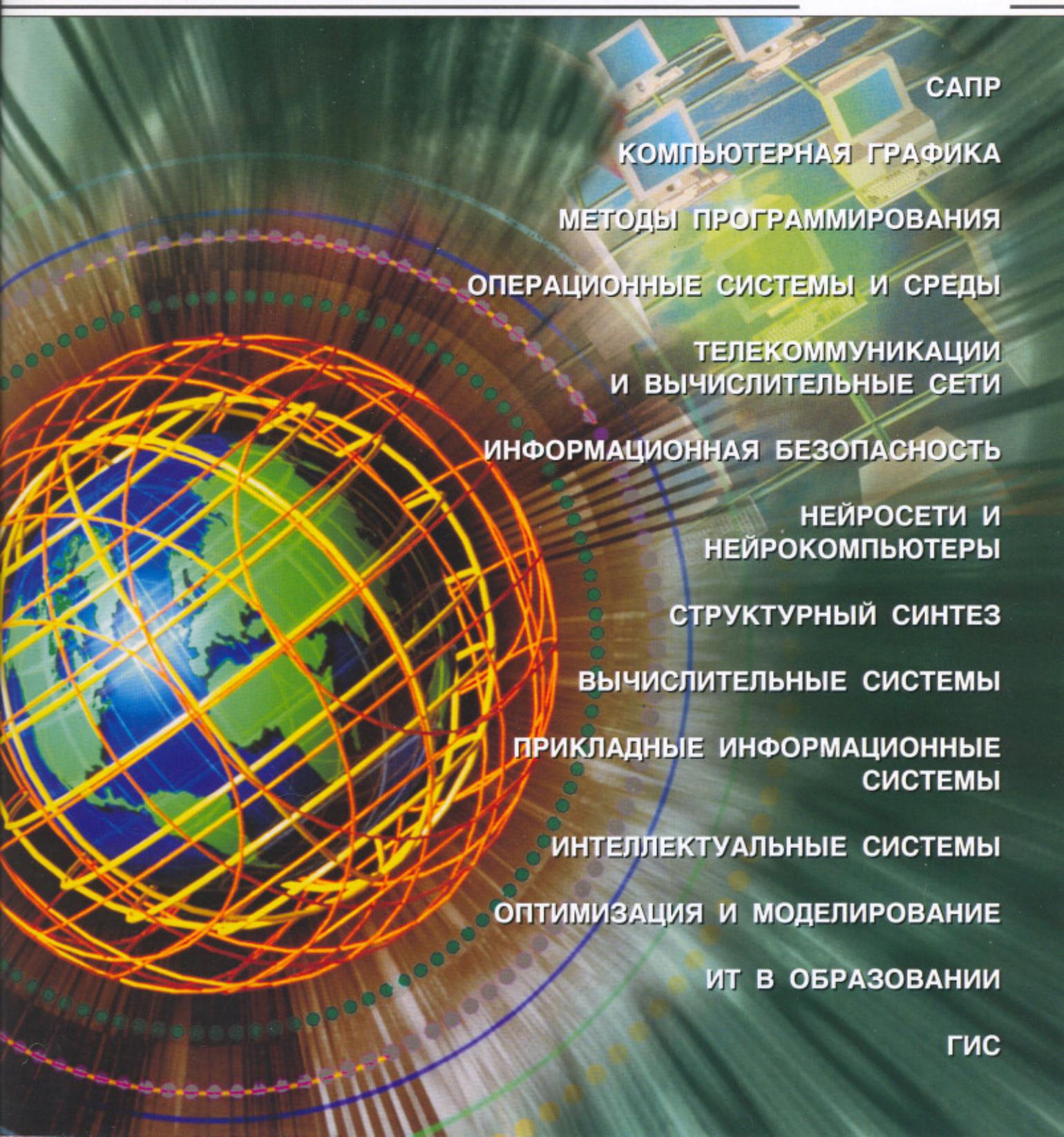


# ИНФОРМАЦИОННЫЕ ТЕХНОЛОГИИ

ТЕОРЕТИЧЕСКИЙ И ПРИКЛАДНОЙ НАУЧНО-ТЕХНИЧЕСКИЙ ЖУРНАЛ

2 (210)  
2014



САПР

КОМПЬЮТЕРНАЯ ГРАФИКА

МЕТОДЫ ПРОГРАММИРОВАНИЯ

ОПЕРАЦИОННЫЕ СИСТЕМЫ И СРЕДЫ

ТЕЛЕКОММУНИКАЦИИ  
И ВЫЧИСЛИТЕЛЬНЫЕ СЕТИ

ИНФОРМАЦИОННАЯ БЕЗОПАСНОСТЬ

НЕЙРОСЕТИ И  
НЕЙРОКОМПЬЮТЕРЫ

СТРУКТУРНЫЙ СИНТЕЗ

ВЫЧИСЛИТЕЛЬНЫЕ СИСТЕМЫ

ПРИКЛАДНЫЕ ИНФОРМАЦИОННЫЕ  
СИСТЕМЫ

ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫЕ СИСТЕМЫ

ОПТИМИЗАЦИЯ И МОДЕЛИРОВАНИЕ

ИТ В ОБРАЗОВАНИИ

ГИС

# ИНФОРМАЦИОННