

ОБЗОР МЕТОДОВ ФОРМИРОВАНИЯ ТЕКСТУРНЫХ ПРИЗНАКОВ В ЗАДАЧАХ ОБРАБОТКИ КОСМИЧЕСКИХ ИЗОБРАЖЕНИЙ

Верещагин О.Р.¹, Беляева Л.Н.²

Научный руководитель: Токарева О.С.¹

¹Томский политехнический университет, г. Томск, Россия

²Карагадинский государственный технический университет, г. Караганда, Казахстан

xxx_56_09@mail.ru

Введение

Стремительное развитие космических и информационных технологий в конце XX-начале XXI в. привело к тому, что в отрасли дистанционного зондирования Земли (ДЗЗ) произошли качественные изменения: появились космические аппараты со съемочными системами нового поколения, позволяющие получать снимки со сверхвысоким пространственным разрешением (до 41 см у спутника GeoEye-1).

Разделы, посвященные теории распознавания образов показывают, что вовлечение контекстной информации значительно улучшает качество решающих правил. Широко распространенная практика пиксельной классификации аэрокосмической съемки на основе спектральных яркостей часто оказывается некорректной. Потребность в более эффективных методах анализа космических снимков ставит на первый план проблему учета контекстной информации в алгоритмах распознавания образов. Если между соседними элементами изображения существует заметная статистическая взаимосвязь, она создает локальный пространственный контекст. Источники контекстной информации могут содержаться в изображении, проявляться в виде определенных правил пространственной организации элементов. В этом случае целесообразно использование методов анализа текстуры для распознавания образов на изображении [1]. В связи с этим разработка методов текстурной классификации данных космических снимков становится все более актуальной.

Текстура

В источниках [2-4] имеется целый ряд определений текстур. Основные внутренние отношения в понятии «тон – текстура» можно описать следующим образом. Если изменения тоновых производных элементов в пределах небольшого участка изображения малы, то доминирующим признаком данного участка служит тон. Если же тоновые производные элементы существенно изменяются, то доминирующим признаком участка является текстура [5].

Одним из этапов алгоритмов текстурно классификации является формирование системы текстурных признаков [1].

Система текстурных признаков

Текстурные признаки в потенциале имеют возможность суммировать контекстную информацию с определёнными свойствами инвариантности под конкретную задачу распознавания обра-

зов. Поэтому исследуются все подмножества расширенной системы спектрально-текстурных признаков на информативность.

Признаки, используемые при решении тех или иных задач, задаются лишь на основании опыта и интуиции специалиста. Для распознавания спутниковых изображений в [1] описывается система текстурных признаков. Основной вопрос при построении системы признаков заключается в том, чтобы определить какие и сколько признаков необходимо выделить для надежной классификации объектов на изображении.

Чрезмерное увеличение исходной системы признаков не приносит положительного эффекта из-за того, что степень представительности выборки одного и того же объема обратно пропорциональна размерности пространства признаков. В проблеме выбора информативных признаков следует выделить два основных момента, во-первых, необходимо определить функционал информативности подсистемы признаков и, во-вторых, определить правило формирования последовательностей исследуемых на информативность подпространств признаков [6]. Прежде всего, заметим, что адекватным задаче оценивания качества признаков является лишь средний риск, или эмпирическая оценка последнего по обучающей выборке, то есть тот же критерий, минимизацией которого получено оптимальное (байесово) правило распознавания образов.

На практике широко применяются способы усеченных переборов подпространств признаков. Так в алгоритме «Del» [7], осуществляется усеченный перебор, сокращающий систему признаков путем выбрасывания одного за другим малоинформативных признаков. В другом варианте «Add» [7] система информативных признаков набирается последовательно путем включения один за другим высокоинформативных признаков.

В работе [8] анализируется информативность систем текстурных признаков, построенных с помощью четырех методов, которые хорошо зарекомендовали себя при решении реальных задач. Первые два метода основаны на использовании статистик, полученных с помощью гистограммы абсолютных разностей (Grey-Level Difference (GDL)) и матрицы смежности уровней серого тона (Grey-Level Co-occurrence Matrix (GLCM)); третий метод – на гауссовской марковской модели случайных полей (Gaussian Markov Random field

(GMRF)), а четвертый на авторегрессионной модели (Simultaneous Autoregressive Model (SAR)).

Метод GDL использует для описания текстуры гистограмму $p(\delta, \theta)$ абсолютных разностей уровней серого тона соседних пикселей, расположенных на расстоянии δ друг от друга по направлению θ . Эксперименты в [9] были проведены для $\delta=1$ и $\theta \in \{0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ\}$. На основе гистограммы $p(\delta, \theta)$ были вычислены следующие признаки:

$$CON = \sum i^2 p_i(\delta, \theta), \quad ASM = \sum p_i^2(\delta, \theta), \\ ENT = -\sum p_i(\delta, \theta) \log(p_i(\delta, \theta)), \quad MEAN = \frac{1}{m} \sum ip_i(\delta, \theta),$$

где m – число уровней серого тона. Общее число признаков равнялось 16.

