**Фильтрация изображений вулканов, получаемых в результате наблюдения со стационарных камер**

**Введение**

информация

**1. Современные методы решения задачи**

Известно большое количество методов обработки и анализа изображений, предназначенных для решения различных практических задач в области видеонаблюдения. Одной из задач, связанной с темой настоящего исследования является задача оценки видимости. В рамках этой задачи исследуется максимальное расстояние, на котором объекты наблюдения различимы для наблюдателя.

Для несветящихся объектов, наблюдаемых в светлое время суток в качестве основного фактора, ограничивающего видимость, рассматривается туман. Для определения расстояния видимости, как правило, используется закон Кошмидера. Так, в работе [4] исследуется задача определения видимости по стационарным панорамным камерам путём подгонки кривой видимого контраста, задаваемой законом Кошмидера к графику распределения видимых контрастов точек снимка по расстояниям от камеры. При этом видимый контраст точек вычисляется на основе уравнений (1)–(3) из работы [5], а расстояние до камеры на основе известного положения камеры и цифровой модели высот EU-DEM. В [6] рассматривается задача определения видимости на основе стереокамеры. Коэффициент затухания в законе Кошмидера подбирается таким образом, чтобы обеспечить минимум энтропии для выделенных регионов на восстановленном на основе этого коэффициента изображении. Для восстановления изображения также вычисляется расстояние до камеры на основе решения задачи стереореконструкции и определяется яркость неба, как наибольшая яркость точек, находящихся в окрестности пикселей, интенсивность которых больше некоторого порога после применения оператора Собеля.

Большое число методов определения видимости предложено для бортовых камер автомобилей, например работы [7,8,9]. В [7] видимость определяется на основании разницы высоты линии горизонта и границы неба и дороги. Линия горизонта располагается в месте пересечения наиболее различимых прямых линий (как правило, линий дорожной разметки), а граница неба и дороги в результате решения задачи сегментации изображения на небо и дорогу. Похожий подход использован в [8]. В [9] рассмотрена задача детектирования тумана на основе анализа особенностей в частотной области.

Несмотря на то, что туман может препятствовать видимости вулкана, а оценка видимости в некоторых случаях позволила бы значительно улучшить получаемые изображения, методы анализа метеорологической видимости не могут быть применены к решаемой в настоящем исследование задаче по ряду причин. Во-первых, камеры наблюдения нацелены преимущественно на сам вулкан и часто не включают предметы ближнего плана, на основе которых можно было бы оценить видимость. Таким образом, видимость носит практически дискретный характер: если есть туман, то на снимке не видно ничего и определить изменение яркости или контраста для точек с разным удалением невозможно. Во-вторых, вулкан находится на значительном удалении от камеры и туман часто не может рассматриваться однородным на таком расстоянии. В-третьих, даже в случае прозрачной атмосферы вулкан может быть полностью затянут облаками.

С другой стороны определение видимости вулкана может быть рассмотрено в рамках решения задачи детектирования изменений на изображениях. В этом случае на снимках вулкана, каждый пиксель, принадлежащий вулкану, должен быть отмечен как пиксель фона, а пиксели, принадлежащие закрывающим вулкан облакам как изменившиеся, или как пиксели переднего плана. Для детектирования изменений на изображениях разработаны различные методы. Среди них те, в которых рассматривается функция плотности вероятности того, что очередной пиксель принадлежит или не принадлежит фону. Например, в [10] предлагается использовать нормальное распределение вероятности принадлежности точки фону, а параметры распределения вычислять заранее или на основе изображений с неменяющимся фоном. В [11] использовано сразу несколько нормальных распределений, чтобы описать принадлежность точки фону, что делает задачу детектирования изменений более устойчивой к изменяющемуся фону (вулкан, покрытый и не покрытый снегом, колеблющиеся от ветра деревья и др.). Вместо нормального распределения в [12] используется сглаживающее ядро для оценки плотности вероятности на основе нескольких последовательных кадров. В [13] для каждого пикселя фона на обучающих выборках вычисляются минимальное и максимальное значения интенсивности, которые затем используются для классификации точек на фон и передний план. В работе [14] для точек фона на тренировочных выборках вычисляется от одного до нескольких ключевых цветов, которые они могут принимать. На основе близости значения пикселя к одному из таких цветов принимается решение о наличии или отсутствии изменения пикселя. Также рассматриваются подходы, работающие на более высоком уровне, чем отдельные пиксели, например [15]. В работах [16] и [17] представлены подробные обзоры существующих методов оценки изменений на изображениях.

В своём большинстве методы детектирования изменений или вычитания фона хорошо работают на видеопоследовательностях, когда для точек фона характерно большее постоянство, чем для точек переднего плана, а камера хорошо зафиксирована. Для изображений вулканов этого достичь невозможно. Количество снимков, на которых вулкан виден и на которых он не виден, имеет одинаковый порядок. При этом переход между хорошей и плохой видимостью может быть как медленным, так и быстрым. Это не позволяет строить адаптивную модель фона, а использование постоянного изображения фона не позволяет распознавать фоновые точки, так как пиксели на изображениях вулкана, полученных при разных условиях освещённости, в разную погоду и время года, могут отличаться друг от друга сильнее, чем от пикселей, принадлежащих перекрывающим вулкан облакам. Также анализ последовательностей изображений, получаемых с камер, наблюдающих за вулканами, выявил сдвиги между снимками в десятки пикселей, что может объясняться воздействием внешних факторов. Это также усложняет возможность применения методов детектирования изменений для рассматриваемой задачи.

Определение видимости вулкана также может быть рассмотрено в контексте решения задачи распознавания. В этом случае необходимо выделить особенности, свойственные вулкану за которым идут наблюдения, и пытаться обнаружить их на поступающих снимках. Использование особых точек [18, 19, 20] в качестве таких особенностей не принесло положительного результата, так как окрестности особых точек, на основе которых выстраиваются дескрипторы особенностей, могут сильно отличаться в зависимости от погодных условий, освещения и наличия снега.

