

# Повышение точности локализации границ текстурных объектов на снимках дистанционного зондирования

Е.В. Медведева<sup>1</sup>, А.И. Евдокимова<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Вятский государственный университет, Московская 36, Киров, Россия, 610000

**Аннотация.** Предложен метод локализации границ текстурных объектов на снимках дистанционного зондирования. Метод основан на оценке текстурных и яркостных признаков. В качестве текстурных признаков предложено использовать вероятности переходов для трёхмерных цепей Маркова с двумя состояниями, усредненные в пределах скользящего окна. Это позволило повысить точность обнаружения текстурных объектов на многоканальных или разновременных снимках. Для снижения вычислительных ресурсов предложено определять признаки по битовым плоскостям старших, наиболее информативных, разрядам цифрового изображения. Результаты моделирования подтверждают эффективность предложенного метода.

## 1. Введение

Мультиспектральные снимки дистанционного зондирования обладают высоким пространственным разрешением и содержат богатую информацию о текстуре. Информация о текстуре позволяет определить типы земной поверхности (горные породы, почву, растительность, воду и т.д.), оценить площади затопления, землепользования, лесного хозяйства, природных пожаров, нефтяных загрязнений, льда и т.п.

Возможность обнаружения, идентификации и классификации текстурных объектов основывается на том, что объекты разных типов по-разному отражают и поглощают электромагнитное излучение в том или ином диапазоне длин волн. При комбинировании разных каналов можно узнать информацию о горных породах, растительном покрове, состоянии водоемов, о типах сельскохозяйственных посевов и пр. Например, в видимом красном спектральном канале (длина волны 0,63–0,69 мкм) можно различать множество разновидностей растений, определять границы почв и геологического оконтуривания (залежей рудного тела, нефтяных полей) [1,2]. По нескольким снимкам одного и того же участка, сделанным в разное время, можно отслеживать динамику, например: изменение размеров площади сегментов, соответствующих нефтяным загрязнениям, или изменение площади лесов. Базовой операцией для локализации границ текстурных объектов является сегментация, качество которой определяется эффективностью выделения текстурного признака. Существуют различные подходы к выделению текстур [1, 3-8]:

- на основе вычисления статистических характеристик - градиента, плотности перепадов, матриц смежности уровней яркости и т.п.,
- на основе описания текстур как примитивов с некоторыми свойствами (средней интенсивности элементов, периметра, площади, ориентации и т.п.) и сравнение их с шаблоном для каждой текстуры,

- на основе алгоритмов обработки сигналов для извлечения признаков текстуры (дискретно-косинусное и вейвлет-преобразования),

- на основе моделей, включающих авторегрессионную модель, марковские случайные поля, фрактальные методы и т.п.

Многие из этих методов требуют больших вычислительных ресурсов и не точно разделяют признаковое пространство. Качество выделения текстурных объектов зависит от выбора наиболее соответствующих задаче признаков и подходов к разработке алгоритмов. Кроме того, учитывая, что мультиспектральные изображения обладают высоким пространственным разрешением, немаловажным фактором при обнаружении текстур является снижение вычислительной сложности алгоритмов. И в связи с этим использование известных методов не всегда является целесообразным.

Полагая, что текстурные области на изображениях занимают протяженные области с однородными статистическими характеристиками и различными для разных областей, поэтому весьма эффективным в этом случае является метод на основе математического аппарата цепей Маркова [9], сложность которого зависит от размерности матриц вероятностей переходов.

В работах [10-13] для решения задачи снижения вычислительной сложности предлагается  $g$ -разрядные цифровые изображения (ЦИ) представлять набором  $g$  разрядных бинарных изображений (РБИ) и аппроксимировать их цепями Маркова с двумя состояниями и матрицами вероятностей переходов размером  $2 \times 2$ . Полагая, что наиболее информативными являются бинарные изображения, принадлежащие старшим разрядам ЦИ, то для выделения текстур предлагается использовать одно из РБИ старших разрядов ЦИ. Такое решение позволит снизить вычислительные ресурсы при выделении текстур.

При использовании математического аппарата цепей Маркова текстурными признаками служат вероятностные характеристики между элементами изображений. В работах [11-13] был представлен метод текстурной сегментации ЦИ на основе двумерной цепи Маркова с двумя состояниями. При вероятностях переходов между элементами отличных на 0,15 для разных текстурных областей ошибка сегментации не превышала 6%.

