Обработка гиперспектральных данных по Земле и Марсу

Б.М. Балтер, Д.Б. Балтер, В.А. Котцов

Институт космических исследований РАН 117997 Москва, ул. Профсоюзная, 84/32 E-mail:Balter@iki.rssi.ru

Описана система хранения и обработки гиперспектральных данных с Web-доступом, разрабатываемая в ИКИ РАН. Рассмотрена архитектура и примеры работы закладываемых в систему алгоритмов. Использованы данные, полученные гиперспектрометром «Омега» с орбиты вокруг Марса, а также наблюдения лесного пожара с самолетного гиперспектрометра AVIRIS. Помимо стандартных алгоритмов (нормализация и RGB-представление данных, картирование глубины спектральных линий), предлагается ряд новых алгоритмов (развертка гиперкуба в нескольких сечениях, временные гиперкубы, корреляционные портреты). Важное место в системе занимают алгоритмы нейросетевого анализа.

Введение

В ИКИ РАН создается программный комплекс хранения/обработки данных гиперспектральной съемки Земли и Марса. Архитектура комплекса – современная, четырехслойная: база данных (БД), слой смысловых ЕЈВ-объектов, интерфейсный слой представления результатов, клиентский слой. Особенности системы:

- удаленный доступ к данным и обработке через обычный браузер;
- использование свободного (open-source) софта;
- применение программных решений, разработанных для бизнеса, в научных целях;
- поддержка коллективной работы, обмена результатами;
- нейросеть ядро системы, универсальный «процессор» обработки данных.

Комплекс – попытка перенести решения, разработанные для корпоративных информационных систем, на работу с данными научных экспериментов. Общие проблемы: разнообразие типов используемых данных и программ, необходимость стандартизации логики работы (workflow), анализ всего объема данных – порядка терабайт и более. Комплекс должен занимать промежуточное положение между Интернетсистемами поиска и скачивания данных из больших хранилищ (например, EOSDIS) и индивидуальными системами анализа пространственных данных, такими как ENVI, ARCInfo и др. Он позволит проводить наиболее востребованные процедуры обработки данных, не скачивая их к пользователю, который получит только результат. В этой статье мы рассматриваем некоторые из таких процедур, иллюстрируя их на данных по Земле и Марсу. Данные по Марсу – полный комплект наблюдений с гиперспектрометра Omega (эксперимент Mars-Express), данные по Земле – образцы с самолетного гиперспектрометра AVIRIS. Исходные данные - в формате «гиперкубов» с координатами X (вдоль трассы), Y (поперек трассы) и λ (длина волны). Методы хранения, поиска и обработки едины для данных по Земле и Марсу. Методы обработки иллюстрируются на следующих задачах: Земля – картирование и определение параметров лесного пожара; *Марс* – поиск водного льда в южной полярной шапке.

Архитектура системы обработки гиперспектральных данных с Интернет-доступом

Комплекс создается на платформе JEE (Java Enterprise Edition). Она поддерживает ядро системы – слой обработки данных, выполненный по технологии EJB (Enterprise Java Beans). Важными частями системы, работающими под JEE, являются слой взаимодействия с базой данных, выполненный на основе системы Hibernate, и слой взаимодействия с пользователем через Интернет, выполненный на основе системы JSF (Java Server Faces). Все эти компоненты – свободно распространяемые (open-source). Архитектуру системы иллюстрирует Рис. 1.



Рис. 1. Диаграмма развертки системы. Hibernate – слой связи с базой данных, EJB – слой «бизнес-логики», содержащий алгоритмы обработки данных, JSF – веб-интерфейсный слой

Данные хранятся как в виде исходных кубов, так и в виде структур данных СУБД PostgreSQL. Это облегчает поиск по всему массиву данных. Кроме того, система предоставляет возможность пользователю хранить результаты проведенной им обработки и другие личные данные как на сервере системы, так и на компьютере пользователя. В последнем случае они также являются частью системы. Аналогично хранятся модели, которые являются основным результатом обработки данных. Модели – это пространственные формы, уравнения динамики и т.п. Они, вместе с привязанными к ним в результате обработки данными наблюдений, составляют предметно-специфический объект, например «Южная полярная шапка Марса» или «лесной пожар».

Установление взаимосвязи между моделями и данными – наиболее важная из стандартных функций (workflow components), которыми распоряжается пользователь при организации своего потока обработки (workflow). Рис. 2 иллюстрирует ее для случая, когда обработка выполняется нейросетью. На этапе обучения нейросети предъявляются данные и соответствующие им «правильные» модели, и нейросеть формирует и запоминает отображения первых во вторые и наоборот. На этапе обработки в потоке «данные — модель» формируется невязка существующей модели и той, которая построена нейросетью по текущим данным. По результатам корректируется модель соответствующего предметного объекта. В потоке «модель — данные» формируется модельный прогноз ожидаемых для некоторого предметного объекта данных и их невязка с реально полученными данными. По результатам проводится оценка качества данных, их селекция, если надо – запрос на новые данные. Оба потока могут функционировать одновременно на одной и той же нейросети.



