

## ВЫДЕЛЕНИЕ МАЛОРАЗМЕРНЫХ ОБЪЕКТОВ АЛГОРИТМАМИ СЕГМЕНТАЦИИ НА ОСНОВЕ МОДЕЛИ СИСТЕМЫ СО СЛУЧАЙНОЙ СКАЧКООБРАЗНОЙ СТРУКТУРОЙ

А.Н. Малов, Б.М. Миронов, В.А. Кузнецов

Иркутское высшее военное авиационное инженерное училище (Военный институт)

Представлены алгоритмы сегментации подстилающей поверхности на основе модели системы со случайной скачкообразной структурой со сглаживанием достаточной статистики. Методом имитационного моделирования проведено исследование эффективности алгоритмов сегментации по выделению малоразмерных объектов. Полученные характеристики позволяют сравнить эффективность различных алгоритмов и определить ограничения на размеры сегментируемых участков объектов.

### Введение

Одной из важных задач обработки изображений является их сегментация. Задача сегментации изображений практически неизбежно возникает при построении различных систем обработки двумерных и трехмерных изображений, систем обнаружения и систем распознавания образов [1]. В большинстве случаев под сегментацией понимают выделение на изображении однородных участков (ОУ). Понятие "однородность участка" определяется условиями задачи, например, однородными могут считаться области с одинаковыми параметрами распределения яркости, одинаковыми параметрами текстуры, типом поверхности и т.д. В данной работе под сегментацией будем понимать разделение локационного изображения подстилающей поверхности на ОУ, соответствующие определенным типам (классам) подстилающей поверхности (например: лес, поле и т.д.) со средним значением на изображении величины  $m^{(i)}$ , где  $i$ -номер класса подстилающей поверхности.

С достаточной для практики точностью подстилающая поверхность может быть представлена совокупностью чередующихся ОУ. При переходе от одного участка к другому значение  $m^{(i)}$  меняется произвольным образом, что позволяет рассматривать систему формирования изображения как систему со случайной скачкообразной структурой, генерирующую дискретную последовательность значений яркости элементов изображения (ЭИ). Используя такое представление, на основе обработки изображения производится постановка в соответствие каждому его элементу номера класса подстилающей поверхности  $i$ . Таким образом, изображение оказывается сегментированным.

В работе [2] на основе модели системы со случайной скачкообразной структурой разработаны алгоритмы, позволяющие эффективно сегментировать изображение подстилающей поверхности, проведено исследование их эффективности при сегментации ОУ, значительно превосходящих по площади размеры элемента разрешения локатора.

Цель данной работы – построение алгоритмов сегментации изображений со сглаживанием достаточной статистики и исследование свойств алгоритмов на основе модели системы со случайной скачкообразной структурой по выделению малоразмерных объектов.

### 1. Алгоритмы сегментации со сглаживанием достаточной статистики

Аналогично [2] процесс формирования яркостных отсчетов  $\lambda_k$  строки изображения опишем моделью одномерной авторегрессии. С учетом обозначений, принятых в [2], процесс смены классов подстилающей поверхности описывается дискретной марковской последовательностью  $\{\theta_k, i = 0, 1, \dots\}$ , состояния которой  $i$  являются номерами классов ( $i = 1, 2, \dots, M$ ).

Для случая, когда возможно запоминание всей строки изображения  $\lambda_0^N = \{\lambda_0, \lambda_1, \dots, \lambda_N\}$ , задача состоит в оценивании  $\theta_0, \theta_1, \dots, \theta_N$  на основе наблюдений  $\lambda_0^N$ . Оценку номера класса будем определять по критерию максимума апостериорной вероятности. Сглаженная достаточная статистика удовлетворяет рекуррентному уравнению в обратном направлении отсчетов ( $k = N - 1, N - 2, \dots, 0$ ) [3]:

$$W_{k,N}(\theta_k = \beta) = W_k(\theta_k = \beta) \sum_{j=1}^M \frac{p(\lambda_{k+1} | \lambda_k, \theta_{k+1} = j, \theta_k) \pi(\theta_{k+1} = j | \theta_k = \beta)}{\sum_{i=1}^M p(\lambda_{k+1} | \lambda_k, \theta_{k+1} = i, \theta_k) \pi(\theta_{k+1} = i | \theta_k = \beta)} \times W_{k+1,N}(\theta_{k+1} = j) \quad (1)$$

