

Методы оптимизации числа спектральных каналов в задачах обработки и анализа данных дистанционного зондирования Земли

М.А. Попов, С.А. Станкевич

*Научный центр аэрокосмических исследований Земли
Института геологических наук НАН Украины,
01601 Украина, г. Киев, ул. О. Гончара, 55Б
E-mail: pop@casre.kiev.ua*

Проведен обзор современных подходов к проведению оптимизации числа спектральных каналов в задачах обработки и анализа гиперспектральных снимков. Предложен новый способ выбора оптимальной комбинации спектральных изображений, учитывающий не только статистические распределения признаков объектов разных классов на спектральных изображениях, но и пространственно-статистические свойства изображения, а именно разрешающую способность и величину отношения сигнал/шум.

Введение

В последнее десятилетие все большее распространение получают видовые (иконические) системы дистанционного зондирования Земли (ДЗЗ) на авиационных и космических платформах с повышенным количеством спектральных каналов [1, 2]. Современная бортовая гиперспектральная система может охватывать рабочий спектральный диапазон, включающий видимую и инфракрасную области, иметь в этом диапазоне до нескольких сотен отдельных каналов со спектральным разрешением от нескольких нанометров, при этом число элементов разрешения (пикселей) в строке изображения может достигать нескольких тысяч и более. Возможность использования на практике подобных гиперспектральных систем существенно расширяет круг потенциально решаемых тематических задач ДЗЗ [3, 4], однако при этом приходится принимать во внимание то обстоятельство, что передача и обработка гиперспектральных изображений, полный объем каждого из которых (без сжатия) может измеряться в гигабайтах, представляет собой большие технические и вычислительные сложности.

Чтобы уменьшить объем передаваемых на Землю данных, применяют все более «глубокую» обработку сигналов изображения на борту носителя, в том числе оптимизацию параметров сигнала, атмосферную коррекцию, адаптивное сжатие, высокоэкономичное кодирование и даже предварительную классификацию [5]. Для реализации на борту носителя подобных процедур обработки и анализа сигналов разрабатываются и интегрируются в конструкцию гиперспектрального сенсора многопроцессорные вычислительные системы специальной конфигурации, обладающие повышенной производительностью [6]. Работы в этом направлении ведутся уже достаточно давно и достигнуты определенные успехи, но следует отметить, что пока проблема далека от окончательного решения.

Вместе с тем экспериментальное изучение информационного содержания различных снимков показывает, что если в многоспектральных снимках информация об объектах дистанционного зондирования обычно примерно равномерно распределена внутри всего рабочего спектрального диапазона, то в случае гиперспектральных снимков наиболее ценная для интерпретации информация сосредоточена, как правило, в небольшом числе каналов [7, 8]. Данное обстоятельство служит феноменологической основой для проведения оптимизации числа спектральных каналов в задачах обработки и анализа гиперспектральных снимков. Целью такой оптимизации является получение некоторой системы зональных (спектральных) изображений, которая при размерности, существенно более низкой, чем число каналов в гиперспектральном снимке, обеспечивает решение поставленной тематической задачи (например, задачи распознавания объектов разных классов). Качество решения задачи обычно оценивается с помощью определенным образом сконструированного функционала Φ .

Существует два подхода к формированию системы изображений с названными свойствами. Первый подход предполагает, что каждое из изображений, входящих в искомую оптимальную систему спектральных изображений, создается как некое линейное или нелинейное отображение (функция) множества исходных изображений, т. е. синтезируются новые, или вторичные изображения, которые структурно или статистически отличаются от исходных изображений. В англоязычной литературе этот подход получил название Feature Extraction, алгоритмически он реализуется на основе метода проекций, метода главных компонент и их модификаций [7].

Второй подход основывается на оценивании возможного вклада каждого спектрального канала гиперспектрального изображения в решение поставленной задачи и выборе такой комбинации спектральных изображений, которые в совокупности наиболее эффективны в смысле выбранного критерия (например, при обеспечении достижения максимума некоего функционала). Этот подход получил название Band Selection [7], он не предполагает создания новых изображений, а, значит, не требует дополнительных объемных графических вычислений, поэтому ему отдается предпочтение в тех случаях, когда предполагается работа в режиме on-line.

