

Применение смешанных моделей случайных полей при сегментации спутниковых изображений

Н.А. Андриянов¹, В.Е. Дементьев¹

¹Ульяновский государственный технический университет, ул. Северный Венец, д. 32, Ульяновск, Россия, 432027

Аннотация. В статье рассмотрена задача сегментации изображений. Выполнен краткий обзор существующих методов сегментации. Для сегментации неоднородных изображений было предложено использовать оценки, полученные в ходе нелинейной рекуррентной фильтрации. Предложенный алгоритм сегментации исследован при работе с генерируемыми изображениями и реальными. Показано, что эффективное оценивание параметров моделей может обеспечить наилучшее качество сегментации по сравнению с алгоритмом ISODATA.

1. Введение

В последнее время особую актуальность приобретают задачи, связанные с разработкой и исследованием алгоритмов обработки изображений и видеопоследовательностей в различных системах машинного зрения. Это объясняется постоянно увеличивающимся объемом хранимых и обрабатываемых цифровых изображений и ростом возможностей современной вычислительной техники. Характерным примером подобных систем являются разнообразные космические комплексы, обеспечивающие получение данных дистанционного зондирования Земли (ДЗЗ). Спутниковые снимки широко используются для мониторинга состояния атмосферы, поверхности океанов, полярных территорий, сельскохозяйственных земель, городских территорий, пустынь и лесных массивов.

Существенным препятствием на пути широкого применения данных высокого разрешения является ограничения в используемом инструментарии, обеспечивающим автоматизированный анализ и интерпретацию таких данных. Одним из фундаментальных этапов при обработке изображений является их сегментация, которая проводится с целью разделения изображения на сегменты, содержащие однотипные по своим визуальным характеристикам пиксели. Каждому пикселю присваивается некоторая метка (номер сегмента, к которому он отнесен) с последующим формированием карты сегментов. Такая обработка позволяет, например, выделить на спутниковом изображении однородные области (лес, поле, городская застройка и т.д.), последующий анализ которых является существенно более простым в сравнении с исследованием исходного неоднородного спутникового изображения.

2. Основные группы алгоритмов сегментации

Большинство существующих и использующихся методов сегментации изображений можно разделить на следующие четыре основные группы [1]:

1. Сегментация на основе визуальной однородности области. Методы этой группы используют критерий однородности для получения связанных областей изображения [1,2,5].

2. Сегментация на основе выделения границ [3]. Методы этой группы основаны на гипотезе разрывности яркостных свойств изображения при переходе от одной однородной области к другой, т.е. на существовании краев областей. Края принадлежат границам областей, соответствующих результату сегментации. Методы выделения краев делятся на локальные и глобальные.

3. Сегментация на основе анализа гистограмм [1,2,5]. Общим для этих методов является построение одной или нескольких гистограмм для заданного цветного изображения, нахождение пиков гистограмм, определение интервалов, содержащих эти пики, и использование этих интервалов для классификации пикселей.

4. Нечеткая кластеризация в цветовом пространстве [4]. Методы этой группы ориентированы на поиск предварительного числа и характеристик однородных областей, например путем нечеткого анализа одномерных гистограмм, вычисленных для каждого базового цвета. Этот анализ позволяет обнаружить пики гистограмм и в то же время определяет интервалы вокруг этих пиков.

5. Сегментация на основе физических свойств изображения [1,2]. Особенностью методов этой группы является ориентация на выделение области, соответствующей изображению реального физического объекта.

3. Оценивание параметров и сегментация имитируемых изображений

В настоящей работе исследуется возможность использования для сегментации изображений не значений яркости отдельных пикселей, а корреляционных характеристик этих изображений. Для получения таких корреляционных характеристик воспользуемся описанием сегментированного изображения с помощью дважды стохастической модели [6-10].