с начальным условием:

$$W_{N,N}(\theta_N) = W_N(\theta_N),$$

где  $W_{k,N}(\theta_k = \beta) = P(\theta_k = \beta | \lambda_0^k)$  – сглаженная апостериорная вероятность принадлежности  $k$ -го

ЭИ к  $\beta$ -му классу ( $\beta = 1, 2, \dots, M$ );  $W_k(\theta_k = \beta) = P(\theta_k = \beta | \lambda_0^k)$  – апостериорная вероятность принадлежности  $k$ -го ЭИ к  $\beta$ -му классу, полученная при обработке строки изображения в прямом направлении отсчетов [2];  $p(\lambda_{k+1} | \lambda_k, \theta_{k+1}, \theta_k)$ ,  $\pi(\theta_{k+1} | \theta_k)$  – условные плотности вероятности и переходные ве-

роятности соответственно. Алгоритм сегментации, определяемый выражением (1), назовем однострочным алгоритмом сегментации со сглаживанием достаточной статистики – сокращенно ОА2 в отличие от однострочного алгоритма, представленного в работе [2], который сокращенно назовем ОА1.

При обработке изображения по строке и столбцу в соответствии с выражением (1) путем усреднения соответствующих апостериорных вероятностей получим комбинированный алгоритм сегментации со сглаживанием достаточной статистики, назовем его КОА2. Комбинированный алгоритм сегментации, полученный в работе [2], назовем КОА1.

## 2. Выделение алгоритмами сегментации малоразмерных объектов

Под малоразмерными объектами будем понимать ОУ, сравнимые по площади с размерами элемента разрешения локатора.

Для исследования свойств алгоритмов сегментации изображений на основе модели системы со случайной скачкообразной структурой по выделению малоразмерных объектов была проведена серия тестовых экспериментов методом имитационного моделирования для двух классов подстилающей поверхности ( $M=2$ ). Первый класс подстилающей поверхности соответствует фону, второй класс – малоразмерным объектам с соответствующими средними уровнями яркостей  $m^{(1)}$  и  $m^{(2)}$ . В качестве модели изображения выбиралось тестовое поле размером  $150 \times 150$  ЭИ, представленное совокупностью ОУ фона и объектов, сформированных в соответствии с выражением (4) в [2]. Параметры моделей определялись следующим образом:  $m^{(1)} = m_0 = 150$ ;  $m^{(2)} = m_0 + \Delta m$ ;  $\rho_{x,y}^{(1,2)} = 0,1$ ;  $\sigma^{(1,2)} = 2$ . Ошибка в определении номера класса, аналогично [2], оценивалась значением  $P_{\text{ОШ}}$ , называемой ошибкой распознавания состояния:

$$P_{\text{ОШ}} = \frac{1}{NL} \sum_{k=1}^N \sum_{l=1}^L z_{l,k}, \quad (2)$$

где  $L, N$  – размеры изображения по вертикали и горизонтали,  $z_{l,k}$  – величина, принимающая значение ноль в случае, когда оценка номера класса  $\hat{\theta}_{l,k}$  и номер класса  $\theta_{l,k}$   $l, k$ -го ЭИ совпадают, и равная единице в противном случае.

Свойства подстилающей поверхности определяются элементами матрицы переходных вероятностей (МПВ):

$$\pi(\theta_{k+1} | \theta_k) = \begin{bmatrix} \pi_{11} & \pi_{12} \\ \pi_{21} & \pi_{22} \end{bmatrix}. \quad (3)$$

Для описания результатов исследований введем коэффициенты  $K_{12}$  и  $K_{22}$ , определяемые МПВ (3):

$$K_{12} = \frac{\pi_{21}}{\pi_{22}}; \quad K_{22} = \frac{\pi_{22}}{\pi_{21}} \times \frac{\pi_{12}}{\pi_{11}}. \quad (4)$$

Значение  $K_{12}$  увеличивается при росте числа объектов на изображении и уменьшении их размеров. В процессе исследований линейные размеры объектов изменялись от  $49 \times 49$  ЭИ до  $3 \times 3$  ЭИ. Коэффициент  $K_{22}$  характеризует соотношение площади объектов и фона на изображении. С целью детального исследования свойств алгоритмов ошибка распознавания состояния рассчитывалась как по всему изображению (ALL IMAGE), так и по площади выделяемых объектов (OBJECT).

