

Текстурная RGB - сегментация одноканальных TerraSAR-X изображений

Н.В. Родионова

*Фрязинский филиал Института радиотехники и электроники им. В.А. Котельникова
РАН, Фрязино, Россия
E-mail: rnv@ire.rssi.ru*

Одним из важнейших этапов в обработке изображений является сегментация, или разбиение изображения на однородные по некоторым признакам области. В качестве критериев однородности могут быть яркость, текстура, цвет и другие параметры. В данной работе осуществлена сегментация по текстуре одноканальных (одна поляризация) TerraSAR-X изображений с использованием статистик второго порядка Харалика. В качестве текстурных признаков Харалика были выбраны 'контраст', 'обратный момент', 'сумма квадратов', 'корреляция' и 'энтропия'. Для выявления текстурных признаков, дающих наибольшую дифференциацию объектов на радиолокационном изображении, в работе вычислены и проанализированы матрицы попарных расстояний Джеффриса – Матусита между парами классов для исходного и сегментированных по текстуре изображений до и после фильтрации спеклов. Вычисление матриц расстояний не выявило среди рассмотренных текстурных признаков 'главных компонент', дающих наибольшие попарные расстояния, но показало лучшую дифференциацию объектов на текстурных изображениях в сравнении с амплитудными. В статье сделано сравнение текстурных изображений с изображениями, полученными методом главных компонент и кластеризацией.

Ключевые слова: одноканальное изображение, сегментация, текстурные признаки, расстояние Джеффриса – Матусита.

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 (Чочиа, 2010; Бакут и др., 1987; Бакут, Колмогоров, 1987). 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 (Haralick et al., 1973) одноканальных (с одной поляризацией) радиолокационных изображений (РЛИ) немецкого спутника TerraSAR-X (TSX) (длина волны 3 см). Вычислены и проанализированы матрицы попарных расстояний Бхаттачарья и Джеффриса – 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 (<http://www.infoterra.de/gallery/>). На *рис. 1а* показано исходное TSX с НН - поляризацией изображение, представляющее местность 50 км западнее Волгограда, юго-восточную часть Калача-на-Дону, Цимлянское водохранилище, реку Дон, Волго-Дон канал. На значительной части изображения доминируют с/х поля, вариации яркости которых отражают различие с/х культур и разные стадии их роста. Дата съемки 19 июня 2007 года, режим съемки: StripMap, пространственное разрешение -10 м. Угол наблюдения $51,7^{\circ}$. Размер изображения 1499*3275 пикселей. На *рис. 1б* показано изображение данного района с сайта GoogleMaps, а на *рис. 1в* - топокарта, построенная по просмотрным данным и доступная на том же сайте, что и изображение. На топокарте отмечены следующие объекты и типы поверхности: река, строения, болото, трава, заросли (чаща), поля с с/х культурами, почва.

