Глава 1

Разработка и анализ математической модели построения двух мерной карты местности.

* 1. Постановка задачи

Использование технологий на базе БПЛА уже дает большие преимущества крупнейшим нефтегазовым компаниям, таким как BP и Shell. Данные компании являются лидерами по внедрению в производственные процессы беспилотной техники в мире. Важно понимать, что ценность БПЛА в нефтегазовой отрасли заключается не в беспилотной технике, а в инновационных программах распознавания и обработки данных получаемых с БПЛА.

В РФ в сегменте нефтегазовой отрасли лидирующими компаниями по внедрению программного обеспечения распознавания и обработки данных с БПЛА являются ПАО «Газпром» и ПАО «Газпром-нефть». С сентября 2015 года ПАО «Газпром – нефть» «ввела в промышленную эксплуатацию систему мониторинга напорных нефтепродуктов с помощью беспилотных летательных аппаратов» [1], 2 июля 2017 ОАО «Газпром космические системы» - дочернее предприятие ПАО «Газпром» в рамках Петербургского международного экономического форума заключило соглашение о сотрудничестве с BHE Bonn Hungary Electronics Ltd. – ведущей высокотехнологичной компанией Венгрии в сфере внедрения систем наблюдения для БПЛА. Соглашение предусматривало разработку «средств и технологий для телекоммуникаций и мониторинга объектов транспортировки газа.» [2] Внедрение в эксплуатацию данной системы планируется во вторую половину 2019 года. С января 2017 ООО «Газпром межрегионгаз Майкоп» («ООО «Газпром межрегионгаз» — специализированное 100-процентное дочернее общество ПАО «Газпром». Основной вид деятельности — реализация на территории Российской Федерации природного газа. Группа «Газпром межрегионгаз» — это более трёхсот компаний. Газоснабжение потребителей ООО «Газпром межрегионгаз» обеспечивает через 53 дочерние компании по реализации газа.» [3]) реализуют тестовые вылеты БПЛА для выявления самовольных подключений к системам газораспределения, тестовые вылеты уже дали солидный материал для передачи в правоохранительные органы. Заместитель генерального директора ООО «Газпром межрегионгаз Майкоп» Пётр Дегтярёв считает, что «материалы, полученные таким образом, являются убедительным доказательством в суде». [4]

Выявление самовольных подключений к системам газораспределения для компаний в составе группы компаний ООО «Газпром межрегионгаз», является чрезвычайно важной задачей. Совокупный ущерб в год, по оценкам специалистов, составляет сотни миллионов, на выявление данных правонарушений тратятся огромные материальные и человеческие ресурсы, но это не гарантирует полного искоренения самовольных подключений к системам газораспределения, это связанно в первую очередь с тем, что выявить самовольное подключение находясь на поверхности земли часто составляет невыполнимую задачу.

Комплексы программ построения двухмерных карт местности с использованием интеллектуальных алгоритмов обработки, поступающей от БПЛА информации может вытеснить операционные процессы компании, связанные с ручным сбором и обработкой информации, касающейся незаконных подключений к системам газораспределения и эффективно заменить его, существенно ускорив сбор и последующую обработку информации для передачи ее в правоохранительные органы. За счет автоматизированного сбора информации с последующим автоматизированной обработкой изображений с целью извлечения знаний из графической информации позволит снизить стоимость получения информации о самовольных подключениях к системам газораспределения, за счет сокращения расходов на оплату труда специалистов по выявлению незаконных подключений к системам газораспределения.

Таким образом, из приведенных примеров выше, можно сделать вывод, что построение двухмерных карт местности с использованием интеллектуальных алгоритмов обработки информации, поступающей от БПЛА является актуальной задачей в настоящее время, а обработка изображений, распознавание образов и извлечение данных из изображений являются неделимой частью данной задачи.

* 1. Математическая модель построения двух мерной карты местности

Данные БПЛА, получаемые от камер, установленных на БПЛА, можно представить в виде изображений и записать следующим образом:

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |
|  |  |
|  |  |
|  |  |

где:  – пиксель спутникового снимка *В*, находящийся в -й строке пикселей, в -м столбце;  – спектральная яркость пикселя  в -м спектральном канале;  – количество строк пикселей в изображении *В*;  – количество столбцов пикселей в изображении *В*;  – количество спектральных каналов в изображении *В*.

Как правило телевизионные камеры устанавливаемые на БПЛА имеют 3 спектральных канала, поэтому  = 3. Данные спектральные каналы квантуются от 0 до 255, где уровню яркости 0 соответствует черный цвет, а уровню яркости 255 соответствует белый цвет. Для удобства работы со спектральными яркостями -  должны масштабироваться в данном следующем диапазоне [−1;1].

Произведем линейное преобразование для масштабирования спектральных яркостей из первоначального диапазона уровней квантования - [0, 255], в необходимый диапазон - [−1;1]. Для *R* и уровней имеет следующий вид:

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |
|  |  |

Где – квантованное (первоначальное) значение спектральной яркости. При *R =* 256 формула (1.2) приобретает следующий вид (1.3):

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |

Для построения двухмерной карты местности, основанный на использовании интеллектуальных алгоритмов обработки информации, поступающих от БПЛА существует следующий подход (1.4), предполагающий выполнения следующих действий:

1. Предварительная обработка изображений (1.5);
2. Сегментация (1.6);
3. Описание образов (1.7);
4. Классификация образов (1.8):

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |
|  |  |
|  |  |
|  |  |
|  |  |
|  |  |
|  |  |
|  |  |
|  |  |
|  |  |
| ; |  |
| ; |  |
|  |  |
|  |  |

где: – пиксель обработанного изображения , находящийся в -й строке пикселей, в -м столбце; – спектральная яркость пикселя в -м спектральном канале; – количество строк пикселей в изображении ; – количество столбцов пикселей в изображении ; – количество спектральных каналов в изображении . – образ множества образов . – описание образа . – класс множества классов L – количество образов, описания образов, классов.

На входном изображении , получаемом с камеры БПЛА, могут присутствовать искажения изображения. Данные искажения могут быть получены вследствие не идеальности условий предающей среды, плохой настройки оборудования БПЛА, различных вид помех и других причин. Искажения делают работу с исходным изображением невозможным, по причине неточности полученных данных. В ходе работы с такими данными могут возникнуть проблемы при построении двухмерных карт местности, для решения данных проблем необходимо произвести предварительную обработку получаемого на вход изображения.

Функция выполняет предварительную обработку исходного изображения *B*, полученного с БПЛА. В ходе выполнения данной функции получим изображение , лишенное различных искажений и неточностей.

Одной из основных задач обработки и последующего анализа изображения является разделение изображения на области связной группы элементов изображения, имеющих определенное общее свойство (признак) – сегментация изображения.