Сначала исследовалась зависимость  $P_{\text{ОШ}}$  от  $K_{12}$  при фиксированных значениях  $K_{22}$ . Графики зависимости представлены на рис. 1, 2 для  $K_{22}=0,1$  и  $K_{22}=0,01$ , при которых площадь объектов составляет 10% и 1% от площади фона на изображении соответственно. Из графиков видно, что с увеличением  $K_{12}$ , то есть с увеличением числа объектов и уменьшением их размеров, ошибка распознавания растет. При этом ошибка по всему изображению больше в том случае, когда больше площадь объектов на изображении. Ошибка по площади объектов больше при меньшем значении  $K_{22}$ . Такое поведение кривых на графиках объясняется влиянием МПВ (3) на работу алгоритмов. Наиболее эффективны алгоритмы сегментации со сглаживанием достаточной статистики ОА2 и КОА2. Как видно из графиков, при малых размерах объектов ( $K_{12}=0,5$ ) эффективность алгоритмов сегментации становится низкой –  $P_{\text{ОШ}}$  достигает значений более 0,5. Поэтому размеры сегментируемых участков объектов не могут быть менее  $5 \times 5$  ЭИ.

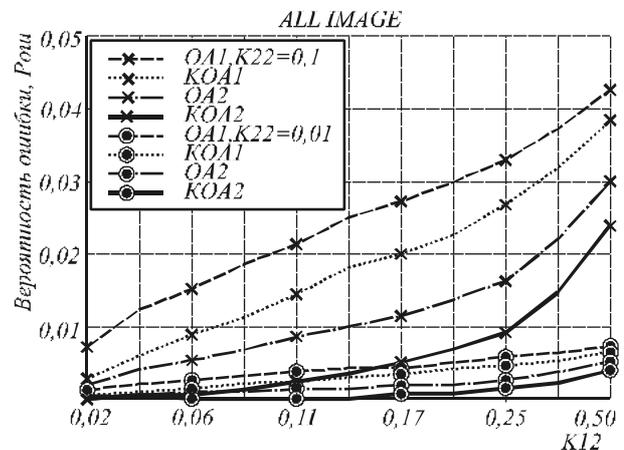


Рис. 1. Зависимость ошибки распознавания состояния по всему изображению от коэффициента  $K_{12}$

Далее проводилось исследование зависимости  $P_{\text{ОШ}}$  от  $K_{22}$ . Графики зависимости представлены на рис. 3, 4 для  $K_{12}=0,02$  и  $K_{12}=0,5$ . Из графика на рис. 3 видно, что при увеличении соотношения площади объектов и фона на изображении  $P_{\text{ОШ}}$  по всему изображению увеличивается, а по площади объектов уменьшается (рис. 4). При этом при достаточно больших значениях  $K_{12}$  ( $K_{12}=0,5$ ) ошибка имеет значения более 0,5. Таким образом, удовлетворительная работа алгоритмов сегментации возможна при

ограничении размеров сегментируемых участков объектов.

