



Национальный
исследовательский

**Томский
государственный
университет**



**Радиофизический
факультет**



8-я Международная научно-практическая конференция

**Актуальные проблемы радиофизики
АПР 2019**

Сборник трудов конференции



**РОССИЙСКИЙ ФОНД
ФУНДАМЕНТАЛЬНЫХ ИССЛЕДОВАНИЙ**

**1-4 октября 2019 года
г. Томск**

Обнаружение и анализ перемещения перистой облачности по результатам обработки данных спутникового зондирования

Скороход Николай Николаевич

Елизаров Алексей Игоревич

Томский государственный университет

E-mail: nik.tom92@yandex.ru

Большой поток метеорологической информации, поступающей со спутников, находит широкое применение в синоптической практике. Сборные карты облачного покрова, построенные по спутниковым снимкам, обладают большой информативностью, они отображают пространственную структуру и другие характеристики облачности. Для решения определенного типа задач возникает потребность в информации о типах облачности и подстилающей поверхности, наибольший интерес, при составлении прогнозов, представляет перистая облачность. Перистые облака находятся на высоте 8-12 километров и относятся к облакам верхнего яруса. Они состоят из кристаллов льда, способных менять свое положение в пространстве, и вносят значимый вклад в изменение радиационного баланса системы атмосфера-подстилающая поверхность. Кроме того, по подтипам перистой облачности (например, перистые когтевидные и образовавшиеся из наковален кучево-дождевых облаков) можно прогнозировать изменения погодных условий. Обнаружение и классификация перистой облачности позволяет косвенно определять направление ветра и зоны турбулентности. Слежение и анализ состояния облачности можно осуществлять как при наблюдении с поверхности Земли, в некоторой ограниченной области, так и с помощью средств дистанционного зондирования из космоса (рис. 1).

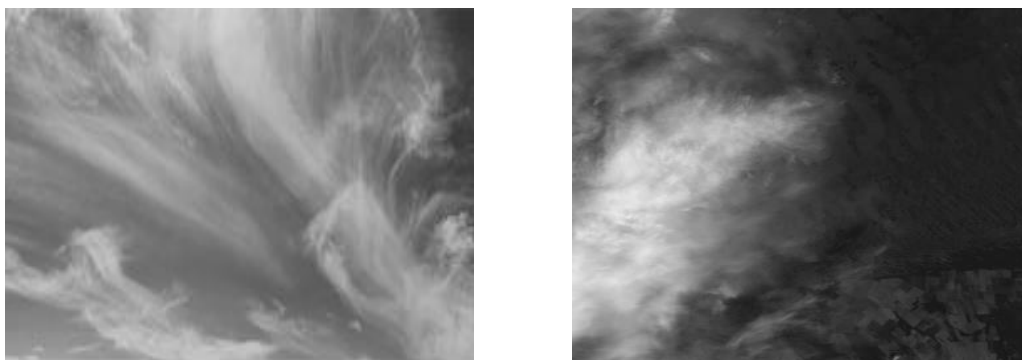


Рис. 1 Фрагменты изображений перистой облачности при наблюдении с Земли и из космоса

Для поиска перистой облачности на спутниковом изображении необходимо произвести процесс кластеризации, по каким-либо характерным для облачности признакам. Кластеризация — это задача разбиения множества объектов на группы, называемые кластерами. Внутри каждой группы должны оказаться «похожие» объекты, а объекты разных группы должны максимально различаться.

На сегодняшний день широкое применение находят методы кластеризации спутниковых данных, по характерным признакам, сформированных на основании вычисления матрицы смежности интенсивностей [1]. Стоит отметить что, основными недостатками такого подхода являются высокая вычислительная сложность и неформализованность выбора начальных параметров для расчета матриц смежности. Тем не менее, матрицы смежности позволяют в той или иной мере описывать текстуру изображения. Не смотря на обилие формулировок самого понятия текстуры, на данный момент, приняты два базовых понятия:

- интерпретация текстуры как повторения базовых примитивов, имеющих различную ориентацию в пространстве, т.е. природа текстуры структурирована. Примерами в этом случае могут служить текстуры ткани, кирпичной стены и т.д. Сторонники такого определения ориентировали себя на спектральный анализ при представлении текстуры;
- текстура рассматривается как некий анархичный и однородный аспект, не обладающий ярко выраженными краями. Для сторонников этого метода не существует заметных образцов или доминирующей частоты в текстуре (например, дерн, кора, земля и т.д., рассматриваемые с большого расстояния), т.е. они ориентировали себя на вероятностный метод решения проблемы текстуры.

