

Текстурная rgb -сегментация одноканальных terrasat-x изображений

Н.В.Родионова

Федеральное научное бюджетное учреждение Института радиотехники и электроники им. В.А. Котельникова РАН (Фрязинский филиал), Московская область, г. Фрязино., пл. ак. Введенского, д. 1, e-mail: rnv@ire.rssi.ru

В данной работе осуществлена текстурная RGB сегментация одноканальных TerraSAR-X изображений с использованием статистик второго порядка Харалика. Вычислены и проанализированы матрицы попарных расстояний Бхаттачарья и Джефффри – Матусита между парами классов для исходного и текстурных изображений до и после фильтрации спеклов. Сделано сравнение текстурных изображений с изображениями, полученными методом главных компонент и кластеризацией.

Textural RGB segmentation of one channel TerraSAR-X images is performed by the proper Haralick second order statistics. The Bhattacharya distance and the Jeffries - Matusita separability for each pair of the classes were calculated and analyzed. The images received by textural segmentation, PCA and clustering are compared.

Введение

Сегментация является важным элементом в обработке цифровых изображений, поскольку качество интерпретации информации на них зависит от сегментации. Сегментация – это разбиение изображения на области, удовлетворяющие некоторым критериям однородности, в качестве которых могут быть яркость, текстура, цвет и другие. Сегментация является инструментом для распознавания, понимания изображений. Описание алгоритмов сегментации можно найти, например, в [1]-[3]. В постановке задачи сегментации прослеживается аналогия с задачей кластеризации (или классификации без обучения). Для того чтобы свести задачу сегментации к задаче кластеризации, достаточно задать отображение точек изображения в некоторое пространство признаков и ввести метрику (меру близости) на этом пространстве признаков.

В данной работе осуществлена сегментация по текстурным признакам (ТП) Харалика [4] одноканальных (с одной поляризацией) радиолокационных изображений (РЛИ) немецкого спутника TerraSAR-X (TSX) (длина волны 3 см). Вычислены и проанализированы матрицы попарных расстояний Бхаттачарья и Джефффри – Матусита между парами классов для исходного и текстурных изображений до и после фильтрации спеклов. Сделано сравнение текстурных изображений с изображениями, полученными методом главных компонент и кластеризацией.

Исходные данные

В качестве исходных данных были использованы TSX изображения в формате .tif, выложенные в свободном доступе на сайте [5]. На рис. 1 (а) показано исходное TSX с НН - поляризацией изображение, где снята юго-восточная часть Калача-на-Дону, река Дон, Волго-Дон канал, Цимлянское водохранилище. Дата съемки 19 июня 2007 года, Imaging Mode: StripMap, пространственное разрешение -10 м.. Размер изображения 1499*3275 пикселей. На рис. 1 (б) дано изображение данного района с сайта GoogleMaps. На рис. 1 (в) показана топокарта, построенная по Quicklook и доступная на том же сайте, что и изображение. На топокарте показаны следующие объекты и типы поверхности: река, строения, болото, трава, заросли (чаща), поля с с/х культурами, почва.

Анализ текстурных признаков и текстурная RGB сегментация.

Для формирования локальных характеристик текстуры были использованы ее статистические свойства, описываемые статистиками второго порядка Харалика. При первичном отборе статистик учитывалась прежде всего независимость ТП, и по результатам работы [6] были выбраны независимые ‘контраст’, ‘обратный момент’, ‘сумма квадратов’ и ‘корреляция’, а также ‘энтропия’, как мера беспорядка на изображении (этот ТП – зависим):

контраст-
$$C = \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} (i-j)^2 P_{ij} - \text{мера распространения уровней яркости} \quad (1),$$

обратный момент-
$$IM = \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} P_{ij} / (1 + |i-j|) - \text{мера локального сходства} \quad (2),$$

сумма квадратов или дисперсия:
$$\sigma_i^2 = \sum_{i=0}^{N-1} (i - \mu_i)^2 \sum_{j=0}^{N-1} P_{ij}, \quad \sigma_j^2 = \sum_{j=0}^{N-1} (j - \mu_j)^2 \sum_{i=0}^{N-1} P_{ij}, \quad (3),$$

где
$$\mu_i = \sum_{i=0}^{N-1} i \sum_{j=0}^{N-1} P_{ij}, \quad \mu_j = \sum_{j=0}^{N-1} j \sum_{i=0}^{N-1} P_{ij},$$