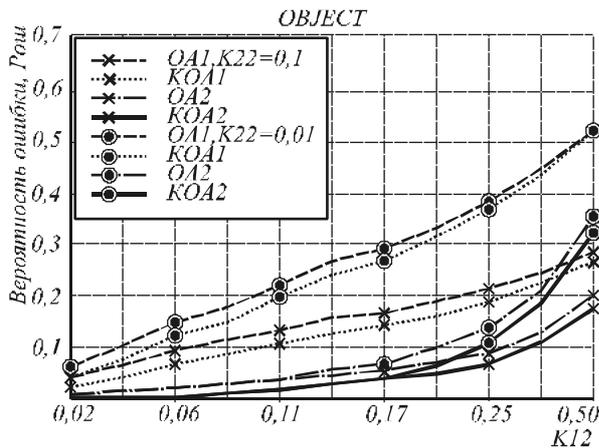


Рис.2. Зависимость ошибки распознавания состояния по площади объектов от коэффициента  $K_{12}$

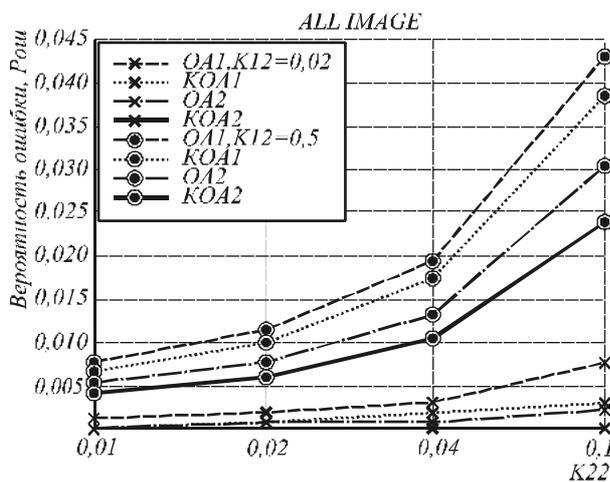


Рис.3. Зависимость ошибки распознавания состояния по всему изображению от коэффициента  $K_{22}$

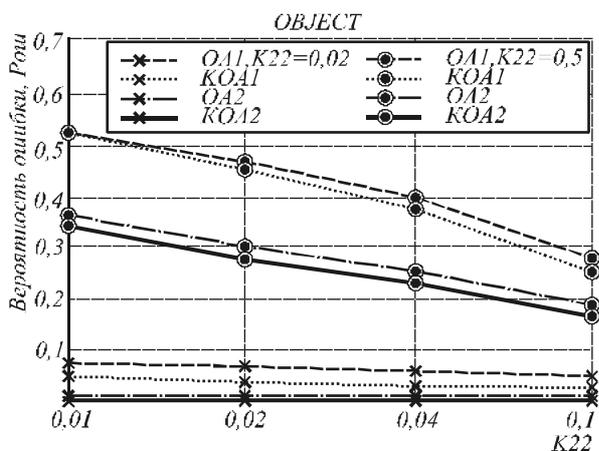


Рис.4. Зависимость ошибки распознавания состояния по площади объектов от коэффициента  $K_{22}$

Следующие графики отражают зависимость  $P_{ош}$  (рис. 5, 6, 7, 8) от параметра  $\Delta t$ , равного разности средних уровней яркостей классов объектов и фона. Из рис. 5,6,7,8 видно, что с увеличением  $\Delta t$  ошибка уменьшается, причем при  $\Delta t = 10-15$  уменьшается до нуля в зависимости от применяемого алгоритма. При увеличении соотношения площади объектов и фона на изображении при фиксированных значениях  $K_{12}$  (рис. 5) ошибка распознавания по всему изображению увеличивается, а по площади объектов – уменьшается. Как отмечалось выше, это объясняется влиянием МПВ (3) на работу алгоритмов. При уменьшении размеров объектов и увеличении их числа (с увеличением  $K_{12}$ ) при фиксированных значениях  $K_{22}$  ошибка распознавания состояния увеличивается, достигая больших значений по площади объектов (рис. 7, 8). Из сравнения графиков, приведенных на рис. 5, 6 и 7, 8, следует, что эффективность сегментации изображений в большей степени определяется размерами и числом объектов на изображении, чем соотношением площади объектов и фона.