Значительно более удачной особенностью оказались контуры на изображениях вулканов. Контуры хребтов горы, образующей вулкан остаются постоянными независимо от влияния внешних факторов на протяжении многих лет. В работе [21] описан алгоритм определения видимости вулканов на основе анализа его контуров, заданных дискретной картой. Для сравнения контуров в [21] использованы карты расстояний, что приводит к ложным сопоставлениям в зонах пересечения контуров и не накладывает ограничения на многократное сопоставление контура на одном изображении с несколькими контурами на другом. В настоящей работе для устранения этих недостатков используется параметрическое представление контуров и предлагается алгоритм для их сравнения.

**2. Анализ контуров**

**2.1. Построение параметрических контуров**. Будем представлять контуры на изображении вулкана в виде ломаных линий с возможностью ветвления в вершинах. Для получения такого представления, необходимо построить дискретную карту контуров (рис. 1а), воспользовавшись одним из известных методов [1, 2, 3].

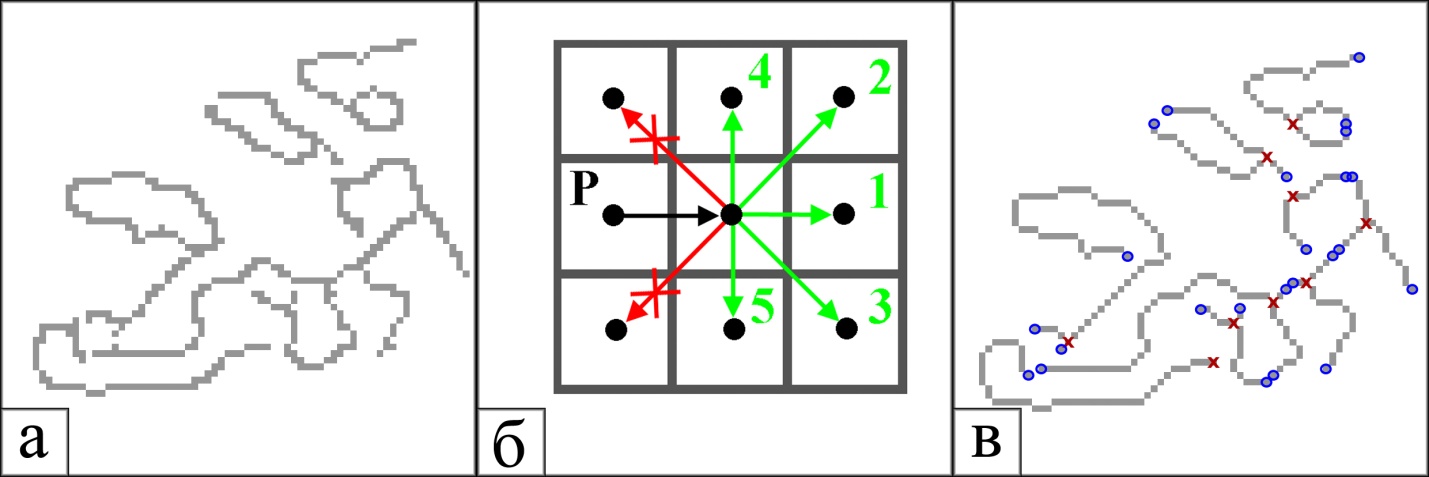


Рис. 1: а ­– дискретное представление контуров, б – приоритет направлений обхода контуров в глубину, в – выделение конечных точек и точек ветвление.

На дискретной карте границ необходимо выделить последовательности пикселей между точками ветвлений и концами контуров. Для этого построим граф, вершинами в котором являются пиксели границ, а рёбрами соединяются пиксели, имеющие общую сторону или угол. Найдём точки ветвления и конечные точки согласно следующему алгоритму:

1. Обходим компоненты графа, используя поиск в глубину и порядок выбора дочерних узлов, показанный на рис. 1б. Для вершин, имеющих более одной дочерней ветви: ветви, имеющие только одну вершину, удаляем из графа и, если осталось больше одной дочерней ветви, помечаем вершину как точку ветвления.
2. Для компонент графа, не имеющих точек ветвления, помечаем точкой ветвления произвольную вершину.
3. Обходим все вершины графа, используя поиск в ширину. При этом поиск начинается одновременно из размеченных точек ветвления, а указатели на родительские вершины (те, из которых был произведён переход в текущую вершину) сохраняются, чтобы можно было восстановить путь.
4. Вершины, на которых был закончен поиск в ширину, помечаются как конечные.
5. С помощью сохранённых указателей на родительские вершины восстанавливаются цепочки пикселей между конечными точками и точками ветвления.
6. Цепочки пикселей, имеющих связанные конечные вершины, объединяются.

Результат применения алгоритма представлен на рис. 1в. Крестами помечены точки ветвления, а кругами конечные точки.

Цепочки пикселей, полученные в результате выполнения описанного алгоритма, заменяются ломаными линиями. Замена заключается в рекурсивном разбиении прямой линии, соединяющей начальный и конечный пиксель цепочки на отрезки. Точка разбиение выбирается в пикселе, расстояние от которого до линии максимально, если это расстояние превышает порог . Пример построения ломаной линии по цепочке пикселей представлен на рис. 2а, а результат построения параметрических границ на рис. 2б.

