# Текстурная сегментация зашумленных изображений поверхности Земли

#### Е.В. Медведева, Е.Е. Курбатова, А.А. Окулова

Вятский Государственный университет, Киров, 610000, Россия E-mail: emedv@mail.ru

Предложен метод выделения протяженных текстурных областей с однородными статистическими характеристиками на спутниковых изображениях, искаженных аддитивным белым гауссовским шумом. Метод позволяет на первом этапе восстановить цифровые изображения при малых отношениях сигнал/шум, а на втором этапе выделить текстурные области. Метод базируется на представлении g-разрядных цифровых изображений набором g-разрядных двоичных изображений и аппроксимации их случайным марковским процессом. Для предварительной обработки зашумленных изображений предложено использовать алгоритм трехмерной нелинейной фильтрации. Алгоритм эффективно использует статистическую избыточность изображений и позволяет получить более точные оценки состояний элементов изображений. Для выделения текстурных областей предложено обрабатывать двоичные изображения старших разрядов с наиболее выраженными текстурными признаками. В качестве текстурного признака используются оценки вероятностей переходов между элементами двоичных изображений. Для вычисления статистических характеристик изображений применяется метод скользящего окна. Выделение областей с разной текстурой осуществляется на основе анализа гистограммы текстурного признака. Приведены результаты выделения текстур на искусственных и реальных зашумленных аэрокосмических изображениях. Качество текстурной сегментации оценивается по количеству ошибочно сегментированных элементов. Предложенный метод позволяет эффективно разделить зашумленное изображение на текстурные области (при отношении сигнал/шум до –6 дБ), в которых вероятности переходов между элементами не превышают 0,2 со значением ошибки сегментации менее 8%.

**Ключевые слова:** цифровые изображения, случайные марковские процессы, текстурная сегментация, нелинейная фильтрация

Одобрена к печати: 20.11.2017 DOI: 10.21046/2070-7401-2017-14-7-20-28

#### Введение

В настоящее время эффективным инструментом экологического и сельскохозяйственного мониторинга земной поверхности с целью предотвращения чрезвычайных ситуаций является обработка и анализ мультиспектральных изображений высокого пространственного разрешения, получаемых со спутников ДЗЗ. Надлежащая обработка мультиспектральных изображений позволяет оперативно обнаружить, идентифицировать области интереса (области выгоревших территорий, вырубок леса, затопления, нефтяных загрязнений и т.п.), а также оценить изменения на спутниковых снимках одного и того же объекта, сделанных в разное время (Шовенгердт, 2010; Фраленко, 2014).

Базовой основой в обработке мультиспектральных снимков, получаемых со спутников ДЗЗ, является сегментация. В случае выделения областей, не имеющих четко выраженных границ и лишенных существенных деталей (лесные массивы, поля, поселения и т.п.) целесообразно использовать текстурную сегментацию.

Качество сегментации в значительной мере определяется эффективностью выделения текстурного признака. Большое разнообразие методов текстурной сегментации (Гонсалес, Вудс, 2012; Фраленко, 2014; Haralick, 1979; Zhang, Tan, 2002) может быть разделено на несколько категорий: статистические методы, основанные на вычислении различных статистических характеристик текстур (например, градиент, плотность перепадов, матрицы смежности уровней яркости и т.д.), структурные методы, которые описывают текстурные области как примитивы с некоторыми свойствами (например, средняя интенсивность элементов, площадь, периметр, ориентация, относительное удлинение и т.д.) и сравнение их с шаблоном для каждой текстуры, и методы, использующие алгоритмы обработки сигналов (например, Фурье, Габор и вейвлет-преобразования) для извлечения признаков текстуры. Многие из этих методов требуют больших вычислительных ресурсов и не точно разделяют признаковое пространство. Другим подходом к текстурной сегментации являются методы на основе моделей, включающих авторегрессионную модель, марковские случайные поля, фрактальные методы и т.д. Вычислительная сложность таких методов зависит от сложности используемой модели изображения. Современные подходы к сегментации, как правило, объединяют несколько методов или текстурных признаков.

В случае если протяженные области на изображении имеют однородные статистические характеристики, а на разных областях принимают существенно различные значения, в качестве текстурного признака целесообразно использовать оценки статистических характеристик, вычисленных в пределах окна для каждой локальной области.