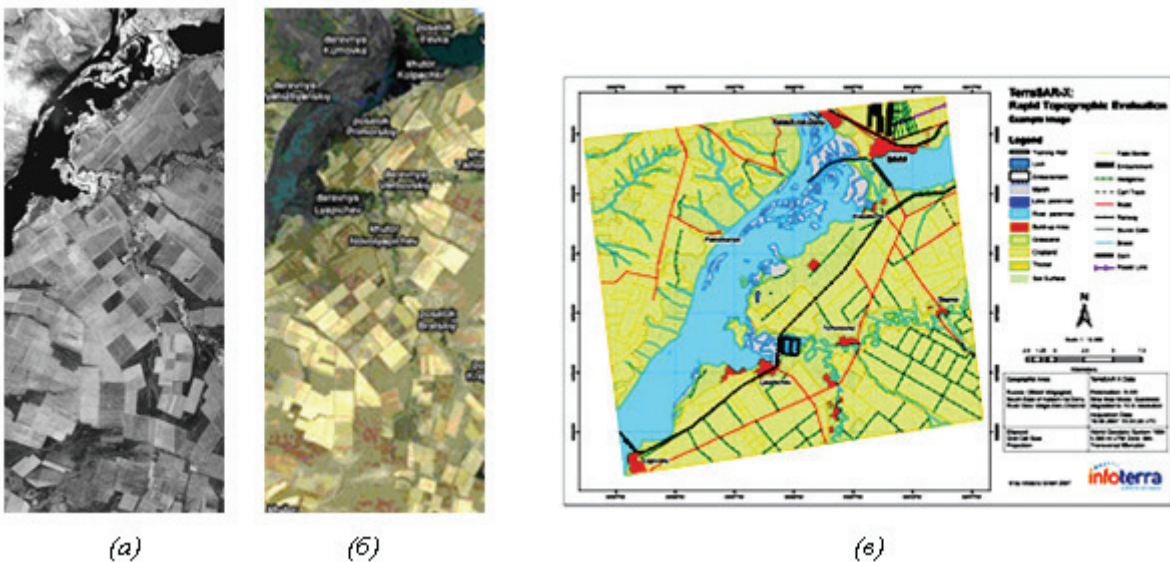


Рис. 1. Исходное изображение (а), изображение из GoogleMaps (б) и топокарта (в)

Анализ текстурных признаков и текстурная RGB сегментация

Для формирования локальных характеристик текстуры были использованы ее статистические свойства, описываемые статистиками второго порядка Харалика. При отборе статистик учитывалась независимость ТП, и по результатам работы (Ulaby et al., 1986) были выбраны некоррелирующие 'контраст', 'обратный момент', 'сумма квадратов' и 'корреляция', а также 'энтропия', как мера беспорядка на изображении (этот ТП – зависим):

ТП вычислялись на РЛИ в движущемся окне $[5 \times 5]$ пикселей при $N=32$, где N – число градаций уровней яркости, определяющее размер матрицы P_{ij} совместного появления

уровней яркости пар смежных точек i и j . Значения матрицы определяют насколько часто 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: $\xi = 0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$. Средняя по направлениям матрица используется для нахождения ТП.

Для выбора трех ТП из рассматриваемых пяти для RGB- сегментации, вычислим значения ТП в окне 30×30 пикселей для типов поверхности, показанных на топокарте (рис. 1в), а именно, для объектов ‘вода’, ‘почва’, ‘трава’, ‘болото’, ‘поля с с/х культурами’, ‘строения’. Результат показан на рис. 2. Следует отметить, что нет никакого предпочтения для выбора каких-либо трех из пяти ТП с точки зрения лучшей дифференциации объектов на изображении, о чем будет сказано ниже при определении расстояния между парами классов по ТП.

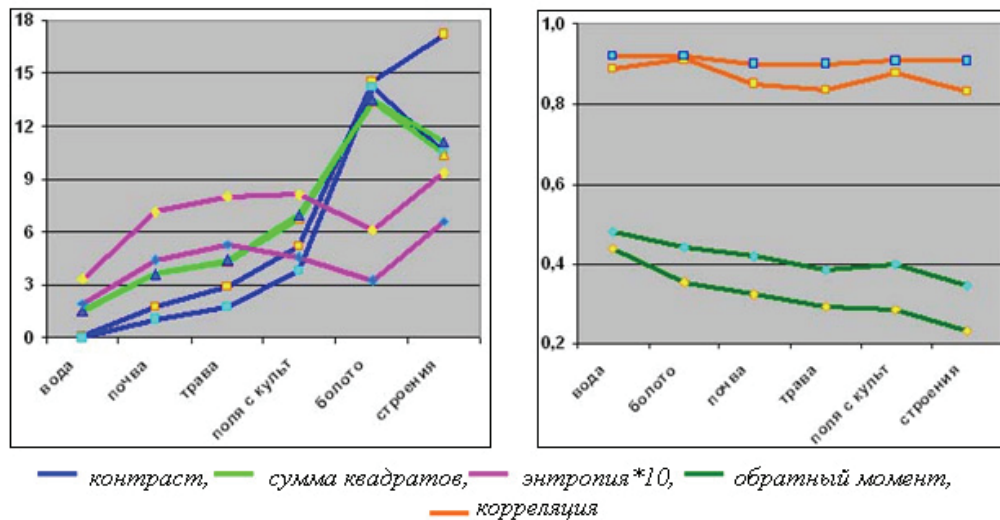


Рис. 2. Значения ТП для разных классов на РЛИ в окне 30×30 пикселей до фильтрации спеклов (Lee, 1983) (желтый маркер) и после фильтрации спеклов (синий маркер)