В этом случае изображение считается заданным на прямоугольной многомерной сетке Ω случайным полем (СП) так, что его значения $x_i = F(x_j, \alpha_i, \xi_i)$, где $\bar{i}, \bar{j} \in \Omega$, $\bar{j} \in D_i$; $D_i \in \Omega$ - область определения модели в точке \bar{i} ; $F()$ - некоторое преобразование; α_i - параметры модели, представляющие собой независимое от ξ_i СП. Простым примером дважды стохастической модели является следующая конструкция, заданная на двумерной сетке $\Omega = \{i = 1, 2, \dots, M_1; j = 1, 2, \dots, M_2\}$ и использующая комбинацию авторегрессионных моделей с кратными корнями характеристических уравнений кратности 2 и 1 [9]. Таким образом, можем записать дважды стохастическую модель, как

$$x_{ij} = 2\rho_{xij}\rho_{yij}x_{i-1,j} + 2\rho_{yij}x_{i,j-1} - 4\rho_{xij}\rho_{yij}x_{i-1,j-1} - \rho_{xij}^2x_{i-2,j} - \rho_{yij}^2x_{i,j-2} + 2\rho_{xij}^2\rho_{yij}x_{i-2,j-1} + 2\rho_{yij}^2\rho_{xij}x_{i-1,j-2} - \rho_{xij}^2\rho_{yij}^2x_{i-2,j-2} + \xi_{ij} \quad (1)$$

где ξ_{ij} - независимая случайная величина, распределённая по нормальному закону; $M(\xi_{ij}) = 0$;

$M(\xi_{ij}^2) = \sigma_{\xi}^2$, а $\{\rho_{1ij}, i = 1, 2, \dots, M_1, j = 1, 2, \dots, M_2\}$ и $\{\rho_{2ij}, i = 1, 2, \dots, M_1, j = 1, 2, \dots, M_2\}$ являются совокупностью корреляционных параметров, подчиняющихся следующим соотношениям:

$$\rho_{1ij} = r_{11}\rho_{1(i-1)j} + r_{12}\rho_{1i(j-1)} - r_{11}r_{12}\rho_{1(i-1)(j-1)} + \xi_{1ij},$$

$$\rho_{2ij} = r_{21}\rho_{2(i-1)j} + r_{22}\rho_{2i(j-1)} - r_{21}r_{22}\rho_{2(i-1)(j-1)} + \xi_{2ij}, \quad (2)$$

где $\{\xi_{1ij}\}$ и $\{\xi_{2ij}\}$ - двумерные СП независимых гауссовских СВ с нулевыми средними и дисперсиями $M\{\xi_{1ij}^2\} = (1 - r_{11}^2)(1 - r_{12}^2)\sigma_{\rho_1}^2$, $M\{\xi_{2ij}^2\} = (1 - r_{21}^2)(1 - r_{22}^2)\sigma_{\rho_2}^2$; $\sigma_{\rho_1}^2 = M\{\rho_{1ij}^2\}$, $\sigma_{\rho_2}^2 = M\{\rho_{2ij}^2\}$. Для удобства можно обозначить r_{11} и r_{12} за r_{x_1} и r_{x_2} соответственно, а r_{21} и r_{22} за r_{y_1} и r_{y_2} .

В работах [8, 9] показано, что для подобных авторегрессионных дважды стохастических моделей удается построить рекуррентные нелинейные процедуры фильтрации, позволяющие с высокой точностью выполнять оценку как яркостных ($\{x_{ij} : i = 1, 2, \dots, M_1; j = 1, 2, \dots, M_2\}$), так и корреляционных ($\{\rho_{1ij}, \rho_{2ij} : i = 1, 2, \dots, M_1; j = 1, 2, \dots, M_2\}$) характеристик изображения.