корреляция-
$$COR = \frac{\sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} (i - \mu_i)(j - \mu_j) P_{ij}}{\sigma_i \sigma_j}, \quad (4),$$

энтропия -
$$E = - \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N P_{ij} \log(P_{ij}) - \text{мера 'беспорядка' на изображении} \quad (5),$$

где N – число градаций уровней яркости, P_{ij} - матрица совместного появления уровней яркости пар смежных точек i и j, означающая частоту, с которой пара точек (одна с яркостью i, другая с яркостью j), отстоящих на расстоянии δ в направлении ξ , встречаются на изображении. При $\delta=1$ у центральной точки окна есть четыре различных направления: $\xi = 0^0, 45^0, 90^0, 135^0$. Средняя по направлениям матрица

$$P_{ij} = \frac{1}{4} (P_{i,0} + P_{i,45} + P_{i,90} + P_{i,135})$$
 используется для нахождения ТП.

ТП вычислялись на РЛИ в движущемся окне [5x5] пикселей при N=32.

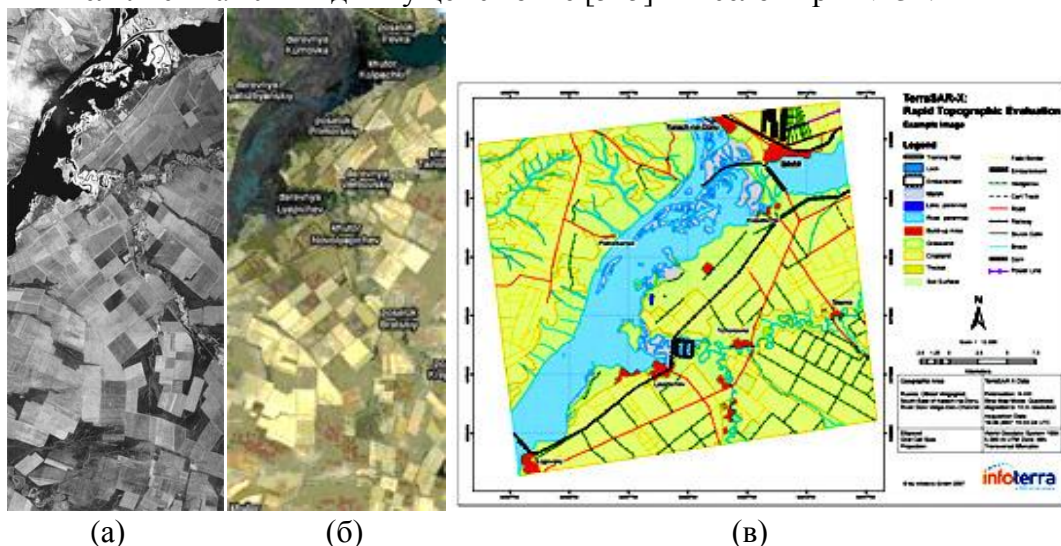


Рис. 1. Исходное изображение (а), изображение из GoogleMaps (б) и топокарта (в).

Прежде чем проводить сегментацию, на топокарте (рис. 1 в) были выбраны объекты, представляющие имеющиеся типы поверхности, и в окне 30*30 пикселей вычислены значения ТП для этих объектов. На рис. 2 приведены графики значений ТП

‘контраст’, ‘обратный момент’, ‘сумма квадратов’, ‘корреляция’ и ‘энтропия’ для объектов ‘вода’, ‘почва’, ‘трава’, ‘болото’, ‘поля с с/х культурами’, ‘строения’.

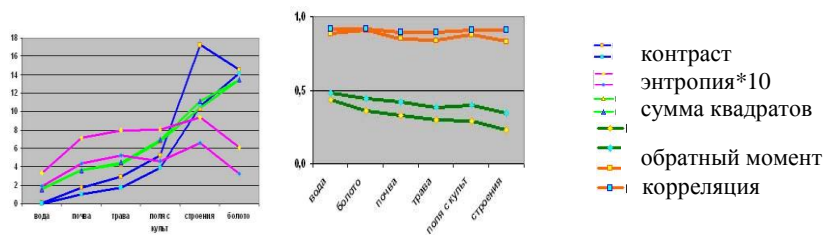


Рис. 2. Значения ТП для разных классов на РЛИ в окне 30*30 пикселей до (желтый маркер) и после (синий маркер) фильтрации спеклов.

