

УДК 004.451.353

*Е. Е. Курбатова, Ю. К. Титова*

## ТЕКСТУРНО-ПРОСТРАНСТВЕННАЯ СЕГМЕНТАЦИЯ ИЗОБРАЖЕНИЙ

В статье рассмотрен метод пространственной сегментации изображений по текстурному признаку. В качестве текстурного признака используется оценка вероятности перехода в двумерной цепи Маркова. Для вычисления статистических характеристик изображений применяется метод скользящего окна. Разбиения изображения на области осуществляется с помощью метода наращивания областей, который учитывает пространственное расположение элементов. В качестве центров наращивания выбираются элементы с минимальным и максимальным значением текстурного признака. Показана эффективность предложенного подхода путем сравнения результатов моделирования на искусственных тестовых изображениях с результатами алгоритма JSEG и текстурной сегментации с пороговой обработкой. Количественная оценка качества сегментации осуществляется с помощью критериев точности, полноты и комбинированного F-критерия, который объединяет информацию об этих двух величинах.

*Ключевые слова:* сегментация изображений, текстурный признак, цепи Маркова, метод наращивания областей, вероятность перехода.

Сегментация предполагает разбиение изображения на непересекающиеся области, которые соответствуют объектам и фону, и широко применяется во многих задачах компьютерного зрения, искусственного интеллекта, мониторинга земной поверхности, распознавания образов. В настоящее время существует большое разнообразие методов сегментации изображений, которые учитывают разные признаки объекта. Наибольшее распространение получили методы на основе яркости [1]. Однако, если область объекта или фона является неоднородной по яркости, то такие методы приведут к избыточной сегментации

**Технические науки**

или неверному определению границ области. Поэтому в таких случаях для выделения областей целесообразно использовать текстурные признаки [1–3].

Многообразие методов текстурной сегментации очень велико, и особенность их заключается в направленности на решение определенного класса задач и обработки определенного типа текстурных изображений. Классическими можно назвать статистические методы текстурной сегментации [1; 4], основанные на вычислении статистических характеристик для текстурных областей. В качестве текстурных характеристик могут использоваться автокорреляционные функции, плотность перепадов и длин серий. Большое разнообразие существующих статистических характеристик приводит к отсутствию единого подхода при использовании данных методов сегментации. Другой подход к выделению текстур на изображении заключается в использовании методов обработки сигналов [2; 5] для вычисления характеристик текстур (спектр Фурье, вейвлет-преобразования, спектральные фильтры). Такие методы хорошо подходят для описания периодических текстур, но при их использовании для естественных сцен возникают трудности, связанные со значительным перекрытием спектров для областей с заметно отличающейся естественной текстурой. Структурные методы текстурной сегментации [4; 5] основаны на выделении примитивов на изображении и последующей оценке их размещения. Поиск примитивов осуществляется, как правило, на основе сравнения с некоторым шаблоном, описывающим конкретный вид текстуры. Поэтому данные методы хорошо работают для регулярных текстур с заранее известными конфигурациями. Большую группу методов составляют так называемые методы на основе моделей. При этом они различаются в зависимости от модели изображения, которая используется для описания текстурного изображения. Наиболее известными в этой группе методов являются фрактальные методы [2; 5; 6] и методы на основе марковского случайного поля [5; 7; 8]. Вычислительная сложность данных методов будет напрямую зависеть от сложности, используемой модели текстурного изображения. Большинство методов текстурной сегментации требуют значи-

## Технические науки

тельных вычислений, что не позволяет использовать их при обработке в реальном времени. Современные подходы, как правило, представляют собой комбинацию нескольких текстурных признаков из разных групп (например, статистических и структурных), поэтому четко отнести их к определенному классу методов не представляется возможным.

В предложенном подходе описание текстуры основано на марковских случайных полях. Для сокращения объема вычислений используется представление  $g$ -разрядных цифровых изображений (ЦИ)  $g$  разрядными двоичными изображениями (РДИ) предложенное в работах [9; 10]. Такая модель позволяет оперировать с матрицами вероятностей переходов размером  $2 \times 2$ , и тем самым снизить требуемые вычислительные ресурсы.

