

УДК 528.85:517.44

А. И. Назмутдинова, аспирант, Физико-технический институт УрО РАН, Ижевск
 В. Н. Милич, кандидат технических наук, Физико-технический институт УрО РАН, Ижевск

ИССЛЕДОВАНИЕ ПРИЗНАКОВ, ПОСТРОЕННЫХ НА ОСНОВЕ ВЕЙВЛЕТОВ, ПРИ ОПРЕДЕЛЕНИИ ХАРАКТЕРИСТИК ЛЕСНОЙ РАСТИТЕЛЬНОСТИ ПО РЕЗУЛЬТАТАМ КОСМИЧЕСКОЙ СЪЕМКИ

Классификация лесов и оценка характеристик объектов лесной растительности по изображениям на космических снимках имеет важное значение для лесотаксации. Современное оборудование, производящее космическую съемку поверхности Земли, постоянно совершенствуется, что позволяет получать снимки все более высокого пространственного и спектрального разрешения. Известные методы интерпретации космических снимков [1] не всегда способны извлечь всю полезную информацию, имеющуюся на снимках высокого разрешения. Поэтому требуются новые подходы к интерпретации космических снимков. В данной работе акцент сделан на способе формирования системы признаков, основанном на вейвлет-преобразовании [2].

Вейвлет-преобразование

Известно, что вейвлет-преобразование обладает рядом преимуществ перед другими распространенными инструментами анализа сигналов (например, Фурье-преобразованием) [3]. Главное преимущество вейвлетов состоит в том, что благодаря определенным свойствам они позволяют характеризовать сигнал в двух областях – пространственной и частотной. Вейвлет-преобразование соответствует последовательному применению низкочастотных и высокочастотных фильтров, конкретный вид которых определяется выбранным вейвлетом. В данной работе для построения признаков исследовалось несколько вейвлетов: вейвлет Хаара, Добеши, Добеши 3-го порядка, симмлет и койфлет. В формуле (1) представлены 4 коэффициента d_i , позволяющие задать низкочастотные фильтры вейвлет-функции Добеши [4]:

$$d_1 = \frac{1+\sqrt{3}}{4\sqrt{2}}, d_2 = \frac{3+\sqrt{3}}{4\sqrt{2}}, d_3 = \frac{3-\sqrt{3}}{4\sqrt{2}}, d_4 = \frac{1-\sqrt{3}}{4\sqrt{2}}. \quad (1)$$

Подобным образом с помощью коэффициентов были заданы низкочастотные фильтры остальных вейвлет-преобразований. Коэффициенты соответствующего высокочастотного фильтра могут быть найдены по следующей формуле:

$$h_k = (-1)^k l_{k-1}, \quad (2)$$

где h_k – k -й коэффициент высокочастотного фильтра; l_k – k -й коэффициент соответствующего низкочастотного фильтра.

В данной работе для проведения дискретного вейвлет-преобразования используется стандартная схема Малла [5]. Суть схемы сводится к тому, что

ДВП применяется сначала ко всем строкам изображения, а затем ко всем столбцам уже частично преобразованного изображения. Исходное изображение на первом уровне преобразования разбивается на 4 подизображения: А – сглаженное изображение (изображение аппроксимации), Г – изображение горизонтальных деталей, В – изображение вертикальных деталей, Д – изображение диагональных элементов.

Параметрами алгоритма являются размер образца изображения (16×16 или 32×32), количество уровней преобразования (1–3). На всех уровнях преобразования для каждого полученного подизображения рассчитывают среднее значение и стандартное отклонение. Таким образом, для каждого канала снимка получается 8 признаков на первом уровне преобразования, 14 – на втором уровне преобразования и 20 – на третьем уровне преобразования.

Метод классификации и обучение классификатора

Описанный способ получения признаков применяется сначала на этапе обучения классификатора для всех обучающих образцов. В данной работе для каждого класса выбрано по 5 обучающих образцов. Центральный вектор каждого класса получается путем усреднения по векторам признаков, построенных по 5 образцам.

Для этапа принятия решения выбран классификатор минимального расстояния. Такой классификатор предполагает расчет расстояний по формуле от исследуемого объекта до центральных векторов классов в выбранном пространстве признаков:

$$E(k) = \sqrt{\sum_{i=1}^N (f_i(x) - f_i(k))^2}, \quad (3)$$

где N – число признаков (длина вектора признаков); $f_i(x)$ – i -й признак тестового образца; $f_i(k)$ – i -й признак центрального вектора k -го класса. После этого ищется минимальное из всех найденных расстояний, и тестовый образец приписывается тому классу, расстояние до которого минимально.

Исходные данные

В качестве исходного изображения был взят пятисканальный снимок спутниковой системы Rapid Eye, пространственное разрешение которого составляет 5 м. Исследуемая территория – это территория центральной части Удмуртской Республики. Снимок датирован июлем 2011 года. Для выбора эталонных и тестовых образцов были использованы данные таксационных карт и таблиц. Для исследования выбра-

ны изображения 6 классов, которые соответствуют лесам с разным видовым составом: 1) береза, осина; 2) береза, сосна; 3) ель (сомкнувшиеся культуры); 4) ель (несомкнувшиеся культуры); 5) липа, береза, осина; 6) осина, береза, липа, ива древовидная.

