

УДК 519.2:537.226:534.538

*А.В. ГОЧАКОВ***, А.Б. КОЛКЕР*****

АВТОМАТИЗИРОВАННЫЙ ПОДХОД ОПРЕДЕЛЕНИЯ КОЛИЧЕСТВЕННЫХ ХАРАКТЕРИСТИК АТМОСФЕРНЫХ ЯВЛЕНИЙ МЕТОДАМИ ДВУМЕРНОГО WAVELET – АНАЛИЗА

В предлагаемом подходе средствами вейвлет-анализа производится оценка процента облачности, а также детектирование наличия/отсутствия осадков. Подход определен особенностью вейвлет-разложения двумерных сигналов, позволяющей выделить контуры объектов, таких, как участки облаков, и является альтернативой RGB-подхода. Проведенный вычислительный эксперимент показал хорошее число совпадений с экспертной оценкой специалиста-синоптика.

Ключевые слова: вейвлет-анализ, балл облачности, метеорологический комплекс, автоматизация оценок, метеорология

Введение.

В настоящее время, несмотря на массовый переход в России и во всем мире на автоматические метеорологические станции наблюдения, методы автоматизированной оценки состояния атмосферы развиты очень слабо. Зачастую даже современный автоматический комплекс не способен полностью заменить человека-наблюдателя. Автоматизация некоторых задач решена путем использования косвенных методов измерения (например, метеорологической дальности видимости), однако многие другие, такие, как степень закрытия гор облаками, балл облачности, тип облачности, выполняются только визуально человеком-наблюдателем. Задача автоматического детектирования количества осадков и типа осадков решена с применением специализированных датчиков [1]. Отдельный интерес представляет использование сочетания современных технических средств детектирования изображений, а также алгоритмов и методов для их обработки и анализа.

В работе рассматривается подход к автоматическому определению балла облачности, а также детектирования наличия/отсутствия осадков методами распознавания образов. Обработка изображения, полученного с цифровой камеры, осуществляется методами вейвлет-фильтрации и вейвлет-анализа двумерных сигналов.

Подход, использующий аппарат вейвлет-функций (в дальнейшем вейвлет-подход) используется для преодоления ряда недостатков самого очевидного – RGB подхода, в котором для определения балла облачности используется сравнение цветовой температуры каждого пиксела с заданным критерием – чрезвычайно высокой чувствительности алгоритма к шумам и условиям съемки (освещение, оттенки, цветовая температура).

Для получения максимально информативного исходного сигнала потребуется цифровая камера с возможностью изменения параметров и характеристик условий съемки. Весьма полезным оказывается возможность переключения в инфракрасный режим для ночной съемки и условий недостаточного освещения. Как правило, подавляющее большинство USB камер не имеет в своем арсенале средств низкоуровневой регулировки условий съемки. Наилучший результат показывают FireWire камеры, обеспечивающие управление значением экспозиции, частотой поступления кадров, разрешением, значениями резкости, контрастности и интенсивности (например, семейство камер AVC Marlin, к их недостаткам можно отнести очень высокую стоимость).

Изменяя параметры съемки, можно получить наилучший для последующей обработки кадр изображения. К примеру, для детектирования осадков наилучшим является инвертированное изображение с высокой контрастностью, с минимальной степенью сжатия (наилучший результат дает RAW поток), поскольку сжатие с потерями уменьшает детальность изображения и вносит артефакты, способные ухудшить качество работы алгоритмов. В области компьютерного зрения широкое применение нашла библиотека OpenCV [2], в которой реализовано большинство современных методов обработки изображений, а также некоторые средства управления камерой и кадровым потоком. Данная библиотека была использована для сопряжения с камерами, а также первичной обработки кадров. Программная реализация быстрого дискретного вейвлет-преобразования в базисе Хаара, Добеши, а также биортогональных В-сплайнов, реализована с

помощью библиотеки C/C++ GNU LibGSL [3].