Из рис. 2 следует, что можно разделить рассматриваемые ТП на две группы по следующим критериям: 1) зависимости значений от фильтрации спеклов (Lee, 1983), 2) зависимости значений от шероховатости поверхности. В одной группе (рис. 2, слева), куда входят ТП контраст, энтропия и сумма квадратов, значения признаков растут с ростом шероховатости и уменьшаются после фильтрации спеклов. В другой группе (рис. 2, справа), куда входят ТП обратный момент и корреляция, наибольшие значения признаков характерны для гладких поверхностей, и значения ТП растут после фильтрации спеклов. 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 синим цветом при данной сегментации (тогда гладкие водные поверхности на изображениях в псевдоцвете будут иметь си-

ний цвет), а ТП первой группы с красным и зеленым цветами. На *рис. 3* показаны три варианта размещений ТП при текстурной RGB сегментации: вариант 1: красный цвет – контраст, зеленый – сумма квадратов, синий – обратный момент; вариант 2: контраст, энтропия, обратный момент; вариант 3: энтропия, контраст, корреляция. Остальные варианты подобны приведенным.

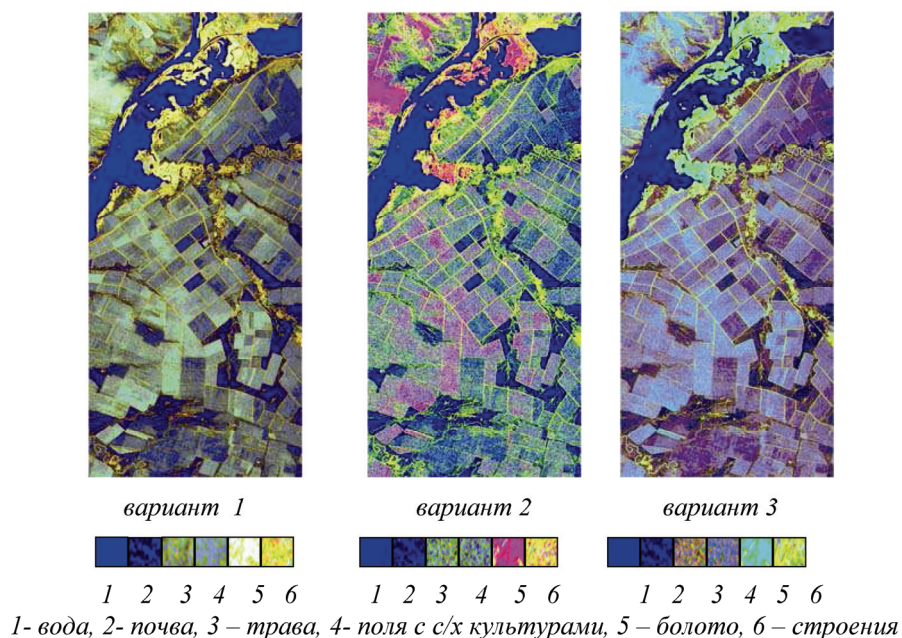


Рис. 3. Текстурная RGB сегментация изображений

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 Бхаттачарья (В) и Джеффриса – Матусита (J) (Nussbaum, Menz, 2008):

$$B = (m_1 - m_2)^2 / (4 * (\sigma_1^2 + \sigma_2^2)) + \ln((\sigma_1^2 + \sigma_2^2) / (2 * \sigma_1 * \sigma_2)) / 2, \quad (1)$$

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

где m_i и σ_i - среднее значение и дисперсия для объекта i в рассматриваемом окне.

Диапазон значений расстояния Джеффриса – Матусита (2) – от 0 до 2. При росте расстояния В (1) значение J (2) 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 (Lee, 1983), 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. 4в) с J для одного из текстурных изображений (рис. 4а). Оказалось, что J для интенсивности имеют значительно меньшие значения, чем для текстурных изображений, т.е. дифференциация объектов на текстурных изображениях лучше, чем на амплитудных РЛИ.