Исходя из рис. 2, рассмотренные пять ТП можно разделить на две группы по зависимости их значений для гладких и шероховатых поверхностей и зависимости значений от фильтрации спеклов: 1 группа (рис. 2, слева) – контраст, энтропия, сумма квадратов – для этих ТП наименьшие значения принадлежат гладким поверхностям (вода и т.д.), с уменьшением значений после фильтрации спеклов (на ТП сумма квадратов фильтрация почти не влияет), и 2 группа (рис. 2, справа) – обратный момент и корреляция – для которой характерны наибольшие значения для гладких поверхностей и увеличение значений после фильтрации спеклов. Данное разбиение на группы позволяет значительно уменьшить количество возможных размещений из пяти ТП по три (всего $N=5!/(5-3)!=60$ вариантов) при текстурной RGB сегментации, а именно, ТП второй группы следует связать с голубым цветом при данной сегментации, а ТП первой группы с красным и зеленым цветами. На рис. 3 показаны четыре варианта размещений ТП при текстурной RGB сегментации: вариант 1: red– контраст, green– сумма квадратов, blue– обратный момент; вариант 2: контраст, корреляция, обратный момент; вариант 3: контраст, энтропия, обратный момент; вариант 4: энтропия, контраст, корреляция. Остальные варианты подобны приведенным.

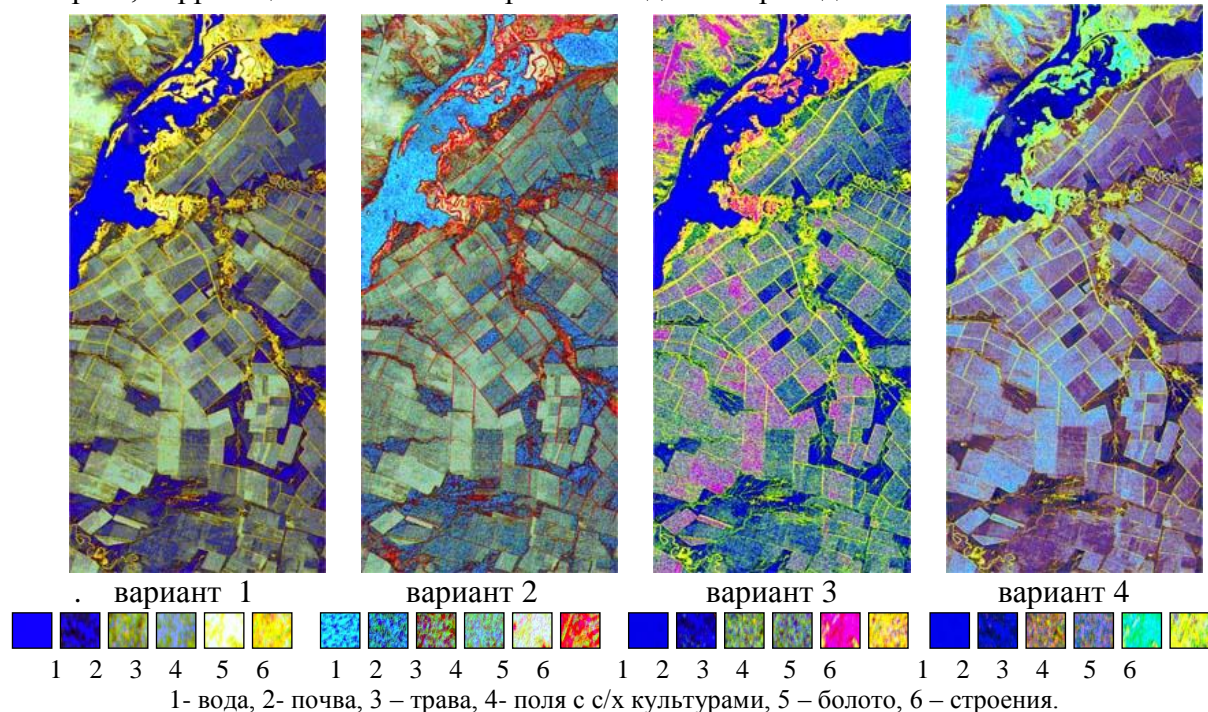


Рис. 3. Текстурная RGB сегментация.

Расстояние между парами классов.