Для выделения на изображении образов и дальнейшей работы с ними необходима функция . Она выполнит выделение образов на изображении . В результате выполнения данной функции получим множество образов .

После выполнения функции сегментации и выделении с помощью нее множества образов на изображении необходимо задать описание образов. Для описания образов будем использовать функцию . После выполнения данной функции получим векторное пространство , каждый элемент пространства является описанием образа из пространства образов .

После выполнения функции , получим множество классов. Данное множество является подмножеством множества описания образов , каждому образу соответствует класс. Из множества класса формируем маску (изображение) в которой для каждого пикселя изображения будет соответствовать идентификатор его класса, таким образом, получим двумерную карту местности.

После выполнения всех функций, описанных выше, необходимо оценить, проверить правильность работы алгоритма. Основой проверки любого подхода классификации образов является тестовая выборка, в которой уже проставлено соответствие между объектами выборки и их классами. Получение такой выборки объектов зачастую затруднительно, так как зачастую ее составляют люди. Когда есть тестовая выборка достаточно настроить алгоритм на объекты этой выборки и соотнести его решение с заведомо известными правильными решениями классификации. Для оценки хуже или лучше справилась с работой новая версия, необходима численная метрика его качества – мера ошибки.

В простейшем случаем мерой ошибки может являться доля объектов обучающей выборки, по которым тестируемый классификатор принял верное решение:

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |

где: – количество объектов тестовой выборки, по которым классификатор принял верное решение, а – размер тестовой выборки.

У данной метрики есть существенный недостаток, который необходимо учитывать при оценке работы тестируемого классификатора. Данная мера ошибки присваивает всем объектам тестовой выборки одинаковый вес, что не корректно, в случае если распределение объектов сильно смещено в сторону одного или нескольких классов. В данном случае у тестируемого классификатора есть больше информации по классам, объектов которых больше в тестируемой выборке, соответственно в рамках этих классов классификатор будет принимать более правильные решения. На практике это может означать, что тестируемый классификатор может иметь меру ошибки 80%, но при этом в рамках отдельного класса классификатор работает не точно, не может соотнести часть объектов определенному классу.

Точность и полнота являются удобными метриками, которые используются при оценке большей части алгоритмов извлечения информации. Данные метрики могут быть использованы как сами по себе, так и в качестве базиса для производных метрик. Точность алгоритма в пределах класса – это доля объектов, действительно принадлежащих этому классу относительно всех документов, которые система отнесла к этому классу. Полнота системы – это доля найденных классификатором объектов, принадлежащих классу относительно всех документов этого класса в тестовой выборке. Эти значения легко рассчитать на основе таблицы 1.1. контингентности, которую необходимо составить для каждого класса.

Таблица 1.1. таблица контингентности классов.

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| Категория i | | Экспертная оценка | |
| Положительная | Отрицательная |
| Оценка системы | Положительная | TP | FP |
| Отрицательная | FN | TN |

где: TP – истинно-положительное решение, FP – ложно-положительное решение, FN – ложно-отрицательное решение, TN – истинно-отрицательное решение.

В данной таблице содержится информация, сколько раз система приняла верное решение и сколько раз неверное решение по объектам заданного класса.

Точность и полнота определяется следующим образом:

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |

где: – точность, – полнота.

Чем выше точность и полнота, тем лучше, но в реальных задачах классификации максимальная точность и полнота не достижимы одновременно, поэтому приходится искать некий баланс. Поэтому на практике хорошо иметь меру, которая объединяет в себе информацию о точности и полноте. Именно такой метрикой является F-мера. Она представляет собой гармоническое среднее между точностью и полнотой, поэтому она стремится к нулю, если хотя бы одно значение полноты и точности стремится к нулю. F-мера будет определяться следующим образом:

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |

где: – F-мера.

В данной формуле вес точности и полноты одинаковый, поэтому F-мера будет падать одинаково при уменьшении и точности и полноты. Возможно, рассчитать F-меру, придав различный вес точности и полноте:

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |

где: – коэффициент приоритета. Когда значение лежит в диапазоне (Рис. 2), то отдается приоритет точности, когда (Рис.3) приоритет отдается полноте, при формула сводится к предыдущей формуле и получим сбалансированную F-меру (Рис.1).

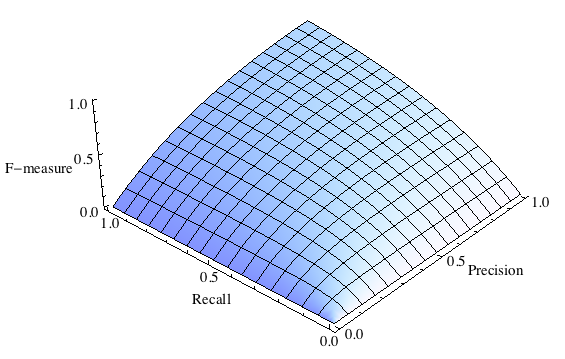


Рис.1

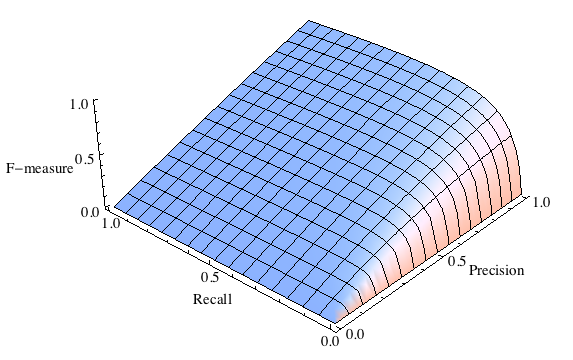


Рис. 2

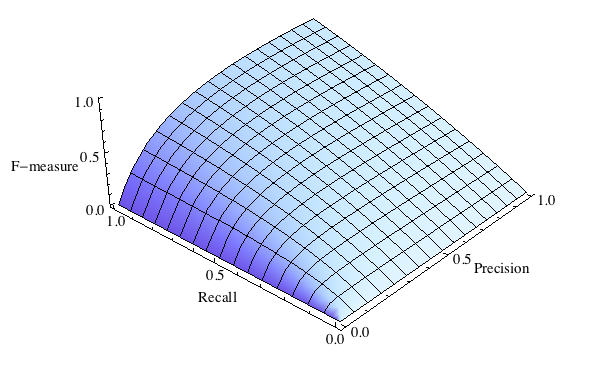


Рис.3

F-мера сводит к одному числу две основополагающие метрики: точность и полноту и является хорошей формальной метрикой оценки качества классификатора. Имея подобный механизм оценки, гораздо легче принять решение является ли изменения в алгоритме в лучшую или худшую сторону.