Отличительная особенность вейвлет-преобразования в реализации библиотеки LibGSL заключается в том, что возможно только полное вейвлет-разложение до максимального уровня, исходя из размера матрицы изображения. В связи с этим накладывается ограничение: преобразуемое изображение должно быть квадратным, а его размерность должна соответствовать степени двойки [4]. В результате двумерного вейвлет-преобразования получается следующая структура вейвлет-разложения (рис.1):

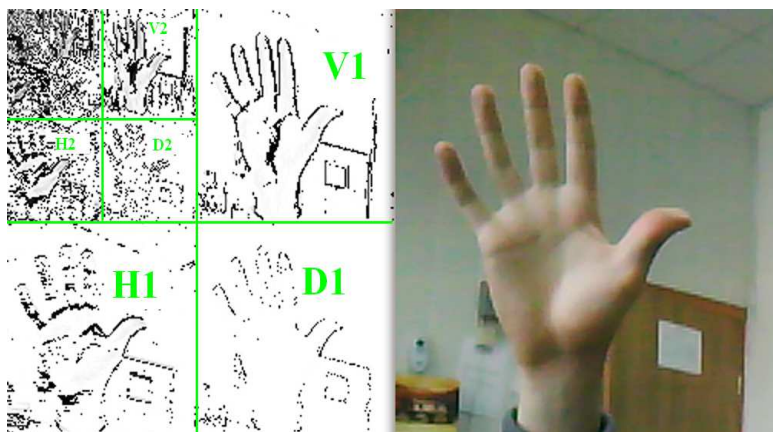


Рис.1. Двумерное вейвлет-разложение

В левой части рисунка 1 показано отображение уровней вейвлет-разложения, где V, D и H — вертикальные, диагональные и горизонтальные коэффициенты.

Подход к определению процента облачности

Любое изображение можно интерпретировать как функцию двух переменных $f(x, y)$. Алгоритм вейвлет-преобразования двумерной функции аналогичен одномерному случаю. Полагаем, что $\phi(x)$ – масштабируемая функция («отцовский вейвлет»), а $\psi(x)$ – вейвлет («материнский вейвлет») [5]. Они порождают ортонормированные базисные функции в пространстве $L_2(R): \{\phi_{j,n}(x)\}, \{\psi_{j,n}(x)\}$. Тензорное произведение этих функций порождает следующие базисные функции в $L_2(R^2)$:

$$\begin{aligned} \{\phi\phi_{j,n,m}(x, y) = \phi_{j,n}(x) \cdot \phi_{j,m}(y)\}; \\ \{\phi\psi_{j,n,m}(x, y) = \phi_{j,n}(x) \cdot \psi_{j,m}(y)\}; \\ \{\psi\phi_{j,n,m}(x, y) = \psi_{j,n}(x) \cdot \phi_{j,m}(y)\}; \\ \{\psi\psi_{j,n,m}(x, y) = \psi_{j,n}(x) \cdot \psi_{j,m}(y)\}. \end{aligned} \tag{1}$$

где j – уровень разложения, $m \times n$ – размер матрицы изображения.

Соответствующие коэффициенты разложения принято называть следующим образом.

- аппроксимирующие коэффициенты $A_j = \{aa_{j,n,m}\}$: коэффициенты разложения по базису $\{\phi\phi_{j,n,m}(x, y)\}$;
- горизонтальные детализирующие коэффициенты $H_j = \{ad_{j,n,m}\}$: коэффициенты разложения по базису $\{\phi\psi_{j,n,m}(x, y)\}$;
- вертикальные детализирующие коэффициенты $V_j = \{da_{j,n,m}\}$: коэффициенты разложения по базису $\{\psi\phi_{j,n,m}(x, y)\}$;

• диагональные детализирующие коэффициенты $D_j = \{dd_{j,n,m}\}$: коэффициенты разложения по базису $\{\Psi\Psi_{j,n,m}(x,y)\}$.

Вычисление рассмотренных коэффициентов допускает частотную трактовку. Так, аппроксимирующие коэффициенты $A_1 = \{aa_{j_0+1,k,n}\}$ получаются сверткой строк матриц с фильтром LD (низкочастотный фильтр декомпозиции), децимацией и последующей сверткой столбцов полученной матрицей с фильтром LD и повторной децимацией. Детализирующие коэффициенты $H_1 = \{ad_{j_0+1,k,n}\}$ получаются сверткой строк матриц с фильтром LD , децимацией и последующей сверткой столбцов полученной матрицей с фильтром HD (высокочастотный фильтр декомпозиции). Подобную интерпретацию можно провести для коэффициентов $V_1 = \{da_{j_0+1,k,n}\}$, $D_1 = \{dd_{j_0+1,k,n}\}$.

