структур нейронов обосновано из-за возникающих проблем при отображении пространственных структур большей размерности,

причем далее могут возникнуть другие проблемы, связанные с понижением размерности до двумерной, представимой на мониторе.

Чаще всего нейроны располагаются в узлах двумерной сетки с прямоугольными или шестиугольными ячейками. При этом нейроны продолжают взаимодействовать друг с другом. Величина этого взаимодействия определяется расстоянием между нейронами на карте. На рисунке 1 дан пример расстояния для шестиугольной (а) и четырехугольной (б) сеток.

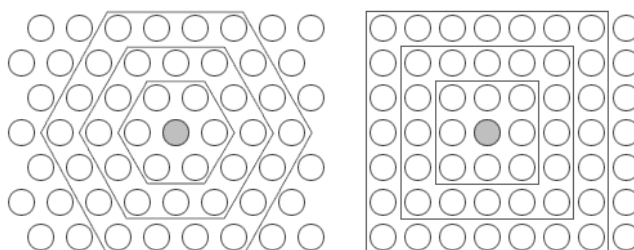


Рис. 1 Шестиугольная сетка и четырехугольная сетка

Количество нейронов в сетке определяет степень детализации результата работы алгоритма, и в конечном счете от этого зависит точность обобщающей способности карты.

Анализ имеющихся на сегодняшний день разработок

В настоящее время большая часть суши Земного шара приходится на растительный покров (более 77%, не включая Антарктиду и Гренландию) 31,7% которого занимают леса. Россия входит в тройку лидеров по площади территории, покрытой лесами (7,64 млн. км²), следом идут Бразилия (5,66 млн. км²) и Канада (2,47 млн. км²). Как известно, леса являются источником очень ценных биологических ресурсов, за счет которых выполняется ряд функций, регулирующих фундаментальные процессы обмена энергией и веществом на планете, что играет немаловажную экологическую и социально-культурную роль для человечества.

Однако антропогенное воздействие и глобальные изменения климата в настоящее время сопровождаются нарастанием процессов трансформации и деградации растительного покрова, обусловленных, в частности, природными пожарами, вырубкой лесов и их гибелью в результате такого техногенного воздействия, как насекомые-вредители, опустынивание и так далее. При резком увеличении численности населения начинает не хватать продовольствия и питьевой воды. В связи с этим начинается расширение пахотных угодий, что несет за собой ряд негативных последствий, например, деградация почв, снижение уровня их продуктивности.

На сегодняшний день существует проблема недостатка объективной обновляемой информации о состоянии лесных покровов и близ лежащих к ним территорий. Такая информация не отвечает современным требованиям, в особенности экономическим и экологическим. Для анализа имеющихся данных и для наличия возможности прогнозировать дальнейшую динамику состояния лесов необходимо иметь целостное представление о текущем состоянии лесных покровов.

Все вышеуказанное и стало основными предпосылками для создания таких проектов, которые позволят развивать методы картографирования растительных покровов, включая лесные хозяйства, основанные на применении систем дистанционного зондирования Земли. Современные технические возможности спутниковых систем дистанционного зондирования позволяют полномасштабно осуществлять мониторинг лесных покровов в широком диапазоне длин волн электромагнитного излучения.

На сегодняшний день в мире очень много проектов картографирования с использованием современных спутниковых систем. Результаты этих проектов используются для оценки лесных ресурсов, анализа и оценки текущей экологической ситуации, а также прогнозирования влияния возможных глобальных климатических изменений.

Примеры наиболее известных проектов представлены в Таблице 1.