Рис. 2. Двунаправленная нейросеть (в центре) – «процессор», обеспечивающий отображение данных в модели (сплошные стрелки) и наоборот (пунктир). Отображение – итеративный процесс «предсказание-уточнение», управляемый калмановским алгоритмом оптимизации

Это пример «продвинутого» метода обработки данных. Помимо этого, стандартные функции, предоставляемые системой, включают «базовые» методы обработки, обеспечивающие поиск нужных

данных, их визуализацию, приведение к сравнимому виду данных из разных кубов, без чего невозможно построение моделей, и т.п.

Базовые методы обработки

Расчет глубины спектральной линии вокруг заданной длины волны λ . В простейшем случае производится по «трехточечной» формуле $r = (\lambda_1 + \lambda_3 - 2\lambda_2)/(\lambda_1 + \lambda_3)$. Здесь λ_1 и λ_3 - отсчеты сигнала в каналах на краях линии, а λ_2 - в центре линии. Эта формула дает относительную глубину линии, нормированную на диапазон [0..1]. Могут использоваться и более сложные аппроксимации формы линии. Глубина линии мало зависит от разнообразных источников ошибок: неравномерности спектрального отклика, погрешностей калибровки, широкополосных искажений, связанных с освещенностью и т.д. При узких линиях, т.е. близких значениях λ_1 , λ_2 и λ_3 , все эти ошибки взаимно уничтожаются. Данная базовая функция имеет очень широкое применение:

• Оценка концентрации вещества, имеющего данную линию поглощения. Это простейший пример отображения «данные — модель».

• Быстрый поиск осмысленных пространственных структур. Делается сканированием данных по длине волны λ, вокруг которой строится линия.

• Переход к линии – средство взаимной привязки разновременных данных. В частности, именно через линии исследуется временная динамика данных «Омеги» (см. ниже).

• Линии задают селекцию наиболее значимых областей спектра для использования в продвинутых методах обработки (классификация и др.).

• Глубина линии может быть привлечена в качестве фактора в модели отображения (Рис. 2). Ниже приводится такой пример для модели высоты местности.

• Линии и подобные им комбинации каналов можно объединять в сколь угодно сложные композиты, например контраст двух линий, среднюю глубину нескольких линий.

Поиск в БД позволяет быстро находить по всему массиву данных территории, где достаточно выражена линия искомого вещества.



Рис. 3. Относительная глубина линий: слева – льда H₂O, справа - льда CO₂. Черный цвет = 0, белый = 1. Южная полярная шапка Марса (ЮПШ)

Визуализация данных в трех цветах (RGB). Это средство представления данных.

• Визуализация исходных данных в «натуральных» цветах (RGB=красный, зеленый и синий каналы) или в цветах, соответствующих другим интересным каналам.

• Цветами отображаются глубины линий, связанных с 3 веществами (Ошибка! Источник ссылки не найден.).

• Цветами отображается близость спектра точки к каждому из 3 спектров-образцов, соответствующих, например, трем обучающим участкам (Рис. 11).

• Цветами отображаются значения данных в 3 разных сечениях гиперкуба. Это увеличивает объем визуализируемой информации (Рис. 10, Рис. 11).

<u>Нормализация данных</u>. Обеспечивает сравнимость данных, полученных в разное время и при разных условиях съемки. Включает как стандартную радиометрическую калибровку и картографическую привязку данных, так и деление на спектр «стандартного» объекта, присутствующего на всех обрабатываемых кадрах.

Примеры эффекта нормализации путем деления на спектр фона дает Рис. 4. Видно, что временная изменчивость данных почти полностью устраняется (на коротком интервале сезонность не проявляется).