Но по факту термин «текстура» лучше отражается при синтезе двух определений приведенных выше. Для описания текстуры изображения разработано большое количество методик, базирующихся на следующих методах: измерение пространственной частоты; вычисление количества перепадов на единицу площади изображения; вычисление матрицы смежности значений яркости; описание текстуры длинами серий; авторегрессионные методы; вычисление гистограммы пространственной разности яркостей; методы,

отыскивающие регулярность в форме структурных элементов; анализ микроструктуры текстурного поля; метод бинарного стека; методы описания цветных текстур.

Как уже говорилось, наиболее известным и хорошо описанным подходом для формирования текстурных признаков изображения является метод, основанный на вычислении матрицы смежности интенсивностей, обладающий рядом недостатков. При дальнейшем анализе методов, и оценке их применимости для кластеризации спутниковых изображений облачности, был рассмотрен способ формирования вектора текстурных признаков основанного на вычислении гистограммы локальных бинарных шаблонов [2]. Локальный бинарный шаблон – это определенный вид признака, используемый для классификации в компьютерном зрении, и представляющий собой оператор, в базовом варианте являющийся инвариантным к небольшим изменениям интенсивности, а в модифицированном виде слабо зависимым от поворота изображения. По рассчитанным, в некоторой окрестности пикселя изображения, признакам можно построить т.н. гистограмму локальных бинарных шаблонов, которая уже будет описывать либо некоторый фрагмент изображения, либо характеризовать его полностью. Кластеризацию изображения соответственно, можно осуществлять как на основании таких гистограмм, либо по неким критериям, рассчитываемым по гистограммам, например энтропия, вариация, контраст, однородность и т.д. При более детальном анализе данного метода был выявлен недостаток, связанный с неоднозначностью выбора начальных параметров, и соответственно затрудняющий автоматизацию процесса кластеризации. Вследствие этого был рассмотрен метод описания текстуры изображения по их энергетическим текстурам, предложенный К. Лавсом [3].

Лавсом был предложен метод измерения энергии текстур, в пределах окна фиксированного размера, для формирования вектора текстурных признаков. Для вычисления энергетических характеристик используется набор из девяти масок, размерностью 5×5 , сформированных на основе комбинаций локальных масок. Таким образом, текстурные признаки каждого пикселя изображения представляются в виде вектора из девяти чисел. Лавсом предложен следующий базовый набор векторов, для вычисления масок:

$$I_5 = [1 \ 4 \ 6 \ 4 \ 1], E_5 = [-1 \ -2 \ 0 \ 2 \ 1], S_5 = [-1 \ 0 \ 2 \ 0 \ -1], R_5 = [1 \ -4 \ 6 \ -4 \ 1]$$

Названия векторов описывают их предназначение, а индекс указывает на размерность вектора. Например, вектор E_5 (Edge) предназначен для обнаружения таких характерных признаков как граница (край) изображения. На основе этих масок, путем попарного произведения векторов, могут быть сформированы двумерные маски.

Процесс вычисления текстурных признаков Лавса, как правило, начинается с этапа предварительной обработки изображения, который заключается в минимизации влияния освещения. Для этого по изображению перемещается небольшое окно и из значения каждого пикселя вычитается локальное среднее значение. В результате данной предварительной обработки формируется изображение, на котором средняя интенсивность каждой окрестности пикселя близка к нулевому значению. На следующем этапе, к полученному изображению применяется каждая из шестнадцати масок, формируя шестнадцать фильтрованных изображений F_k . Для каждого такого изображения Лавсом определена энергетическая текстурная карта E_k , рассчитываемая попиксельно в соответствии со следующим выражением:

$$E_k(r, c) = \sum_{j=c-7}^{c+7} \sum_{i=r-7}^{r+7} |F_k(i, j)|$$

Каждая текстурная энергетическая карта является полноразмерным изображением, которое представляет результат обработки входного изображения с использованием k -й маски. Маска LL , предназначенная для вычисления локального среднего значения не используется для формирования текстурной карты (сумма элементов ненулевая), но может использоваться для нормализации остальных масок. Некоторые из полученных карт являются симметричными. Каждая симметричная пара карт заменяется усредненной, например общее содержание краев $E^{\overline{LE}}$ будет определяться средним значением воздействия масок EL и LE на изображение:

$$E^{\overline{LE}} = \frac{E^{LE} + E^{EL}}{2}.$$

В результате формируются девять энергетических текстурных карт (изображений):

$$E^{SS}, E^{RR}, E^{EE}, E^{\overline{LE}}, E^{\overline{LR}}, E^{\overline{ES}}, E^{\overline{LS}}, E^{\overline{ER}}, E^{\overline{SR}}.$$

Таким образом, используя фильтры Лавса, для любого пикселя исходного изображения мы формируем вектор характеристик текстуры в окрестности выбранного пикселя. Кроме этого, можно сформировать вектор признаков для фрагмента изображения на основе расчетов статистических параметров, таких как среднее, СКО, энтропия, асимметрия и эксцесс, по рассчитанным текстурным характеристикам Лавса.