Для этого составим следующий вектор длиной $4M_1 + 5$ элементов:

$$\bar{x}_{ij} = (\bar{x}_{xij} \quad \bar{\rho}_{xij} \quad \bar{\rho}_{yij})^T,$$

$$\bar{x}_{xij} = (x_{i-1M_1} \ x_{ij} \ x_{ij-1} \ \dots \ x_{i1} \ x_{i-1M_1} \ \dots \ x_{i-11} \ x_{i-2M} \ \dots \ x_{i-2j-2})^T,$$

$$\bar{\rho}_{xij} = (\rho_{xij} \ \rho_{xij-1} \ \dots \ \rho_{xi1} \ \rho_{xi-1M_1} \ \dots \ \rho_{xi-1j})^T, \quad \bar{\rho}_{yij} = (\rho_{yij} \ \rho_{yij-1} \ \dots \ \rho_{yi1} \ \rho_{yi-1M_1} \ \dots \ \rho_{yi-1j})^T.$$

Тогда модель СП запишется в виде $\bar{x}_{ij} = \mathcal{G}_{ij} \bar{x}_{ij-1} + \xi_{ij}$,

где $\mathcal{G}_{ij} = \begin{pmatrix} \mathcal{G}_{ijx} & 0 & 0 \\ 0 & \mathcal{G}_{ij\rho x} & 0 \\ 0 & 0 & \mathcal{G}_{ij\rho y} \end{pmatrix}$ – матрица размером $(4M_1 + 5) \times (4M_1 + 5)$; первая строка матрицы

\mathcal{G}_{ijx} равна $\mathcal{G}_{ijx}(1) = (2\rho_{xij-1} \ -\rho_{xij-1}^2 \ 0 \ \dots \ 2\rho_{yij-1} \ -4\rho_{xij-1}\rho_{yij-1} \ 2\rho_{xij-1}\rho_{yij-1}^2 \ 0 \ \dots \ -\rho_{yij-1}^2 \ 2\rho_{xij-1}^2\rho_{yij-1} \ -\rho_{xij-1}^2\rho_{yij-1}^2)$, а остальные строки составлены путем присоединения к единичной матрице нулевого столбца.

$$\mathcal{G}_{ijx} = \begin{pmatrix} 2\rho_{xij-1} & -\rho_{xij-1}^2 & 0 & \dots & 2\rho_{yij-1} & -4\rho_{xij-1}\rho_{yij-1} & 2\rho_{xij-1}\rho_{yij-1}^2 & 0 & \dots & -\rho_{yij-1}^2 & 2\rho_{xij-1}^2\rho_{yij-1} & -\rho_{xij-1}^2\rho_{yij-1}^2 \\ 1 & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & \dots & 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & \dots & 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \dots & 1 & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \dots & 0 & 1 & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 & 1 & 0 & \dots & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 & 0 & 1 & \dots & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 & 1 & 0 \end{pmatrix};$$

$$\mathcal{G}_{ij\rho x} = \begin{pmatrix} r_{x1} & \dots & r_{x2} & -r_{x1}r_{x2} \\ 1 & \dots & 0 & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ 0 & \dots & 1 & 0 \end{pmatrix}; \quad \mathcal{G}_{ij\rho y} = \begin{pmatrix} r_{y1} & \dots & r_{y2} & -r_{y1}r_{y2} \\ 1 & \dots & 0 & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ 0 & \dots & 1 & 0 \end{pmatrix}.$$

Представим эти матричные соотношения в виде следующей формулы $\bar{x}_{ij} = \varphi(\bar{x}_{ij-1}) + \xi_{ij}$. Введем экстраполированную оценку $\hat{x}_{xij} = \varphi(\bar{x}_{ij-1})$ и найдем матрицу $\varphi'(\bar{x}_{ij-1}) = \frac{\partial \varphi(\bar{x}_{ij-1})}{\partial \bar{x}_{ij-1}}$. Прямые