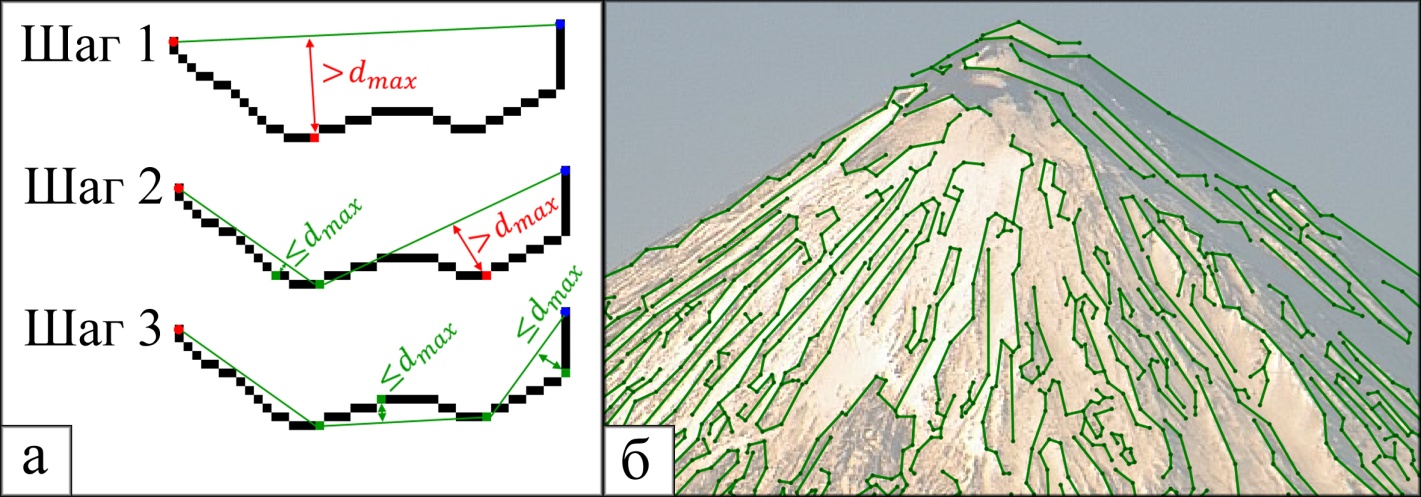


Рис. 2: а – рекурсивное построение ломаных линий, б – параметрические границы на изображении вулкана.

**2.2. Сопоставление ломаных линий**. При сопоставлении параметрических границ, построенных для двух изображений вулканов, базовой операцией является поиск сегментов границ (отрезков прямых линий, составляющих границы) на одном изображении, которые ближе, чем некоторое расстояние , к выбранному сегменту на другом изображении. Такой поиск осуществляется с использованием хеширования по пространственному признаку для сегментов линий одного из изображений.

Обозначим через и множества всех сегментов на первом и втором изображении. Тогда для сегментов и определяется операция сравнения – рис. 3.

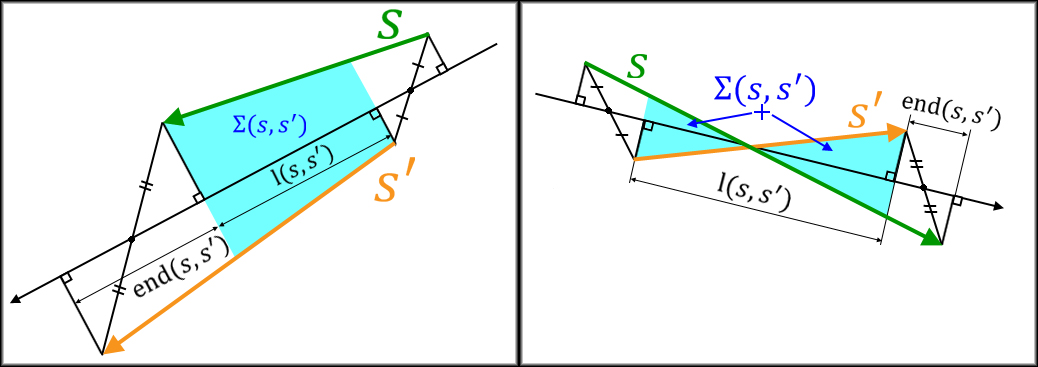


Рис. 3: Различные конфигурации сопоставляемых сегментов и , – длина общей части, – разность окончаний сегментов, – площадь фигуры, образованной сегментами.

Сегменты и подлежат сравнению только, если угол между ними . В качестве выбирается угол в диапазоне 0.4 – 0.7 радиан. Близость сегментов (степень схожести) определяется параметром средней ширины:

где – длина общей части сегментов и , – площадь фигуры, образованной общими частями этих сегментов – рис. 3, а – максимально допустимое расстояние между сопоставляемыми сегментами. В случае если или общая зона отсутствует () сегменты также не подлежат сравнению.

Начиная с пары сегментов и , которые подлежат сравнению можно выполнить трассировку ломаных линий, сопоставляя последующие сегменты, согласно следующим правилам:

1. Трассировка выполняется в направлении сегментов (стрелки на рис. 3), далее все направления инвертируется и трассировка повторяется
2. Если и кончается раньше, то следующей парой для сравнения выбирается пара и .
3. Если и кончается раньше, то следующей парой для сравнения выбирается пара и .
4. Если в пунктах 2 и 3 несколько вариантов для продолжения линии, выбирается такое продолжение, которое имеет меньший угол с не продолжающимся сегментом.
5. Если , либо 2 и 3 не привели к продолжению при , то следующей парой для сравнения выбирается пара , . Если вариантов продолжения несколько (справедливо для точек разветвления), то продолжения осуществляется по всем наилучшим (с наименьшей средней шириной) не противоречащим друг другу направлениям.
6. Каждая пара, которая сравнивалась при трассировке, запоминается.
7. Трассировка заканчивается, когда вариантов для продолжения не остаётся либо для продолжения выбирается пара сегментов, которые уже запоминались.
8. Для сегментов, вошедших в трассировку лишь частично, запоминается не вошедшая часть.