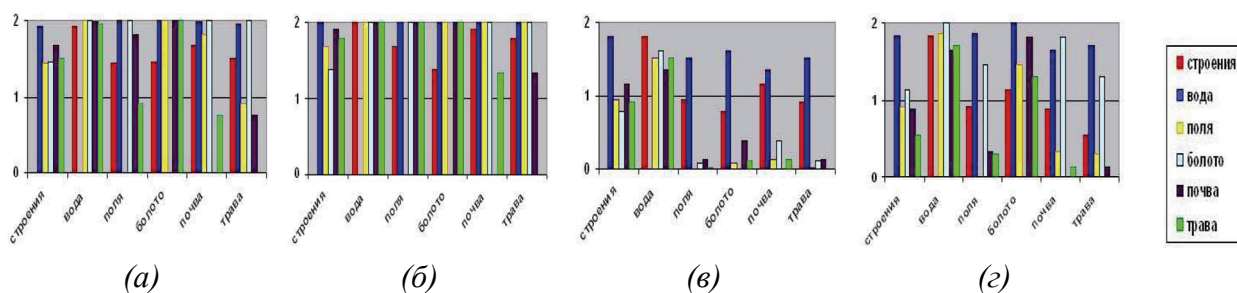


Рис. 4. Расстояние Джеффриса - Матусита для ТП контраст ((а) –до и (б) после фильтрации спеклов) и интенсивности ((в) –до и (г) – после фильтрации спеклов)

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 (<http://www.52north.org/>) были построены изображения первых трех главных компонент из исходных пяти текстурных изображений, и изображение в псевдоцвете дано на рис. 5а. Визуальное сравнение МГК изображения на рис. 5а с текстурной сегментацией, показанной на рис. 3, не демонстрирует преимуществ использования представления изображения в виде главных компонент.

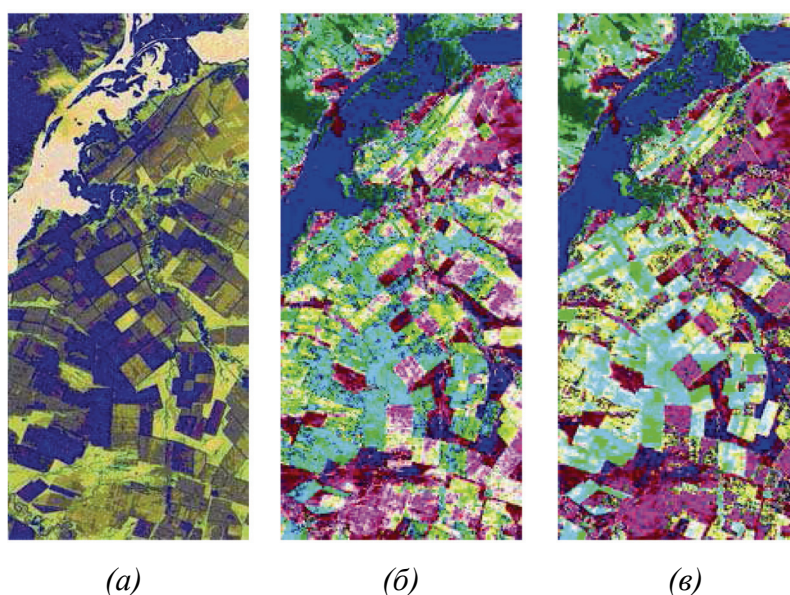


Рис. 5. МГК (а) и кластеризация исходного изображения ((б) – 10 кластеров) и изображения ТП 'сумма квадратов' ((в) – 10 кластеров)

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 *Ilwis*. Заложенный в этом пакете алгоритм кластеризации 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. 5б* 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. 5б* 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.

Заключение

В работе выполнена текстурная RGB сегментация одноканальных TerraSAR-X изображений по статистикам второго порядка Харалика. Анализ статистик для разных объектов на РЛИ позволил сгруппировать статистики в 2 группы по значениям для гладких и шероховатых областей и зависимости от фильтрации спеклов, что дало возможность значительно снизить число различных вариантов RGB слияний при текстурной сегментации.

Анализ матриц попарных расстояний Бхаттачарья и Джеффриса – Матусита между классами показал равнозначность выбранных ТП и обнаружил существенно меньшие значения попарных расстояний для амплитудных РЛИ в сравнении с текстурными, из чего следует лучшая дифференциация объектов на текстурных изображениях.