Рис. 4. Нормализация разновременных данных. Черная линия – данные для канала 1.87 мкм (линия поглощения льда CO₂) в одной и той же точке, взятые из последовательных гиперкубов. Серая линия – те же данные после нормализации: слева – глубина линии с центром 1.87 мкм, справа – нормировка на спектр референтной точки

Регрессионные взаимосвязи между факторами. Это простейшие эмпирические модели (в отличие от аналитических). В качестве факторов могут выступать как спектральные показатели, например глубины линий, так и «истинные» характеристики поверхности Mapca (ground truth). Для примера Рис. 5 приводит модель рельефа Mapca, в которой в качестве ground truth используются данные лазерной высотометрии. Главный входной фактор X1 модели – глубина линии газообразного CO₂, которая связана с высотой столба газа и, значит, обратно пропорциональна высоте рельефа. Эта модель неплохо работает везде, кроме полярной шапки, где взаимосвязь входного и выходного фактора искажается влиянием льда CO₂. Для коррекции этого фактора мы учитываем его через линию, связанную со льдом CO₂ – фактор X2. Видно, что это приводит к правильному результату по полярной шапке в целом. Остающиеся локальные расхождения с «истинной» высотой рельефа можно устранить аналогично введением дополнительных факторов. Система поддерживает такую последовательность конструирования моделей как один из стандартных workflow.



Рис. 5. Регрессионная модель высоты поверхности Марса: только на основе высоты столба газа CO₂ (фактор X1) и с учетом дополнительного фактора X2 – влияние льда CO₂. Темный цвет – большая глубина линий и большая высота местности. Видно, что двухфакторная модель дает приемлемую оценку высоты по гиперспектральным данным

Продвинутые методы обработки

В этом разделе приводятся примеры более сложных алгоритмов обработки:

- «развертка» гиперкуба: одновременная визуализация нескольких сечений.
- объединение разновременных «спектральных гиперкубов» во «временной гиперкуб»;
- нейросетевая классификация территории, временной динамики или оценка параметров состояния смысловых объектов по спектральным признакам;
 - карты пространственно-спектральных структур по «корреляционным портретам»;

<u>Развертка гиперкуба</u>. Традиционно гиперкуб визуализируется как изображение – в плоскости X - Yпри фиксированном λ - или как спектр – по оси λ при фиксированном пикселе X, Y. Однако другие сечения тоже полезны для выделения пространственно-спектральных структур, как это показывают Рис. 10 и

Рис. 11. Три разных сечения, проходящих через одну точку гиперкуба («центр», или pivot) могут быть объединены в единое представление данных, которое мы называем *разверткой куба*. С ним естественно сочетается корреляционный портрет, построенный по окрестности «центра» (см. ниже).

Положение «центра» в плоскости X – Y показывается на развертке как пересечение горизонтальной и вертикальной линии. Сечения X - λ и Y - λ берутся вдоль этих линий. Используя RGB–представление, можно сочетать в X - λ и Y - λ части развертки информацию из сечений, проходящих через 3 «центра», соответственно цвету горизонтальных и вертикальных линий, указывающих эти сечения. Всего получается информация из 9 «центров». В плоскости X – Y RGB соответствует 3 каналам.

Такая максимальная упаковка информации из гиперкуба в одно изображение целесообразна именно при дистанционном общении пользователя с системой обработки. Указав положение интересующих его центров, он получает обзор гиперкуба вокруг них.

Рис. 10 дает развертку данных гиперспектрометра AVIRIS по лесному пожару. В плоскости X – Y RGB соответствует 3 ИК-каналам. Для сравнения приведен фрагмент изображения в «натуральных» цветах. Стрелки показывают объекты, идентифицируемые в разных сечениях.

«Временные» гиперкубы. Данные «Омеги» уникальны в том отношении, что дают многократную гиперспектральную съемку одной и той же территории. Уроки «Омеги» могут быть полезны, когда аналогичные данные появятся для Земли. Любая попытка анализа временной динамики требует работы со многими гиперкубами общим объемом в сотни гигабайт. Удаленный пользователь может провести такой анализ только с помощью системы, подобной нашей. Для этого система преобразует совокупность

исходных гиперкубов во «временной гиперкуб», в котором спектральное измерение λ заменено на временное измерение t. Данные во временном гиперкубе представляют собой только одну спектральную характеристику, нормализованную так, чтобы обеспечивать сравнимость разновременных данных. Наиболее естественный пример такой характеристики – глубина какой-либо спектральной линии. При необходимости пользователь может заказать такой временной гиперкуб для интересующей его линии, скачать его к себе (для «Омеги» это объемы порядка десятков – первых сотен мегабайт) и анализировать своими средствами.



Рис. 6. Временная динамика полярной шапки Марса в линии льда CO₂ с интервалом в ~10 дней. Белым – относительная глубина линии 0, черным – 1. Каждое изображение – наложение 60 орбит со сглаживанием (первое изображение без сглаживания показывает отдельные орбиты)

Рис. 11 дает пример временного гиперкуба для сезонной динамики южной полярной шапки Марса в линии углекислого льда. Данные представлены в виде «развертки». Об их нейросетевом анализе см. ниже. Рис. 6 показывает несколько последовательных сечений временного гиперкуба и их компоненты – полосы от отдельных трасс.