Методы оптимизации, связанные с синтезом изображений

Предположим, плоскость гиперспектрального изображения включает в себя N пикселей. Если произвольный пиксел гиперспектрального изображения, имеющего в своем составе d отдельных спектральных изображений, представить в виде соответствующего вектора x в пространстве с размерностью d , то гиперспектральное изображение в целом можно описать матрицей X размером $d \times N$. При введенных обозначениях поставленную выше задачу оптимизации можно рассматривать как отыскание некоторой матрицы Y размером $m \times N$, $m < d$. Такая матрица может быть записана как $Y = A^T X$, где A – матрица размером $d \times m$; T – значок операции транспонирования. Обычно предполагается, что матрица A удовлетворяет условию $A^T A = I$, где I – диагональная единичная матрица.

Суть метода проективной оптимизации состоит в том, что гиперспектральные данные, исходно представленные в пространстве высокой размерности d , проектируются в некоторое новое пространство меньшей размерности m . На содержательном уровне к такому проектированию предъявляется требование сохранить основную часть информации, содержащейся в исходных данных. Формально ж оптимальным, согласно [7, 8], считается такое проектирование, которое максимизирует некоторый проекционный индекс J ; этот индекс в общем виде записывается как $J = J(A^T X)$.

Существуют различные подходы к его вычислению. Наиболее часто встречается случай, когда величина индекса оценивается через дисперсию спектральных данных. Процедура уменьшения размерности пространства исходя из оценки величины дисперсии сигналов в исходных спектральных каналах используется в методе главных компонент [8]. Согласно этому методу матрица A составляется из столбцов, которые представляют собою собственные векторы ковариационной матрицы исходных данных. Метод главных компонент был изначально разработан и ориентирован на уменьшение размерности исходного пространства данных на основе их межканальной декорреляции и весьма эффективен в условиях гауссовских шумов. Однако в случае негауссовских шумов более эффективным показал себя метод независимых компонент [9], в котором новое пространство уменьшенной размерности строится исходя из предположения, что данные в спектральных каналах статистически независимы. Поскольку на практике это предположение далеко не всегда выполняется, то была предложена двухступенчатая процедура, когда вначале спектральные данные декоррелируются по методу главных компонент и отбираются характеризующиеся наибольшей дисперсией, а дальнейшее уменьшение размерности ведут методом независимых компонент [9].

В [10] предложено использовать в качестве проекционного индекса дивергенцию информации. Применительно к гиперспектральной информации дивергенция определяется следующим образом: если

записать условную энтропию между двумя пикселями гиперспектрального изображения, представленными векторами $x_1^T = (x_{11} x_{12} \dots x_{1i} \dots x_{1d})$ и $x_2^T = (x_{21} x_{22} \dots x_{2i} \dots x_{2d})$, как

$$D(x_1 / x_2) = \sum_{i=1}^d x_{1i} \log \frac{x_{1i}}{x_{2i}}, \quad (1)$$

то величина дивергенции информации между этими пикселями рассчитывается через их условные энтропии как

$$J(x_1, x_2) = D(x_1 / x_2) + D(x_2 / x_1). \quad (2)$$

В [8] описывается процедура последовательного построения матрицы A преобразования пространства исходя из критерия максимизации дивергенции на множестве пикселей.

В работе [11] предложен метод, в котором исходное пространство рассматривается как пространство признаков объектов различных классов и при этом ставится двойная задача: а) уменьшить размерность пространства признаков, б) сохранить разделимость классов. Данная цель достигается с использованием обучающей выборки и байесовского правила принятия решения. Метод дает очень хорошие результаты, однако имеет высокую вычислительную сложность.

Радикальное уменьшение размерности исходного пространства может быть достигнуто нелинейным преобразованием исходных изображений. Одно из таких преобразований из класса дробно-аналитических функций позволяет получать изображения в виде пространственного распределения нормализованных межзональных контрастов. К числу таких преобразований относится процедура получения вегетационного индекса и др. [12], а также процедура формирования изображений, отражающих пространственное распределение отношений амплитуд одноименных пикселей различных спектральных каналов [13]. Преимуществом подобных преобразований является радикальное сокращение числа вторичных изображений (вплоть до одного, что делает возможным переход к визуальному анализу данных), недостатком – необратимая потеря значительной части исходной информации.

Метод выбора комбинации изображений с учетом пространственно-статистических свойств гиперспектрального изображения

Как отмечалось выше, цель такой оптимизации – отобрать небольшое количество каналов, данные которых оптимально представляли бы исходное гиперспектральное изображение. В настоящее время известно несколько подходов к выбору таких каналов, например, по расстояниям Маханолобиса, Бхаттачария, Джеффри-Маусита [1, 9], по величине взаимной информации [14] и др. Использование этих подходов предполагает знание статистических распределений признаков объектов разных классов на спектральных изображениях и вычисление различий между этими распределениями, однако при этом пространственно-статистические свойства изображения (в первую очередь таких, как разрешающая способность и отношение сигнал/шум) непосредственно не учитываются, что не позволяет адекватно оценивать информативность той или иной комбинации спектральных изображений и на этой основе производить оптимизацию. Ниже предлагается метод выбора оптимальной комбинации изображений с учетом пространственно-статистических свойств гиперспектрального изображения.