В работе (Li, 2009) показано, что для описания текстуры могут быть использованы марковские случайные поля. Однако при обработке цифровых изображений с числом уровней яркости  $2^g$  возникает проблема хранения в памяти и оперирования с матрицами вероятностей переходов размерностью  $2^g \times 2^g$ . Такая обработка цифровых изображений требует больших вычислительных ресурсов. Представление *g*-разрядных цифровых изображений *g*-разрядными двоичными изображениями (РДИ) в работах (Medvedeva, Kurbatova, 2011; Petrov et al., 2013) позволило снизить вычислительные ресурсы за счет оперирования с матрицами вероятностей переходов размером 2×2.

Задача выделения текстурных областей усложняется в еще большей степени, если необходимо обработать изображение после передачи его по каналу при наличии помех. В этом случае сначала необходимо отфильтровать изображение от имеющегося шума, а затем выделить интересующие текстурные области. К настоящему времени разработано много разнообразных алгоритмов фильтрации (Гонсалес, Вудс, 2012; Шовенгердт, 2010), синтезируемых для конкретной модели помех. Как правило, известные линейные методы фильтрации из-за пространственной инерционности приводят к сглаживанию границ и текстур на изображениях. А известные нелинейные методы фильтрации (различного рода медианные фильтры и т.д.) неэффективны при наличии белого гауссовского шума (БГШ), особенно при малых отношениях сигнал—шум.

В данной работе предлагается метод выделения текстурных областей на спутниковых изображениях, искаженных аддитивным БГШ. Метод базируется на теории условных марковских процессов с дискретными аргументами.

#### Метод текстурной сегментации зашумленных изображений

Мультиспектральные (многокомпонентные) изображения обладают значительно большей статистической избыточностью, чем однокомпонентные изображения, которую

целесообразно использовать для повышения качества восстановления зашумленных изображений. В свою очередь, однокомпонентные изображения представляют собой *g*-разрядные цифровые полутоновые изображения (ЦПИ). Учитывая характер статистической связи между элементами внутри ЦПИ и между элементами других цветовых компонент, предложено аппроксимировать многокомпонентные изображения трехмерной цепью Маркова с несколькими состояниями, а *g*-разрядные двоичные изображения цветовых компонент — трехмерной цепью Маркова с двумя равновероятными состояниями  $M_1$ ,  $M_2$  и матрицами вероятностей переходов по горизонтали  ${}^1\Pi = \|\pi_{ij}\|_{2\times 2}$ , вертикали  ${}^2\Pi = \|\pi_{ij}\|_{2\times 2}$  и  ${}^4\Pi = \|\pi_{ij}\|_{2\times 2}$  — между цветовыми компонентами (Медведева и др., 2015; Petrov et al., 2013).

Предполагалось, что изображения земной поверхности содержат протяженные области с однородными статистическими характеристиками в пределах зоны и различными — в соседних областях. В этом случае в качестве текстурного признака целесообразно использовать оценки статистических характеристик (Kurbatova, Medvedeva, Okulova, 2015).

Для получения более точных оценок состояний элементов ЦПИ, искаженных БГШ, на первом этапе необходима эффективная фильтрация, не приводящая к сглаживанию границ и текстур. Такому требованию удовлетворяет метод нелинейной фильтрации на основе трехмерной математической модели изображения, теории фильтрации условных марковских процессов и метода скользящего окна, позволяющий эффективно восстановить многокомпонентные изображения, искаженные БГШ (Медведева и др., 2015; Petrov et al., 2013):

$$u(v_{4}) = \left[ f(M_{1}(v_{4})) - f(M_{2}(v_{4})) \right] + u(v_{1}) + z_{1} \left[ u(v_{1}), {}^{1}\pi_{ij} \right] + u(v_{2}) + z_{2} \left[ u(v_{2}), {}^{2}\pi_{ij} \right] + u(v_{4}') + z_{4} \left[ u(v_{4}'), {}^{4}\pi_{ij} \right] + u(v_{3}') + z_{7} \left[ u(v_{3}'), {}^{7}\pi_{ij} \right] - u(v_{3}) - z_{3} \left[ u(v_{3}), {}^{3}\pi_{ij} \right] - u(v_{1}') - z_{5} \left[ u(v_{1}'), {}^{5}\pi_{ij} \right] - u(v_{2}') - z_{6} \left[ u(v_{2}'), {}^{6}\pi_{ij} \right] > H,$$

$$(1)$$

V<sub>3</sub> V<sub>2</sub> V<sub>2</sub> V<sub>3</sub> V<sub>2</sub> V<sub>2</sub> V<sub>1</sub> V<sub>1</sub> V<sub>2</sub> V<sub>4</sub> V<sub>1</sub> k-я компонента V<sub>4</sub>