Таблица 1

Проект	Спутниковая система	Пространственное разрешение	Обновляемость карты	Разработчики	Год публикации
IGBP-DISCover	NOAA-AVHRR	1 км	Нет	МГБП ¹	1999
UML	NOAA-AVHRR	1 км	Нет	Университет шт. Мэриленд (США)	2000
GLC2000	SPOT-VGT	1 км	Нет	Объединенный исследовательский центр ЕК	2005
GlobCover	Envisat-MERIS	300 м	Да	Европейское космическое агентство	2008
MODISLC	MODIS	500 м	Да	Университет Бостона (США)	2010
GLC30	Landsat	30 м	Нет	Национальный центр геоматики (Китай)	2015

¹МГБП – Международная геосферно-биосферная программа

В связи с тем, что в настоящее время архивы спутниковых данных различного пространственного разрешения, открыты для общего доступа, методы глобального спутникового картографирования территорий, занятых растительностью, в том числе и лесами, развиваются с колоссально стремительной скоростью. Основными спутниковыми системами, применяющими в своей работе соответствующие методы, являются Terra/Aqua-MODIS, SPOT-VEGETATION, Proba-V и Landsat-TM/ETM/OLI, большинство из которых, как видно из Таблицы 1, применяются в современных проектах.

Как известно, территория России огромна, что порождает множество методических и технических проблем при попытке решить задачи картографирования растительного покрова на глобальном и национальном уровнях. Именно поэтому полученный на сегодняшний день опыт глобального спутникового картографирования в значительной мере может быть применен и при создании карт растительного покрова России.

Финансовый менеджмент, ресурсоэффективность и ресурсосбережение

Целью данного раздела является комплексное описание возможных трудовых и денежных затрат выполняемой работы, а также проведение их анализа. Кроме того, необходимо оценить с экономической точки зрения результат внедрения данного научно-исследовательского проекта, что позволит с помощью традиционных показателей инвестиционной эффективности дать оценку целесообразности разработки текущей работы.

1 Организация и планирование работ

При организации процесса реализации проекта необходимо оптимально планировать занятость каждого из его участников и сроки проведения отдельных работ.

На этом этапе составляется полный перечень выполняемых работ, определяются их исполнители и оптимальная продолжительность. Результатом планирования работ является линейный график реализации проекта.

Наиболее удобным, простым и наглядным способом для этих целей является использование линейного графика. Для его построения был составлен перечень работ и соответствие работ исполнителям, продолжительность выполнения этих работ представлена в таблице 5.1.

Таблица 5.1 - Перечень работ и продолжительность их выполнения

Этапы работы	Исполнители	Загрузка исполнителей
Постановка целей и задач, получение исходных данных	НР, И	НР – 80% И – 20%
Составление и утверждение ТЗ	НР, И	НР – 30% И – 80%
Подбор и изучение материалов по тематике	НР, И	НР – 20% И – 100%
Разработка календарного плана	НР, И	НР – 50% И – 40%
Обсуждение литературы	НР, И	НР – 20% И – 100%
Проектирование структуры ПО	НР, И	НР – 60% И – 70%
Разработка ПО	НР, И	НР – 50% И – 80%
Тестирование ПО	И	И – 100%
Оформление расчетно-пояснительной записки	И	И – 100%
Оформление графического материала	И	И – 100%
Подведение итогов	НР, И	НР – 50% И – 90%

5.1.1 Продолжительность этапов работ

Для определения ожидаемого значения продолжительности работ $t_{ож}$ применяется вероятностный метод – метод двух оценок t_{min} и t_{max} .

$$t_{ож} = \frac{3 \cdot t_{min} + 2 \cdot t_{max}}{5}, \quad (5.1)$$

где t_{min} – минимальная трудоемкость работ, чел/дн.;

t_{max} – максимальная трудоемкость работ, чел/дн.

Для построения линейного графика необходимо рассчитать длительность этапов в рабочих днях, а затем перевести в календарные дни. Расчет продолжительности выполнения каждого этапа в рабочих днях ведется по формуле:

$$T_{РД} = \frac{t_{ож}}{K_{ВН}} \cdot K_{Д}, \quad (5.2)$$

где $t_{ож}$ – трудоемкость работы, чел/дн.;

$K_{ВН}$ – коэффициент выполнения работ ($K_{ВН} = 1$);

$K_{Д}$ – коэффициент, учитывающий дополнительное время на компенсации и согласование работ ($K_{Д} = 1.2$).

Расчет продолжительности этапа в календарных днях ведется по формуле:

$$T_{КД} = T_{РД} \cdot T_{К}, \quad (5.3)$$

где $T_{РД}$ – продолжительность выполнения этапа в рабочих днях;

$T_{КД}$ – продолжительность выполнения этапа в календарных днях;

$T_{К}$ – коэффициент календарности.