* 1. Выбор камеры

В качестве источника изображений для составления двухмерных карт местности необходимо и достаточно сделать выбор камеры по следующим критериям:

• тип камеры:

• матричная камера;

• линейная камера;

• тип получаемого изображения:

• монохромный;

• цветной;

• тип сенсора:

• ПЗС;

• КМОП;

• разрешение камеры, сенсор и размер пикселя;

• тип затвора:

• глобальный затвор;

• скользящий затвор;

• кадровая частота;

• интерфейс камеры;

• размер и вес камеры;

• стоимость камеры.

Первоначально необходимо определится с типом камеры. Выбор типа камеры подразумевает выбор между видом, установленного в них сенсора. По виду установленного сенсора камеры делятся на два типа:

• линейные;

• матричные.

Линейные камеры отличаются от матричных тем, что сенсор первых содержит всего одну (в некоторых случаях несколько) строк пикселей. Типовым разрешением для камер, имеющих сенсор линейной технологии, будет:

• 1х1024;

• 1х2048;

• 1х4096;

• и другие подобные разрешения.

Захват данных при данном типе камеры осуществляется строка за строкой, после, на этапе обработки изображения, полное изображение восстанавливается строка за строкой.

Данный тип камер наиболее эффективен при съемке движущихся объектов на производстве для контроля качества, это могут быть, следующие отросли производства:

• бумажное производство;

• полиграфия;

• металлургия;

• сортировка;

• упаковка;

• другие подобные производства.

В основном данный тип камер используется на конвейере – порой на довольно высокой скорости.

Матричные камеры в отличие от линейных камер оснащены прямоугольным сенсором, который содержит множество строк пикселей. Данные строки пикселей подвергаются экспозиции одновременно, поэтому запись данных изображения осуществляется в один прием.

Данный тип камер наиболее эффективен в следующих отраслях:

• дорожно-транспортная отрасль;

• медицинские науки;

• биологические науки;

• картография;

• и другие смежные отрасли.

С учетом поставленной задачи – построения двухмерных карт местности свой выбор остановим на камере с сенсором матричного типа.

Так же для решения поставленной задачи необходимо определится с типом получаемого камерой изображения - решить должно ли получаемое изображение быть цветным для оценки требуемых характеристик или будет достаточно иметь черно – белые снимки - монохромные.

В поставленной задаче – построение двухмерных карт местности необходимо выделять различные объекты на получаемом от БПЛА изображении. Поэтому для выделения на снимке различных объектов инфраструктуры поселений, а также природных объектов, таких как:

• полей;

• пустырей;

• зданий;

• дорог;

• лесонасаждений;

• водных объектов;

необходимо иметь достаточное количество спектральных каналов. Как правило, на практике, было установлено, что для выделения перечисленных выше объектов инфраструктуры поселений и природных объектов на снимке с целью дальнейшей обработки для построения двухмерных как местности достаточно наличие следующих каналов:

• синего (B-(англ.) blue, длина волны около 450…515 нм);

• зеленого (G-(англ.) green, длина волны около 525…605 нм);

• красного (R-(англ.) red, длина волны около 630…690 нм).

Можно сделать следующий вывод, что изображение должно обладать достаточным качеством.

Под достаточным качеством в данном случае будем понимать – не сжатость информации, полученной с камеры, то есть данные получаемы с камеры непосредственно на ПК, где происходит обработка изображений, должны поступать в необработанном состоянии. Преимуществом данного подхода состоит в том, что удастся избежать потерь информации.

Таким образом, для построения двухмерных карт местности необходимо иметь несжатое изображение в формате RAW (англ. raw — сырой, необработанный).

Выбор технологии производства сенсора камеры является немаловажным этапом выбора камеры для поставленной задачи. Существует две технологии производства сенсоров:

• ПЗС;

• КМОП.

Между этого типа сенсорами есть различия в их технологической конструкции. Так если в сенсорах, реализованных на базе технологии КМОП, преобразование фотонов (лучей света) в электроны (электронные сигналы) происходит за счет электронных схем, которые интегрированные непосредственно в поверхность сенсора, то в ПЗС сенсорах все пиксели учувствуют в преобразовании фотоном. На поверхности сенсора реализованного по данной технологии, отсутствуют какие – либо электронные схемы. Благодаря этой особенности на поверхности сенсора можно разместить больше пикселей, эта особенность позволят захватить больше фотонов. Сенсоры, реализованные по технологии ПЗС, отличаются повышенной светочувствительностью, это дает им существенное преимущество в условиях низкой освещенности, поэтому их, например, используют в астрономии.

Много лет подряд технология КМОП постепенно усовершенствовалась и на сегодняшний день сенсоры, реализованные на ее основе, имеют следующие преимущества:

• цена;

• скорость съемки;

• разрешение;

• энергопотребление;

• квантовая эффективность;

Благодаря преимуществам сенсорам, реализованных по данной технологии, они подходят для решения практически любых задач.

Особенно выделяется следующие преимущество технологии ПЗС – высокая скорость съемки и отсутствие потерь качества изображения, поэтому выбор был сделан в пользу технологии ПЗС.

Разрешение должно быть достаточным для определения и фиксации отдельно стоящих малых объектов (домов, сараев) – это необходимо для выполнения задачи. Достаточным будет разрешением порядка 1…5 метров на пиксель. Данное разрешение может обеспечить любая из современных камер, поэтому этому параметру при выборе камеры возможно принебречь.

Необходимо выбрать затвор камеры. Выделяют два вида затвора:

• глобальный затвор;

• скользящий затвор.

Отличие двух видов затворов заключается в том, что глобальный затвор полностью открывается, чтобы свет попал на всю поверхность сенсора, скользящий затвор же обеспечивает построчную экспозицию матрицы, поэтому в зависимости от заданной длительностью экспозиции, на изображении могут возникать искажения в случаях перемещения объектов. В поставленной задаче не требуется снимать быстродвижущиеся объекты, поэтому выбор затвора не принципиален, так же во многих случаях искажения, возникающие в случаях перемещения объектов, можно предупредить за счет правильной настройки длительности экспозиции.

Кадровая частота является важной характеристикой, если необходимо снимать быстродвижущиеся объекты. При использовании камер, имеющих линейный сенсор, используется термин – частота строчного сканирования. Чем выше кадровая частота, тем больше кадров сможем снять за секунду. Большое количество снимаемых кадров за секунду в нашей задаче не является приоритетной задачей, так как все объекты статичны, быстродвижущихся объектов на изображении нет или им можно пренебречь.

При выборе камеры важно учитывать тип интерфейса, так как интерфейс является связующим звеном между камерой и другими устройствами. Выбирать интерфейс необходимо среди широко распространённых, современных стандартов, которые гарантируют совместимость камеры и различных компонентов и аксессуаров для нее. Выбирать будем между следующих интерфейсов:

• GigE Vision;

• USB3 Vision;

• Camera Link.

Для разработки нашей системы нас устраивает как пропускная способность данных интерфейсов, так и длина кабеля, связующего камеру с другими компонентами.

