

Н.Е. Сердитова

МЕТОДОЛОГИЯ ПРИМЕНЕНИЯ ГЕОИНФОРМАЦИОННЫХ ТЕХНОЛОГИЙ В ЗАДАЧАХ ДИСТАНЦИОННОГО ЗОНДИРОВАНИЯ

N.E. Serditova

APPLICATION OF GEO INFORMATION TECHNOLOGIES IN REMOTE SENSING: METHODOLOGY

Рассмотрены основные задачи, возникающие при использовании данных дистанционного зондирования атмосферы и подстилающей поверхности в качестве информационных слоев геоинформационных систем. Предложены методы компрессии данных, выбора наиболее информативного спектрального диапазона и методы распознавания образов на спутниковых снимках в зависимости от уровня наличия априорной информации, реализуемые в контуре ГИС.

Ключевые слова: дистанционное зондирование, распознавание образов, информативность, геоинформационные системы.

The main problems in using remote sensing data of the atmosphere and Earth surface as information layers for GIS are considered. GIS-applicable methods for data compression, looking for the most informative spectral range and satellite imagery pattern recognition are proposed for various levels of prior information availability.

Key words: remote sensing, pattern recognition informative, GIS.

В последние годы геоинформационные системы (ГИС) стремительно становятся стандартным инструментом для принятия решений в задачах управления ресурсами окружающей среды. Благодаря способности хранить, обрабатывать, анализировать и визуализировать в структурированной электронной форме огромные объемы пространственно распределенных разнородных данных, ГИС позволяют быстро генерировать синтетическую информацию в удобной для принимающих решения специалистов форме. В решениях XV Всемирного Метеорологического Конгресса (2007, Женева) и Стратегическом плане ВМО (ВМО № 1028) настойчиво рекомендуется широкое внедрение ГИС в мировую метеорологическую практику в качестве основы перспективных информационных систем.

В метеорологических и природоохранных приложениях имеется особый круг задач, решение которых в значительной степени облегчается или ускоряется при использовании ГИС. К ним можно отнести раннее оповещение о стихийных бедствиях и опасных погодных явлениях, наблюдения за лесными и тундровыми пожарами, контроль за крупномасштабными выбросами загрязняющих веществ в атмосферу и Мировой океан, контроль за водной и ветровой эрозией почв, определения границ снежного покрова, затопления и разлива рек, агрометеорологические и биометеорологические приложения, обнаружение сигналов изменения и изменчивости климата. Использование ГИС в подобных задачах

имеет одну общую характерную особенность, а именно: необходимость усвоения и анализа данных дистанционного зондирования, в особенности от метеорологических радиолокаторов и спутников для исследования окружающей среды.

Однако цифровая информация с современных средств дистанционного зондирования требует расшифровки и анализа с целью идентификации изображенных на снимках объектов, выполняемого, как правило, вне рамок ГИС с использованием специализированных программных и аппаратных средств. Можно выделить две типовые задачи, решение которых необходимо для превращения спутниковых снимков в информационные слои, составляющие основу для хранения информации в ГИС: 1) компрессия данных, или задача выбора наиболее информативных спектральных диапазонов зондирования; 2) расшифровка изображения в выбранном спектральном диапазоне и идентификация изображенных на снимках объектов. Процесс принятия решений был бы значительно ускорен, если бы решение этих задач было возможно непосредственно в рамках ГИС, да еще в автоматическом режиме. В настоящей работе обсуждается методология решения подобных задач.

Эффективным способом компрессии многомерных случайных величин, каковыми являются спутниковые изображения, является составление их линейных комбинаций с ядрами, являющимися собственными векторами ковариационной матрицы. Полученные таким образом новые случайные величины будут некоррелированы и обладать дисперсией (а, следовательно, и информативностью), равной соответствующим собственным числам. При этом наибольшей информативностью на классе всех линейных комбинаций будет обладать комбинация с ядром, отвечающим максимальному собственному числу.

Рассматривается случайный вектор наблюдений

$$\mathbf{X}^T = (x_1, \dots, x_n), \quad (1)$$

где n – число спектральных каналов, x_i – яркость в точке поверхности в i -м диапазоне. При получении снимка в i -м спектральном диапазоне реализация вектора наблюдений будет представлять собой матрицу значений яркости $\{\mathbf{X}_{k,l}\}_{k=1,\dots,K}^{l=1,\dots,L}$ в каждой точке изображения k,l . K, L определяют размеры изображения с учетом пространственного разрешения.