Коэффициент календарности рассчитывается по формуле:

$$T_{К} = \frac{T_{КАЛ}}{T_{КАЛ} - T_{ВД} - T_{ПД}}, \quad (5.4)$$

где $T_{КАЛ}$ – календарные дни ($T_{КАЛ} = 366$);

$T_{ВД}$ – выходные дни ($T_{ВД} = 52$);

$T_{ПД}$ – праздничные дни ($T_{ПД} = 12$).

$$T_{К} = \frac{366}{366 - 111 - 10} = 1,494$$

В таблице 5.2 приведены длительность этапов работ и число исполнителей, занятых на каждом этапе.

Таблица 5.2 – Трудозатраты на выполнение проекта

Этап работы	Исполнители	Продолжительность работ, дни			Длительность работ, чел/дн.			
					Т _{РД}		Т _{КД}	
		t_{min}	t_{max}	$t_{ож}$	НР	И	НР	И
Постановка целей и задач	НР, И	3	4	3,4	3,26	0,82	4,87	1,23
Разработка и утверждение технического задания (ТЗ)	НР, И	3	6	4,2	1,51	4,03	2,26	6,02
Подбор и изучение материалов по тематике	НР, И	7	14	11,8	2,35	11,76	3,51	17,57
Разработка календарного плана	НР, И	2	4	2,8	1,68	1,34	2,51	2,01
Обсуждение литературы	НР, И	3	5	3,8	0,91	4,56	1,36	6,81
Проектирование структуры ПО	НР, И	7	12	9	6,48	7,56	9,68	11,3
Разработка ПО	НР, И	8	14	10,4	6,24	9,98	9,32	14,92
Тестирование ПО	И	5	10	7	–	8,4	–	12,55
Оформление расчетно-пояснительной записки	И	5	8	6,2	–	7,44	–	11,12
Оформление графического материала	И	4	6	4,8	–	5,76	–	8,61
Подведение итогов	НР, И	3	5	3,8	4,1	4,54	3,41	6,13
Итого:				67,2	26,53	66,19	36,92	98,27

5.1.2 Расчет нарастания технической готовности работ

Величина нарастания технической готовности работы показывает, на сколько процентов выполнена работа на каждом этапе. Данная величина вычисляется по формуле:

$$H_i = \frac{t_{Hi}}{t_0} \cdot 100\%, \quad (5.5)$$

где t_{Hi} – нарастающая трудоемкость с момента начала работы i -го этапа;

t_0 – общая трудоемкость.

Общая трудоемкость вычисляется по формуле:

$$t_0 = \sum_{i=1}^n t_{OЖi}, \quad (5.6)$$

где $t_{OЖi}$ – ожидаемая продолжительность i -го этапа.

Удельный вес каждого этапа Y_i определяется по формуле:

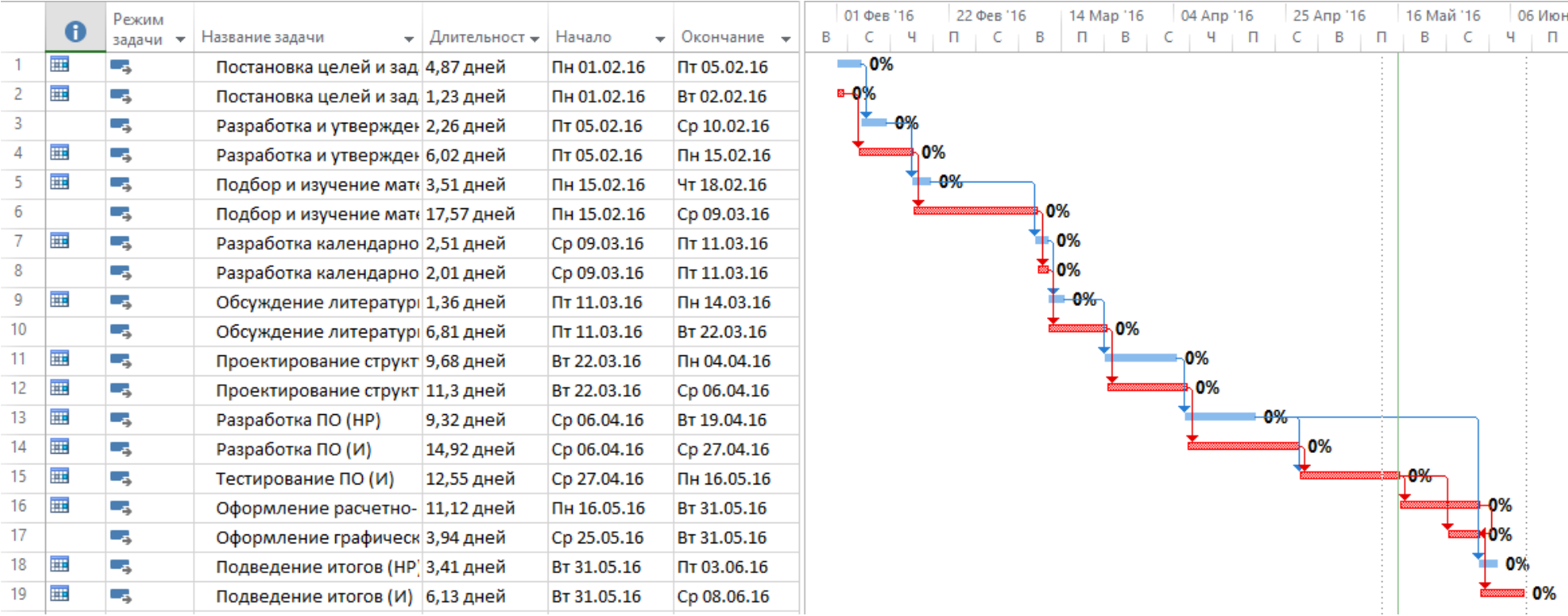
$$Y_i = \frac{t_{OЖi}}{t_0} \cdot 100\% \quad (5.7)$$

Таблица 5.3. Нарастание технической готовности работы и
удельный вес каждого этапа

Этап работы	$H_i, \%$	$Y_i, \%$
Постановка целей и задач	5,06	5,06
Разработка и утверждение технического задания (ТЗ)	11,31	6,25
Подбор и изучение материалов по тематике	28,87	17,56
Разработка календарного плана	33,04	4,17
Обсуждение литературы	38,69	5,66
Проектирование структуры ПО	52,08	13,39
Разработка ПО	67,56	15,48
Тестирование ПО	77,98	10,42
Оформление расчётно-пояснительной записки	87,2	9,23
Оформление графического материала	94,35	7,14
Подведение итогов	100	5,66

Таблица 5.4 иллюстрирует получившийся линейный график работ на основе рассчитанного для инженера и научного руководителя времени ТКД.

Таблица 5.4. – Линейный график работ.



■ - НР ■ - И

5.2 Расчет сметы затрат

В состав затрат на создание проекта включается стоимость всех расходов, необходимых для реализации комплекса работ, составляющих содержание данной разработки. Расчет сметной стоимости на выполнение данной разработки производится по следующим статьям затрат:

- материалы и покупные изделия;
- основная заработная плата;
- социальный налог;
- расходы на электроэнергию;
- амортизационные отчисления;
- работы, выполняемые сторонними организациями;
- прочие расходы.

5.2.1 Расчет затрат на материалы

К данной статье расходов относится стоимость материалов, покупных изделий, полуфабрикатов и других материальных ценностей, расходуемых непосредственно в процессе выполнения работ.

Таблица 5.5– Расходные материалы

Наименование материалов	Цена за ед., руб.	Количество	Сумма, руб.
Блокнот	50	2 шт.	100
Бумага для принтера формата А4 (500 листов)	450	1 уп.	450
Ручка шариковая	20	5 шт.	100
Итого:			650

Расходы на материалы составили

$$C_{\text{мат}} = 650 \text{ рублей.}$$

5.2.2 Расчет основной заработной платы

Данная статья расходов включает заработную плату научного руководителя и разработчика, а также премии, входящие в фонд заработной платы. Расчет основной заработной платы выполняется на основе трудоемкости выполнения каждого этапа и величины месячного оклада исполнителя.