Для выяснения вопроса, есть ли среди рассмотренных ТП такие, что дают наибольшую дифференциацию объектов на РЛИ, были построены матрицы попарных расстояний Бхатачарья (В) и Джеффри – Матусита (J) [7]:

$$B = (m_1 - m_2)^2 / (4 * (\sigma_1^2 + \sigma_2^2)) + \ln((\sigma_1^2 + \sigma_2^2) / (2 * \sigma_1 * \sigma_2)) / 2, \quad (6)$$

$$J = 2 \cdot (1 - e^{(-B)}), \quad (7)$$

Диапазон значений расстояния Джеффри – Матусита – от 0 до 2. При росте расстояния В значение J стремится к 2.

Вычисление матриц расстояний В и J между парами классов (строения, вода, поле, болото, почва, трава) в окне 30*30 пикселей не выявило среди рассмотренных ТП ‘главных компонент’, дающих наибольшие попарные расстояния. Так, для ТП ‘обратный момент’, ‘корреляция’, ‘сумма квадратов’, ‘энтропия’, значения J близки к 2 как до, так и после фильтрации спеклов [8], и только для ТП ‘контраст’ (рис. 4а) значения J имеют больший разброс, который уменьшается после фильтрации спеклов (рис. 4б).

Интересно было сравнить попарные расстояния J для РЛИ интенсивности (рис. 4 в) с J для одного из текстурных РЛИ (рис. 4а). Оказалось, что J для интенсивности имеют значительно меньшие значения, чем для текстурных изображений, т.е. дифференциация объектов на текстурных РЛИ лучше, чем на амплитудных РЛИ.

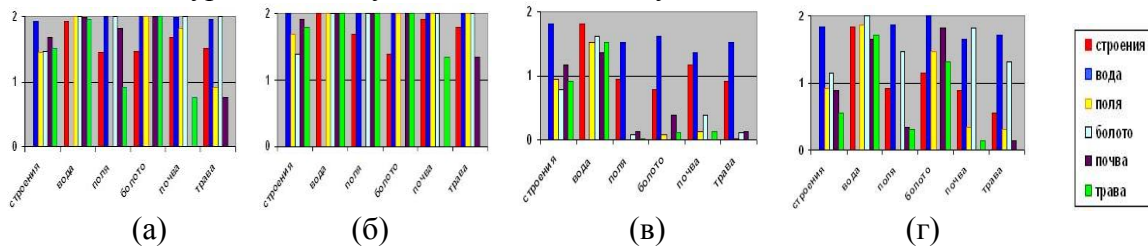


Рис. 4. Расстояние Джеффри- Матусита для ТП контраст ((а) –до и (б) после фильтрации спеклов) и интенсивности ((в) –до и (г) – после фильтрации спеклов).

Метод главных компонент и кластеризация изображений.

Сократить число признаков без существенной потери информации можно с помощью метода главных компонент (МГК). На базе реализации программы МГК в свободно распространяемом пакете Pwis [9] были построены изображения первых трех главных компонент из исходных пяти текстурных изображений, и RGB представление дано на рис. 5 (а). Визуальное сравнение МГК изображения на рис. 5 (а) с текстурной сегментацией, показанной на рис. 3, не демонстрирует преимуществ использования представления изображения в виде главных компонент.

Как сказано во введении, для того чтобы свести задачу сегментации к задаче кластеризации, достаточно задать отображение точек изображения в некоторое пространство признаков и ввести метрику (меру близости) на этом пространстве признаков. Полученная выше текстурная RGB сегментация (рис.3) имеет неизвестное число классов однородности по ТП. При кластеризации изображения, количество классов (кластеров) в зависимости от выбранного алгоритма или задается заранее, или определяется результатом кластеризации. В данной работе кластеризация осуществлена с помощью пакета Pwis [9]. Заложенный в [9] алгоритм требует на входе задания числа кластеров. Учитывая, что алгоритмы кластеризации плохо работают на зашумленных изображениях, кластеризация была осуществлена на предварительно отфильтрованных от спеклов исходном и текстурном изображениях, в качестве последнего было взято изображение ТП ‘сумма квадратов’. Результат кластеризации для числа кластеров 10 показан на рис. 5 ((б) для исходного изображения, и (в) для

текстурного изображения). Исходя из изображений рис. 5 (б) и (в), трудно отдать предпочтение, какое изображение использовать для кластеризации: амплитудное или текстурное. Нужна дополнительная информация (карты, подспутниковые данные).