Результатом *j*-й операции сопоставления ломаных линий является вектор сопоставленных пар сегментов , , где – количество сопоставленных пар, а и – сопоставленные сегменты. Вектор сопоставленных сегментов имеет оценку , которая показывает, насколько хорошо согласуются ломаные линии, заданные этим вектором:

**2.3. Сопоставление контуров**. Сопоставить все контуры на двух изображениях вулкана можно, воспользовавшись следующим алгоритмом:

1. Присваиваем: , , .
2. Для всех пар (), и , где ­­– операция обращения к пространственному хешу, в результате которой находятся все сегменты из , которые ближе к чем , выполняем трассировку, если пара () не была запомнена в результате предыдущих трассировок. Для выполненной трассировки запоминается и вычисляется (1), а счётчик увеличивается на единицу.
3. Все просматриваются в порядке уменьшения . Если и , , то , .
4. Рассчитать оценку видимости контуров второго изображения на первом:

где – длина сегмента .

Некоторые сегменты могут быть сопоставлены с другими сегментами лишь частично. Для таких сегментов удобно ввести список занятых частей. В этом случае, помещать в множество на шаге 3 алгоритма нужно не весь сегмент, а лишь его занятую часть. Соответственно, проверка частично занятого в *j*-ой сопоставленной линии сегмента на принадлежность множеству должна возвращать истину лишь тогда, когда в множестве уже записан участок проверяемого сегмента, имеющий пересечения с участком, занятом в -ой линии. Пример сопоставленных контуров представлен на рис. 4.

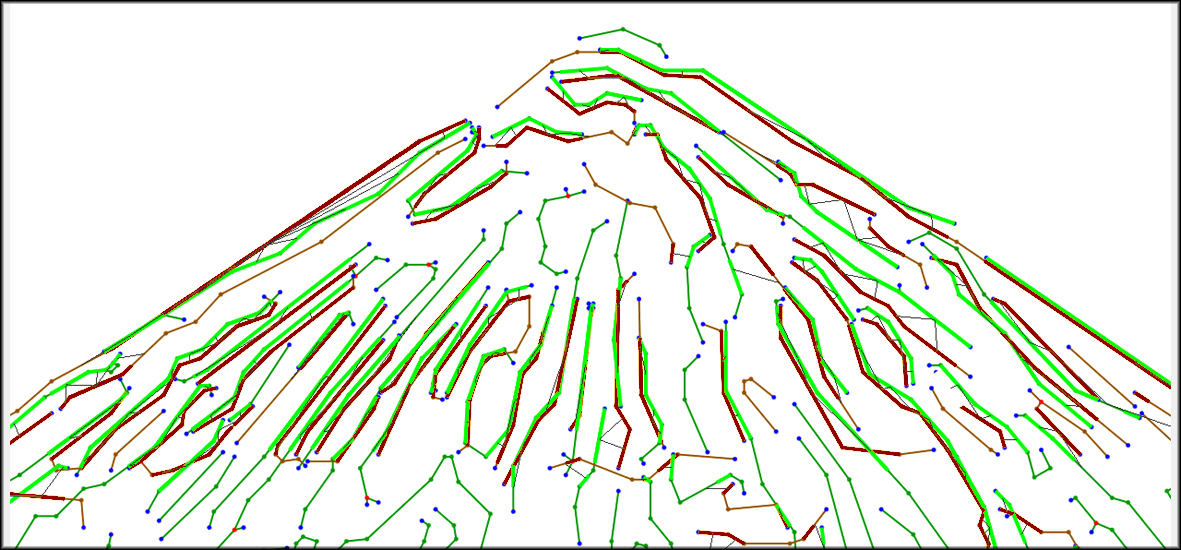


Рис. 4: Сопоставление границ, границы разных изображений обозначены разными оттенками, толстыми линиями обозначены сопоставленные сегменты, а связи сегментов показаны черными линями, соединяющими центры сегментов.

**2.4. Поиск наилучшего решения**. Небольшие колебания положения и ориентации камеры, вызванные влиянием различных внешних факторов, приводят к тому, что контуры на двух изображениях могут не совпадать. Это приводит к уменьшению оценки (2) даже в случае хорошо видимых контуров. Чтобы устранить влияние колебаний камеры на оценку решим задачу максимизации относительно параметров , где и – смещение изображения по горизонтальной и вертикальной оси, а – плоский поворот вокруг центра изображения. Оценка слабо зависит от того, насколько хорошо совпадают границы на двух изображениях в диапазоне *R*, и может меняться скачкообразно при изменении , в момент, когда какой-либо из сопоставленных контуров отдаляется от своей пары на расстояние, большее, чем *R*. Поэтому, для задачи максимизации лучше подойдет оценка , учитывающая расстояние между сопоставленными контурами:

где определено в (1), а множество получается в результате работы алгоритма из раздела 2.3. Оценка зависит от того, как два изображения позиционированы и ориентированы относительно друг друга перед сопоставлением: .

Решение задачи максимизации будем проводить на трёхмерной сетке с шагом по параметрам и и с шагом по . Шаги и определяются порогом точности параметрических линий:

где и ­– ширина и высота изображений. Для поиска оценки вершины контуров одного из двух сопоставляемых изображений преобразуются согласно следующему правилу:

где  **–** исходное положение некоторой вершины контура, заданное в системе координат изображения, а – смещенное и повернутое согласно вектору параметров положение вершины, также заданное в системе координат изображения.

Вектор параметров инициализируется нулевыми значениями: . На *k*-ом шаге, , численно вычисляется градиент оценки :

Определим векторы, направленные из точки в один из соседних узлов сетки:

Используя векторы направления рассчитаем приращение вектора параметров на *k*-ом шаге:

Согласно формуле (4) точка решения смещается по узлам сетки в направлении, наиболее близком к направлению наискорейшего роста функции. Движение по узлам сетки позволяет упростить вычисление (3), так как для всех шагов, начиная со второго, оценки для некоторых сочетаний параметров оказываются рассчитанными на предыдущих шагах.