Рис. 1. Фрагмент РДИ двух цветовых компонент

где  $v_4$  — фильтруемый элемент *l*-го РДИ, который вместе с его окрестными элементами  $\Lambda = \{v_1, v_1, v_3, v'_1, v'_2, v'_3, v'_4\}$ (*puc. 1*) образует трехмерную ортогональную цепь Маркова с двумя равновероятными состояниями  $M_1$  и  $M_2$ и матрицами вероятностей переходов по горизонтали <sup>1</sup>П, вертикали <sup>2</sup>П и <sup>4</sup>П — между цветовыми компонентами;  $u(v_4) = \ln \frac{p(M_1(v_4))}{p(M_1(v_4))}$  — логарифм отношения апостери-

орных вероятностей состояния фильтруемого элемента  $v_4$ *l*-го РДИ;  $[f(M_1(v_4)) - f(M_2(v_4))]$  — разность логарифмов функций правдоподобия состояний элемента  $v_4$  *l*-го РДИ; *H* — порог, выбранный в соответствии с критерием идеального наблюдателя (для данного алгоритма *H*=0);  $z_r(\cdot) = \ln \frac{r \pi_{ii} + r \pi_{ji} \exp(-u(v_r))}{r \pi_{jj} + r \pi_{ij} \exp(u(v_r))}$  — нелинейная функция, в которой  $r \pi_{ij}(r=\overline{1,7})$  — элементы матриц вероятностей переходов по горизонтали <sup>1</sup>П, вертикали <sup>2</sup>П,

 $\kappa_{ii}(r=1,r)$  — элементы матриц вероятностей переходов по горизонтали ти, вертикали ти, между цветовыми компонентами <sup>4</sup>П и четырех сопутствующих матриц вероятностей переходов: <sup>3</sup>П = <sup>1</sup>П×<sup>2</sup>П; <sup>5</sup>П = <sup>1</sup>П×<sup>4</sup>П; <sup>6</sup>П = <sup>2</sup>П×<sup>4</sup>П; <sup>7</sup>П = <sup>3</sup>П×<sup>4</sup>П.

Учитывая, что основные детальные области выражены на старших разрядах ЦПИ, для их выделения предложено обработать РДИ старших разрядов с наиболее выраженными текстурными признаками.

Для выделения текстур на каждой цветовой компоненте в пределах скользящего окна вычисляются оценки вероятностей переходов по горизонтали  ${}^{1}\hat{\pi}_{ii}$ , вертикали  ${}^{2}\hat{\pi}_{ii}$  и оценка  $\hat{\pi}_{iii}$  вероятности перехода в двумерной цепи Маркова по формуле (Petrov et al., 2013):

$$\hat{\pi}_{iii} = \frac{{}^{1}\hat{\pi}_{ii} \cdot {}^{2}\hat{\pi}_{ii}}{{}^{3}\hat{\pi}_{ii}}.$$
(2)

Усреднением оценок вероятностей переходов в пределах окна определяется оценка средней вероятности перехода  $\tilde{\pi}_{iii}$  для элемента, соответствующего центральному элементу окна:

$$\tilde{\pi}_{iii}^{(r,k)} = \frac{1}{m \times n} \sum_{r=1}^{m} \sum_{k=1}^{n} \hat{\pi}_{iii}^{(r,k)}.$$
(3)

Для выделения областей с разной текстурой оценка  $\tilde{\pi}_{iii}$  сравнивается с пороговыми значениями. Пороговыми значениями между разными текстурными областями являются оценки  $\tilde{\pi}_{iii}$ , которые для текстурных областей с разными вероятностными характеристиками могут быть выбраны на основе анализа гистограмм текстурных признаков (Шапиро, Стокман, 2006). Количество пиков на гистограмме текстурного признака изображения соответствует количеству текстур на изображении. Пороговое значение выбирается как минимальное значение между двумя соседними пиками гистограммы. Каждой текстурной области изображения присваивается своя метка.