Среднедневная заработная плата рассчитывается по формуле:

$$\text{Дневная з/плата} = \frac{\text{Месячный оклад}}{20,42 \text{ дней}} \quad (5.8)$$

Расчеты затрат на основную заработную плату приведены в таблице 5.6. При расчете учитывалось, что в году 245 рабочих дня и, следовательно, в месяце 20,42 рабочих дня. Затраты времени на выполнение работы по каждому исполнителю брались из таблицы 5.2. Для учета в ее составе премий, дополнительной зарплаты и районной надбавки используется следующий ряд коэффициентов: $K_{ПР} = 1,1$; $K_{\text{доп.ЗП}} = 1,188$; $K_p = 1,3$. Таким образом, для перехода от тарифной (базовой) суммы заработка исполнителя, связанной с участием в проекте, к соответствующему полному заработку (зарплатной части сметы) необходимо первую умножить на интегральный коэффициент $K_{\text{и}} = 1,1 * 1,188 * 1,3 = 1,699$. Вышеуказанное значение $K_{\text{доп.ЗП}}$ применяется при шестидневной рабочей неделе, при пятидневной оно равно 1,113, соответственно в этом случае $K_{\text{и}} = 1,62$

Таблица 5.6 – Затраты на основную заработную плату

Исполнитель	Оклад, руб./мес.	Среднедневная ставка, руб./день	Затраты времени, дни	Коэффициент	Фонд з/платы, руб.
НР	23 264,86	1 139,32	27	1,699	52 264,03
И	14 750	722,33	66	1,62	77 231,52
Итого:					129 495,6

Таким образом, затраты на основную заработную плату составили: $C_{\text{осн}} = 129\,495,6$ руб.

5.2.3 Расчет социального налога

Затраты по этой статье составляют отчисления по единому социальному налогу (ЕСН).

Отчисления по заработной плате определяются по следующей формуле:

$$C_{\text{соц}} = K_{\text{соц}} \cdot C_{\text{осн}}, \quad (9)$$

где $K_{\text{соц}}$ – коэффициент, учитывающий размер отчислений из заработной платы. Данный коэффициент составляет 30% от затрат на заработную плату и включает в себя: отчисления в пенсионный фонд, на социальное и медицинское страхование, т.е. $C_{\text{соц}} = C_{\text{зп}} \cdot 0,3$.

Итак, отчисления из заработной платы составили:

$$C_{\text{соц}} = 129\,495,6 \cdot 0,3 = 38\,848,7 \text{ руб.}$$

5.2.4 Расчет затрат на электроэнергию

Данный вид расходов включает в себя затраты на электроэнергию при работе оборудования, а также затраты на электроэнергию, потраченную на освещение. Затраты на электроэнергию при работе оборудования для технологических целей рассчитываются по формуле:

$$C_{\text{эл.об}} = P_{\text{об}} \cdot Ц_{\text{э}} \cdot t_{\text{об}},$$

где $C_{\text{эл.об}}$ – затраты на электроэнергию, потребляемую оборудованием, руб.;

$P_{\text{об}}$ – мощность, потребляемая оборудованием, кВт;

$Ц_{\text{э}}$ – тарифная цена за 1 кВт·час (для ТПУ ЦЭ = 5,257 руб./квт·час с НДС);

$t_{\text{об}}$ – время работы оборудования, час.

Время работы оборудования вычисляется на основе данных для ТРД таблицы 5.2 для разработчика из расчета, что продолжительность рабочего дня равна 8 часов.

$$t_{\text{об}} = T_{\text{рд}} \cdot K_t, \quad (5.8)$$

где $K_t \leq 1$ – коэффициент использования оборудования по времени, равный отношению времени его работы в процессе выполнения проекта к ТРД, определяется исполнителем самостоятельно.

Мощность, потребляемая оборудованием, определяется по формуле:

$$P_{\text{ОБ}} = P_{\text{УСТ.ОБ}} \cdot K_C,$$

где $P_{\text{УСТ.ОБ}}$ – установленная мощность оборудования, кВт;

K_C – коэффициент спроса, зависящий от количества, загрузки групп электроприемников.