Шаг считается последним, если , а оценка считается оценкой видимости контуров одного изображения на другом. Рис. 5 отображает результаты решения задачи максимизации для двух пар изображений вулканов. Одно из изображений на рис. 5а смещено относительно другого на 12 пикселей влево по горизонтальной и 30 пикселей вверх по вертикальной оси, поворот между изображениями отсутствует. В результате решения задачи максимизации за 17 шагов была найдена лучшая оценка, соответствующая вектору ­– рис. 5в. На рис. 5б одно изображение смещено относительно другого влево и вниз на 10 пикселей, а также повёрнуто на . В результате решения задачи максимизации за 16 шагов найден вектор – рис. 5г. В обеих задачах найденный вектор параметров лежит в пределах размера ячейки сетки от истинного значения, что позволяет получить максимальную оценку перекрытия.

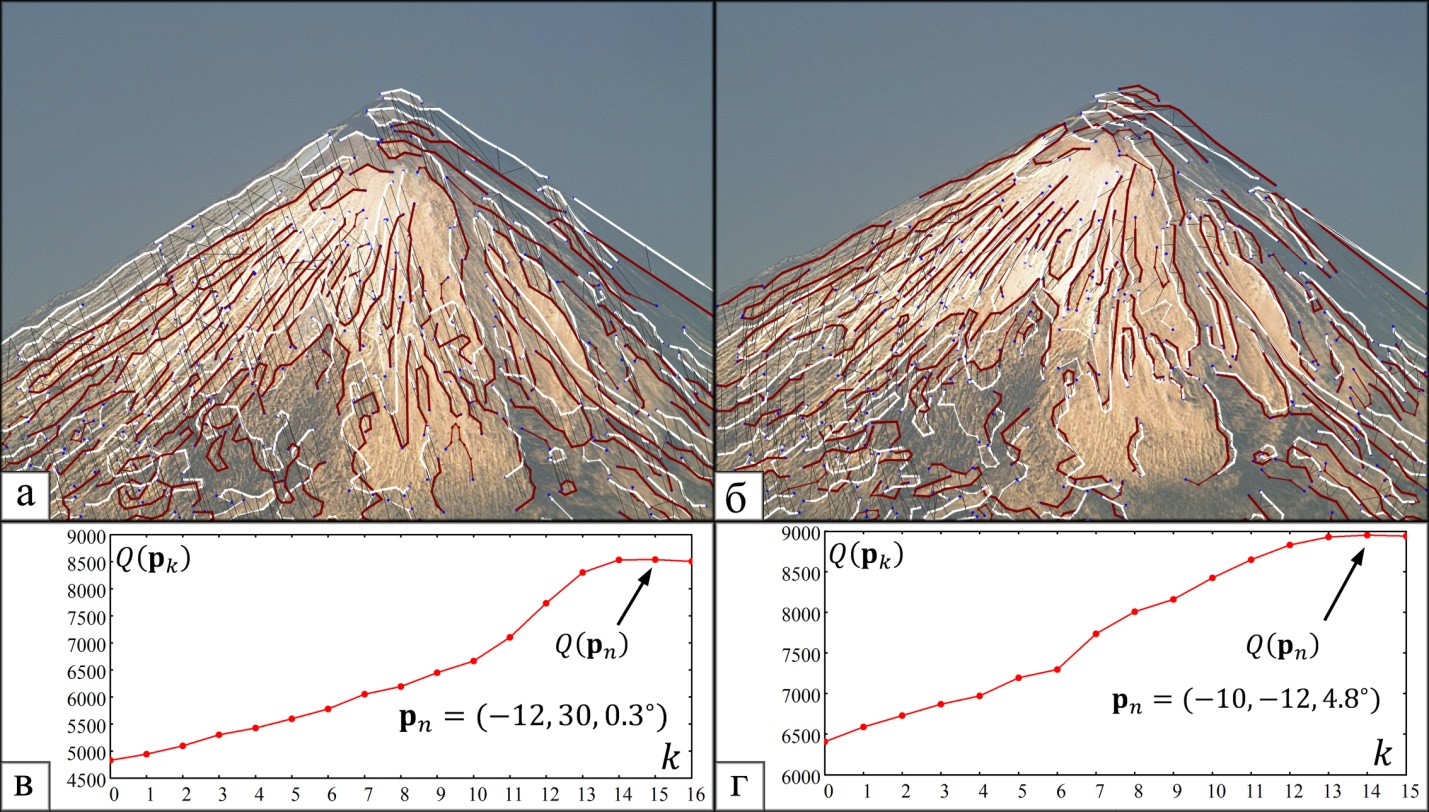


Рис. 5: Сопоставленные границы на изображениях: а – смещённых относительно друг друга, б – смещённых и развёрнутых относительно друг друга; графики роста оценки в процессе решение задачи максимизации: в – для изображений а, г – для изображений б.

**2.5. Эталонные контуры**. Чтобы определить видимость вулкана на каком-либо снимке, необходимо сравнить контуры, выделенные на этом снимке с эталонными контурами. Эталонные контуры – это такие контуры вулкана, которые сохраняются независимо от времени года. Как правило, это очертания самой горы и основных хребтов. Для построения эталонных контуров используется некоторое небольшое количество предварительно отобранных изображений вулкана, полученных в ясную погоду в разное время года – эталонных изображений.

Контуры на всех эталонных изображениях сопоставляются между собой. При этом для каждого сегмента рассчитывается количество раз, которое он помещался в множество (см. раздел 2.3). Сегменты, которые помечались не менее чем раз, считаются эталонными. Коэффициент выбирается в диапазоне от 0.5 до 1.0. Из эталонных сегментов составляются эталонные границы. При этом если к эталонным границам был добавлен некоторый сегмент, все сегменты, которые образовывали с ним пары, уже не добавляются. На рис. 6 приведены примеры эталонных контуров, полученных при m=6: рис. 6а – и рис. 6б – .

При использовании сравнение контуров эталонных изображений с эталонными контурами может приводить к оценке (2). Необходимо растянуть диапазон оценок таким образом, чтобы изображениям, отобранным в качестве эталонных, всегда соответствовала оценка . Для этого выполним нормализацию:

где – оценка, полученная в результате сравнения контуров некоторого изображения с эталонными контурами, а – результат сравнения контуров *i*-го эталонного изображения с эталонными контурами.