Учитывая, что между отдельными областями изображений, полученных в разных спектральных диапазонах (каналах), существует большая статистическая зависимость, предлагается использовать характер статистической связи не только между элементами внутри ЦИ, но и межканальными ЦИ. Использование в качестве текстурного признака вероятности переходов для трехмерных цепей Маркова позволит повысить точность предсказания элементов изображения и, соответственно, качество выделения текстур. Также подход на основе трехмерных цепей Маркова может быть применен для обнаружения измененных текстурных областей в разновременных ЦИ.

Реальные ЦИ ДЗЗ содержат объекты, внутри которых яркости пикселей изменяются незначительно (водные объекты, поля, засеянные разными культурами и т.п.). Поэтому для повышения качества обнаружения текстурных объектов, для которых вероятностные характеристики между элементами близки к единице, целесообразно учитывать яркостные характеристики, определенные по РБИ старших разрядов ЦИ.

Целью работы является разработка метода сегментации многоканальных цифровых изображений с высоким пространственным разрешением на основе математического аппарата трехмерных цепей Маркова, позволяющего повысить точность локализации границ текстурных объектов при снижении вычислительных ресурсов.

## 2. Математическая модель текстурного изображения

Частным случаем многоканальных изображений можно считать цветные RGB изображения, поэтому предлагаемый метод рассмотрим для случая трехкомпонентного ЦИ с цветовыми каналами R, G и B. Каждая цветовая компонента RGB изображения представляет собой  $g$ -разрядное цифровое полутоновое изображение. Между элементами отдельных областей ЦИ, принадлежащих разным цветовым каналам, существует значительная статистическая зависимость. Например, объекты желтого цвета хорошо выражены на зеленой и красной компонентах, а объекты белого цвета – на всех трех компонентах. Поэтому, учитывая

статистическую связь между элементами внутри ЦИ и между отдельными цветовыми каналами, можно предположить, что RGB изображения допускают их аппроксимацию трехмерной цепью Маркова с несколькими состояниями, а РБИ - трехмерной цепью Маркова с двумя состояниями и матрицами вероятностей переходов по горизонтали  ${}^1\Pi = \left\| \pi_{ij}^{(l)} \right\|_{2 \times 2}$ , вертикали  ${}^2\Pi = \left\| \pi_{ij}^{(l)} \right\|_{2 \times 2}$  и  ${}^4\Pi = \left\| \pi_{ij}^{(l)} \right\|_{2 \times 2}$  - между каналами,  $(l = \overline{1, g})$ . Введение межканальной матрицы  ${}^4\Pi$  должно позволить избавиться от сегментации компонент по отдельности и выявить измененные области на изображениях. На рисунке 1 представлен фрагмент трехмерного двоичного марковского поля, соответствующий фрагменту РБИ двухканальных ЦИ.

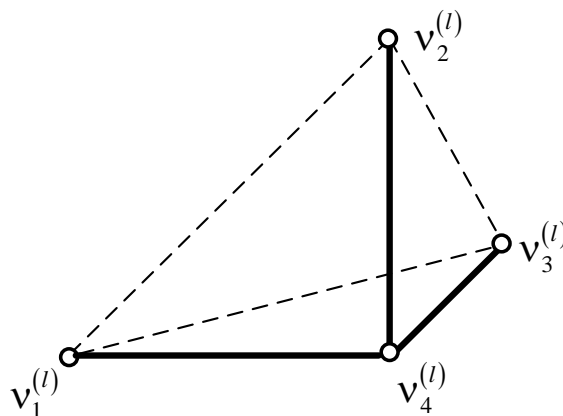


Рисунок 1. Фрагмент трехмерного двоичного марковского поля.

Количество информации в элементе  $v_4^{(l)}$  относительно элементов ближайшей окрестности  $\Lambda_{i,j,k} = \{v_1^{(l)}, v_2^{(l)}, v_3^{(l)}\}$ , в соответствии с математической моделью трехмерного случайного марковского процесса представленной в [10], определится по формуле:

$$I(v_4^{(l)} | v_1^{(l)}, v_2^{(l)}, v_3^{(l)}) = -\log \frac{\prod_{i=1}^3 w(v_4^{(l)} | v_i^{(l)}) w(v_4^{(l)} | v_1^{(l)}, v_2^{(l)}, v_3^{(l)})}{\prod w(v_4^{(l)} | v_i^{(l)}, v_j^{(l)})}, \quad (1)$$

где  $w(v_4^{(l)} | \square)$  - плотности вероятностей переходов в цепях Маркова различной размерности; произведения в (1) вычисляются по всем возможным несовпадающим комбинациям различных подстрочных индексов.