Для обучения и тестирования выделено по 5 эталонных и тестовых образцов для каждого класса объектов размером не менее чем 16×16 пикселей.

Дополнительно исследованы 3 класса объектов, одинаковых по составу, но отличных по биофизической характеристике возраста леса. Этими классами являются: 1) липа, береза, осина. Молодняки (5–15 лет); 2) липа, береза, осина. Средневозрастные и приспевающие (25–35 лет); 3) липа, береза, осина. Спелые и перестойные (60–70 лет).

Результаты

При классификации шести классов объектов лесной растительности удалось достичь результат 80–100 % вероятности успешного распознавания. В табл. 1 приведены результаты, полученные при использовании признаков, построенных на основе вейвлет-преобразования Добеши 2-го уровня.

Таблица 1. Результаты классификации шести классов объектов

Название класса	Процент успешной классификации, %
Береза, сосна	100
Береза, осина	100
Ель. Сомкнувшиеся культуры	80
Ель. Несомкнувшиеся культуры	100
Липа, береза, осина	80
Осина, береза, липа, ива древовидная	80

Полученные результаты, безусловно, можно считать успешными, что подтверждает эффективность использования признаков, построенных на основе вейвлет-преобразования при анализе многозональных космических изображений.

При сравнительном анализе уровней вейвлет-преобразования выяснилось, что процент успешной классификации, полученный с признаками, построенными на основе одноуровневых преобразований любого из рассматриваемых типов, оставался ниже приемлемого уровня (которым в данной работе считается 80 %). При этом на втором уровне преобразования этот порог в 80 % удалось преодолеть, используя вейвлеты Хаара, Добеши и Добеши 3-го порядка, а на третьем уровне наиболее удачными вейвлет-функциями оказались симмлет и функция Хаара.

При решении задачи определения биофизических характеристик объектов лесной растительности результаты оказались также достаточно высокими, что и отобразено в табл. 2.

При этом удалось достичь результатов, превышающих 80%-ю отметку, на всех уровнях преобразования. Так, на первом уровне преобразования высокий результат (100, 80 и 80 %) был получен при использовании симмлета. На втором более эффективным вейвлетом оказался койфлет (80, 80 и 80 %),

а на третьем таких вейвлетов сразу три – Хаара (100, 80 и 80 %), симмлет (100, 100 и 80 %) и койфлет (100, 80 и 100 %).

Таблица 2. Результаты классификации трех классов объектов

Название класса	Процент успешной классификации, %
Липа, береза, осина. Молодняки (5–15 лет)	80
Липа, береза, осина. Средневозрастные и приспевающие (25–35 лет)	100
Липа, береза, осина. Спелые и перестойные (60–70 лет)	100

Высокие результаты, полученные в ходе данной работы, позволяют не только оценить видовой состав того или иного участка лесной растительности, но также дать определенную оценку по такой биофизической характеристике, как возраст. Таким образом, полученный метод построения признаков на основе вейвлетов является эффективным инструментом при интерпретации многозональных космических снимков.

Выводы

В настоящей статье представлен метод построения классификационных признаков, основанный на вейвлет-преобразовании, а также результаты применения этого метода для оценки биофизических характеристик. В результате можно сделать следующие выводы.

1. Реализован метод, позволяющий рассчитывать признаки на основе вейвлет-преобразования, проводить обучение и принимать решение об исследуемых образцах.

2. Эффективность вейвлет-функции определяется составом классифицируемых объектов и уровнем преобразования.

3. Описанный метод вейвлетов является хорошим инструментом для определения видового состава участка лесной растительности и для оценки участка по характеристике возраста растительности.

Библиографические ссылки

1. Шовенгердт Р. А. Дистанционное зондирование. Методы и модели обработки изображений : пер. с англ. – М. : Техносфера, 2000. – 560 с.
2. Назмутдинова А. И., Милч В. Н. Алгоритмическое и программное обеспечение вейвлет-анализа многозональных космических снимков // Всерос. науч.-практ. конф. «Инновации в науке, технике и технологиях», 28–30 апреля 2014 г. : сб. статей. – Ижевск : Удмуртский университет, 2014. – С. 189–191.
3. Короновский А. А., Храмов А. Е. Непрерывный вейвлетный анализ. – М. : Физматлит, 2003. – 176 с.
4. Хардле В., Киркачарян Г., Пикард Д., Цыбаков А. Вейвлеты, аппроксимация и статистические приложения : пер. с англ. – Matlab и Simulink – сообщество пользователей, материалы, книги, форум. – URL: <http://matlab.exponenta.ru/wavelet/book6/> (дата обращения: 28.10.14).
5. Гонсалес Р., Вудс Р. Цифровая обработка изображений : пер. с англ. – Изд. 3-е, испр. и доп. – М. : Техносфера, 2012. – 1072 с.