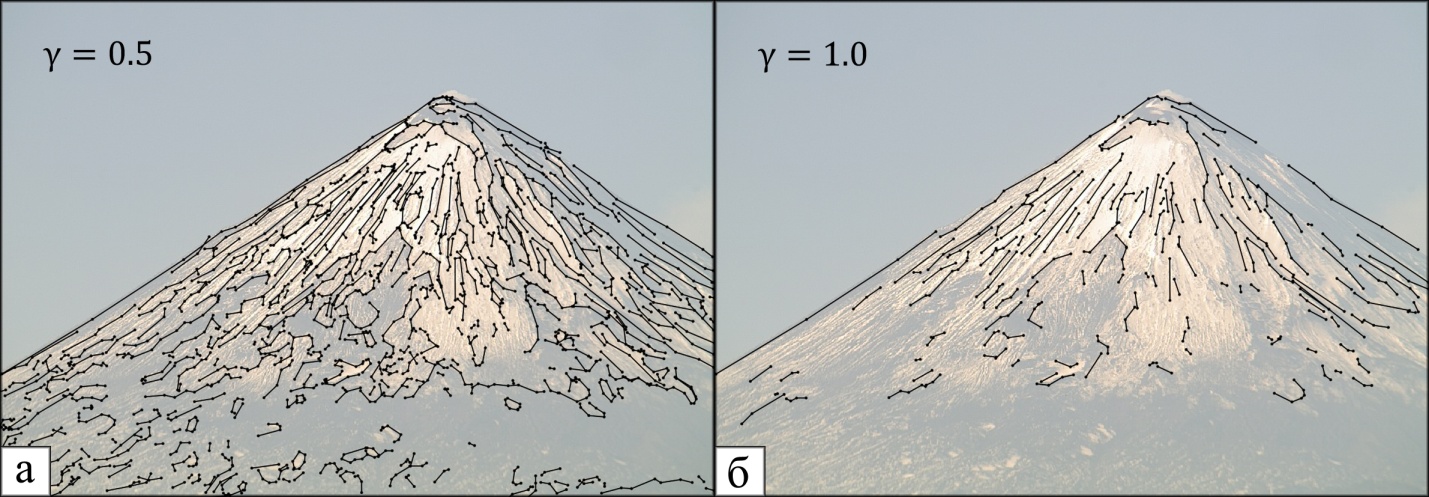


Рис. 6: Эталонные контуры: а. – параметр , б. – параметр .

**3. Анализ частотных характеристик**

**3.1. Вектор вкладов частот**. В зависимости от того, какие частоты участвуют в формировании изображения можно сделать вывод о том, виден ли вулкан или снимок затянут облаками. Для изображений вулкана характерен значительный вклад низких и средних частот, тогда как для облаков определяющими оказываются низкие частоты. Для зашумлённых снимков, полученных при плохом освещении характерен значительный вклад высоких частот.

Обозначим яркостную компоненту изображения через , , , где *w* и *h* – ширина и высота изображения. Необходимо определить, какие частоты участвуют в формирование , и какой вклад они вносят. Для этого разделим частотный спектр на октавы. Удобнее всего это делать, если ширина и высота изображения являются степенями двойки: , , . Если анализируемое изображение не удовлетворяет этим требованием, то его необходимо отмасштабировать по ширине и высоте до ближайших степеней двойки. Вектор вкладов каждой октавы в формирование изображения обозначим через , , где , тогда

где

Компонента является средней интенсивностью изображения, поэтому исключается из вектора . Таким образом, вектором вклада частот или частотной характеристикой изображения будем называть вектор , .

**3.2. Эталонные частотные характеристики**. Для получения эталонной частотной характеристики используется небольшое количество предварительно отобранных изображений вулканов, полученных в ясную погоду в разное время года – эталонных изображений:

где  **–** *i*-ое эталонное изображение, а  **–** вектор вклада частот *i*-го эталонного изображения, .

Для сравнения частотных характеристик некоторого изображения и эталонных частотных характеристик используется евклидово расстояние:

На слабоконтрастных изображениях имеет место чрезмерное растяжение частотных характеристик. Для разрешения этой проблемы было проведено исследование набора гистограмм интенсивности слабоконтрастных изображений вулканов, сделанных в разное время суток и в разное время года. Для каждой фотографии был проведён анализ растяжения гистограммы для повышения контраста и выведен максимальный порог коэффициента растяжения k = 2.72, при котором рисунок объектов сцены визуально хорошо отличим от шума. Полученный порог был использован для построения модифицированного алгоритма нормализации. В (6) векторы и нормализуются с помощью функции .

Где - среднее значение, на которое умножается векторы частотных характеристик эталонных ихображений для получения единичной длины.

Нормализация уменьшает влияние освещения на оценку , акцентируя внимание на относительной разнице вкладов отдельных октав. Чем лучше частотная характеристика соответствует эталонной характеристике , тем ближе оценка к единице. По аналогии с оценкой видимости контуров (см. раздел 2.5) оценка нормализуется:

где – оценка, полученная в результате сравнения частотных характеристик изображения с эталонной частотной характеристикой, а – результат сравнения частотных характеристик *i*-го эталонного изображения с эталонной частотной характеристикой.

Рассмотрим работу алгоритма на примере трех изображений:вулкан полностью закрыт туманом (рис. 7а), вулкан частично перекрывают облака (рис. 7б) и снимок получен в ясную погоду (рис. 7в).



Рис. 7: Примеры тестовых изображений с разной видимостью вулкана Шивелуч: а. – оценка , б. – оценка , в – оценка .

Рассчитаем частотные характеристики для изображений на рис. 7 а-в: **,** (рис. 8), а также эталонную характеристику на основе 4 эталонных снимков взятых в разное время 2014 года.