Плотность вероятности переходов в трехмерной двоичной цепи Маркова  $w(v_4^{(l)} | \Lambda_{i,j,k}^{(l)})$  можно представить в форме:

$$w(v_4^{(l)} | \Lambda_{i,j,k}^{(l)}) = \sum_{i, \dots, r=1}^2 \pi(v_4^{(l)} = M_i^{(l)} | v_1^{(l)} = M_j^{(l)}; v_2^{(l)} = M_k^{(l)}; v_3^{(l)} = M_r^{(l)}) \times \delta(v_1^{(l)} - M_j^{(l)}) \delta(v_2^{(l)} - M_k^{(l)}) \delta(v_3^{(l)} - M_r^{(l)}), \quad (2)$$

где  $\delta(\cdot)$  - дельта функция.

Вероятности состояний  $\pi_{iii}^{(l)}$  элемента  $v_4^{(l)}$  определяются аргументом выражения (1) и для различных сочетаний окрестных элементов  $\Lambda_{i,j,k}^{(l)}$  могут быть вычислены по формулам, представленным в таблице 1.

**Таблица 1.** Выражения для вычисления условных вероятностей.

$V_1 V_2 V_3 \rightarrow V_4$	Выражения
000 → 0	$\pi_{iii}^{(l)} = \frac{{}^1\pi_{ii}^{(l)} \cdot {}^2\pi_{ii}^{(l)} \cdot {}^4\pi_{ii}^{(l)} \cdot {}^7\pi_{ii}^{(l)}}{{}^3\pi_{ii}^{(l)} \cdot {}^5\pi_{ii}^{(l)} \cdot {}^6\pi_{ii}^{(l)}},$
001 → 0	$\pi_{iji}^{(l)} = \frac{{}^1\pi_{ii}^{(l)} \cdot {}^2\pi_{ii}^{(l)} \cdot {}^4\pi_{ij}^{(l)} \cdot {}^7\pi_{ij}^{(l)}}{{}^3\pi_{ii}^{(l)} \cdot {}^5\pi_{ij}^{(l)} \cdot {}^6\pi_{ij}^{(l)}},$
⋮	⋮
111 → 0	$\pi_{jji}^{(l)} = \frac{{}^1\pi_{ij}^{(l)} \cdot {}^2\pi_{ij}^{(l)} \cdot {}^4\pi_{ij}^{(l)} \cdot {}^7\pi_{ij}^{(l)}}{{}^3\pi_{ii}^{(l)} \cdot {}^5\pi_{ii}^{(l)} \cdot {}^6\pi_{ii}^{(l)}}, \tag{3}$
000 → 1	$\pi_{iij}^{(l)} = \frac{{}^1\pi_{ij}^{(l)} \cdot {}^2\pi_{ij}^{(l)} \cdot {}^4\pi_{ij}^{(l)} \cdot {}^7\pi_{ij}^{(l)}}{{}^3\pi_{ii}^{(l)} \cdot {}^5\pi_{ii}^{(l)} \cdot {}^6\pi_{ii}^{(l)}},$
001 → 1	$\pi_{iij}^{(l)} = \frac{{}^1\pi_{ij}^{(l)} \cdot {}^2\pi_{ij}^{(l)} \cdot {}^4\pi_{ii}^{(l)} \cdot {}^7\pi_{ii}^{(l)}}{{}^3\pi_{ii}^{(l)} \cdot {}^5\pi_{ij}^{(l)} \cdot {}^6\pi_{ij}^{(l)}},$
⋮	⋮
111 → 1	$\pi_{jji}^{(l)} = \frac{{}^1\pi_{ii}^{(l)} \cdot {}^2\pi_{ii}^{(l)} \cdot {}^4\pi_{ii}^{(l)} \cdot {}^7\pi_{ii}^{(l)}}{{}^3\pi_{ii}^{(l)} \cdot {}^5\pi_{ii}^{(l)} \cdot {}^6\pi_{ii}^{(l)}},$