В соответствии с математической моделью ЦИ [9; 10],  $g$ -разрядное ЦИ разбивается на  $g$  РДИ, каждое из которых может быть представлено как суперпозиция двух одномерных цепей Маркова с двумя равновероятными состояниями  $M_1$  и  $M_2$  и матрицами вероятностей переходов по горизонтали  ${}^1\Pi = \|\|{}^1\pi_{ij}\|_{2 \times 2}$  и вертикали  ${}^2\Pi = \|\|{}^2\pi_{ij}\|_{2 \times 2}$ .

На рис. 1 представлен фрагмент двумерного  $l$ -го РДИ, соответствующего марковскому случайному полю. В данной модели элемент изображения  $v_3$  зависит только от двух окрестных элементов  $v_1$  и  $v_2$ .

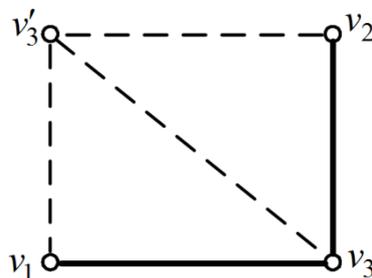


Рис. 1. Фрагмент двумерного РДИ

## Технические науки

Применяя данную модель изображения в работах [10–12] предложен метод текстурной сегментации изображений, в котором в качестве текстурного признака используется оценка вероятности перехода в двумерной цепи Маркова.

Для вычисления вероятностей переходов элементов РДИ используется метод скользящего окна [1]. В пределах окна вычисляются оценки вероятностей переходов по горизонтали  ${}^1\hat{\pi}_{ii}$ , вертикали  ${}^2\hat{\pi}_{ii}$  и оценка вероятности перехода в двумерной цепи Маркова по формуле:

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

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

$$\tilde{\pi}_{iii}^{(r,k)} = \frac{1}{m \times n} \sum_{r=1}^m \sum_{k=1}^n \hat{\pi}_{iii}^{(r,k)}. \quad (2)$$

где  $m$  и  $n$  – ширина и высота скользящего окна.

В результате таких вычислений получена карта текстурного признака, в которой значение каждого элемента равно значению оценки вероятности перехода  $\tilde{\pi}_{iii}$  для соответствующего элемента изображения, вычисленная в локальной окрестности этого элемента. В пределах области одной текстуры значение текстурного признака изменяется незначительно, в то время как для областей разных текстур принимает существенно различные значения.

В работах [10–12] для разделения областей с разной текстурой проводится сравнение вычисленного значения текстурного признака с заранее заданным порогом, так как данный подход является наиболее простым. При этом качество сегментации будет существенно зависеть от выбора порога. Для получения более точного результата сегментации требуется построение гистограммы карты текстурного признака, по которой порог для каждого изображения может быть выбран более точно. Кроме того при пороговой обработке не учитывается

### Технические науки

пространственное расположение элементов, что может привести к появлению на сегментированном изображении дефектов в виде небольших областей, нарушающих однородность выделенной области текстуры.

Для устранения этих недостатков и повышения качества сегментации предлагается вместо пороговой обработки использовать пространственную сегментацию на основе метода наращивания областей [1; 13]. Идея метода заключается в присоединении друг к другу ближайших по значению текстурного признака областей.

В качестве стартовых элементов (центров наращивания) выбираются элементы, в которых значение текстурного признака принимает минимальное или максимальное значение. На границе области текстурный признак будет соответствовать среднему значению. Затем происходит последовательное наращивание областей вокруг выбранных центров, путем присоединения соседних элементов к области, если при этом сохраняется условие однородности области. После наращивания областей производится слияние мелких фрагментов изображения.

Наращивание областей широко применяется во многих методах сегментации, например, в алгоритме JSEG [13], в котором в качестве текстурного признака используется значение нормированной разности общей дисперсии координат элементов окрестности и внутриклассовой дисперсии координат элементов окрестности (J-критерий). Алгоритм состоит из двух этапов: вычисление J-критерия по текстурному изображению и наращивание областей по полученному J-изображению.

Для оценки эффективности предложенного метода текстурной сегментации с использованием метода наращивания областей проведено его сравнение с текстурной сегментацией с пороговой обработкой и алгоритмом JSEG. Проведено моделирование трех рассмотренных методов в Matlab и получены результаты сегментации 100 искусственных тестовых изображений, содержащих области двух текстур с разными вероятностями переходов.