расчеты показывают, что она будет идентична матрице \mathcal{G}_{ij} , за исключением первой строки, которая будет равна $\varphi'_1 = (A_1 \ A_2 \ A_3)$, где

$$A_1 = (2\rho_{xij-1} \ -\rho_{xij-1}^2 \ 0 \ \dots \ 2\rho_{yij-1} \ -4\rho_{xij-1}\rho_{yij-1} \ 2\rho_{xij-1}\rho_{yij-1}^2 \ 0 \ \dots \ -\rho_{yij-1}^2 \ 2\rho_{xij-1}^2\rho_{yij-1} \ -\rho_{xij-1}^2\rho_{yij-1}^2),$$

$$A_2 = (2x_{i-1j} - 4\rho_{yij-1}x_{i-1j-1} - 2\rho_{xij-1}x_{i-2j} + 4\rho_{xij-1}\rho_{yij-1}x_{i-2j-1} + 2\rho_{yij-1}^2x_{i-1j-2} - 2\rho_{xij-1}\rho_{yij-1}^2x_{i-2j-2} \ \dots \ 0 \ 0),$$

$$A_3 = (0 \ \dots \ 2x_{ij-1} - 4\rho_{xij-1}x_{i-1j-1} - 2\rho_{xij-1}x_{i-2j} + 4\rho_{xij-1}\rho_{yij-1}x_{i-1j-2} + 2\rho_{yij-1}^2x_{i-2j-1} - 2\rho_{xij-1}\rho_{yij-1}^2x_{i-2j-2} \ 0).$$

A_1, A_2, A_3 – строки длиной $M_1 + 1$. Используя эти соотношения и метод рекуррентной векторной фильтрации, можно записать следующий двумерный нелинейный фильтр:

$$\hat{x}_{ij} = \hat{x}_{\varepsilon ij} + B_{ij}(z_{ij} - \hat{x}_{\varepsilon ij}), \quad (3)$$

где $\hat{x}_{\varepsilon ij}$ – первый элемент вектора $\hat{x}_{\varepsilon ij}$; $B_{ij} = P_{\varepsilon ij} C^T D_{ij}^{-1}$; $C = (1, 0, 0, \dots, 0)$; $D_{ij} = C P_{\varepsilon ij} C^T + \sigma_n^2$. При этом важным является тот факт, что оцениваемые яркостные и корреляционные характеристики строятся в результате последовательной оценки всего изображения. Это позволяет обеспечить более высокое качество оценки, чем, например, в плавающем окне.

Полученные в ходе нелинейной фильтрации массивы оценок $\{\rho_{1ij}, \rho_{2ij} : i = 1, 2, \dots, M_1; j = 1, 2, \dots, M_2\}$ можно рассматривать как двумерные массивы, характеризующие корреляционные свойства исходного изображения. Соответственно, к ним можно применить различные алгоритмы обработки, в том числе и процедуры сегментации. На рис. 1а в качестве примера приведено имитированное изображение, полученное с помощью модели (2). На этом изображении имеются два типа объектов, близких по яркостным характеристикам, но отличающиеся по корреляционным свойствам. На рис. 1б визуализировано полученное с помощью фильтра (3) поле вспомогательных корреляционных параметров для исходного изображения, а на рис. 1в представлена гистограмма для этих корреляционных параметров. На ней видны два характерных пика, разделенных локальным экстремумом. Используя этот экстремум как границу, возможно выполнить простое разбиение поля корреляционных параметров и исходного изображения на две непересекающиеся области (рис. 1г).

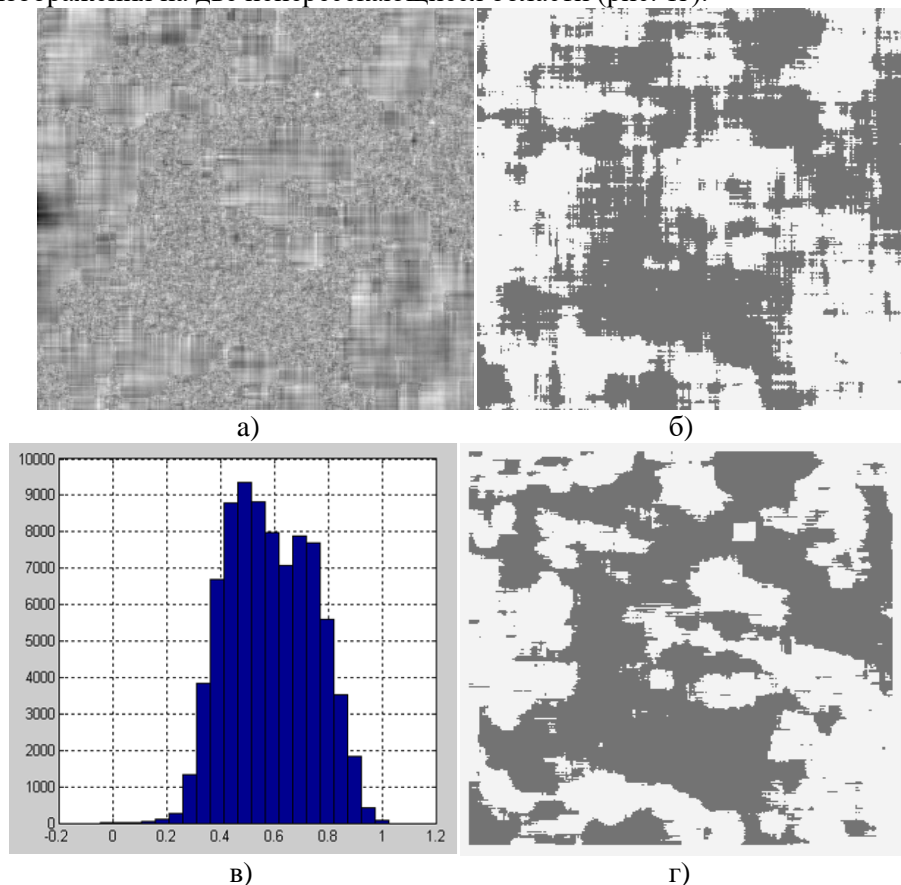


Рисунок 1. Сегментация изображения с изменяющимися корреляционными свойствами.

Анализ полученных результатов свидетельствует о высоком качестве проведенной сегментации. Порядка 89% точек исходного изображения были сегментированы верно. Однако стоит отметить, что пики гистограммы корреляционных параметров в этом случае соответствовали значениям коэффициентов корреляции 0,5 и 0,7 соответственно, т.е. которые отличаются примерно на 27%.

Таким образом, основным преимуществом предлагаемой модели по сравнению с известными, является возможность учета внутренних связей между пикселями при сегментации, дополнительно к методам, опирающимся только на яркости конкретных пикселей. Вместе с тем, использование предварительной обработки требует больших вычислительных сложностей, чем простое применение известных алгоритмов, таких как ISODATA, k-средних, MRF-сегментация.

В таблице 1 представлено время, затраченное на сегментацию изображений, выполненную на ПЭВМ AMD-FX 4350 Quad-Core 4.2 GHz, 8 Gb RAM. Размер изображения 300x300.

Таблица 1. Сложность сегментации.

№ п/п	Алгоритм	Время, с
1	k-means	0,5
2	ISODATA	0,78
3	Нелинейная фильтрация + k-means	11,2
4	Нейлинейная фильтрация + ISODATA	11,5

Анализ приведенных в таблице 1 данных показывает, что предлагаемый алгоритм уменьшает быстродействие обработки, однако в ряде случаев он позволяет добиться приемлемой сегментации по сравнению с известными методами. Повысить быстродействие можно, используя оконное оценивание параметров, вместо нелинейного фильтра.

4. Результаты сегментации реальных изображений

Тем не менее, полученный для имитируемых изображений результат позволяет обоснованно надеяться на то, что в случае применения более сложных процедур сегментации при обработке поля корреляционных параметров найденный алгоритм сегментации может быть применим и для реальных изображений. Действительно, на рис. 2-7 представлены результаты сегментации (бинаризации) некоторых типовых изображений с помощью применения комбинации предложенного в работе алгоритма и алгоритма ISODATA, применяемого к полю корреляционных параметров. При этом на рис. 2а-7а представлены исходные изображения, на рис. 2б-7б - соответствующие им поля корреляционных параметров, на рис. 2в-7в - результаты сегментации по корреляционным параметрам, на рис. 2г-7г - результаты сегментации с промежуточной субдискретизацией (т.е. когда оценка параметров еще и усреднялась по некоторой небольшой окрестности), а на рис. 2д-7д - результаты применения алгоритма ISODATA к исходным изображениям.