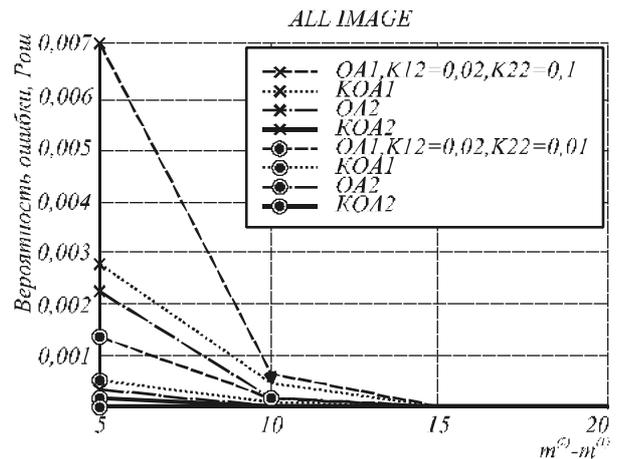


Рис.5. Зависимость ошибки распознавания состояния по всему изображению от  $\Delta t$  при  $K_{12} = \text{Const}$

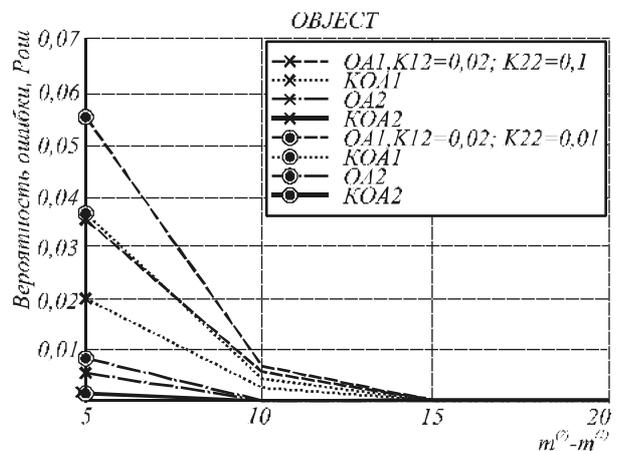


Рис. 6. Зависимость ошибки распознавания состояния по площади объектов от  $\Delta m$  при  $K_{12} = \text{Const}$

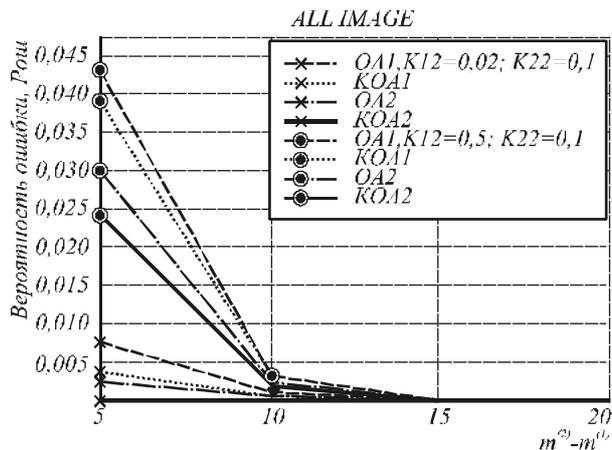


Рис. 7. Зависимость ошибки распознавания состояния по всему изображению от  $\Delta m$  при  $K_{22} = \text{Const}$

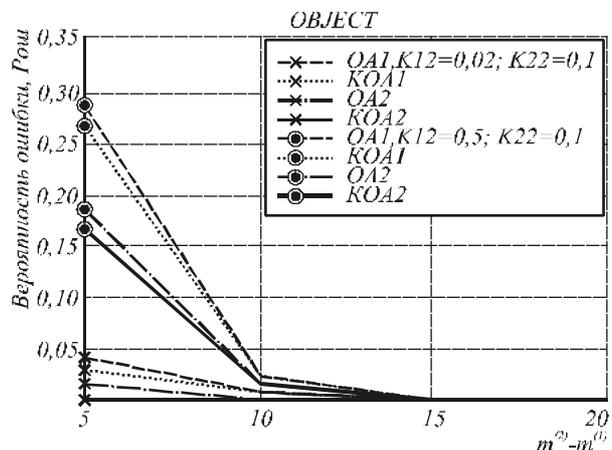


Рис. 8. Зависимость ошибки распознавания состояния по площади объектов от  $\Delta m$  при  $K_{22} = \text{Const}$