На втором уровне разложения аналогичной обработке подвергается матрица коэффициентов $A_1 \rightarrow (A_2, H_2, V_2, D_2)$. Обобщая алгоритм, приходим к следующей схеме разложения:

$$F \rightarrow (A_1, H_1, V_1, D_1) \rightarrow (A_2, H_2, V_2, D_2, H_1, V_1, D_1) \rightarrow \dots$$

Отметим закономерность изменения размеров двумерных массивов коэффициентов разложения, а именно: на каждом уровне разложения размеры массивов новых коэффициентов уменьшаются в два раза по сравнению с предыдущими массивами. При этом сумма размеров матриц коэффициентов равна размеру исходной матрицы F , что говорит о сохранении «объема» информации, содержащейся в F .

Например, пусть исходная матрица F имеет размеры 512 (число строк) \times 512 (число столбцов). Тогда массивы коэффициентов A_1, H_1, V_1, D_1 имеют размеры 256×256 , массивы коэффициентов A_2, H_2, V_2, D_2 - размеры 128×128 и т. д.

Обратное двумерное вейвлет - преобразование осуществляется по схеме:

$$\dots \rightarrow (A_2, H_2, V_2, D_2, H_1, V_1, D_1) \rightarrow (A_1, H_1, V_1, D_1) \rightarrow F$$

При переходе с уровня J на $J-1$ размеры всех матриц коэффициентов увеличиваются в два раза. Двумерным вейвлет-представлением матрицы изображения с глубиной разложения J (с начального уровня $j = j_0$) будем называть запись:

$$\begin{aligned} \hat{f}(x,y) = & \sum_k \sum_n aa_{j_0+J,k,n} \Phi\Phi_{j_0+J,k,n}(x,y) + \\ & + \sum_{j=1}^J \sum_k \sum_n ad_{j_0+j,k,n} \Phi\Psi_{j_0+j,k,n}(x,y) + \\ & + \sum_{j=1}^J \sum_k \sum_n da_{j_0+j,k,n} \Psi\Phi_{j_0+j,k,n}(x,y) + \\ & + \sum_{j=1}^J \sum_k \sum_n dd_{j_0+j,k,n} \Psi\Psi_{j_0+j,k,n}(x,y), \end{aligned} \tag{2}$$

где $aa_{j,k,n}$, $ad_{j,k,n}$, $da_{j,k,n}$, $dd_{j,k,n}$ – коэффициенты разложения по базовым функциям $\Phi\Phi_{j,k,n}(x,y)$, $\Phi\Psi_{j,k,n}(x,y)$, $\Psi\Phi_{j,k,n}(x,y)$, $\Psi\Psi_{j,k,n}(x,y)$, являются элементами матриц A_j, H_j, V_j, D_j соответственно.

Коэффициенты разложения могут быть использованы для анализа метеорологических явлений – оценки облачности или осадков. Для первой и для второй задач важна предварительная фильтрация изображения от шума, которая заключается в «занулении» или корректировке шумовых коэффициентов.

Природа шума объясняется следующими причинами: 1. шум матрицы камеры (термальный шум, фоновое излучение при высокой чувствительности или большом времени экспозиции); 2. шум сжатия кадра (представление кадра в сжатом формате частично снижает шум матрицы, однако

добавляет шумы «артефактов»).

Для подавления шума используется эффективный пороговый алгоритм фильтрации на основе критерия оптимальности [6] для вычисления порога. Подробнее о пороговых алгоритмах фильтрации изложено в [7-9]. Так как дальнейший анализ сигнала также осуществляется в вейвлет-области, использование алгоритмов вейвлет-фильтрации, кроме упомянутых преимуществ, выгодно и в смысле эффективного использования вычислительных ресурсов.