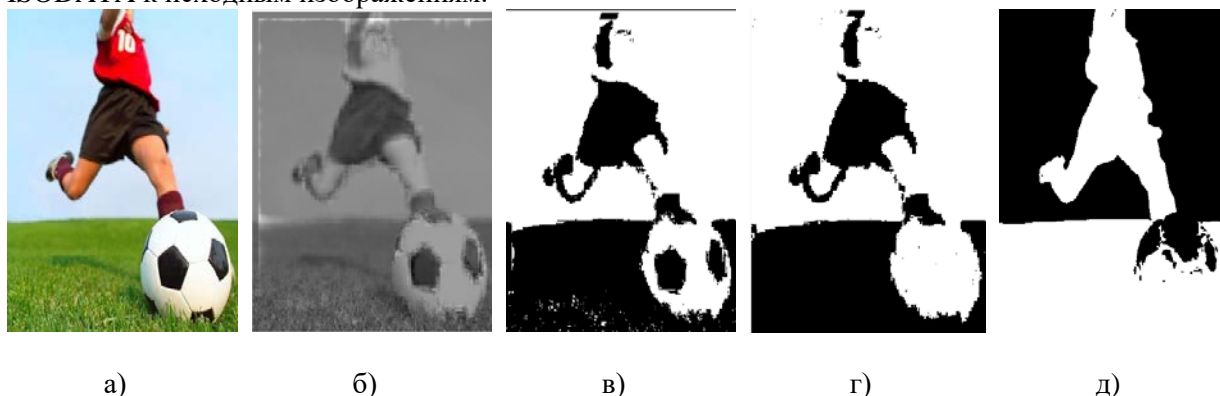
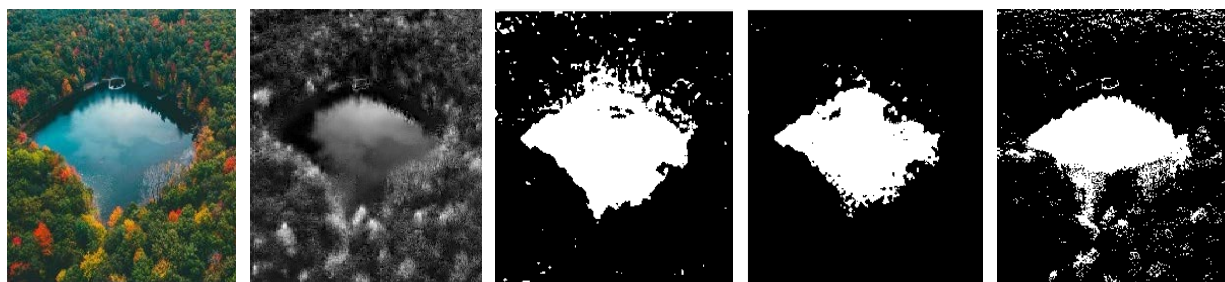
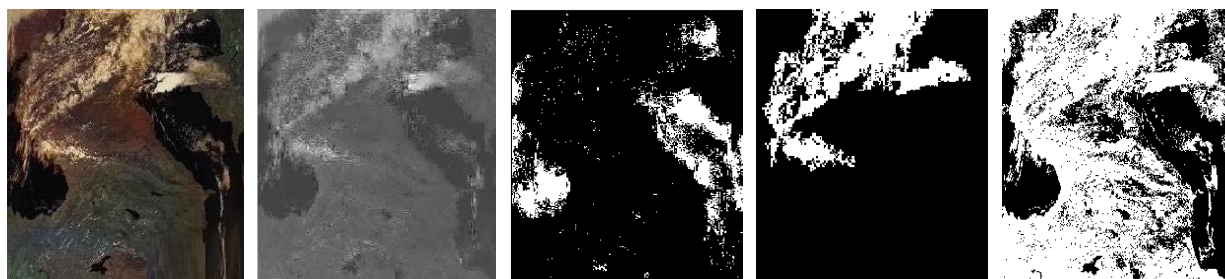


Рисунок 2. Сегментация сложного цветного изображения.