В рамках метода GLCM текстура характеризуется матрицей смежности значений уровня серого. Элементами этой матрицы $P_{ij}(\delta, \theta)$ являются относительные частоты наличия на изображениях соседних точек с яркостями i и j , расположенных на расстоянии δ друг от друга по направлению θ . Значения параметров δ и θ выбирались такими же, как и в методе GLD. В качестве текстурных признаков использовались четыре статистики: контраст (CON), второй угловой момент (ASM), энтропия (ENT) и корреляция (COR). Общее число признаков, полученных с помощью этого метода, равнялось 16.

Метод GMRF. Пусть I_{xy} – значение уровня серого тона для пикселя с координатами (x, y) . Предполагается, что вероятность значения I_{xy} зависит от пикселей, расположенных в окрестности N_{xy} (рис. 1):

$$p(I_{xy} | I_{ij}, (i, j) \in N_{xy}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left(-\frac{(I_{xy} - \sum_{i,j} \alpha_{ij} I_{ij})^2}{2\sigma^2}\right)$$

Параметры $\alpha_i (i=1, \dots, 6)$, характеризуют направленность текстуры, а σ – её зернистость. Эти параметры выступают в качестве текстурных признаков.

		$x, y-2$		
	$x-1, y-1$	$x, y-1$	$x+1, y-1$	
$x-2, y$	$x-1, y$	x, y	$x+1, y$	$x+2, y$
	$x-1, y+1$	$x, y+1$	$x+1, y+1$	
		$x, y+2$		

Рис.1. Окрестность N_{xy} для пикселя (x, y) выделена серым цветом

В методе SAR предполагается, что значение I_{xy} зависит от соседних пикселей:

$$I_{xy} = \sum_{(i,j) \in N} \theta_{ij} I_{x \oplus i, y \oplus j} + \sqrt{\rho} \omega(x, y), \quad \text{где } \oplus - \text{ сложение по модулю } M;$$

$\omega(x, y)$ – независимые одинаково распределённые гауссовские случайные величины с нулевым средним и единичной дисперсией; M – размер квадратного фрагмента изображения; $N = \{(1,0), (-1,0), (0,1), (0,-1)\}$ – множество координат

соседних точек. Параметры модели – веса $\bar{\theta} = \text{col}(\theta_{i,j}, (i,j) \in N)$ (здесь и далее $\text{col}(\theta_{i,j}, (i,j) \in N)$ – вектор-столбец $(a_{1,0}, a_{-1,0}, a_{0,1}, a_{0,-1})^T$), характеризует зависимость уровня серого соседей; ρ – общая дисперсия шума. Эти параметры определяются итеративно по формулам, приведённым в [8]. В качестве текстурных признаков были выбраны параметры ρ , $\theta_{1,0}$ и $\theta_{0,1}$, так как для данного N $\theta_{1,0} = \theta_{-1,0}$, а $\theta_{0,1} = \theta_{0,-1}$.

Как показано в [8], информативность признаков, получаемых с помощью метода GLCM, зависит от числа уровней квантования серого тона. Набор признаков, полученный при 16 уровнях квантования, обеспечивал минимальную ошибку классификации, поэтому во всех экспериментах использовались изображения с шестнадцатью градациями уровня серого тона.

Результаты экспериментальных исследований, приведенные в [8], показывают, что благодаря комбинированию различных методов, при классификации спутниковых изображений наилучшее качество обеспечивает статистический метод GLCM, использование модельных методов GMRF и SAR нецелесообразно.

Обзор работ показал, что универсального метода, позволяющего описать все разнообразие текстур, не существует.

Литература

1. Мицель А.А., Колодникова Н.В., Протасов К.Т. Непараметрический алгоритм текстурного анализа аэрокосмических снимков // Известия Томского политехнического университета. 2005. Т.308, №1 – с. 65–70.
2. Coggins J.M. A Framework for Texture Analysis Based on Spatial Filtering Ph. D. // Computer Science Department. – Michigan: Michigan State University, 1982.
3. Tamura H., Mori S., Yamawaki Y. Textural Features Corresponding to Visual Perception // IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics. – 1978. – № 8. – P. 460-473.
4. Haralick R.M. Statistical and Structural Approaches to Texture // Proc. of the IEEE, 67. – 1979. – P. 786-804.
5. Антошук С.Г., Сербина Н.А. Система распознавания текстурных изображений при экологическом мониторинге // Искусственный интеллект - Украина. – 2002 с.406 – 413.
6. Загоруйко Н.Г. Методы распознавания и их применение. – М.: Советское радио, 1972. – 208 с.
7. <http://math.nsc.ru/AP/oteks/Russian/links/SPA/ind ex.html>
8. Пестунов И.А., Мельников П.В. Информативность систем текстурных признаков для классификации спутниковых изображений с высоким пространственным разрешением // VIII Междунар. научн. конгресс «Интерэкспо ГЕО-Сибирь-2012».