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. Бакут П.А., Колмогоров Г.С., Ворновицкий И.Э. Сегментация изображений: методы пороговой обработки // Зарубежная радиоэлектроника. 1987. №10. С. 6–24.
2. Бакут П.А., Колмогоров Г.С. Сегментация изображений: методы выделения границ областей // Зарубежная радиоэлектроника. 1987. №10. С. 25–47.
3. Чочиа П.А. Пирамидальный алгоритм сегментации изображений // Информационные процессы. 2010. 10 (1). С. 23–35.
4. Haralick R.M., Shanmugam K., Dinstein I. Textural Features for Image Classification // IEEE Trans. Syst. Man and Cybernetics. 1973. Vol. 3. No. 6. P. 610–621.
5. Lee J.-S. A Simple Speckle Smoothing Algorithm for Synthetic Aperture Radar Images // IEEE Trans. SMC. 1983. Vol.13. No.1. P. 85–89.
6. Nussbaum S., Menz G. (Eds.). Object-Based Image Analysis and Treaty Verification: New Approaches in Remote Sensing – Applied to Nuclear Facilities in Iran. 2008. Springer Science+Business Media B.V., Dordrecht.
7. Ulaby F.T., Kouyate F., Brisco B., Williams T.H.L. Textural Information in SAR Images // IEEE Trans. GRS. 1986. Vol. GE-24. No.2. P. 235–245.
8. <http://www.infoterra.de/gallery/>
9. <http://www.52north.org/>

One channel TerraSAR-X image textural RGB segmentation

N.V. Rodionova

V.A. Kotelnikov Institute of Radioengineering and Electronics RAS, Fryazino, Russia
E-mail: rnv@ire.rssi.ru

One of the major steps in image processing is segmentation, or splitting the image into areas uniform in some signatures. As criteria of uniformity there may be brightness, texture, color and other parameters. In this work we made texture segmentation of one-channel (one polarization) TerraSAR-X images by use of the proper Haralick second order statistics: ‘contrast’, ‘inverse moment’, ‘sum of squares’, ‘correlation’ and ‘entropy’. With the aim to understand which textural features give the greatest differentiation of objects on the radar image, the Jeffries - Matusita separability for each pair of the classes in amplitude and textural images was calculated and analyzed before and after speckle filtering. The separability measure did not reveal statistics with the better separability between classes, but demonstrated better object differentiation in textural images compared with amplitude images. The images received by textural RGB segmentation, PCA and clustering were compared and analyzed.

Keywords: one channel image, texture features, segmentation, Jeffries -Matusita separability.

References

1. Bakut P.A., Kolmogorov G.S., Vornovitskii I.E. Segmentatsiya izobrazhenii: metody porogovoi obrabotki (Image segmentation: methods of threshold processing), *Zarubezhnaya radioelektronika*, 1987, No.10, pp. 6–24.
2. Bakut P.A., Kolmogorov G.S., Segmentatsiya izobrazhenii: metody vydeleniya granits oblastei (Image segmentation: methods of area border allocation), *Zarubezhnaya radioelektronika*, 1987, No. 10, pp. 25–47.
3. Chochia P.A., Piramidal'nyi algoritm segmentatsii izobrazhenii (Pyramidal algorithm of image segmentation), *Informatsionnye protsess*, 2010, Vol. 10, No. 1, pp. 23–35.
4. Haralick R.M., Shanmugam K., Dinstein I., Textural Features for Image Classification, *IEEE Trans. Syst. Man and Cybernetics*, 1973, Vol. 3, No. 6, pp. 610–621.
5. Lee J.-S., A Simple Speckle Smoothing Algorithm for Synthetic Aperture Radar Images, *IEEE Trans. SMC*, 1983, Vol. 13, No.1, pp. 85–89.
6. Nussbaum S., Menz G. (Eds.), *Object-Based Image Analysis and Treaty Verification: New Approaches in Remote Sensing – Applied to Nuclear Facilities in Iran*, 2008, Springer Science+Business Media B.V., Dordrecht.
7. Ulaby F.T., Kouyate F., Brisco B., Williams T.H.L., Textural Information in SAR Images, *IEEE Trans. GRS*, 1986, Vol. GE-24, No.2, pp. 235–245.
8. <http://www.infoterra.de/gallery/>
9. <http://www.52north.org/>