где  ${}^r\pi_{ii}^{(l)} (r = \overline{1,7})$  - элементы матриц вероятностей переходов в одномерных цепях Маркова с двумя состояниями трех основных -  ${}^1\Pi^{(l)}, {}^2\Pi^{(l)}, {}^4\Pi^{(l)}$  и четырех сопутствующих матриц -  ${}^3\Pi^{(l)} = {}^1\Pi^{(l)} \times {}^2\Pi^{(l)}, {}^5\Pi^{(l)} = {}^1\Pi^{(l)} \cdot {}^4\Pi^{(l)}, {}^6\Pi^{(l)} = {}^2\Pi^{(l)} \cdot {}^4\Pi^{(l)}, {}^7\Pi^{(l)} = {}^3\Pi^{(l)} \cdot {}^4\Pi^{(l)}$ .

**3. Алгоритм текстурной трехмерной сегментации**

Выделение протяженных текстур в многоканальных (или разновременных) ЦИ сводилось к вычислению оценок вероятностей переходов по горизонтали  ${}^1\hat{\pi}_{ii}^{(l)}$ , вертикали  ${}^2\hat{\pi}_{ii}^{(l)}$ , между каналами  ${}^4\hat{\pi}_{ii}^{(l)}$  и оценке  $\hat{\pi}_{iii}^{(l)}$  по формулам (3), а также оценке яркости по РБИ старших, наиболее информативных, разрядов ЦИ.

Учитывая локальные изменения вероятностных и яркостных характеристик на многоканальных изображениях, для их вычисления использовалось трехмерное скользящее окно.

Текстурными признаками являлись усредненные оценки, соответствующие центральному элементу окна -  $\tilde{\pi}_{iii}^{(l,r,k)}$  вероятности переходов в трехмерной цепи Маркова и яркости  $\tilde{L}^{(l,r,k)}$  элементов в РБИ:

$$\tilde{\pi}_{iii}^{(l,r,k)} = \frac{1}{m \times n} \sum_{r=1}^m \sum_{k=1}^n \hat{\pi}_{iii}^{(l,r,k)}. \tag{4}$$

$$\tilde{L}^{(l,r,k)} = \frac{1}{m \times n} \sum_{r=1}^m \sum_{k=1}^n \hat{L}^{(l,r,k)}. \tag{5}$$

Принадлежность пикселя к тому или другому текстурному объекту в изображении  $k$ -го канала осуществлялось на основе анализа гистограммы текстурного признака. Количество пиков на гистограмме соответствовало количеству текстурных объектов с разными вероятностными характеристиками. Пороговое значение выбиралось как минимальное значение между двумя соседними пиками гистограммы. При оценке  $\tilde{\pi}_{iii}^{(l,r,k)}$  близкой к 1, для принятия решения принадлежности пикселя тому или другому объекту дополнительно использовалась усредненная яркость  $\tilde{L}$ . Каждому текстурному объекту присваивается своя метка. Для повышения информативности о текстурных объектах выполнялось комбинирование изображений разных каналов.

#### 4. Экспериментальные результаты

Для экспериментальных исследований использовались искусственные и реальные ЦИ. Искусственные двоичные изображения были сформированы по заданной разметке с использованием математической модели на основе двумерной цепи Маркова и алгоритма, приведенного в [10]. Изображения формировались так, чтобы для разных каналов они содержали области с совпадающими и различными статистическими характеристиками.

Для оценки точности выделения границ текстурных объектов сегментированное изображение сравнивалось с идеальной разметкой, и далее вычислялось количество ошибочно сегментированных элементов:

$$ESE = \frac{1}{h \cdot w} \sum_{i=1}^h \sum_{j=1}^w F(i, j) \quad (6)$$

где  $h, w$  – высота и ширина изображения;  $F$  – величина, принимающая значение ноль, когда элемент изображения сегментирован верно, и единицу – в противном случае.

Примеры результатов сегментации искусственных изображений показаны на рисунке 2: (а) – изображение, содержащее две области с различными статистическими характеристиками; (б) – результат алгоритма сегментации на основе трехмерной цепи Маркова при разнице между вероятностями  $\Delta\tilde{\pi}_{iii}$  сегментов в 0,25; (в) – изображение с тремя объектами; (г) – результат алгоритма сегментации на основе оценки вероятности  $\tilde{\pi}_{iii}^{(l,r,k)}$  и яркости  $\tilde{L}$ .