Размер корпуса – характеристика так же важна при выборе камеры, современные камеры хоть и обладают весьма скромными размерами корпуса, но пи выборе камеры нам необходимы минимальные размеры для удобства использования на БПЛА

Параметр – вес камеры так же является важным в данном случае. Камера для получения информации будет закреплена на БПЛА. Для увеличения дальности полета БПЛА необходимо учитывать вес навесного оборудования.

Под стоимостью подразумевается – доступность камеры для массового потребителя, данное условие необходимо для успешного внедрения построения двухмерных карт местности с помощью интеллектуальных алгоритмов. Для успешного внедрения стоимость не должна превышать 500 долларов США.

Подводя итог для нашей системы необходима камера, отвечающая следующим требованиям:

• возможность снимков в формате RAW;

• прямоугольный сенсор - матричный;

• цветные снимки;

• сенсор на базе технологии ПЗС;

• камера имеет один из современных интерфейсов. (GigE Vision, USB3 Vision, Camera Link)

Прямоугольным сенсором на базе технологии ПЗС обладают все камеры из представленных ниже.

Сведем информацию о современных камерах по данным характеристикам в таблицу.

Рассматриваться, как перспективные камеры, для решения задачи построения двухмерных карт местности будут камеры, представленные в таблице 1.2.:

Таблица 1.2. Характеристики камер.

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Модель | Количество кадров в RAW (кадров/сек) | Интерфейс | Цена | Длина, ширина, высота (мм) | Вес (г) |
| CANON EOS M6 kit | 17 | USB | 700 | 112 х 68 х 44.5 | 390 |
| Olympus PEN E-PL8 kit | 15 | USB | 500 | 117,1 x 68,3 x 38,4 | 374 |
| Nikon 1 J5 Kit VR | 20 | USB | 400 | 98 x 60 x 32 | 231 |
| YI M1 | 5 | USB | 380 | 114x64x34 | 285 |
| Fujifilm X-A5 Kit | 6 | USB | 350 | 117x68x40 | 311 |
| Fujifilm X-A10 Kit | 6 | USB | 380 | 117x67x40 | 282 |
| Fujifilm X100F | 10 | USB | 1100 | 127x75x52 | 413 |
| Panasonic Lumix DMC-FZ1000 | 12 | USB | 390 | 137x99x131 | 683 |

Наилучшим выбором для нашей системы будет камера Nikon 1 J5 Kit VR, данная камера обладает как скромными масса габаритными характеристиками, так и высокой частотой кадров съемки.

Таким образом, для решения исследовательских задач, наилучшим образом представляется использование Nikon 1 J5 Kit VR. Данная модель камеры подходит по следующим причинам:

• камера матричная;

• есть возможность получения цветных необработанных снимков;

• тип сенсора, используемый в камере – ПЗС;

• масса – габаритные характеристики удовлетворительные;

• в камере используются современные интерфейсы;

• цена камеры несущественная по сравнению с конкурентами.

После получения изображения с выбранной камеры, установленной на БПЛА, для успешного распознавания образов и восстановления изображения необходимо произвести предобработку изображения и преобразовать исходное изображение в изображение .

* 1. Выбор алгоритмов

В настоящее время существует несколько подходов к решению задачи построения двухмерных карт местности. Рассмотрим данные подходы в составе функций, описанных в математической модели построения двух мерной карты местности:

Функция выполняет предварительную обработку исходного изображения *B*, полученного с БПЛА. В процессе предварительной обработки изображения с изображением будут выполнены следующие итерации:

• геометрическая обработка изображения;

• радиометрическая обработка изображения;

• яркостная обработка изображения.

Геометрическая обработка изображения является одним из наиболее важных этапов предварительной обработки исходного изображения **.**

Можно выделить следующие задачи, решаемые геометрической обработкой изображений:

• составление фотокарт по изображениям поверхности Земли;

• нанесение на изображение координатных сеток;

• коррекция геометрических искажений, вносимых изображающими системами (объективами, системами телевизионной развертки и т. п.);

• сопоставление фотографий трехмерных объектов, снятых при разном положении камер;

• совмещение разных снимков одного и того же объекта, снятых в разных спектральных диапазонах или в разное время, для получения цветных изображений или выявления изменений.

Данный процесс, возможно, представить в общем виде и записать следующим образом:

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |
|  |  |
|  |  |
|  |  |
|  |  |

где: – пиксель нормализованного изображения , находящийся в -й строке пикселей, в -м столбце; – спектральная яркость пикселя в -м спектральном канале; – количество строк пикселей в изображении ; – количество столбцов пикселей в изображении ; – количество спектральных каналов в изображении .

С помощью функции геометрическое трансформирование исходного изображения в нормализованное изображение **.** В общем виде этот процесс представляет собой формирование на основе искаженного изображения **,** заданного в узлах квадратичной решетки с координатами, нормализованное цифровое изображение **.** Выделяют обработку:

• по прямому закону;

• по обратному закону;

• поэлементная обработка

Обработка по прямому закону может быть представлена следующей последовательностью операций:

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |
|  | | | |
|  |  |
|  |  |
|  |  |

где: - пиксели дискретного изображения , – пиксели непрерывное изображение востоновленного в плоскости *mn* по дискретным отсчетам изображения – пиксель нормализованного изображения .

Обработка по прямому и обратному закону представлена в виде сложных координатных преобразований, число данных преобразований в тысячи раз меньше общего числа точек изображения.

С помощью функций , осуществим геометрическое трансформирование отчетов исходного изображения в плоскость *mn,* в которой будет формироваться нормализованное изображение . В результате из квадратично – дискретизованного изображения при последовательном изменении формируется дискретное изображение

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |
|  |  |

где: и - координаты узлов криволинейно решетки, действительные числа.

Функция – описывает процесс восстановления в плоскости *mn* непрерывного изображения по дискретным отсчётам изображения

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |
|  |  |

где: – интерполирующие пиксели, – интерполирующая функция

Функция – описывает процесс дискретизации и квантования изображения в узлах регулярной квадратичной решетки с координатами .

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |

Обработка по обратному закону может быть представлена следующей последовательностью операций:

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |
|  |  |
|  |  |
|  |  |

Функция – отвечает в данном случае за процесс восстановления непрерывного изображения по отсчетам изображения , заданным в узлах квадратичной решетки:

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |

По функциям , для осуществляется расчет координат точек *mn* на изображении и измерение в них значений яркости. Тем самым формируется действительное значение отсчетов изображения , которые с помощью функции квантования оцифровываются (2.26):

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |
|  |  |

Процессы геометрической обработки сводятся к трем операциям:

• координатные преобразования исходного изображения;

• передача отчетов яркости из плоскости исходного в плоскость нормализованного изображения;

• восстановление элементов изображения.