а) б) в) г) д)
Рисунок 3. Сегментация изображения, содержащего 2 ярко выраженных объекта.



а) б) в) г) д)
Рисунок 4. Сегментация спутникового изображения (облака-озера-земля).



а) б) в) г) д)
Рисунок 5. Сегментация изображения с ярко выраженными яркостными характеристиками объектов.



а) б) в) г) д)
Рисунок 6. Сегментация тестового изображения "Лена".

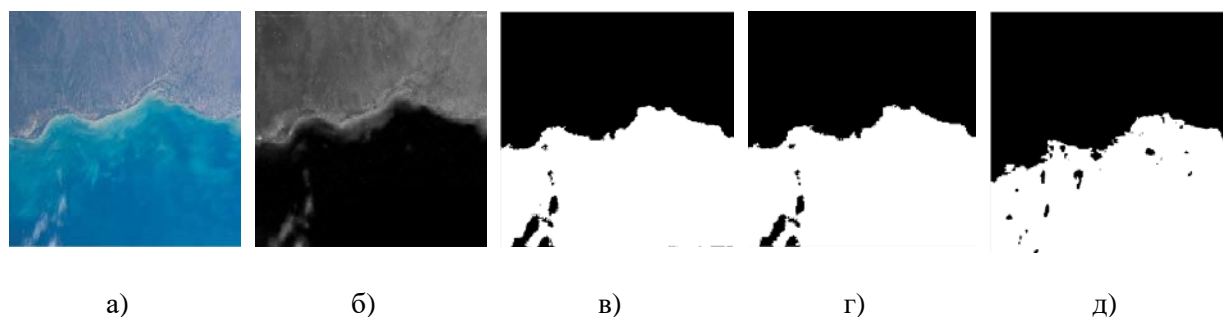


Рисунок 7. Сегментация спутникового изображение (земля-вода).

Анализ приведенных изображений, а также прямой расчет верно отнесенных пикселей позволяет сделать следующие выводы. Во-первых, поле корреляционных параметров позволяет визуально различать имеющиеся на исходных изображениях объекты. Это дает основания для использования такого поля для последующей обработки, в частности сегментации. Во-вторых, в большинстве случаев (5 из 6) предварительная нелинейная фильтрация позволила повысить качество сегментации в среднем на 8%. При этом выигрыш тем больше, чем заметнее разность между корреляционными свойствами объектов в сравнении с яркостными.

Наконец, на рис. 8 представлены результаты автоматической сегментации данных изображений и сегментации с учетом выделения 2-х объектов на базе алгоритма MRF-сегментации.

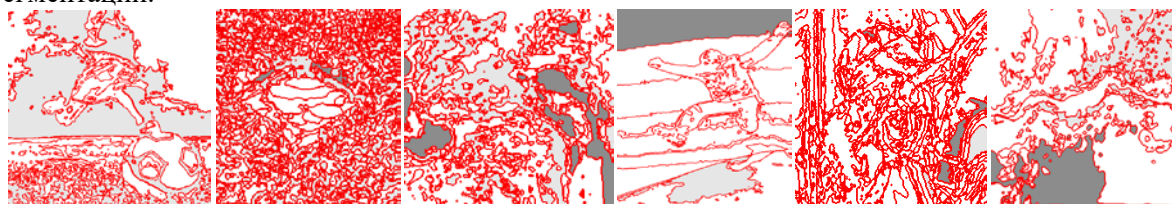


Рисунок 8. MRF-сегментация (автоопределение).



Рисунок 9. MRF-сегментация (2 объекта).