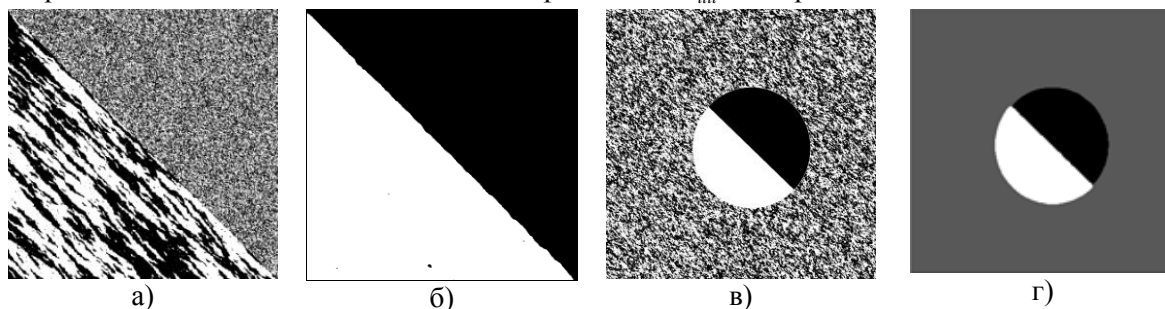


Рисунок 2. Результаты сегментации искусственных изображений.

В таблице 2 представлены оценки критерия ESE сегментированных искусственных изображений, содержащих две текстурные области (аналогичных рис.2а). Для вычисления вероятностных оценок  $\tilde{\pi}_{iii}$  использовалось скользящее окно размером 11x11.

Трехмерная сегментация при всех значениях вероятностей перехода дала ошибку сегментации меньше, чем сегментация на основе двумерных цепей Маркова. Наихудший результат сегментации был получен в случае, когда разница между вероятностями сегментов была равна 0,1. При увеличении этой разницы ошибка сегментации составляет доли процента.

В таблице 3 представлены оценки критерия ESE сегментированных двоичных изображений, аналогичных рис.2в. Трехмерная сегментация выполнялась на основе оценок вероятностных и яркостных характеристик в пределах скользящего окна размером 11x11.

**Таблица 2.** Оценка результатов сегментации критерием ESE.

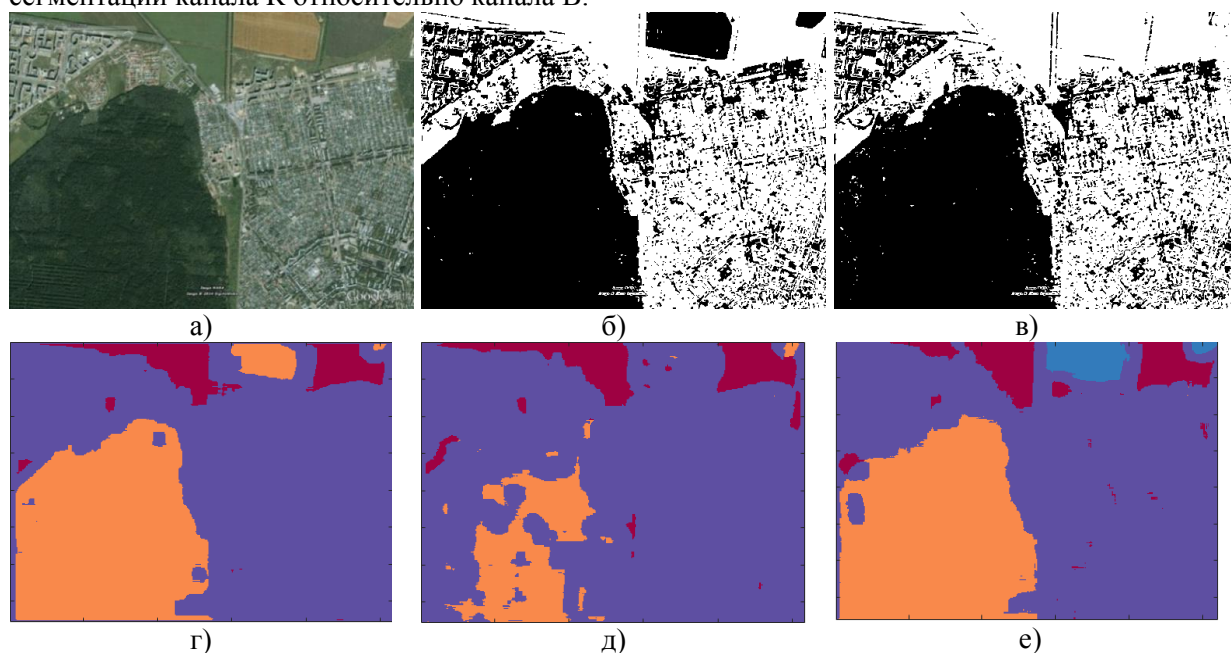
Значение вероятностей перехода ${}^1\pi_{ii} = {}^2\pi_{ii}$		Значение ESE, %	
в первом сегменте	во втором сегменте	Алгоритм на основе двумерной цепи Маркова	Алгоритм на основе трехмерной цепи Маркова
0,5	0,95	0,32	0,21
0,6	0,85	0,79	0,29
0,7	0,95	0,54	0,28
0,8	0,9	6,31	5,88