Для технологического оборудования малой мощности $K_C = 1$.

Таблица 5.7 – Затраты на электроэнергию для технологических целей

Наименование оборудования	Время работы оборудования $t_{\text{ОБ}}$, час	Потребляемая мощность $P_{\text{ОБ}}$, кВт	Затраты $C_{\text{ЭЛ.ОБ}}$, руб.
Персональный компьютер	66*8*0,6	0,3	499,63
Лазерный принтер	15	0,1	7,89
Итого:			507,52

Следовательно, в общем на электроэнергию будет потрачено:

$$\mathcal{E} = \mathcal{E}_{\text{ОБ}}, \quad \mathcal{E} = 507,52 = 508 \text{ руб.}$$

5.2.5 Расчет амортизационных расходов

В статье «Амортизационные отчисления» от используемого оборудования рассчитывается амортизация за время выполнения работы для оборудования, которое имеется в наличии.

Амортизационные отчисления рассчитываются на время использования ЭВМ по формуле:

$$C_{AM} = \frac{N_A \cdot Ц_{ОБ}}{F_D} \cdot t_{РФ} \cdot n,$$

где N_A – годовая норма амортизации, $N_A = 25\%$;

$Ц_{ОБ}$ – цена оборудования, $Ц_{ОБ} = 42500$ руб.;

F_D – действительный годовой фонд рабочего времени, $F_D = 245 \cdot 8 = 1960$ часов;

$t_{РФ}$ – время работы вычислительной техники при создании программного продукта, $t_{ВТ} = 528$ часа;

n – число задействованных ПЭВМ, $n = 1$.

$N_A = 25\%$, так как научная работа выполнялась на переносном персональном компьютере, чей срок амортизации составляет от 2 до 6 лет. Если брать среднее значение, 4 года, то величина, обратная $С_A$, будет равна $1:4 = 0,25$.

Итак, затраты на амортизационные отчисления составили:

$$C_{ам} = \frac{0,25 \cdot 42500 \cdot 528}{1960} = 2862,25 \text{ руб.}$$

5.2.6 Расчет прочих расходов

В статье «Прочие расходы» отражены расходы на разработку проекта, которые не учтены в предыдущих статьях.

Их следует принять равными 10% от суммы всех предыдущих расходов, т.е.:

$$\text{Спроч.} = (\text{Смат} + \text{Сзп} + \text{Ссоц} + \text{Сэл. об.} + \text{Сам}) \cdot 0,1$$

$$\begin{aligned} \text{Спроч.} &= (650 + 129\,495,6 + 38\,848,7 + 507,52 + 2\,862,25) \cdot 0,1 \\ &= 172\,364,17 \text{ руб.} \end{aligned}$$

5.2.7 Расчет общей себестоимости разработки

Проведя расчет сметы затрат на разработку, можно определить общую стоимость разработки проекта.

Таблица 5.8 – Смета затрат на разработку проекта

Статья затрат	Условное обозначение	Сумма, руб.
1 Материалы и покупные изделия	$C_{\text{МАТ}}$	650
2 Основная заработная плата	$C_{\text{ЗП}}$	129 495,6
3 Отчисления в социальные фонды	$C_{\text{СОЦ}}$	38 848,7
4 Расходы на электроэнергию	$C_{\text{ЭП}}$	507,52
5 Амортизационные отчисления	$C_{\text{АМ}}$	2 862,25
6 Накладные расходы	$C_{\text{ПРОЧ}}$	172 364,17
Итого:		344 728,24

Таким образом, расходы на разработку составили $C = 344\,728,24$ руб.

5.2.8 Прибыль

В текущем проекте прибыль составляет 68 945,65 руб. (20 %) от расходов на разработку проекта.

5.2.9 НДС

НДС составляет 18% от суммы затрат на разработку и прибыли. Сумма НДС в проекте составила $(344\,728,24 + 68\,945,65) \cdot 0,18 = 74\,461,3$ руб.