Суть используемого метода детектирования балла облачности и осадков состоит в разделении вейвлет-области сигнала на две составляющие:

1. Детализирующие коэффициенты, соответствующие первому уровню разложения, содержащие высокочастотную информацию (мелкие детали изображения).
2. Всю остальную вейвлет-область сигнала – для получения информации об облачности.

Первая составляющая, в соответствии с механизмом вейвлет-преобразования, содержит в себе информацию о деталях изображения. Коэффициенты первого уровня разложения будут содержать диагональную, вертикальную и горизонтальную информацию контуров и особенностей анализируемого кадра. Используя подход вычитания фона (деление вейвлет-коэффициентов двух или нескольких последовательных кадров для удаления информации о статических объектах), возможно выделить коэффициенты, соответствующие осадкам. Механизм детектирования наличия/отсутствия осадков представляет из себя простой корреляционный алгоритм. Вторая составляющая использует низкочастотную и среднечастотную информацию для детектирования балла облачности.

Принцип подхода к определению процента облачности заключается в особенности механизма вейвлет-преобразования, где на последнем уровне разложения в аппроксимирующих коэффициентах представлена информация о грубых составляющих сигнала — фоне, переходах насыщенности цвета и крупных деталях изображения [8]. При полном вейвлет-разложении до максимально возможного уровня остается один аппроксимирующий коэффициент. Изменяя значение аппроксимирующего коэффициента в K раз возможно выделить характерные участки (скелет) изображения при его реконструкции:

$$\begin{aligned}
 f'(x, y) = & \sum_k \sum_n K \cdot a a_{j_0+j, k, n} \varphi \varphi_{j_0+j, k, n}(x, y) + \\
 & + \sum_{j=1}^J \sum_k \sum_n a d_{j_0+j, k, n} \varphi \psi_{j_0+j, k, n}(x, y) + \\
 & + \sum_{j=1}^J \sum_k \sum_n d a_{j_0+j, k, n} \psi \varphi_{j_0+j, k, n}(x, y) + \\
 & + \sum_{j=1}^J \sum_k \sum_n d d_{j_0+j, k, n} \psi \psi_{j_0+j, k, n}(x, y),
 \end{aligned}
 \tag{3}$$

где K – коэффициент, зависящий от контрастности изображения, который определен позже на основе анализа гистограммы исходного изображения.

При восстановлении сигнала будет изменена информация о низкочастотной составляющей изображения. Коэффициенты детализации при этом остаются неизменными. Таким образом, можно отделить часть изображения, соответствующую облакам, от части, соответствующей участкам чистого неба (рис. 3, 4).

Главным преимуществом вейвлет-подхода для определения балла облачности является возможность выделения контура облаков и устойчивость к изменению цветовой гаммы изображения.



Рис.2. Идентификация участков чистого неба. Слева алгоритмически выделены участки неба, справа исходное изображение



Рис.3. Удаление участков облачности. Слева – обработанное изображение, справа исходное

Вторым этапом постпроцессинга выполняется анализ изображения, восстановленного по детализирующим коэффициентам и измененному аппроксимирующему. Сравнивая цветовую температуру объектов, можно сделать вывод о принадлежности объекта к облачности или к чистому небу.