Результаты текстурной сегментации цветовых компонент объединяются в единое сегментированное изображение, на котором области различной текстуры выделяются разными цветами.

#### Результаты моделирования

Моделирование проводилось на искусственных и реальных спутниковых изображениях, содержащих текстурные области с различными статистическими характеристиками. Для оценки качества метода выделения текстурных областей вычислялось количество ошибочно сегментированных элементов, для определения которых сегментированное изображение сравнивалось с идеальной разметкой:

$$ESE = \frac{1}{hw} \sum_{i=1}^{h} \sum_{j=1}^{w} F(i,j) , \qquad (4)$$

где *h*, *w* — высота и ширина изображения; *F* — величина, принимающая значение ноль, когда элемент изображения сегментирован верно, и значение единица — в противном случае.

В *табл.* 1 представлены оценки критерия *ESE* для искусственных изображений при разных отношениях сигнал/шум ( $\rho_{ex}^2$ ), содержащих две текстурные области, сформированных по матрицам вероятностей переходов  ${}^{1}\Pi_{1} = {}^{2}\Pi_{1}$ ,  ${}^{1}\Pi_{2} = {}^{2}\Pi_{2}$  — для каждой текстурной области. Текстурная сегментация выполнена после предварительной обработки изображения нелинейным фильтром при использовании окна размером 21×21.

Значения	Значения вероятностей перехода <sup>1</sup> π <sub>ii</sub> = <sup>2</sup> π <sub>ii</sub> во 2-м сегменте	Значение ESE, %			
вероятностей перехода <sup>1</sup> π <sub>ii</sub> = <sup>2</sup> π <sub>ii</sub> в 1-м сегменте		Исходное изображение	$\rho_{ax}^2 = 0\partial B$	$\rho_{ex}^2 = -3\partial B$	$\rho_{ex}^2 = -6\partial B$
0,7	0,95	2,96	3,39	4,26	5,85
0,6	0,8	2,37	2,77	4,00	7,94
0,8	0,9	9,56	11,20	14,29	42,30
0,5	0,95	1,49	1,93	2,41	4,05

Таблица 1. Оценки критерия ESE для зашумленных искусственных изображений

Из приведенных в *табл. 1* результатов следует, что качество сегментации зависит от степени отличия вероятностных характеристик сегментируемых областей и их зашумления. Например, метод позволяет разделить незашумленное изображение на текстурные области, в которых вероятности переходов между элементами отличаются на 0,2 со значением ошибки сегментации, не превышающей 3%, а зашумленное изображение (при отношении сигнал/ шум до  $-6 \, \text{дБ}$ ) — на текстурные области со значением ошибки сегментации менее 8%.

На *рис. 2* показан пример обнаружения текстурных областей на RGB изображении, искаженном БГШ, размером 600×647. На *рис. 2a* представлено исходное изображение;  $\delta$  — зашумленное ( $\rho_{gx}^2 = -3\partial E$ ); e — отфильтрованное. На *рис. 2e* представлены результаты обнаружения текстурных областей на R-компоненте;  $\partial$  — на G-компоненте; e — на B-компоненте. На *рис. 2ж* приведены гистограммы текстурного признака для трех цветовых компонент, на которых пунктирной линией показаны выбранные пороговые значения (для R- и B-компоненты пороговые значения совпадают).

На *рис. 23* представлена сегментация RGB-изображения, на котором выделены области лесных массивов, городских застроек, водоемов. Сегментация осуществлялась по седьмому РДИ каждой из цветовых компонент. Областям разных текстур соответствуют разные цвета. Белый цвет на сегментированном изображении показывает, что данная область на всех трех компонентах относится к области текстуры с вероятностью перехода, меньшей порогового значения, черный цвет показывает области текстуры с большей по сравнению с порогом вероятностью перехода. Все цветные области на сегментированном изображении соответствуют областям, которые на разных цветовых компонентах относятся к разным текстурам.