5.2.10 Цена разработки НИР

Цена равна сумме полной себестоимости, прибыли и НДС, в нашем случае

$$C_{\text{НИР(КР)}} = 344\,728,24 + 68\,945,65 + 74\,461,3 = 488\,135,2 \text{ руб.}$$

5.3 Оценка экономической эффективности проекта

5.3.1 Оценка научно-технического уровня НИР

Научно-технический уровень характеризует, в какой мере выполнены работы и обеспечивается научно-технический прогресс в данной области.

Сущность метода заключается в том, что на основе оценок признаков работы определяется коэффициент ее научно-технического уровня по формуле:

$$K_{НТУ} = \sum_{i=1}^3 R_i \cdot n_i, \quad (5.21)$$

где $K_{НТУ}$ – коэффициент научно-технического уровня;

R_i – весовой коэффициент i -го признака научно-технического эффекта;

n_i – количественная оценка i -го признака научно-технического эффекта, в баллах.

Таблица 0.9 – Весовые коэффициенты признаков НТУ

Признаки научно-технического эффекта НИР	Характеристика признака НИР	Ri
Уровень новизны	Систематизируются и обобщаются сведения, определяются пути дальнейших исследований	0,3
Теоретический уровень	Разработка способа (алгоритм, программа мероприятий, устройство, вещество и т.п.)	0,2
Возможность реализации	Время реализации в течение первых лет	0,5

Результаты оценок признаков научно-технического уровня приведены в таблице 5.10.

Таблица 0.10 – Количественная оценка признаков НИОКР

Признак научно-технического эффекта НИР	Характеристика признака НИОКР	Балл	R_i
Уровень новизны	Систематизируются и обобщаются сведения, определяются пути дальнейших исследований	4	0,3
Теоретический уровень	Разработка способа (алгоритм, программа мероприятий, устройство, вещество и т.п.)	6	0,2
Возможность реализации	Время реализации в течение первых лет	10	0,5
Масштабы реализации	Отрасль		

Примечание: баллы по параметрам времени и масштабам реализации при расчете складываются.

Исходя из оценки признаков НИОКР, показатель научно-технического уровня для данного проекта составил:

$$I_{нту} = 0,3 \cdot 4 + 0,2 \cdot 6 + 0,5 \cdot 10 = 1,2 + 1,2 + 5 = 7,4$$

Таким образом, исходя из данных в таблице 5.11, проект имеет средний уровень научно-технического эффекта.

Таблица 0.11 – Сводная таблица оценки научно-технического уровня НИР

Фактор НТУ	Значимость	Уровень фактора	Балл	Обоснование выбранного балла
Уровень новизны	0,3	Относительно новая	4	Позволит оценивать состояние лесных покровов, их площадь покрытия, экологическую ситуацию местности
Теоретический уровень	0,2	Разработка способа	6	Описание алгоритма анализа лесных покровов, изменения их в течение времени и поиск влияющих на это факторов
Возможность реализации	0,5	В течение первых лет	10	Быстрое наполнение базы клиентов

5. 3.2. Оценка экономического эффекта

В связи с тем, что данная работа скорее является частью более крупного и полного проекта, чем самостоятельным проектом. Поэтому не имеет смысла рассматривать инвестиционные расходы и срок их окупаемости. Единственное, что те средства, которые будут расходованы в рамках выполнения данной работы, можно включить в общую сумму инвестиций для развернутого проекта. Кроме того, так как содержание данной разработки носит прогнозно-условный характер, то невозможно оценить экономический эффект в текущем случае. Однако можно оценить факторы его получения в будущем, например, проанализировав те или иные участки лесных покровов относительно типа леса – какие типы лесов преобладают в том или ином регионе, относительно времени (сезона года, по сравнению с полученными анализами прошлых годов) – можно увидеть текущее состояние лесов, оценить экологическую ситуацию, проанализировать причины изменений, независимо от того, положительные они или отрицательные, а также найти решение проблем в случае отрицательной картины состояния лесных

покровов. Так как одной из причин изменений является проблематика использования ресурсов лесных хозяйств человеком, то этот факт прямым образом влияет не только на экономическую ситуацию одного региона, но и целой страны в совокупности.