При визуальном сравнении результатов текстурной RGB сегментации (рис.3) и кластеризации (рис.5 (б) и (в)) можно отметить их близость при более четко выраженных границах областей с разными характеристиками и четко выраженными речными артериями в случае текстурной RGB сегментации.

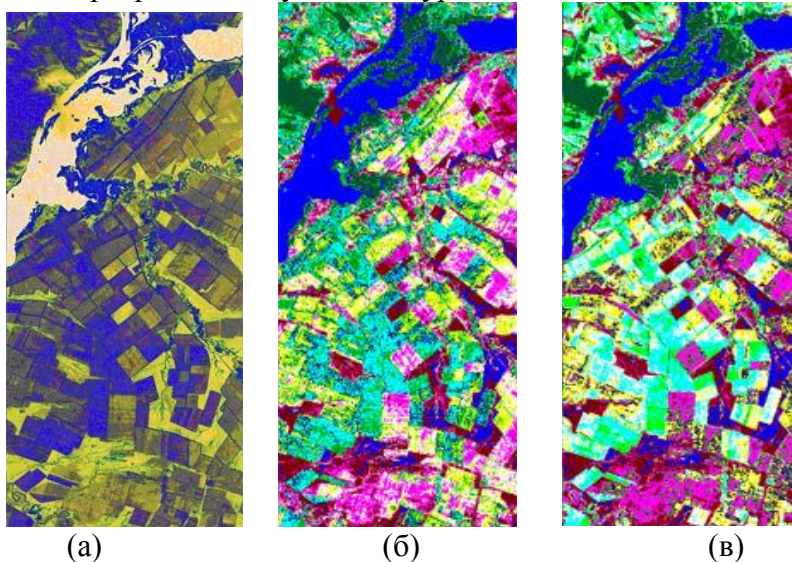


Рис.5. МГК (а) и кластеризация исходного изображения (б) – (10 кластеров) и изображения ТП ‘сумма квадратов’ ((в) – 10 кластеров).

Заключение

В работе выполнена текстурная RGB сегментация одноканальных TerraSAR-X изображений по независимым статистикам второго порядка Харалика. Анализ статистик для разных объектов на РЛИ позволил сгруппировать статистики в 2 группы по значениям для гладких и шероховатых областей, что дало возможность значительно снизить число различных вариантов RGB слияний при текстурной сегментации. Анализ матриц попарных расстояний Бхатачарья и Джеффри – Матусита между классами показал равнозначность выбранных ТП и обнаружил существенно меньшие значения попарных расстояний для амплитудных РЛИ в сравнении с текстурными. При визуальном сравнении результатов текстурной RGB сегментации и изображений, полученных с помощью МГК и кластеризации, можно отметить четкость границ между областями с разной текстурой и четкость выраженности речных артерий на изображениях с текстурной RGB сегментацией.

Литература.

1. Чочиа П.А. (2010). Пирамидальный алгоритм сегментации изображений. *Информационные процессы*, **10** (1), 23-35.
2. Бакут П.А., Колмогоров Г.С., Ворновицкий И.Э. (1987). Сегментация изображений: методы пороговой обработки. *Зарубежная радиоэлектроника*, (10), 6-24.
3. Бакут П.А., Колмогоров Г.С. (1987). Сегментация изображений: методы выделения границ областей. *Зарубежная радиоэлектроника*, (10), 25-47.
4. Haralick, R.M. (1973). Textural Features for Image Classification. *IEEE. Trans. Syst. Man and Cybernetics*, **3** (6), 610-621.
5. <http://www.infoterra.de/gallery/>
6. Ulaby, F.T., Kouyate, F., Brisco, B., Williams, T.H. L. (1986). Textural Information in SAR Images. *IEEE Trans. GRS*, **GE-24** (2), 235-245.

7. Nussbaum, S., Menz, G. (Eds.). (2008). Object-Based Image Analysis and Treaty Verification: New Approaches in Remote Sensing – Applied to Nuclear Facilities in Iran. Springer Science+Business Media B.V., Dordrecht.
8. Lee, J.-S. (1983). A Simple Speckle Smoothing Algorithm for Synthetic Aperture Radar Images. *IEEE Trans. SMC*, **13** (1), 85-89.
9. <http://www.52north.org/>