Описанные выше преобразования приводят к исключительно высоким вычислительным и временным затратам. Это происходит вследствие того, что законы геометрической предобработки описываются сложными и трудоемкими многоэтапными координатными преобразованиями, а размерность отдельного изображения с БПЛА высока.

Функции, описанные выше, на достаточно малых участках исходного изображения, могут быть реализованы в виде простейших преобразований. Этап геометрической предобработки будет тогда реализован в виде двух этапов:

• разбиение исходного изображения на фрагменты;

• перенос элементов исходного изображения в нормальную плоскость.

Данные преобразования называются поэлементной обработкой изображения.

Поэлементная обработка имеет преимущество перед обработкой, выполняемой по прямому и обратному закону. На первом этапе исходное изображение разбивается на прямоугольные фрагменты. Затем для каждого прямоугольного фрагмента изображения находится функция геометрической обработки. На втором этапе по найденным простейшим функциям происходит перенос всех элементов исходного изображения в плоскость . Поэлементная обработка представлена в виде простейших массовых преобразований всех элементов изображений. В результате этого скорость обработки определяется временем исполнения массовых преобразований. При этом необходимая в задаче точность обработки обеспечивается выбором размеров фрагментов исходного изображения на первом этапе. Чем меньше фрагменты, тем выше точность. Однако при достижении определенных размеров фрагментов их дальнейшее уменьшение не имеет смыла, поскольку погрешность уменьшения становится меньше шага пространственной дискретизации изображения.

Таким образом, геометрическая предобработка может быть представлена как в виде сложных преобразований по обратному закону или по прямому, так и с помощью простейших массовых преобразований всех элементов изображения. В результате скорость обработки зависит от определения времени данных массовых преобразований. Точность же преобразований обеспечивается выбором размеров фрагментов исходного изображения, чем меньше эти фрагменты, тем выше точность, однако, стоит понимать, что при достижении определенных размеров фрагментов их дальнейшее уменьшение бессмысленно, поскольку погрешность приближения становится меньше шага пространственной дискретизации изображения.

При выполнение радиометрической обработки изображения решаются следующие проблемы:

• искажения передающей среды:

• Неправильность падающего и отраженного излучения;

• Искажения атмосферы;

• Импульсные и групповые помехи;

• искажения сканирующего устройства;

• Внутренний шум датчика;

• Различия спектральных чувствительностей;

• Не идеальность данных бортовой калибровки.

Возможны три подхода к радиометрической обработки изображений:

• подход, основанный на аналитическом описании искажений;

• подход, основанный на использовании данных предполетной и бортовой калибровки в виде выходных сигналов датчика, полученных при подаче на его вход нескольких уровней излучения от эталонных источников;

• подход, основанный на оценке радиометрических искажений по результатам статистического анализа искаженного изображения;

Радиометрическая обработка выполняется на трех стадиях:

• на стадии предполетной проверки датчиков;

• на стадии радиометрической обработки;

• на стадии оценки качества изображения;

На стадии предполетной аттестации выполняется оценка качества камер с помощью измерительной аппаратуры и методик определения парметров и характеристик камер, установленных на БПЛА.

На стадии радиометрической обработки изображения получают откорректированное изображение, которое дает верную информацию об спектральных и энергетических характеристиках объектов на первоначально полученном изображении.

На стадии оценки формируется система достоверных показателей, на основе которой можно комплексно характеризовать радиометрическое качество материалов съемки с БПЛА.

Из изображения *B* в ходе предобработки будет получено изображение лишенное эффекта зашумления.

После выполнения предобработки необходимо выполнить выделение объектов на изображении - сегментацию изображения . Данная операция будет выполнена с помощью функции сегментации . В результате выполнения функции получилось множество образов .

Функция – сегментации изображения может быть основана на использовании следующих методов:

• алгоритм выращивания областей;

• алгоритм морфологического водораздела;

• кластеризация изображения с использованием самоорганизующимся картами Кохонена;

• кластеризация изображения с использованием алгоритма k-means;

• сегментация на основе выделения границ;

• алгоритм порогового преобразования;

• и другие методы.

Алгоритм выращивания областей основан на группировки пикселей или подобластей в более крупные области по заранее заданным критериям. Данный подход сегментации основан на том, что вначале работы алгоритма берется множество точек – центов кристаллизации. Затем с помощью присоединения пикселей, которые близки по своим свойствам к центрам кристаллизации (например, имеют цвет или яркость в определённом диапазоне), к данным центрам, наращиваются области. Выбор свойств зависит не только от конкретной рассматриваемой задачи, но и от вида имеющихся данных, из которых состоит изображение. Задача построения двухмерных карт местности на основе данных, получаемых с БПЛА, существенно зависит от использования цвета изображения. Данная задача стала бы значительно сложнее, вплоть до полной невозможности ее решить, при отсутствии такой цветовой информации. Так же существует следующая проблема при использовании данного алгоритма – сформулировать правило остановки алгоритма. Выращивание области необходимо прекратить, после того как в изображении больше нет пикселей, удовлетворяющим критериям присоединения к данной области. Критерии как яркость, текстура и цвет являются по своей природе локальными и не учитывают историю выращивания данной области. В данном алгоритме, для повышения его точности, необходимо использовать дополнительные параметры, такие как размер, форма выращиваемых областей и сходство между пикселем – кандидатом и пикселем, который уже объединен (например, сравнением значения яркости нового пикселя со средней яркости пикселей, которые уже объединены в область). Задачу построения двухмерных карт местности невозможно решить исходя только из значений яркости, цвета и текстуры отдельных пикселей. Ввод дополнительных параметров или ввод последующей обработки ведет не только к повышению точности алгоритма, но и к существенному увеличению времени его работы.

Алгоритм морфологического водораздела основан на представлении исходного изображения как трехмерной поверхности, заданной уровнем яркости в качестве высоты поверхности и двумя пространствами координат. Цель алгоритма – нахождение линии водораздела. В данном алгоритме рассматриваются три вида точек:

• точки локального минимума;

• точки, находящиеся на склоне – бассейн или водосбор минимума (склоны, с которых «вода скатывается» в один и тот же локальный минимум);

• точки, находящиеся на пике – линия водораздела (с которых «вода скатывается» с равной вероятностью более чем в один локальный минимум).

Описывая алгоритм, сделаем предположение, что в каждом локальном минимуме проколото отверстие, через данное отверстие весь рельеф равномерно заполняется водой. В конечной фазе заполнения водой, возникает ситуация, когда над водой остаются видны только верхушки перегородок – линии водораздела. Линии водораздела представляют собой искомый результат сегментации изображения. Как и алгоритм выращивания областей, данный алгоритм применяется для выделения на фоне изображения однородных по яркости объектов (например, на практике данный алгоритм применяется не к самому изображению, а к его градиенту).