Оценка максимального правдоподобия ковариационной матрицы вектора наблюдений

$$\hat{\Sigma} = \frac{1}{KL} \sum_{k=1}^K \sum_{l=1}^L (\mathbf{x}_{k,l} - \bar{\mathbf{X}})(\mathbf{x}_{k,l} - \bar{\mathbf{X}})^T; \quad (2)$$

$$\bar{\mathbf{X}} = \frac{1}{KL} \sum_{k=1}^K \sum_{l=1}^L (\mathbf{x}_{k,l}). \quad (3)$$

Характеристическое уравнение для определения собственных чисел λ_i

$$|\bar{\Sigma} - \lambda \mathbf{I}| = 0. \quad (4)$$

позволяет определить множество соответствующих собственным векторам $\mathbf{b}^{(i)}$, удовлетворяющим уравнениям

$$(\bar{\Sigma} - \lambda_i \mathbf{I})\mathbf{b}^{(i)} = 0; \quad (5)$$

$$\mathbf{b}^{(i)}(\mathbf{b}^{(i)})^T = 1 \quad (6)$$

Главные компоненты в этих обозначениях представляют собой

$$y^{(i)} = \mathbf{b}^{(i)}\mathbf{X}, \quad i = 1, \dots, N. \quad (7)$$

Доля объясняемой каждой компонентой дисперсии (и, соответственно, ее информативность) оценивается с помощью коэффициента

$$p_i = \frac{\lambda_i}{\sum_i \lambda_i} 100\%. \quad (8)$$

Применение подобного метода для выбора наиболее информативного диапазона по данным семиканального зондирования участка поверхности суши, выполненного ТМ LANDSAT, показывает высокую степень компрессии с помощью первых двух компонент (объясняющих до 98 % дисперсии), позволяет признать наиболее информативным для данного типа ландшафта ближний инфракрасный диапазон.

Для превращения спутниковых снимков в информационные слои ГИС необходимо привлечение методов теории распознавания образов (ТРО). В контуре ГИС необходимы алгоритмы, охватывающие весь спектр методов ТРО в зависимости от трех возможных уровней наличия априорной информации: 1) полного при наличии условных плотностей вероятностей признаков в классах, 2) неполного при наличии обучающих выборок; 3) полного ее отсутствия.

Как известно, основная задача ТРО сводится к построению разделяющей гиперповерхности (решающего правила) в признаковом пространстве с целью минимизации риска потерь.

Для первого уровня наличия априорной информации обсуждается метод максимального правдоподобия, который для вычисления апостериорной вероятности принадлежности объекта с признаками \bar{x}^* образу s_i , по формуле Байеса сводится к

$$P(s_i / \bar{x}^*) = \frac{P_0(s_i) \prod_{j=1}^N p(x_j^* / s_i)}{\sum_{k=1}^M P_0(s_k) \prod_{j=1}^N p(x_j^* / s_k)}. \quad (9)$$

Поскольку плотности вероятностей признаков, как правило, неизвестны, приходится ставить задачу оценки этих плотностей по обучающим выборкам. Предполагается, что распределение значений признаков каждого образа хорошо аппроксимируется смесью нормальных плотностей вероятностей:

$$p(x) = \sum_{q=1}^Q \mu_q N(x / m_q, \sigma_q), \quad (10)$$

Каждому объекту x_i выборки ставится в соответствие апостериорную вероятность α_{iq} принадлежности его q -й компоненте смеси:

$$\alpha_{iq} = \frac{\mu_q N(x_i / m_q, \sigma_q)}{\sum_{j=1}^Q \mu_j N(x_i / m_j, \sigma_j)}. \quad (11)$$

$$\mu_q = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \alpha_{iq}. \quad (12)$$

Строится следующая итеративная процедура последовательных приближений:

$$A^0 \Rightarrow \{\alpha_{iq}^0\} \Rightarrow A^1 \Rightarrow \{\alpha_{iq}^1\} \Rightarrow \dots A^t \Rightarrow \{\alpha_{iq}^t\} \Rightarrow A^{t+1} \Rightarrow \{\alpha_{iq}^{t+1}\} \Rightarrow \dots, \quad (13)$$

Где $A = \{\mu_q, m_q, \sigma_q\}$, A^0 – произвольно заданные начальные значения параметров смеси, верхний индекс – номер итерации.

Для $(t + 1)$ -го шага

$$m_q(t+1) = \sum_{i=1}^N \alpha_{iq}^t x_i / \sum_{n=1}^N \alpha_{nq}^t, q = 1, 2, \dots, Q, \quad (14)$$

$$\sigma_q^2(t+1) = \sum_{i=1}^N \alpha_{iq}^t [x_i - m_q(t+1)]^2 / \sum_{n=1}^N \alpha_{nq}^t. \quad (15)$$

Методы распознавания второго уровня при неполной априорной информации требуют обучающие выборки. Рассматривается простой и эффективный метод ближайшего среднего (эталонов). Для каждого класса по обучающей выборке строится эталон, имеющий значения признаков

$$x^{-0} = \{x_1^0, x_2^0, \dots, x_N^0\}, \quad (16)$$

где $x_i^0 = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K x_{ik}$, K – количество объектов данного образа в обучающей выборке; i – номер признака.