а

б

в





Рис. 2. Текстурная сегментация RGB изображения: а) исходное изображение; б) зашумленное изображение ( $\rho_{gx}^2 = -3dE$ ); в) отфильтрованное изображение; г) сегментация R-компоненты; d) сегментация G-компоненты; е) сегментация B-компоненты; ж) гистограммы текстурного признака трех цветовых компонент; з) сегментированное RGB-изображение

На *рис. 3* приведен пример выделения измененных областей на снимках, полученных в разное время, разработанным и известным текстурным методом *k*-средних. На *рис. 3a* приведено изображение, полученное в 2003 г., а на *рис. 36* — в 2014 г., на котором в лесной зоне заметны участки, выгоревшие в результате пожара в 2010 г. На *рис. 36*—е представлены результаты сегментации данных изображений. Моделирование выполнено в пакете Matlab. Сегментация осуществлялась по РДИ пятого разряда ЦПИ. В отличие от метода *k*-средних разработанный метод позволяет хорошо выделить не только измененные области (области выгоревшей территории, посевов), но и единый объект — область городских застроек, что является важным для решения последующих задач классификации и идентификации объектов интереса.













Рис. 3. Пример выделения измененных областей на изображениях разными методами: а) изображение № 1 (2003); б) изображение № 2 (2014); в) сегментация изображения № 1 разработанным методом; г) сегментация изображения № 2 разработанным методом; д) сегментация изображения № 1 методом k-средних; е) сегментация изображения № 2 методом k-средних

Предложенный метод двухэтапной обработки изображений позволяет за счет предварительной трехмерной нелинейной фильтрации улучшить качество многокомпонентных изображений, а на втором этапе, получив более точные оценки вероятностных характеристик, выделить на изображениях протяженные текстурные области с однородными статистическими характеристиками. При статистических характеристиках, отличных от 0,45 до 0,2 для разных текстурных областей при отношении сигнал/шум на входе приемного устройства до -6 дБ, ошибка сегментации составляет от 1,5 до 8%.

#### Литература

- Гонсалес Р., Вудс Р. Цифровая обработка изображений. М.: Техносфера, 2012. 1104 с. 1.
- Медведева Е.В., Трубин И.С., Устюжанина Е.А., Лалетин А.В. Нелинейная многомерная фильтрация мно-2. гокомпонентных изображений // Машинное обучение и анализ данных. 2015. Т. 1. № 13. С. 1786–1795.
- 3. Новости Самары // PROGORODSAMARA. URL: http://m.progorodsamara.ru//news/view/167006.
- Фраленко В.П. Методы текстурного анализа изображений, обработка данных дистанционного зондирова-4 ния Земли // Программные системы: теория и приложения. 2014. № 4. С. 19–39. Шапиро Л., Стокман Д. Компьютерное зрение. Пер. с англ. М.: БИНОМ. Лаборатория знаний, 2006. 752 с.
- 5.
- Шовенгердт Р.А. Дистанционное зондирование. Модели и методы обработки изображений. М.: Технос-6 фера, 2010. 594 с.
- Haralick R.M. Statistical and structural approaches to texture // Proc. IEEE. 1979. Vol. 67. No. 5. P. 786–804. 7.
- Kurbatova E.E., Medvedeva E.V., Okulova A.A. Method of isolating texture areas in images // Pattern Recognition 8. and Image Analysis. 2015. Vol. 25. No. 1. P. 47-52.
- *Medvedeva E.V., Kurbatova E.E.* A Two-stage image preprocessing algorithm // Pattern Recognition and Image Analysis. 2011. Vol. 21. No. 2. P. 297–301. 9.
- 10. Petrov E.P., Trubin I.S., Medvedeva E.V., Smolskiy S.M. Mathematical Models of Video-Sequences of Digital Half-Tone Images // Integrated models for information communication systems and net-works: design and development. 2013. P. 207–241.
- 11. Petrov E.P, Trubin I.S., Medvedeva E.V., Smolskiy S.M. Development of Nonlinear Filtering Algorithms of Digital Half-Tone Images // Integrated models for information communication systems and net-works: design and development. 2013. P. 278-304.
- 12. Li S.Z. Markov Random Field Modeling in Image Analysis. Springer-Verlag London Limited, 2009. 569 p.
- 13. Zhang J., Tan T. Brief review of invariant texture analysis methods // Pattern Recognition. 2002. Vol. 35 (3). No. 3. P. 735-747.