Информативность гиперспектрального снимка по отношению к конкретной тематической задаче определяется количеством информации, которая может быть полезной для правильного разделения объектов и фонов, характерных для данной задачи [15]. Поскольку информация о разделимости природных объектов содержится, в основном, в спектральных распределениях соответствующих оптических сигналов, ее количество может быть описано через взаимную информационную меру статистических распределений – дивергенцию Кульбака-Лейблера:

$$D = \int p(\lambda) \log_2 \frac{p(\lambda)}{q(\lambda)} d\lambda, \quad (3)$$

где $p(\lambda)$ и $q(\lambda)$ – плотности вероятности спектрального распределения оптического сигнала объекта и фона соответственно.

Другой важной составляющей информативности иконической системы ДЗЗ является эквивалентное отношение “сигнал-шум” в канале регистрации ψ опять же относительно объектов и фонов, которое определяет число разрешающихся полезных градаций оптического сигнала. Эквивалентное отношение “сигнал-шум” рассчитывается как отношение энергий многомерного оптического сигнала (энергия пропорциональна квадрату условной амплитуды) и шума (энергия пропорциональна дисперсии) [16]:

$$\psi = \Delta E^T \times V^{-1} \times \Delta E, \quad (4)$$

где ΔE – разность n -мерных спектральных сигнатур объекта и фона; V – ковариационная матрица спектральных сигнатур размерности $n \times n$; n – количество спектральных каналов в гиперспектральном изображении.

Полное выражение для количества информации с учетом отношения “сигнал-шум” составит [17]

$$C = \frac{D}{4r^2} \log_2(1+\psi). \quad (5)$$

где r – эквивалентное пространственное разрешение гиперспектральной иконической системы относительно объектов и фонов. Оно может быть найдено при помощи вероятностного преобразования гиперспектрального изображения, которое для каждой его точки вычисляет вероятность правильного разделения верхнего и нижнего бьефов переходной характеристики, отображающей идеальный скачок детерминированного сигнала между сегментами вдоль выбранного направления [18]. Пространственная производная одномерной вероятностной переходной характеристики гиперспектрального аэрокосмического изображения является плотностью распределения вероятности в точке изображения. С определенными допущениями полученную функцию можно считать описанием эквивалентной функции рассеяния точки (ФРТ) гиперспектрального аэрокосмического снимка. Такой подход позволяет свернуть многомерную ФРТ гиперспектральной иконической системы в эквивалентную одномерную без утраты статистической значимости. Применение дискретного преобразования Фурье к эквивалентной ФРТ позволяет получить эквивалентную оптическую передаточную функцию (ОПФ) системы и далее найти ее эквивалентное пространственное разрешение r путем пространственно-частотного анализа.

Информационная избыточность гиперспектральных изображений приводит к тому, что большинство спектральных каналов регистрации либо вообще не дают полезной информации в смысле данной конкретной тематической задачи, либо дают ее мало. Учет неинформативных спектральных каналов ведет к уменьшению дивергенции Кульбака-Лейблера (3) и снижению полной величины (5) для тематической задачи. Кроме того, неинформативные каналы повышают полные шумы регистрации и делают свой вклад в ухудшение эквивалентного пространственного разрешения. Все эти факторы обуславливают необходимость оптимизации состава спектральных каналов по информативности путем селекции наиболее полезных из них.

Цель оптимизации информативности гиперспектральной съемки – получение максимума полезной в смысле текущей тематической задачи информации. Информационный подход должен обеспечить максимум полезной информации в выбранных спектральных диапазонах гиперспектрального аэрокосмического снимка. Введем вектор выбора спектральных каналов $W = \{W^{(\lambda)}\}^T$ размерности n , элементы которого равны единице, если соответствующий спектральный канал выбран, и нулю – в противном случае. Тогда информативность набора выбранных спектральных каналов $C(W)$ в соответствии с выражением (5) составит

$$C(W) = \frac{D(W)}{4r^2(W)} \log_2[1+\psi(W)]. \quad (6)$$

Задача оптимизации состава спектральных каналов гиперспектрального аэрокосмического снимка состоит в нахождении такого вектора W^* , который обеспечивает максимум целевой функции (6):