Предположим, что есть изображение, на котором есть светлые объекты на темном фоне. Очевидном способом выделения объектов на исходном изображении будет выбор значения порога. Данное значение порога разграничивает распределение яркостей. Тогда любая точка имеющая яркость выше, чем значение порога – точка объекта, а в противном случае – точка фона. Алгоритм порогового преобразования заключается в поэлементном сканировании изображения, при этом каждый пиксель отмечается как относящийся к объекту или к фону, в зависимости от того превышает ли яркость пикселя значение порога или нет. Успешность применения этого метода целиком зависит от того, насколько хорошо гистограмма поддается разделению.

Сегментация, реализуемая на основе алгоритма выделения границ, заключается, в том, что все точки, являющиеся исходными в соответствии с некоторыми заранее заданными критериями, связываются между собой и образуют контур. Данный контур состоит из пикселей, которые отвечают первоначально заданным критериям. К алгоритмам выделения границ можно отнести следующие подходы:

• преобразование Хафа;

• представление контуров в виде отрезков графа.

Подход, основанный на преобразовании Хафа, заключается в следующем:

В каждой точке исходного изображения вычисляется модуль градиента. Модуль градиента подвергается пороговому преобразованию. В результате формируется двоичное изображение. Выполняется разбиение пространства параметров на ячейки накопления. Ненулевые пиксели двоичного изображения, полученного ранее, находятся образы в пространстве параметров, и осуществляется накопление. Далее происходит анализ накопленных значений и осуществляется поиск ячейки с наибольшей концентрацией точек. Исследуется отношения между пикселями изображения, основанные на основе их связанности. Понятие связанности базируется на вычислении расстояний между несвязными пикселями, обнаруженными при обходе множества элементов изображения. Разрыв в некоторой точке считается значимым, если расстояние между этой точкой и ее соседом превышает пороговое.

Подход, основанный на представление контуров в виде отрезков графа, базируется на поиске путей с наименьшей стоимости, которые соответствуют объекту. Задача поиска на графе путей с наименьшей стоимости является нетривиальной по вычислительной сложности, поэтому, на практике, приходится жертвовать оптимальностью в пользу скорости вычислений. Это является существенным недостатком данного подхода.

Сегментация, реализуемая на следующих алгоритмов:

• выделения границ;

• порогового преобразования;

• выращивания областей;

• морфологического водораздела;

Имеет существенный недостаток. Представленные выше алгоритмы существенно зависят от освещения.

Как пример: некорректно выбранные параметры алгоритма выделения границ для сегментации на основе выделения границ, завися­щие от освещения, ведут к выделению отдельных элементов образов объектов изображения, либо к объединению отдельных образов объектов изображения вследствие нечеткости их границы. Что бы учесть условия освещенности в данных алгоритмах, приходится использовать эвристические подходы к расчету их параметров, что как следствие приводит к существенному усложнению процесса работы, а также приводит к существенному увеличению времени работы. Кластеризация изображений с использованием многомерной нейронной карты Кохонена и алгоритма *k-means* в меньшей степени зависят от освещенности сцены.

Самоорганизующиеся карты Кохонена – это разновидность нейросетевых алгоритмов, при обучении которого используется метод обучения без учителя, поэтому результаты обучения зависят только от структуры входных данных. Карты Кохонена – это двумерная решетка узлов, каждый из которых полностью связан с входным слоем. На рис. 1 представлена сеть Кохонена из 16 узлов, данные узлы связаны с входным слоем, состоящим из трех компонентов.



Рис.1

Данный алгоритм представляет собой один из вариантов кластеризации многомерных векторов. Важным отличием алгоритма является то, что в нем все узлы упорядочены в некоторую структуру, обычно, эта структура представляет двумерную сетку. У каждого узла двумерной сетки есть характеристика его позиции в этой сетке (координаты), а также вектор весов, заданный в базисе пространства входных данных. Самообучающимся картам Кохонена не требуется задавать входной вектор. Обучение нейросети осуществляется путем изменения компонент вектора каждого из узлов, входящего в сеть, в соответствии со значениями компонент входного вектора. Недостатком алгоритма является его сложность использования в конкретной задаче – построения двумерной карты местности, а также непрозрачность алгоритма.

Идея алгоритма *k-means* заключается в следующем – он разбивает множество элементов векторного пространства на заранее известное число кластеров *k.* Алгоритм основан на том, что на каждой итерации перевычисляется цент масс для каждого кластера, полученного на предыдущем шаге, затем векторы разбиваются на кластеры вновь в соответствии с тем, какой из новых центров оказался ближе по выбранной метрике. Зацикливание данного алгоритма невозможно потому, что алгоритм имеет конечное число итераций, а суммарное квадратичное отклонение уменьшается. Число итераций конечно потому, что количество возможных разбиений конечного множества конечно. Алгоритм завершается, когда на какой-то итерации не происходит изменения внутрикластерного расстояния.

Алгоритм *k-means*, по сравнению с многомерной нейронной картой Кохонена имеет следующие преимущества:

• простота использования;

• понятность и прозрачность алгоритма;

• быстрота использования.

Наилучшим выбором для реализации функции – выделение образов на изображении будет алгоритм k – means.

Подходы к сегментации, описанные ранее, на выходе дают необработанные данные в форме множества пикселей, которые располагаются внутри области или вдоль границы этого образа. Эти данные иногда непосредственно могут быть использованы на практике, но обычно применяют методы компактной записи данных, полученных на этапе сегментации. Рассмотрим способы представления этих данных – описание образов.

Функцией зададим описание образов. Получим векторное пространство , каждый элемент пространства является описанием образа из пространства образов .

Для задачи описания образов – функции возможно использование следующих методов:

• метод слияния;

• метод разбиения;

• расчет минимального (усредненного) максимального вектора спектральных яркостей пикселей образа;

• расчет текстурных признаков пикселей;

• использование энергетических характеристик Лавса;

• использование текстурных признаков Харалика;

• прочие способы описания образов, выделенных на изображении.

Метод слияния основан на применение к задаче кусочно-линейной аппроксимации критерия средней ошибки или критерия другого вида. Суть подхода заключается в том, что происходит объединение точек вдоль границы образа в одну прямую линию, до тех пор, пока среднеквадратическое отклонение объединяемых точек от формируемой прямой не превысит заранее заданный порог. После этого начинается новое объединение точек в прямую, новое накопление ошибки отклонения. В результате будет построенная ломаная линия, состоящая из отдельных отрезков аппроксимирующих прямых. Главный недостаток данного подхода – вершины полученной ломаной линии не всегда совпадают с изгибами первоначальных границ. Это происходит из-за того, что новая прямая, из которой состоит ломанная, не начинает свое построение до тех пор, пока величина отклонения предыдущей прямой ломанной не превысит заданный порог. Данный недостаток можно уменьшить, применяя со слиянием метод разбиения.