Очевидно, что такая сегментация на основе автоопределения числа объектов является неэффективной. Когда алгоритму указано число объектов интереса, то для некоторых изображений получается адекватная сегментация, однако сохраняется погрешность в 10-12%. А в более сложных изображениях сегментация остается неудовлетворительной. Предварительное оценивание связей между пикселями помогает либо устранить погрешности на простых изображениях, либо выполнить адекватную сегментацию (около 90%) для сложных изображений.

5. Заключение

Таким образом, результаты проведенных исследований подтвердили возможность использования нелинейной рекуррентной фильтрации как вспомогательного инструмента, позволяющего повысить качество сегментации изображений различного вида. Это позволяет рекомендовать данный вид обработки для реальных систем машинного зрения.

6. Благодарности

Результаты получены при поддержке гранта РФФИ и Правительства Ульяновской области №16-41-732027.

7. Литература

- [1] Гонсалес, Р. Цифровая обработка изображений / Р. Гонсалес, Р. Вудс. – М.: Техносфера, 2006. – 812 с.
- [2] Махмуд, У.А.Т. Комбинированные алгоритмы сегментации: Дис. канд. техн. наук./ У.А.Т. Махмуд. – Минск, 2002. – 187 с.
- [3] Бакут, П.А. Сегментация изображений: Методы выделения границ областей / П.А. Бакут, Г.С. Колмогоров // Зарубежная радиоэлектроника. – 1987. – Т. 10. – С. 16-23.
- [4] Аникин, И.В. Методы нечеткой обработки, распознавания и анализа предметов / И.В. Аникин, М.Р. Шагиахметов // Распознавание образов и анализ сцен: труды 5 межд. конф. – С.-Петербург. – 2002. - Т. 1. – С. 16-20.
- [5] Васильев, К.К. Статистический анализ изображений / К.К. Васильев, В.Р. Крашенинников. – Ульяновск: УлГТУ, 2014. – 214 с.
- [6] Vasil'ev K.K. Application of mixed models for solving the problem on restoring and estimating image parameters / К.К. Vasil'ev, V.E. Dement'ev, N.A. Andriyanov // Pattern Recognition and Image Analysis (Advances in Mathematical Theory and Applications). – 2016. – Vol. 26(1). – P. 240-247. DOI: 10.1134/S1054661816010284.
- [7] Дементьев, В.Е. Применение дважды стохастических авторегрессионных моделей для обработки спутниковых изображений / В.Е. Дементьев // Радиотехника. – 2017. – Т. 6. – С. 18-22.
- [8] Vasiliev, K.K. Filtration and restoration of satellite images using doubly stochastic random fields / К.К. Vasiliev, V.E. Dementiev, N.A. Andriyanov // CEUR Workshop Proceedings 1. Sem. "REIT 2017 - Proceedings of the 1st International Workshop on Radio Electronics and Information Technologies", 2017. – P. 10-20.
- [9] Васильев, К.К. Представление и обработка спутниковых многозональных изображений / К.К. Васильев, В.Е. Дементьев. - Ульяновск: УлГТУ, 2017. – 247 с.
- [10] Vasil'ev, K.K. Doubly stochastic models of images / К.К. Vasil'ev, V.E. Dement'ev, N.A. Andriyanov // Pattern Recognition and Image Analysis. – 2015. – Vol. 25(1). – P. 105-110. DOI: 10.1134/S1054661815010204.

Application of mixed models of random fields for the segmentation of satellite images

N.A. Andriyanov¹, V.E. Dementiev¹

¹Ulyanovsk State Technical University, Severny Venets 32, Ulyanovsk, Russia, 432027

Abstract. The images segmentation task is considered in the article. A brief overview of the existing segmentation methods is provided. For segmentation of inhomogeneous images, it was suggested to use estimates obtained in the course of nonlinear recurrent filtering. The proposed segmentation algorithm was investigated when working with generated images and real ones. It is shown that effective model parameters estimation can provide the best quality of segmentation in comparison with the ISODATA algorithm.

Keywords: image processing, parameter estimation, image segmentation, inhomogeneous random fields, mathematical modeling.