$$W^* = \operatorname{argmax} C(W) . \quad (7)$$

Очевидно, что количество возможных состояний вектора W составляет $2^n - 1$, поэтому невозможно разрешить (7) путем прямого перебора в случае, если снимок гиперспектральный. Стандартным способом решения данного типа оптимизационных задач являются методы градиентного поиска экстремумов. При этом обычно используется итерационная процедура вида

$$\begin{aligned} W_0 &= \{ 1 \}^T , \\ W_k &= W_{k-1} + \mu \cdot \nabla C(W_{k-1}) , \\ \nabla C(W^*) &\leq 0 . \end{aligned} \quad (8)$$

где $\nabla C(W)$ – градиент целевой функции $C(W)$, определяющий направление поиска экстремума, μ – скорость движения в выбранном направлении.

Проведено моделирование решения тематической задачи классификации состава лесов на примере многоспектрального космического снимка спектрорадиометра ASTER космической платформы ДЗЗ EOS, сделанного 10 мая 2002 года – рис. 1. Результаты оценки информативности отдельных спектральных каналов иллюстрируются рис. 2.

По результатам моделирования определен оптимальный по (7) состав спектральных каналов ASTER – 2, 3, 5, 6, 14 – для решения указанной тематической задачи, при этом информативность составила 0,377 бит/пиксел. Для сравнения, при использовании всех 14 спектральных каналов ASTER информативность составляет всего 0,118 бит/пиксел, что объясняется прежде всего низким пространственным разрешением и высоким уровнем шумов в дальних инфракрасных каналах сенсора ASTER.

Следует отметить свойство неаддитивности (6), вызванное сложным характером спектральных распределений оптических сигналов и корреляцией между спектральными каналами. В частности, средние информативности отдельных каналов зависят от того, в какую комбинацию эти каналы входят. Например, при определенных условиях комбинация менее информативных по отдельности каналов может иметь информативность большую, чем у комбинации более информативных по отдельности каналов. Поэтому не имеет смысла говорить об информативности отдельных спектральных каналов, а только об информативности их комбинаций.



Рис. 1. Космический снимок района Днестровского водохранилища 10.05.2002, аппаратура EOS/ASTER, пространственное разрешение 15 м

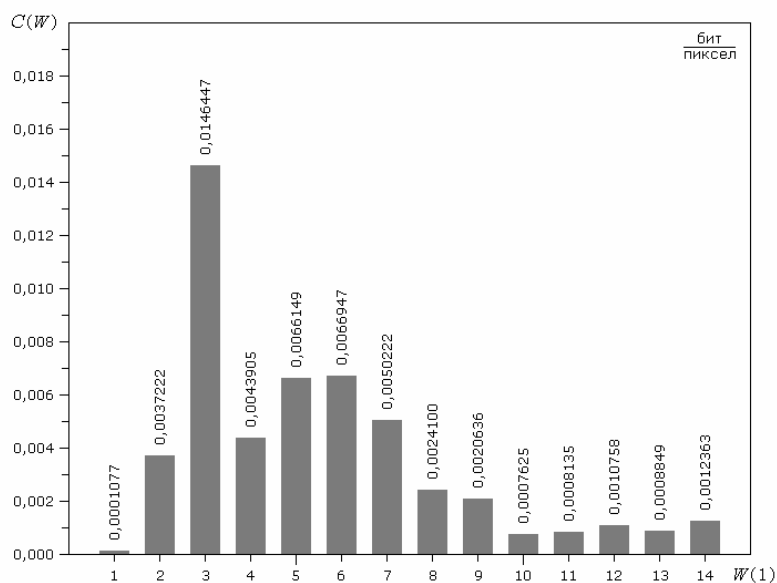


Рис. 2. Информативность отдельных спектральных каналов ASTER при классификации состава лесов

Таким образом, предложенное количественное оценивание информативности гиперспектральных аэрокосмических снимков позволяет прогнозировать возможности произвольных комбинаций спектральных каналов гиперспектральных сенсоров при решении формализованных тематических задач ДЗЗ, а также оптимизировать состав информативных спектральных каналов, улучшая тем самым показатели качества и оперативности интерпретации материалов ДЗЗ.

Заключение

Проведен обзор современных подходов к проведению оптимизации числа спектральных каналов в задачах обработки и анализа гиперспектральных снимков. Предложен новый способ выбора оптимальной комбинации спектральных изображений, учитывающий не только статистические распределения признаков объектов разных классов на спектральных изображениях, но и пространственно-статистические свойства изображения, а именно разрешающую способность и величину отношения сигнал/шум.