Рис. 8: График частотных характеристик: , и эталонной характеристики

Из рис. 8 видно, что чем выше видимость вулкана, тем ближе характеристика к эталонной.

**4. Определение оценки видимости**

Итоговая оценка видимости вулкана на изображении складывается из нескольких факторов. Она учитывает видимость границ, частотные характеристики, а также может зависеть от предыдущих оценок видимости, полученных в небольшом интервале времени. Основной вклад в вносит оценка видимости контуров (2), (5) (см. раздел 2). Если же оценка находится в окрестности порога принятия решения об использовании или отбрасывании снимка , то оценка соответствия частотных характеристик (6) (7) (см. раздел 3) используется для корректировки оценки . Запишем выражение для определения оценки :

где

Функция представляет собой квадратную параболу с вершиной в , , а . Таким образом, в случае, когда оценка оказывается равной порогу принятия решения, в оценку вносит вклад только оценка соответствия частотных характеристик .

Резкое ухудшение оценки во времени может свидетельствовать об эруптивном событии. Чтобы учесть эти изменения оценка корректируется следующим образом:

где – величина, на которую изменяется оценки за час времени, 0.4 – допустимая скорость изменения оценки вследствие погодных условий или смены времени суток, – коэффициент влияния скорости изменения оценки на величину корректировки.

Определение величины возможно лишь тогда, когда анализируется последовательность изображений, сделанных с небольшим интервалом времени. Возьмем серию из последовательных изображений, каждое из которых получено в момент времени и имеет оценку , . Количество выбирается таким образом, чтобы время было равно часа. Тогда величина для *n*-ого изображение определяется по формуле

При корректировка (9) не используется и итоговой оценкой считается оценка (8).

**5. Результаты**

Исследуем работу алгоритма на данных архива видеонаблюдения за вулканами Камчатки программной платформы “Сигнал” [22, 23]. Для этого разработаем программу для ЭВМ. В ходе её работы используем следующие параметры алгоритма: максимально допустимое расстояние между сопоставляемыми сегментами (см. раздел 2.2) ; порог разбиения ломаной линии (см. раздел 2.1) ; коэффициент повторяемости границ эталонных изображений (см. раздел 2.5); окрестности порога принятия решения об использовании или отбрасывании снимка порог принятия решения об использовании или отбрасывании снимка В качестве исходных данных возьмем по 10000 изображений вулкана Шивелуч за период с 31 июля по 22 августа 2014 года общим размером 1.79 Гбайт, вулкана Ключевской за период с 31 июля 2014 года по 6 января 2015 года общим размером 0.81 Гбайт, вулкана Авачинский за период с 31 июля по 2 декабря 2014 года общим размером 1.72 Гбайт. В качестве эталонных изображений используем по четыре снимка каждого вулкана, полученных в разное время суток при идеальных погодных условиях. Примеры снимков представлены на рис. 9.

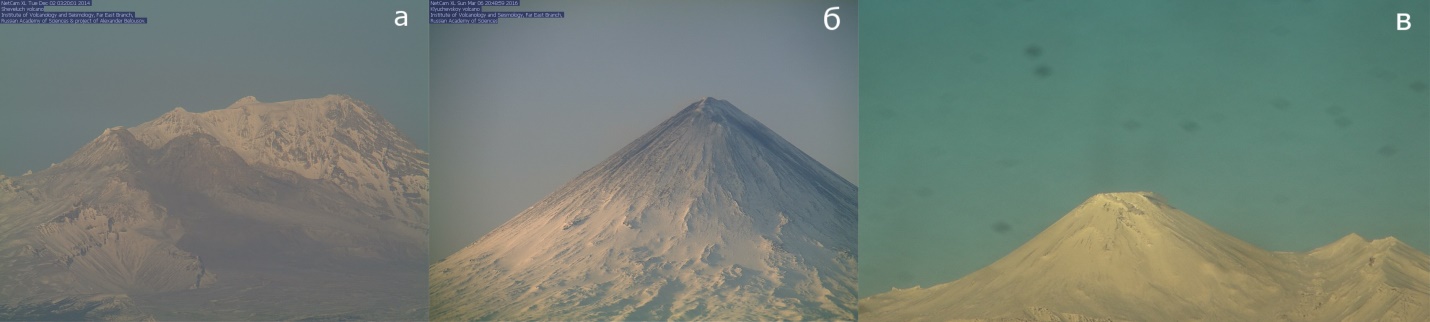


Рис. 9: Примеры эталонных изображений: а - вулкана Шивелуч, б – вулкана Ключевской, в – вулкана Авачинский

Результаты работы компьютерной программы представлены на рис. 10. При проведении расчетов по оценке тестового набора вулкана Авачинский было получено: 87.25 % снимков с низкой видимостью вулкана, 2.45 % – со средней, 10.3 % – с высокой; вулкана Ключевской: 87.54 % снимков с низкой видимостью вулкана, 2.41 % – со средней, 10.05 % – с высокой; вулкана Шивелуч: 92.71 % снимков с низкой видимостью вулкана, 2.2 % — со средней, 5.09 % – с высокой.

Рис. 10: Результаты тесирования

Время обработки массива изображений вулкана Авачинский с использованием разработанной программы составило 2.3597 часа, вулкана Ключевской – 1.3441 часа, вулкана Шивелуч – 1.3439. Вычисления проводились на вычислительном узле Центра данных ВЦ ДВО РАН с процессором Intel Xeon 5150, имеющим тактовую частоту 2.66 ГГц и объем оперативной памяти 8 Гбайт. Можно заметить, что время обработки снимков вулкана Авачинский существенно больше затраченного времени по остальным двум вулканам. Это связано с тем, что снимки получаемые с камеры наблюдающей за вулканом Авачинский имеют разрешение 1920х1080, а снимки получаемые с камер наблюдений за вулканами Ключевской и Шивелуч - разрешение 1024х768.