## Технические науки

В качестве количественной оценки качества сегментации выбран F-критерий [14], который вычисляется по двум параметрам точности и полноте.

Точность показывает долю элементов текстурной области, которые были верно сегментированы (то есть отнесены к той же текстуре, что и на эталонном изображении) относительно всех элементов, которые были отнесены к области данной текстуры на сегментированном изображении. Полнота – это доля верно сегментированных элементов текстурной области относительно всех элементов этой текстуры на эталонном изображении.

$$P_i = \frac{TP_i}{S_i}; R_i = \frac{TP_i}{B_i}, \quad (3)$$

где  $P_i$  и  $R_i$  – точность и полнота сегментации  $i$ -й текстуры,  $TP_i$  – количество верно сегментированных элементов изображения для  $i$ -й текстуры,  $S_i$  – количество элементов изображения, отмеченных как область  $i$ -й текстуры на сегментированном изображении,  $B_i$  – количество элементов изображения, отнесенных к области  $i$ -й текстуры на эталонном изображении. Результирующие точность и полнота сегментации изображения определяются как среднее арифметическое по всем текстурам.

F-критерий является мерой, которая объединяет в себе информацию о точности и полноте и представляет собой гармоническое среднее между этими двумя величинами.

$$F = 2 \cdot \frac{P \cdot R}{P + R}. \quad (4)$$

В таблице 1 приведены значения параметров точности, полноты и F-критерия для рассмотренных методов сегментации, полученные усреднением по 100 тестовым изображениям.

Таблица 1

## Усредненные значения критериев качества сегментации

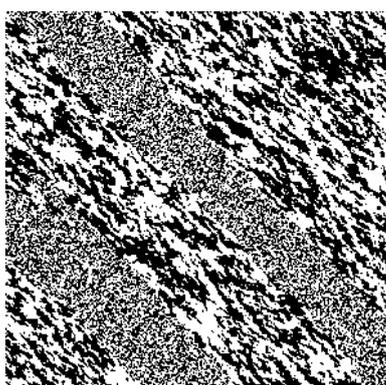
Метод сегментации	Полнота ( $R$ )	Точность ( $P$ )	F-критерий
-------------------	-----------------	------------------	------------

## Технические науки

JSEG	0,757	0,75	0,764
Текстурная сегментация с пороговой обработкой	0,851	0,888	0,864
Текстурно-пространственная сегментация	0,918	0,902	0,909

На рис. 2 приведен пример текстурной сегментации искусственного тестового изображения, содержащего области двух текстур с вероятностями переходов  ${}^1\Pi = {}^2\Pi = \begin{bmatrix} 0,55 & 0,45 \\ 0,45 & 0,55 \end{bmatrix}$  и  ${}^1\Pi = {}^2\Pi = \begin{bmatrix} 0,85 & 0,15 \\ 0,15 & 0,85 \end{bmatrix}$  (рис. 2а) с применением алгоритма JSEG (рис. 2в), пороговой (рис. 2г) и пространственной сегментации (рис. 2д). Тестовое изображение сформировано с помощью эталонного изображения (рис. 2б), которое используется для вычисления критериев качества сегментации.

При текстурной сегментации использовалось окно размером  $21 \times 21$  элемент, порог выбирался автоматически как среднее значение между максимальным и минимальным значением текстурного признака.

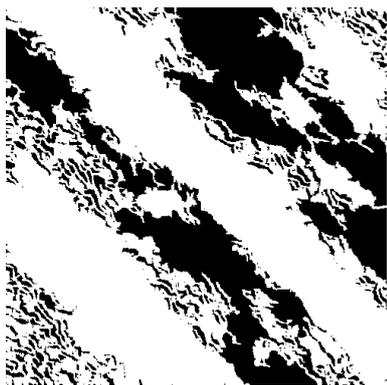


а) исходное изображение



б) эталонное изображение

## Технические науки



в) алгоритм JSEG  
 $R = 0,749$ ;  $P = 0,74$ ;  
 $F = 0,745$



г) текстурная сегментация  
 с пороговой обработкой  
 $R = 0,923$ ;  $P = 0,876$ ;  
 $F = 0,899$