Выполнено моделирование решения тематической задачи классификации состава лесов на примере многоспектрального космического снимка спектрорадиометра ASTER с использованием разработанной процедуры выбора оптимального набора спектральных каналов.

Литература

1. Еремеев В.А., Мордвинцев И.Н., Платонов Н.Г. Современные гиперспектральные сенсоры и методы обработки гиперспектральных данных // Исследование Земли из космоса, 2003. № 6. С. 80-90.
2. Harrison J.F., Roper W.E., and Gomes R. Earth-Observing Hyperspectral Imaging Systems: A 2003 Survey // Proc. SPIE, 2003. #5097. P. 222-232.
3. Гарбук С.В., Гершензон В.Е. Космические системы дистанционного зондирования Земли // М.: Изд-во А и Б, 1997. 296 с.
4. Попов М.О. Шляхи отримання космічної інформації в інтересах національної безпеки і оборони // Наука і оборона, 2002. №2. С. 38-50. (Укр.)

5. *Yang J., Ifarraguerri A.* Real-Time Detection with a Hyperspectral Imaging Sensor // High Performance Computing Workshop 1999, Second Annual ITEA High Performance Computing Workshop, Edgewood, MD June 28 - July 1, 1999.
6. *Cook S., Harsanyi J.* Real-Time Data Processing Onboard Remote Sensor Platforms // Applied Signal & Image Technology, NASA/ESTO/AIST NRA, Contract NAS5-00216, 2002. 32 p.
7. *Jiménez L., Landgrebe D.A.* Supervised Classification in High Dimensional Space: Geometrical, Statistical, and Asymptotical Properties of Multivariate Data // IEEE Transactions on Systems, Man, And Cybernetics-Part C: Applications and Reviews, 1998. Vol. 28. No. 1. P. 39-53.
8. *Arzuaga-Cruz E., Jimenez-Rodriguez L.O., and Velez-Reyes M.* Unsupervised Feature Extraction and Band Subset Selection Techniques Based on Relative Entropy Criteria for Hyperspectral Data Analysis // Proc. SPIE, 2003. Vol. 5093. P. 462-473.
9. *Varshney P.K., Arora M.K.* Advanced Image Processing Techniques for Remotely Sensed Hyperspectral Data // Leipzig: Springer, 2004. 324 p.
10. *Ifarraguerri A., Chiang C.* Unsupervised Hyperspectral Image Analysis with Projection Pursuit // IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing, 2000. Vol. 38. No. 6. P. 2529-2538.
11. *Lee C., Langgrebe D.A.* Feature Extraction Based on Decision Boundaries // IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1993. Vol. 4. No. 15. P. 388-400.
12. *Moreno J.F., Gonzalez M.-C., Alonso L., Hegarat-Masclé S.L., Alem F., and Normand M.* Survey of Remote Sensing Data Analysis Methods // Report for European Research Project AIMWATER by Contract ENV4-CT98-0740. Valencia: CNRS/CETP, 1999. 82 p.
13. *Nakariyakul S., Casasent D.* Hyperspectral feature selection and fusion for detection of chicken skin tumors // Proc. SPIE, 2004. Vol. 5271. P. 128-139.
14. *Seprico S.B., D'Inca M., Melgani F., and Moser G.* A comparison of feature reduction techniques for classification of hyperspectral remote-sensing data // Proc. Of SPIE, 2003. Vol. 4885. P. 347-358.
15. *Кононов В.И., Станкевич С.А.* Сравнительная оценка информативности цифровых аэрокосмических изображений высокого и низкого разрешения // Ученые записки Таврического национального университета им. В.И. Вернадского, 2004. Т. 17. № 2. С. 88-95.
16. *Станкевич С.А.* Статистичний підхід до визначення порогової модуляції цифрових аерокосмічних зображень // Космічна наука і технологія, 2005. Т. 11. № ¾. С. 81-84.
17. *Кононов В.И., Шкляр С.В.* Сравнение математических выражений информационного критерия и критерия отношение "сигнал/шум" применительно к оценке иконических систем ДЗЗ // Нові методи в аерокосмічному землезнавстві. Київ: НАН України, 1999. С. 56-61.
18. *Станкевич С.А.* Статичні аспекти визначення функції передавання модуляції аерокосмічних іконічних систем з дискретними фотоприймачами // Сучасні досягнення геодезичної науки та виробництва. Вип. II. Львів: Львівська Політехніка, 2005. С. 142-147.