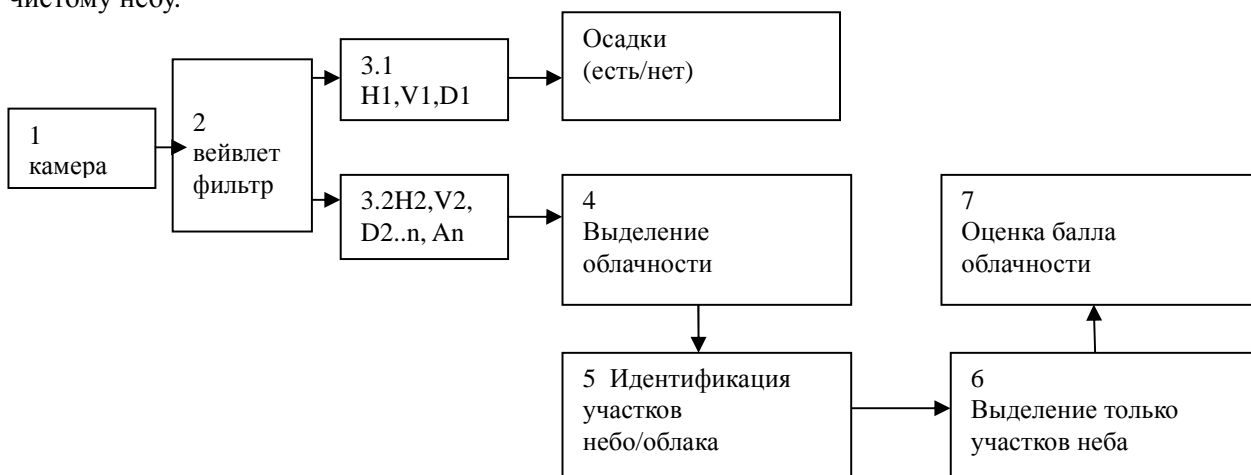


Рис.4. Алгоритм определения процента облачности

Описание блок-схемы (рис.4) алгоритма:

1. Получение кадра из камеры.

2. Вейвлет-фильтрация изображения с использованием алгоритма оптимальной пороговой фильтрации.

3. Разделение изображения в вейвлет-представлении на две части:

3.1 часть детализирующих коэффициентов первого уровня разложения используется для детектирования наличия/отсутствия осадков;

3.2 остальная часть используется для определения балла облачности.

4. Блок выделения облачности, основанный на свойствах аппроксимирующего коэффициента при реконструкции изображения для выделения участков облачности.

5. Идентификация участков неба/облаков необходима для определения пограничных случаев, когда наблюдается ясная погода или 100% облачности для исключения принятия ошибочных решений.

6. Фрагменты детектированной облачности выделяются для удобства анализа экспертом.

7. По соотношению количества пикселей объектов к размерности изображения вычисляется процент облачности.

Вычислительный эксперимент проводился с использованием программно-аппаратного комплекса, к которому предъявляются следующие требования:

- PC совместимая структура аппаратной части,
- пассивное охлаждение,
- процессор не ниже 386,
- объем оперативной памяти не менее 512 Мб,
- питание +5 или +12 V,
- наличие сетевого интерфейса как минимум 10 Мбит/с,
- наличие порта RS232,
- наличие портов USB,
- способность загружать ОС с USB,
- диапазон температур $-50 \div +60$ °C (с климатическим боксом).

Для проведения вычислительного эксперимента использовался метеорологический комплекс на базе IP камеры D-link DCS-3110, камеры Logitech Webcam Pro 9000, одноплатного компьютера и встраиваемой операционной системы на основе TinyCoreLinux (рис. 5).

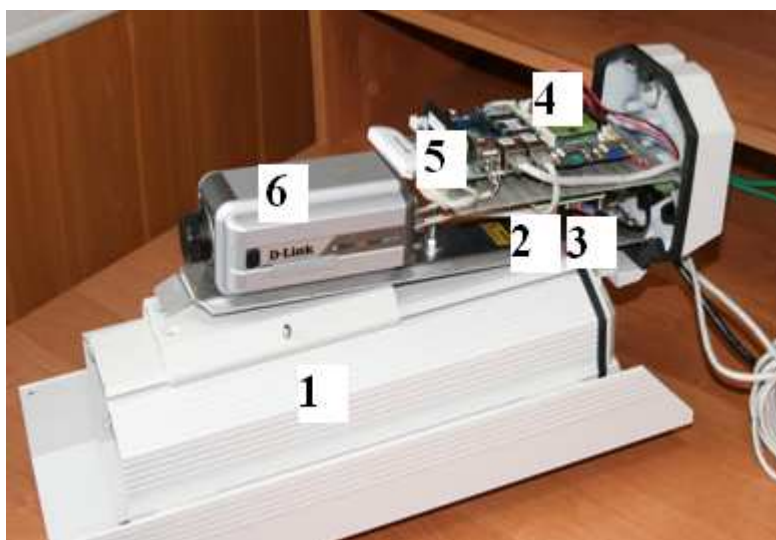


Рис.5. Экспериментальный образец: внешний вид и составные части: 1 - термокожух, 2 - источник питания, 3 - WiFi модуль, 4 - CPU модуль, 5 - GPRS модуль

Коэффициент K в формуле (3) подбирался экспериментально и был принят равным $1/4$ во время всех наблюдений, поскольку используемые камеры имели фиксированные автоматические настройки.