Предварительные результаты кластеризации тестовых изображений рис. 2 и рис. 3 показывают, что применение в качестве текстурных признаков энергетических карт Лавса дает более качественный результат, по сравнению с гистограммами ЛБШ. Кроме этого отпадает необходимость в выборе таких параметров как размер области, шаг и направление её смещения, используемых для построения гистограммы ЛБШ или при вычислении матрицы смежности. По скорости вычисления признаков, подход Лавса также имеет преимущество.

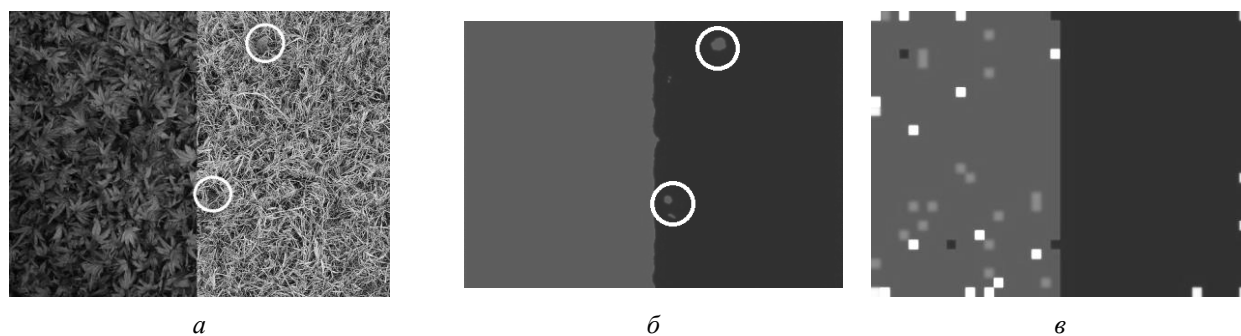


Рис. 2 Результат кластеризации изображения методом *k* средних: а – тестовое изображение, кругом на правой части, обозначены места с присутствием текстур из левой части; б, в – кластеризация изображения с применением признаков Лавса и гистограмм ЛБШ.



Рис. 3 Результат кластеризации фрагмента изображения (цветосинтезированные данные спутникового зондирования) с применением энергетических признаков Лавса

Предложенный подход был применен при разработке алгоритма, предназначенного для кластеризации облачности на изображении и слежения за её перемещением. Расчет направления перемещения кластеризованных фрагментов выполняется с помощью анализа т.н. оптического потока и алгоритма измерения подобия между блоками (фрагментами) изображений. В работе [4] была оценена возможность составления краткосрочного прогнозирования о перемещении наблюдаемых облачных образований без учета кластеризации.

Не смотря на все достоинства данного подхода в результате тестирования на серии изображений были обнаружены его некоторые недостатки. Самым существенным является тот факт, что если при расчете текстурных признаков не учитывать цветовые компоненты RGB, а работать с полутоновым изображением, то на гладких участках (без особенностей и перепадов яркости) выделить текстурные особенности проблематично, и такие участки изображения не различимы, в текстурном плане. В дальнейшем нами планируется модифицировать рассмотренный метод для устранения этого недостатка. Одним из вариантов может стать формирование вектора текстурных признаков с учетом как энергетических карт Лавса так и с учетом информации рассчитанной по локальным бинарным шаблонам.

Список публикаций:

- [1] Харалик Р.М. Статистический и структурный подходы к описанию текстур // ТИИЭР. 1979. Т. 67. № 5.
- [2] Skorokhod N.N., Elizarov A.I. Applying local binary patterns in image clustering problems // Proc. SPIE 10466, 23rd International Symposium on Atmospheric and Ocean Optics: Atmospheric Physics, 104660Z (2017), doi 10.1117/12.2285017.
- [3] Laws K. Rapid texture identification // SPIE, 1980. – Vol. 238. – p. 376-380.
- [4] Skorokhod N.N., Elizarov A. I. Calculation of large cloud formations vector movement based on satellite data // Proc. SPIE 10035, 22nd International Symposium on Atmospheric and Ocean Optics: Atmospheric Physics, 100351T (2016), doi: 10.1117/12.2249116.