**Таблица 3.** Оценка результатов сегментации критерием ESE.

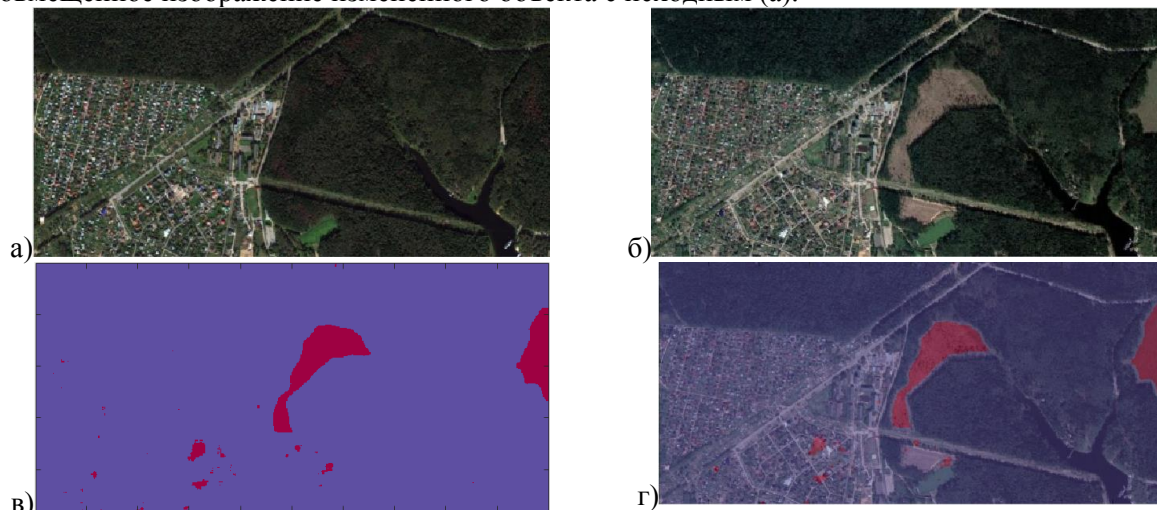
Вероятности между элементами в текстурной области ${}^1\pi_{ii} = {}^2\pi_{ii}$	ESE, %	
	Без учета яркости	С учетом яркости
0,6	8,3182	0,61
0,7	8,285	0,5738
0,8	8,1621	0,4429

Учет яркости изображения в заданном примере позволил уменьшить ошибку сегментации до 18 раз.

Пример сегментации реального изображения ДЗЗ, содержащего четыре типа объектов - городские застройки, лес и поля, засеянные разными культурами, показан на рисунке 3: (а) – RGB изображение; (б) и (в) - РБИ 7-го разряда каналов R и B, по которым выполнялось выделение границ текстурных объектов; (г) и (д) – результаты двумерной сегментации изображения каналов R и B, соответственно; (е) – результат трехмерной сегментации канала R относительно канала B.

**Рисунок 3.** Результат выделения границ текстурных объектов на снимке ДЗЗ.

Двумерная сегментация в изображениях каналов R и B позволила обнаружить только по 3 объекта. Введение матрицы вероятностей переходов между цветовыми компонентами  $^4\Pi$  позволило избавиться от сегментации компонент по отдельности и обнаружить еще один объект. На рисунке 4 показан пример обнаружения текстурных объектов на одновременных изображениях: (а) и (б) – одновременные изображения; (в) – результат обнаружения измененного объекта (вырубленного леса) алгоритмом трехмерной сегментации; (г) – совмещенное изображение измененного объекта с исходным (а).