# Texture segmentation of Earth's surface noisy images

## E.V. Medvedeva, E.E. Kurbatova, A.A. Okulova

Vvatka State University, Kirov 610000, Russia *E-mail: emedv@mail.ru* 

A method for the detection of extended texture areas with homogeneous statistical characteristics on aerospace images distorted by additive white Gaussian noise is proposed. The method allows recovering digital images at low signal-tonoise ratio at the first stage and detecting texture areas at the second stage. The method is based on the representation of g-bit digital images by the set of g bit binary images that can be represented as random Markov process. We propose to use three-dimensional nonlinear filtering algorithm for noisy images preprocessing. The algorithm efficiently uses image statistical redundancy and allows obtaining more accurate estimates of image elements states. Binary images of high bits have the most pronounced texture features, because of it we propose to use them for texture areas detection. The estimates of the transition probability between binary image elements are used as the texture features. The sliding window has been used to calculate the statistical characteristics. Detection of regions with different textures is based on the analysis of texture feature histogram. The results of texture detection on artificial and real noisy aerospace images are

shown. The texture segmentation quality is estimated by the number of erroneously segmented elements. The proposed method allows to divide noisy image to texture regions (with signal-to-noise ratio -6 dB) efficiently, if the transition probability between elements in the areas does not exceed 0.2. In this case the segmentation error is less than 8%.

Keywords: digital images, random Markov processes, texture segmentation, nonlinear filtering

*Accepted: 20.11.2017* DOI: 10.21046/2070-7401-2017-14-7-20-28

### References

- 1. Gonsales R., Vuds R., *Tsifrovaya obrabotka izobrazhenii* (Digital Image Processing), Moscow: Tekhnosfera, 2012, 1104 p.
- 2. Medvedeva E.V., Trubin I.S., Ustyuzhanina E.A., Laletin A.V., Nelineinaya mnogomernaya filtrasiya mnogokomponentnykh izobrazhenii (Multidimensional nonlinear filtration of multicomponent images), *Mashinnoe obuchenie i analiz dannykh*, 2015, Vol. 1, No. 13, pp. 1786–1795.
- 3. http://m.progorodsamara.ru//news/view/167006.
- 4. Fralenko V.P., Metody teksturnogo analiza izobrazhenii, obrabotka dannykh distantsionnogo zondirovaniya Zemli (Methods of image texture analysis, Earth remote sensing data processing), *Programmnye sistemy: teoriya i prilozheniya*, 2014, Vol. 5, No. 4, pp. 19–39.
- 5. Shapiro L.G., Stokman D., *Komp'yuternoe zrenie* (Computer Vision), Moscow: BINOM, Laboratoriya znanii, 2006, 752 p.
- 6. Shovengerdt R.A., *Distantsionnoe zondirovanie. Modeli i metody obrabotki izobrazhenii* (Remote Sensing. Models and Methods for image processing), Moscow: Tekhnosfera, 2010, 594 p.
- 7. Haralick R.M., Statistical and structural approaches to texture, *Proceedings of the IEEE*, 1979, Vol. 67, No. 5, pp. 786–804.
- 8. Kurbatova E.E., Medvedeva E.V., Okulova A.A., Method of isolating texture areas in images, *Pattern Recognition and Image Analysis*, 2015, Vol. 25, No. 1, pp. 47–52.
- 9. Medvedeva E.V., Kurbatova E.E., A Two-stage image preprocessing algorithm, *Pattern Recognition and Image Analysis*, 2011, Vol. 21, No. 2, pp. 297–301.
- 10. Petrov E.P, Trubin I.S., Medvedeva E.V., Smolskiy S.M., Mathematical Models of Video-Sequences of Digital Half-Tone Images, *Integrated models for information communication systems and net-works: design and development*, 2013, pp. 207–241.
- Petrov E.P, Trubin I.S., Medvedeva E.V., Smolskiy S.M., Development of Nonlinear Filtering Algorithms of Digital Half-Tone Images, *Integrated models for information communication systems and net-works: design and development*, 2013, pp. 278–304.
- 12. Li S.Z., Markov Random Field Modeling in Image Analysis, Springer-Verlag London Limited, 2009, 569 p.
- Zhang J., Tan T., Brief review of invariant texture analysis methods, *Pattern Recognition*, 2002, Vol. 35 (3), No. 3, pp. 735–747.