Для иллюстрации работоспособности рассмотренных алгоритмов ниже приведен пример обработки реального изображения городской застройки, полученного когерентным локатором и представленного на рис. 9, с помощью алгоритма сегментации KOA2 (рис. 10) при следующих условиях:  $M=3$ ;  $m^{(1)} = 54$ ,  $m^{(2)} = 99$ ,  $m^{(3)} = 197$ ;  $\rho_{x,y}^{(1,2,3)} = 0,1$ ;  $\sigma^{(1)} = 14$ ,  $\sigma^{(2)} = 30$ ,  $\sigma^{(3)} = 51$ . Из рисунков видно, что на обработанном изображении малоразмерные объекты, соответствующие типу подстилающей поверхности с  $m^{(3)} = 197$ , выделены с сохранением их границ.

### Заключение

Результаты исследования свойств алгоритмов сегментации изображений, разработанных на основе модели системы со случайной скачкообразной структурой, показывают возможность эффективного выделения малоразмерных объектов на изображении.

Наиболее высокой эффективностью обладает комбинированный алгоритм сегментации со сглаживанием достаточной статистики. Полученные характеристики эффективности алгоритмов позволяют определить ограничения на размеры сегментируемых участков объектов.



Рис. 9. Реальное изображение когерентного локатора



Рис. 10. Обработанное алгоритмом сегментации KOA2 изображение

### Благодарность

Работа выполнена при поддержке Российского фонда фундаментальных исследований, грант РФФИ № 06-08-00596-а.

### Литература

1. Верденская Н.В. Сегментация изображений- статистические модели и методы // Успехи современной радиоэлектроники, 2002. № 12. С.33- 47.
2. Скрыпник О.Н., Формирование классификационной карты подстилающей поверхности по изображениям от когерентного локатора // Скрыпник О.Н., Лежанкин Б.В., Малов А.Н., Миронов Б.М., Галиев С.Ф.- Компьютерная оптика, 2006. В. 29. С. 151-159.
3. Клекис Э.А. Оптимальное обнаружение скачкообразных изменений структуры дискретных динамических систем по незашумленным наблюдениям // Статистические проблемы управления. Вильнюс: Ин-т матем. и киберн. АН ЛитССР, 1986. Вып. 73. С. 89-99.

## EXTRACTION OF SMALL-SIZE OBJECTS BY SEGMENTATION ALGORITHMS USING THE MODEL OF THE SYSTEM WITH ABRUPTLY CHANGING RANDOM STRUCTURE

A.N. Malov<sup>1</sup>, B.M. Mironov<sup>1</sup>, V.A. Kuznetsov<sup>1</sup>

<sup>1</sup> Irkutsk Higher Air Force Engineering School (Military Institute)

### *Abstract*

We now present substrate-surface segmentation algorithms based on a model of the system with abruptly changing random structure and smoothing sufficient statistic. We use a simulation method in performing research of the efficiency of segmentation algorithms in extraction of small-size objects. These characteristics allow us to compare the efficiency of different algorithms and to determine size limits for segmented sections of the objects.

*Keywords:* substrate-surface segmentation, simulation method, small-size objects.

*Acknowledgements:* The work was supported by the Russian Foundation for Basic Research (grant RFBR No. 06-08-00596-a).

*Citation:* Malov AN, Mironov BM, Kuznetsov VA. Extraction of small-size objects by segmentation algorithms using a model of the system with abruptly changing random structure [In Russian]. Computer Optics 2008; 32(1): 89-92.

### *References*

- [1] Verdenskaya NV. Image segmentation: statistic models and methods [In Russian]. Telecommunications and Radio Engineering 2002; 12: 33-47.
- [2] Skripnik ON, Lezhankin BV, Malov AN, Mironov BM, Galiev SF. Formation of spreading surface classification map on coherent radar images [In Russian]. Computer Optics 2006; 29: 151-159.
- [3] Klekis EA. Optimal detection of jump structures of discrete dynamic systems by noise-free observations [In Russian]. Vilnius: Mathematics and Cybernetics Institute of the RAS of the Lithuanian Soviet Socialist Republic. Statistical Control Problems Publisher 1986; 73: 89-99.