Распознавание осуществляется следующим образом. На вход системы поступает объект \bar{x}^* , принадлежность которого к тому или иному образу системе неизвестна. От этого объекта измеряются расстояния до эталонов всех образов, и \bar{x}^* система относит к тому образу, расстояние до эталона которого минимально. Расстояние измеряется в той метрике, которая введена для решения определенной задачи распознавания.

Этот метод прост в реализации и дает достаточно хорошие результаты. Однако в случае, когда дисперсии обучающих выборок относительно средних в двух классах значительно различаются, решающее правило метода ближайшего среднего существенно сместит границу в сторону одного из классов. Чтобы преодолеть это «неравенство» классов, целесообразно провести нормирование признаков по соответствующим среднеквадратическим отклонениям обучающих выборок и проводить классификацию в пространстве нормированных признаков. Это существенно повышает разделимость классов.

На третьем уровне в условиях полного отсутствия априорной информации используется кластерный анализ, в основе которого лежит гипотеза компактности. Одним из лучших алгоритмов реализации кластерного анализа при ограниченных объемах выборок считается использующий метод потенциальных функций. Название метода в определенной степени связано со следующей аналогией. Представим себе, что объекты являются точками \bar{x}_j некоторого пространства X . В эти точки будем помещать заряды $+q_j$. Функцию, описывающую распределение электростатического потенциала в таком поле, можно использовать в качестве решающего правила (или для его построения). Если потенциал точки \bar{x} , создаваемый единичным зарядом, находящимся в \bar{x}_j , равен $K(\bar{x}, \bar{x}_j)$, то общий потенциал в \bar{x} , создаваемый n зарядами, равен

$$g(\bar{x}) = \sum_{j=1}^n q_j K(\bar{x}, \bar{x}_j), \quad (17)$$

где $K(\bar{x}, \bar{x}_j)$ – потенциальная функция. Она, как в физике, убывает с ростом евклидова расстояния между \bar{x} и \bar{x}_j . Чаще всего в качестве потенциальной используется функция, имеющая максимум при $\bar{x} = \bar{x}_j$ и монотонно убывающая до нуля при $\|\bar{x} - \bar{x}_j\| \rightarrow \infty$.

Кластерный анализ осуществляется следующим способом. Всем элементам выборки приписывается один и тот же заряд. Вычисляется суммарный потенциал $g(\bar{x})$. Если он превышает определенное пороговое значение d , то это означает, что здесь имеется тесное скопление «зарядов», наводящее значительный потенциал. Соответствующая область провозглашается кластером. По величине

наведенного «потенциала» можно построить иерархию кластеров по «кучности» и количеству элементов.

В качестве потенциальных функций в данной работе используются функции вида

$$K(\bar{x}, \bar{x}_j) = \frac{1}{\left[\left(\bar{x} - \bar{x}_j \right)^2 + a^2 \right]} \quad (18)$$

с устанавливаемым заранее количеством кластеров или шириной кластера

Реализация трехуровневого алгоритма в контуре ГИС на примере идентификации объектов на спутниковом снимке LANDSAT показывает, что наиболее робастным оказывается алгоритм, использующий нормированный метод ближайшего среднего. При хорошем определении обучающих выборок наилучшее качество распознавания демонстрирует алгоритм, основанный на методе максимального правдоподобия с аппроксимацией условных плотностей вероятности смесью нормальных распределений

Выводы

Результаты применения разработанных алгоритмов на примере спутниковых снимков LANDSAT типичного ландшафта средних широт показывают наибольшую информативность ближнего инфракрасного диапазона.

Наиболее робастным (устойчивым к качеству определения обучающих выборок) оказывается алгоритм, использующий нормированный метод ближайшего среднего. При хорошем определении обучающих выборок наилучшее качество распознавания демонстрирует алгоритм, основанный на методе максимального правдоподобия с аппроксимацией условных плотностей вероятности смесью нормальных распределений.

Литература

1. Сердитова Н.Е. Экономика природопользования: эколого-экономический аспект. – СПб.: РГГМУ, 2006.
2. Сердитова Н.Е., Ефремов Р.Н., Белоцерковский А.В. Обработка и анализ данных дистанционного зондирования в рамках ГИС в задачах рационального природопользования // Итоговая сессия ученого совета РГГМУ: информационные материалы. – СПб.: РГГМУ, 2001.