Метод разбиения заключается в том, что отрезок последовательно заменяется двумя новыми отрезками, до тех пор, пока не начнет выполняться заданный критерий. Может быть поставлено такое требование, что максимум кратчайших расстояний от отрезка прямой, соединяющей две точки границы, до промежуточных точек границы не превышал установленного порога. Если описанное условие верно, то максимально удаленная от отрезка точка границы становится новой вершиной аппроксимирующей ломанной, а первоначальный отрезок ломанной заменяется двумя новыми. Этот метод обладает тем достоинством, что позволяет обнаружить наиболее заметные точки изгиба или излома на границах объектов. В качестве примера, рассмотрим изображение, представленное на рисунке2. На рисунке 2а представлены границы объекта, на рисунке 2б представлен этап дробления начального отрезка аппроксимации этой границы, соединяющего ее наиболее удаленные друг от друга точки, где точка с – наиболее удаленная точка от отрезка ab точкой верхнего участка границы, а точка d – наиболее удаленная точка нижнего участка границы. На рисунке 2в представлен результат работы описанной выше алгоритма разбиения с порогом, равным одной четверти длины отрезка ab. Ни для одного из полученных отрезков максимум кратчайших расстояний от точек границ до соответствующих отрезков – порог не превышен, процедура будет завершена ломаной линией, показанной на рисунке 2г.

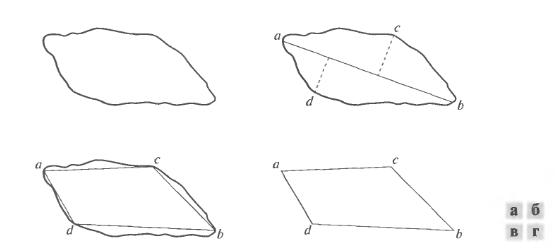


Рис. 2

Дома, которые необходимо отразить на двумерной карте местности, в своем большинстве, имеют правильную геометрическую форму. Для объектов, которые характеризуются своей геометрической формы, данный подход будет наилучшим выбором. Изгибы первоначальных границ домов и других зданий имеют простую геометрическую форму, поэтому в данном случае целесообразно использовать метод слияния без метода разбиения.

Расчет минимального (усредненного) максимального вектора спектральных яркостей пикселей образа из-за своей примитивности, может быть использован для задания описания образов в простейших случаях. Например, нужно произвести деление на два класса – водные объекты и горы. То есть данный метод может быть использован, когда структура текстур образов может быть проигнорирована, а основная информация содержится в спектральных яркостях пикселей образов.

Подход, основанный на расчете текстурных признаков пикселей имеет сложность формализации подхода по автоматическому составлению блоков, а также несет интуитивность в составлении блока пространственных фильтров, можно сказать, что в подходе, основанном на расчете текстурных признаков пикселей нет каких бы то ни было критериев оптимальности составления блоков, только как тестирование блоков в ходе работы с реальными или моделированными задачами. Так же существует следующие проблемы, возникающие в случае, когда блок фильтров слишком велик или слишком мал. В первой ситуации, возможен избыток информации, при котором происходит переобучение классификатора, выраженное в том, что количество векторов описаний, находящихся на границе разделения различных классов, становится пренебрежимо малым по сравнению с векторами описаний образов, типичных для каждого из классов, итак, граница разделения классов в существенной степени размывается, что негативно влияет на качество работы классификатора. Кроме того, в случае большого блока фильтров существенно увеличиваются временные затраты на получение описания текстур, что обусловливается необходимостью свертки исходного изображения с каждым из фильтров. Во втором случае, наоборот, возможно возникновение ситуации, при которой блок не даст достаточно информации для качественного решения поставленной задачи классификации образов, выделенных на изображении.

Использование энергетических характеристик Лавса подразумевает обнаружение различных типов текстур с помощью локальных масок. В данном методе используется энергетический подход, в котором оценивается изменение содержания текстуры в пределах окна фиксированного размера. Данный метод состоит из следующих этапов:

• устранение влияния интенсивности освещения;

• обработка масками;

• подсчет энергетических карт;

• разделение изображения на области с похожими энергетическими характеристиками;

Преимуществом данного метода является возможность компотного описания большинства структур, находящихся на изображении таких, как множество различных не связанных элементов, периодически повторенных элементов изображения, отдельные относительно большие пятна, присутствующие на изображении и другие структуры.

Главный недостаток данного метода – существенные временные затраты на расчет описания объекта изображения, связанный с необходимостью данного метода сверять исходное изображение с набором пространственных фильтров.

Использование текстурных признаков Харалика имеет существенное достоинство по сравнению с рассмотренными выше методами – большая гибкость, информативность описания. Так же есть недостаток по сравнению с использованием энергетических характеристик Лавса – меньшая компактность – необходимо вести расчет одних и тех же характеристик для нескольких матриц вхождений, но несмотря на данный недостаток, использование текстурных признаков Харалика отлично зарекомендовало себя в задачах описания образов на практике в ситуациях, когда стоит задача разделения классов, если гранница между данными классами является существенно нелинейной (например, в случае разделения классов – серого неба и дыма из трубы).

Таким образом, в поставленной задачи наилучшим выбором является использование текстурных признаков Харалика для описания образов совместно с методом слияния.

Функцией получим множество индексов классов к котором каждый образ отнесен.

В качестве функция (2.27) могут быть использованы нейронные сети, конструкции основанные на Байесовском классификаторе, методы основанные на сокращении размерности и прочие концепции входящие в теорию машинного обучения, решаемые задачу построения регрессии:

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |

Где – номер класса к которому относится образ . Классификация производится по вектору признаков (2.28):

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |
| ; |  |
|  |  |

Процесс классификации можно описать как процесс разбиения на непересекающиеся классы (подмножества) векторного пространства ,содержащего векторы признаков определенного образа из подмножества образов

Обучаемые с учителем, классификаторы выполняют разбиение векторного пространства на классы различными способами. Их объединяет то, что разбиения рассчитываются по специально подготовленному для этого процесса – обучающему множеству образов . Множество – это множество заранее классифицированных образов . Расчет параметров – обучение классификатора. Качество выполненного обучения проверятся на тестовом множестве образов, причем множества и – репрезентативные подмножествами и множества заранее классифицированных образов, при чем должно выполняться условие, что . Множества и , формируют путем случайной выборки из множества .

В качестве функция могут быть использованы следующие не составные (простые) классификаторы:

• байесовский классификатор;

• нейронная сеть прямого распространения без обратных связей;

• скрытая Марковская модель;

• дерево принятия решений;

• машина опорных векторов ((англ.) support vector machine, SVM);

• прочие классификаторы.