Эксперимент проводился в условиях плотной городской застройки, в связи с этим для анализа

использовался ограниченный участок неба, составлявший 30% от доступного угла обзора.

Вычислительный эксперимент проводился в течение двух недель в осенний период. Программный модуль выполнял обработку 2 раза в час. Анализировались данные последовательности двух кадров с интервалом в 2 секунды. Корректность вычисления процента облачности определялась экспертом (специалистом - синоптиком) путем сравнения результатов обработки и визуальной оценки данных сохраненных изображений.

Настоящая программная реализация подхода позволяет корректно оценить процент облачности в большинстве случаев.

Случаи несовпадения, помимо вычислительных ошибок алгоритмом, объясняются субъективностью методики оценки человеком количественных характеристик.

Заключение

В работе предложен подход к автоматизации оценки балла облачности с использованием методов вейвлет-фильтрации и вейвлет-анализа двумерных сигналов, а также определения наличия/отсутствия осадков. Применяя предложенный подход, можно оценить процент облачности в светлое время суток, используя информацию о деталях изображения в различных масштабах. Логическим развитием может стать привлечение теории распознавания образов для определения типов облачности; использование оборудования, позволяющего производить оценку в темное время суток. Улучшений также требует алгоритм постпроцессинга с дополнением его блоком нелинейной обработки сигнала, например, алгоритмами [8], что, вероятно, позволит повысить эффективность алгоритма. Кроме этого, необходима тренировка алгоритма на случаях с нетипичным освещением и оттенками участков неба.

Работа выполнена при поддержке Федеральной целевой программы «Научные и научно-педагогические кадры инновационной России» на 2009 - 2013 годы.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Серия датчиков PWD. Производство Vaisala // HYPERLINK "http://www.raimet.ru/downloads/PWD_Series_Presentation_2010_11_Raimet_Rus.pdf" http://www.raimet.ru/downloads/PWD%20Series%20Presentation%202010_11_Raimet_Rus.pdf – Загл. С экрана.
2. Библиотека компьютерного зрения OpenCV // <http://opencv.willowgarage.com/wiki/> - Загл. с экрана.
3. GNU научная библиотека для C/C++ // HYPERLINK "<http://www.gnu.org/software/gsl/>" <http://www.gnu.org/software/gsl/> – Загл. С экрана.
4. Дремин И.Л., Иванов О.А., Нечитайло В.А. // Успехи физических наук.- 2001. – т.171. - № 5. - С. 465-501.
5. Воскобойников Ю.Е., Гочаков А.В., Колкер А.Б. Новосибирск: НГАСУ (Сибстрин), 2011. – С. 94-95.
6. Воскобойников Ю.Е., Гочаков А.В. // Автометрия.-2011.-№2.-с.3-14.
7. Воскобойников Ю.Е., Гочаков А.В. // Автометрия.-2010.-№1.-с.34-45.
8. Воскобойников Ю.Е., Гочаков А.В. // Автометрия.-2011.-№1.-с.17-29.
9. Воскобойников Ю.Е., Гочаков А.В. // Автометрия.-2012.-№1.-с.12-24.
10. Жизняков А.Л // Электронный научный журнал «ИССЛЕДОВАНО В РОССИИ» HYPERLINK "<http://zhurnal.ape.relarn.ru/articles/2006/150.pdf>" <http://zhurnal.ape.relarn.ru/articles/2006/150.pdf>
11. Yu.E. Voskoboinikov and A.B. Kolker // Optoelectronics, Instrumentation and Data Processing №4, 2002

*Сибирский региональный научно-исследовательский гидрометеорологический институт, г. Новосибирск, Россия

**Новосибирский государственный архитектурно-строительный университет (Сибстрин), г.Новосибирск, Россия

*** Новосибирский государственный технический университет, г. Новосибирск, Россия.

Гочаков Александр Владимирович, зав. группой аспирант;
Колкер Алексей Борисович, к.т.н., доцент зав. лабораторией.