И по-прежнему требуется отзыв вулканолога о том, какой у нас процент ошибок в группах изображений (ну или как минимум сколько изображений мы по ошибке определили в плохие и почему так вышло)

**6. Заключение**

информация

**Литература**

1. Canny. J. *A computational approach to edge detection. Pattern Analysis and Machine Intelligence // IEEE Transactions on, PAMI, Nov. 1986, Vol. 8(6), pp. 679–698.*
2. Elder J. H., Zucker S. W. *Local scale control for edge detection and blur estimation* *// IEEE Transactions on PAMI, 1998, Vol. 20(7), pp. 699–716.*
3. Martin D., Fowlkes C., Malik J. *Learning to detect natural image boundaries using local brightness, color, and texture cues // IEEE Transactions on PAMI, 2004, Vol. 26(5) pp. 530–549.*
4. Thomas Sutter, Fabian Nater, Christian Sigg. Camera Based Visibility Estimation // In Proc. TECO – 2016 (Technical Conference on Meteorological and Environmental Instruments and Methods of Observation) 27-30 September 2016. P2(64).
5. Robert A Frazor, Wilson S Geisler. Local luminance and contrast in natural images. Vision research, 46(10), 2006. P. 1585–1598.
6. Laurent Caraffa, Jean-Philippe Tarel. Daytime Fog Detection and Density Estimation with Entropy Minimization // ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, Vol. II-3, 2014. P. 25­–31.
7. S.Bronte, L.M. Bergasa, D.F. Alcantarilla. Fog Detection System Based on Computer Vision Techniques // IEEE Intelligent Transportation Systems, vol. 12, 2009, P. 3–7.
8. N. Hautière, J.P. Tarel, J. Lavenant and D. Aubert, ”Automatic fog detection and estimation of visibility distance through use of an onboard camera”, Machine Vision and Applications, vol. 17, 2006, pp. 8-20.
9. Pavlic, M.; Belzner, H.; Rigoll, G.; Ilic, S., "Image based fog detection in vehicles", Intelligent Vehicles Symposium (IV), 2012 IEEE, pp.1132- 1137, 3-7 June 2012.
10. T. Aach and A. Kaup, “Statistical model-based change detection in moving video”, Signal Processing, vol. 31, pp. 165–180, March 1993.
11. C. Stauffer and W.E.L. Grimson. Adaptive background mixture models for real-time tracking. International conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2, 1999.
12. A. Elgammal, R. Duraiswami, D. Harwood, and L. S. Davis, “Background and foreground modeling using non-parametric kernel density estimation for visual surveillance,” Proceedings of the IEEE, vol. 90, no. 7, pp. 1151–1163, July 2002.
13. I. Haritaoglu, D. Harwood, and L.S. Davis. W4: real-time surveillance of people and their activities. Pattern Analysis and Machine Intelligence, 22:809–830, 2000.
14. K. Kim, T.H. Chalidabhongse, D. Harwood, and L. Davis. Real-time foreground-background segmentation using codebook model. Real-Time Imaging, 11:172–185, 2005.
15. N.M. Oliver, B. Rosario, and A.P. Pentland. A bayesian computer vision system for modeling human interactions. Pattern Analysis and Machine Intelligence, 22:831–843, 2000.
16. Radke R.J., Andra S., Al-Kofahi O., Roysam B. Image change detection algorithms: a systematic survey // IEEE Transactions on Image Processing, Vol. 14, №3, 2005. P. 294–307.
17. Yannick Benezeth, Pierre-Marc Jodoin, Bruno Emile, Helene Laurent, Christophe Rosenberger. Comparative study of background subtraction algorithms. Journal of Electronic Imaging, Society of Photo-optical Instrumentation Engineers, Vol. 19(3), 2010. <10.1117/1.3456695>. <inria-00545478>
18. Mikolajczyk K., Schmid C. A performance evaluation of local descriptors // Proc. of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR’2003). Madison, 2003. P. 257–263.
19. Lowe D.G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints // International Journal of Computer Vision. 2004. Vol. 60, 2. P. 91–110.
20. Herbert B., Andreas E., T. Tuytelaars, L. Van Gool. SURF: Speeded Up Robust Features // Computer Vision and Image Understanding (CVIU). 2008. Vol. 110,  3. P. 346–369.
21. Урманов И.П., Камаев А.Н., Сорокин А.А., Королёв С.П. Оценка видимости и состояния вулканов по последовательности изображений стационарных камер наблюдения // Вычислительные технологии, Том 21, №3, 2016. С. 80–90.
22. **Sorokin, A.A., Korolev, S.P., Urmanov, I.P., Verkhoturov, A.I., Makogonov, S.V., Shestakov, N.V.** Software platform for observation networks instrumental data Far Eastern Branch of the Russian Academy of Sciences // Proc. of Intern. Conf. on Computer Science and Environmental Engineering (CSEE 2015), May 17–18, Beijing, 2015. P. 589–594. **Сорокин А.А., Королев С.П., Урманов И.П., Верхотуров А.Л., Шестаков Н.В., Гирина О.А.** Информационная система для работы с данными инструментальных наблюдений с целью проведения исследований и мониторинга опасных природных явлений на Дальнем Востоке России // Матер. Всерос. науч. конф. с международным участием “Геодинамические процессы и природные катастрофы. Опыт Нефтегорска”, ЮжноСахалинск, 26–30 мая 2015, Владивосток: Дальнаука, 2015. Т. 2. С. 443–447.
23. **Sorokin, A.A., Korolev, S.P., Urmanov, I.P., Verkhoturov, A.L., Shestakov, N.V., Girina, O.A.** Information system to work with instrumental observations data for research and monitoring of natural hazards in the Far East Russia // Proc. of the Russ. Conf. “Geodynamic Processes and Natural Disasters. Experience Neftegorsk”. Vladivostok: Dal‘nauka, 2015. Vol. 2. P. 443–447. (In Russ.)