Байесовский классификатор относится к вероятностным подходам распознавания. Как и в большинстве областей, связанных с измерением и интерпретацией физических явлений, вероятностные подходы являются чрезвычайно в задачах распознавания образов из-за различных случайностей, которые влияют на создание классов образов.

Байесовский классификатор позволяет получить оптимальный результат со статистической точки зрения. Данный классификатор производит линейное разделение классов, чего в ряде практических задач недостаточно из-за многомерности пространства признаков и сложности линейного разделения искомых классов – это является существенным недостатком Байесовского классификатора и делает невозможным его использование практически во всех реальных задачах классификации.

В реальных задачах статистические свойства классов образов обычно не поддаются оценки или неизвестны. Для таких задач наиболее эффективными оказываются методы, в которых необходимые дискриминантные функции стоится в ходе обучения. Это устраняет необходимость делать предположения о каких-либо вероятностных параметрах рассматриваемых в задаче классов. Главной особенностью такого подхода является использование большого количества простейших нелинейных вычислительных элементов – нейронов. Нейроны организованы в виде сетей

Нейронная сеть прямого распространения и ее частная реализация – перцептрона имеют существенный недостаток – отсутствие алгоритма обучения, который позволяет достичь глобального минимума функции ошибки выполняемой классификации. Нейронная сеть прямого распространения не пригодны для решения сложных задач классификации – задач при которых линейное разделение классов является достаточно сложным или вовсе невозможным, так как алгоритмы обучения нейронной сети прямого распространения – квазиньютоновские методы обучения (например, алгоритм Левенберга-Марквардта), алгоритм градиентного спуска, алгоритм сопряженных градиентов и другие алгоритмы обучения позволяют достичь лишь локального минимума и требуют дополнительных эвристик для повышения вероятности схождения в глобальный минимум функции ошибки. Влияние данного недостатка на точность классификации возможно минимизировать с помощью специальных эвристических алгоритмов инициализации весов синапсов ИНС (алгоритм Нгуэна-Видроу, алгоритм Ле Куна), а также путем выбора структуры ИНС с помощью генетического алгоритма. Достоинством нейронной сети прямого распространения является как возможность распараллеливания алгоритмов ее обучения и работы, так и низкая временная сложность алгоритмов ее обучения и работы.

При использовании скрытых Марковских моделей возникает проблема их колеблющейся производительности. Данная проблема является неприемлемой при решении поставленной задачи – создания двухмерных карт местности. Так же имеется еще один недостаток – сильные структурные ограничения модели. Данный недостаток может привести к тому, что используемые допущения обусловленной независимости могут затруднить введение некоторых относительно простых условий

Дерево принятия решений, используемое для решения сложных с точки зрения количества классов и размерности пространства признаков классификационных задач, состоит из достаточно большого количества узлов, требующих тонкой первоначальной настройки и дальнейшей подстройки в зависимости от особенностей задачи, что ведет к необходимости эвристической настройки классификатора.

Машина опорных векторов позволяет выполнять нелинейное разбиение классифицируемого векторного пространства на два класса оптимальное с точки зрения достижения глобального минимума функции ошибки. Машина опорных векторов имеет следующие преимущества:

• решается задача квадратичного программирования, которая имеет единственное решение, поэтому методы оптимизации эффективны;

• автоматически определяется число нейронов скрытого слоя, данное число равно числу опорных векторов;

• принцип оптимальной разделяющей классы гиперплоскости приводит к максимизации ширины разделяющей классы, поэтому классификация этик классов будет более уверенной.

Можно сделать следующий вывод: наилучшим выбором в решении задачи классификации образов является – машины опорных векторов. Простые классификаторы имеют возможность быть объединёнными в составные классификаторы. Составные классификаторы будут содержать в себе функциональные блоки комбинирования выходов отдельных классификаторов (как пример: имеется несколько различных классификаторов, на выходе которых выдаются значения – вероятности принадлежности образа к каждому из соответствующих классов. Данные простые (не составные) классификаторы могут быть объединены в составной классификатор, выходом которого будет номер класса, вероятность принадлежности образа к которому будет максимальна). Как правило, на практике, несколько простых классификаторов объединяют в сложный (составной) классификатор. Это объединение можно реализовать несколькими способами:

• объединение классификаторов в двоичное дерево;

• объединение классификаторов с использованием Boost-алгоритмов;

• организация экспертной системы (например, использование системы голосования);

• другие способы комплексирования классификаторов.

Объединение простых классификаторов в двоичное дерево приводит к тому, что каждый узел классификатора должен решить простейшую задачу – задачу бинарной классификации. Объединение простых классификаторов в двоичное дерево позволяет значительно минимизировать сложность задачи классификации, решаемой классификатором, помещенным в узел дерева.

Объединение классификаторов с использованием Boost-алгоритмов также существенны образом повышает качество классификации за счет того, что результаты работы классификаторов, объединенных с использованием Boost-алгоритмов уравновешивают друг друга, предоставляя на выходе Boost-алгоритма наиболее вероятный результат классификации. У Boost-алгоритмов есть недостаток - необходимость существенных временных затрат на поиск оптимальной модели объединения классификаторов;

Экспертная система является наиболее эффективным средством объединения классификаторов с точки зрения качества работы составного классификатора. Несмотря на это у нее есть существенный недостаток - требуются существенные временные затраты на ее создание и обучение. Временные затраты существенно чем затраты на организацию объединения классификаторов с использованием Boost-алгоритмов, что в контексте задачи оперативного построения двухмерных карт местности делает экспертную систему очевидно неприменимой для решения данной задачи;

Наилучшим средством объединения простых классификаторов в составной с точки зрения качества классификации и времени обучения классификатора оказывается объединение простых классификаторов в дерево – таким образом, каждый узловой классификатор будет решать простую задачу разделения векторного подпространства с выхода предыдущего узла дерева на два класса, либо объединение классификаторов с использованием Boost-алгоритмов, несмотря на необходимость поиска оптимальной модели объединения классификаторов и траты дополнительных временных ресурсов на это, данная реализация составного классификатора хорошо зарекомендовала себя на практике.

Рассмотренный выше подход построения двухмерных карт местности обладает следующими достоинствами:

• высокая точность построения двухмерных карт местности;

• низкие временные затраты на построение двухмерных карт местности.

Высокая точность в построение двухмерных карт местности достигается за счет нелинейностью процесса построения двухмерных карт местности, а низкие временные затраты на построение двухмерных карт местности связанны с тем, что некоторые этапы имеют нейросетевую природу и поэтому имеют широкие возможность на распараллеливание.

* 1. Выводы

1. <http://www.gazprom-neft.ru/press-center/news/1109473/?sphrase_id=4236317>
2. <http://www.gazprom.ru/press/news/2017/june/article335067/>
3. <http://mrg.gazprom.ru/>
4. <http://mrg.gazprom.ru/press/news/2017/01/375/>