<u>Нейросетевая обработка данных</u>. Нейросети удобны для данных высокой размерности, таких как спектры [1]. На входные узлы могут подаваться спектральные каналы или временные отсчеты. На выходных узлах – дискретные значения, например номер категории объекта, или непрерывные, например какая-либо переменная в модели. Нейросеть работает в системе в двух режимах: с обучением и без. Здесь рассмотрен последний вариант – автоматическое разбиение изображения на кластеры по спектральным признакам. Это дает первичную схему пространственного разбиения для дальнейшего детального анализа. Рис. 10 и

Рис. 11 дают примеры таких разбиений методом Кохонена (SOM) соответственно по спектру для лесного пожара и по временной динамике линии льда CO2 – для Южной полярной шапки Марса.



Рис. 7. Слева: временная динамика, характерная для различных кластеров, выделенных SOM-сетью на Южной полярной шапке Марса. В центре и справа: спектры, характерные для кластеров, выделенных SOM-сетью в области лесного пожара (разбиты на две группы с разным масштабом по ординате)

Рис. 7 показывает различия между выделенными кластерами – соответственно, по спектру и по временной динамике. Пользователь может влиять на нейросетевое разбиение разными способами: задавая желаемое число кластеров, ограничивая набор входов (например, определенными спектральными линиями), а главное, заданием участков, по которым формируется SOM-отображение, применяемое затем ко всему изображению.

<u>Корреляционные портреты.</u> В плоскости $\lambda \ge \lambda$ цветом или тоном серого отображается корреляция двух спектральных каналов (один - по абсциссе, другой – по ординате). Если есть несколько линий, связанных с одним веществом, то изменение содержания этого вещества порождает характерные рисунки на корреляционном портрете [2] (Рис. 8). Эти рисунки, по определению корреляции, не зависят от абсолютного значения отсчета в спектральном канале, и даже от коэффициента масштабирования. Поэтому можно рассчитывать использовать их для распознавания характерных спектрально-пространственных структур, где изменяется пропорция веществ.



Рис. 8. Корреляционный портрет территории с изменяющейся пропорцией льда CO₂ и льда H₂O (диапазон 0.95 – 2.65 мкм). Слева – имитация по лабораторным спектрам веществ, справа – по реальным данным «Омеги» (Южная полярная шапка). Белый цвет – коэффициент корреляции 1, черный – 0

Рис. 8 показывает, как, определив ожидаемый вид корреляционного портрета по лабораторным спектрам, можно затем опознать его в реальных данных.

Естественно картировать меру сходства корреляционных портретов окрестности каждого пиксела и портрета искомой спектрально-пространственной структуры на образцовом участке.

Рис. 9 показывает, что получаются разумные результаты.



Рис. 9. Карты корреляционного сходства области лесного пожара с 3 образцами корреляционных портретов на участках, отмеченных квадратами: слева – очаг пожара, в центре – фронт горения, справа – множество мелких возгораний. Белый цвет: корреляция 0, черный: корреляция 1



Рис. 10. Лесной пожар (гиперспектрометр AVIRIS): А) – в натуральных цветах, Б) – нейросетевая SOM-кластеризация, В) – развертка гиперкуба. Подробности см. в тексте



Рис. 11. Южная полярная шапка Марса (гиперспектрометр Omega). А) – глубины характерных спектральных линий, RGB – представление (фрагмент указан прямоугольником в Г); Б) - RGB – представление близости спектров к образцам; В) - нейросетевая SOM-кластеризация временного гиперкуба линии CO₂; Г) – развертка временного гиперкуба. Подробности см. в тексте

Заключение

Представленная система в настоящее время используется для хранения и обработки данных, получаемых с КА «Марс Экспресс». Она может служить основой при продолжении исследований Марса в последующих проектах. Развитая структура может эффективно использоваться, как при выполнении исследований, так и в планировании экспериментов по имеющимся данным. Показанные примеры ее использования позволяют оценить возможности применения в решении различных задач на Земле и при исследовании других планет.

Литература

- T.I.Chekalina, I.V.Popova, B.M.Balter, V.V.Egorov. Correlation portraits and neural networks for spaceborne high-resolution spectrometry // Proceedings ISSSR International Symposium, Maui, Hawaii, November 15-20, 1992. Vol. 2, pp. 1137 - 1149.
- 2. Балтер Б.М., Егоров В.В., Кузьмин А.А., Чекалина Т.И. Применение спектрально-корреляционных методов и теории катастроф в изучении пространственной неоднородности земной поверхности // Исследование Земли из космоса, 1991. Т.10. №5. С.10-15.