д) текстурно-пространственная  
 сегментация  
 $R = 0,97$ ;  $P = 0,946$ ;  
 $F = 0,958$

Рис. 2. Результат сегментации тестового изображения разными методами

Приведенные на рис. 2 и в таблице 1 результаты исследований показывают, что применение метода наращивания областей на втором этапе выделения текстур позволяет повысить качество сегментации, что подтверждается максимальным значением F-критерия, равного 0,909, для данного метода. В результате текстурной сегментации с пороговой обработкой при использовании автоматически выбранного порога заметны существенные неоднородности (рис. 2г), которые приводят к снижению качества сегментации. Текстурно-пространственная сегментация с использованием метода наращивания областей позволяет получить более однородные области, при этом нет необходимости строить гистограмму карты текстурного признака для точного выбора порога, в отличие от метода текстурной сегментации с пороговой обработкой.

Таким образом, рассмотренный метод текстурно-пространственной сегментации обеспечивает более точное выделение протяженных областей по сравнению с алгоритмом JSEG и текстурной сегментацией с пороговой обработкой. При этом реализация алгоритма усложняется незначительно и отсутствие необходимости точного выбора порога делает этот подход более приемлемым для систем автоматической обработки изображений.

## Технические науки

## Список литературы

1. Гонсалес Р., Вудс Р. Цифровая обработка изображений. – М. : Техносфера, 2005. – 1072 с.
2. Дуда Р., Харп П. Распознавание образов и анализ сцен. – М. : Мир, 1978. – 510 с.
3. Haralick R. M., Shanmugam K., Dinstein I. Textural features for image classification // IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics. – 1973. – № 3. – P. 610–621.
4. Haralick R. M. Statistical and structural approaches to texture // Proceedings of the IEEE. – 1979. – Vol. 67. – № 5. – P. 786–804.
5. Zhang J., Tan T. Brief review of invariant texture analysis methods // Pattern Recognition – 2002. – Vol. 35(3). – № 3. – P. 735–747.
6. Keller J. M., Chen S., Grownover R. M. Texture description and segmentation through fractal geometry // Computer Vision, Graphics, and Image Processing. – 1989. – № 45. – P. 150–166.
7. Ковтун И. В. Текстурная сегментация изображений на основе марковских случайных полей // Управляющие системы и машины. – 2003. – № 4. – С. 46–55.
8. Stan Z. Li. Markov Random Field Modeling in Image Analysis. – London : Springer-Verlag Limited, 2009. – 569 p.
9. 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. IGI Global, 2013. – P. 207–241.
10. Петров Е. П., Медведева Е. В., Харина Н. Л., Курбатова Е. Е. Методы и алгоритмы обработки цифровых изображений в системах ДЗЗ на малоразмерных платформах. – Germany : LAP LAMBERT Academic Publishing, 2016. – 83 с.
11. Kurbatova E. E., Medvedeva E. V., Okulova A. A. Method of isolating texture areas in images // Pattern Recognition and Image Analysis. – 2015. – Vol. 25. – № 1. – P. 47–52.
12. Medvedeva E. V., Kurbatova E. E. Image segmentation based on two-dimensional Markov chains // Computer Vision in Control System-2. Innovations in practice. – Springer, 2015. – P. 277–295.
13. Deng Y., Manjunath B. S. Unsupervised segmentation of color-texture regions in images and video // IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence. – 2001. – Vol. 23. – № 8. – P. 800–810.
14. Martin D., Fowlkes C., Malik J. Learning to detect natural image boundaries using local brightness, color and texture cues // IEEE Trans. on Pattern analysis and Machine Intelligence. – 2004. – Vol. 26. – P. 530–549.

**Технические науки**

**КУРБАТОВА Екатерина Евгеньевна** – кандидат технических наук, доцент кафедры радиоэлектронных средств, Вятский государственный университет. 610000, г. Киров, ул. Московская, 36.

E-mail: kurbatova@vyatsu.ru

**ТИТОВА Юлия Константиновна** – студент группы ИКТм-21-01, Вятский государственный университет. 610000, г. Киров, ул. Московская, 36.

E-mail: krasotka41@mail.ru