**Рисунок 4.** Результат выделения границ измененных текстурных объектов на одновременных снимках.

## 5. Заключение

Разработанный метод сегментации на основе оценки вероятностей переходов для трёхмерных цепей Маркова и яркости позволил повысить точность выделения границ протяженных текстурных объектов на многоканальных и одновременных изображениях по сравнению с алгоритмом двумерной сегментации, предложенным в [13]. Кроме того, оценка текстурных признаков по разрядным бинарным изображениям позволяет снизить вычислительные ресурсы на реализацию алгоритма сегментации.

## 6. Литература

- [1] Шовенгердт, Р.А. Дистанционное зондирование. Модели и методы обработки изображений: учебное пособие / Р.А. Шовенгердт. – М.: Техносфера, 2010. – 594 с.
- [2] Иванов, Е.С. Некоторые приложения сегментации снимков ДЗЗ // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. – 2016. – Т. 13, № 1. – С. 105–116.
- [3] Гонсалес, Р. Цифровая обработка изображений / Р. Гонсалес, Р. Вудс. – М.: Техносфера, 2012. – 1104 с.
- [4] Haralick, R.M. Statistical and structural approaches to texture / R.M. Haralick // Proceedings of the IEEE. – 1979. – Vol. 67(5). – P. 786-804.
- [5] Li, M. A Review of Remote Sensing Image Classification Techniques: the Role of Spatio-contextual Information / M. Li, S. Zang, B. Zhang, S. Li, C. Wu // European Journal of Remote Sensing. – 2014. – Vol. 47. – P. 389-411.
- [6] Borne, F. Texture-based classification for characterizing regions on remote sensing images / F. Borne // Journal of Applied Remote Sensing. – 2017. – Vol. 11(3). – P. 16.
- [7] Su, W. Analysis of wavelet packet and statistical textures for object-oriented classification of forest-agriculture ecotones using SPOT 5 imagery / W. Su, C. Zhang, J. Yang, H. Wu, L. Deng, W. Ou, A. Yue, M. Chen // International Journal of Remote Sensing. – 2012. – Vol. 33(11). – P. 3557-3579.

- [8] Yuan, J. Remote sensing image segmentation by combining spectral and texture features / J. Yuan, D.L. Wang // *IEEE Transactions on geoscience and remote sensing*. – 2014. – Vol. 52(1). – P. 16-24.
- [9] Stan, Z.L. Markov Random Field Modeling in Image Analysis / Z.L. Stan // Springer-Verlag London Limited, 2009. – 569 p.
- [10] Petrov, E.P. Mathematical Models of Video-Sequences of Digital Half-Tone Images / E.P. Petrov, I.S. Trubin, E.V. Medvedeva, S.M. Smolskiy // *Integrated models for information communication systems and net-works: design and development*. – IGI Global, 2013. – P. 207-241.
- [11] Medvedeva, E.V. Image Segmentation Based on Two-Dimensional Markov Chains / E.V. Medvedeva, E.E. Kurbatova // *Computer Vision in Control Systems-2. Innovations in Practice*. – Springer International Publishing Switzerland, 2015. – P. 277-295.
- [12] Medvedeva, E.V. A combined algorithm of isolation texture areas in noisy images / E.V. Medvedeva, E.E. Kurbatova // *6th Mediterranean Conference on Embedded Computing*. – 2017. – P. 155-158.
- [13] Медведева, Е.В. Текстульная сегментация зашумленных изображений поверхности Земли. / Е.В. Медведева, Е.Е. Курбатова, А.А. Окулова // *Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса*. – 2017. – Т. 14, № 7. – С. 20-28.

## Improving the accuracy of detecting the edges of texture objects in remote sensing images

E.V. Medvedeva<sup>1</sup>, A.I. Evdokimova<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Vyatka State University, Moskovskaya str. 36, Kirov, Russia, 610000

**Abstract.** A method for localization of the edges of textural objects in remote sensing images has been proposed. The method is based on the estimation of texture and brightness features. It is proposed to use the transition probabilities in three-dimensional Markov chains with two states, averaged within the sliding window, as textural features. This made it possible to improve the detection accuracy of textural objects on multichannel snapshots. It was suggested to reduce the computational resources of texture detection by defining features by the highest bit planes, which are the most informative digits of the digital image. The results of the experiment confirmed the efficiency of the proposed method.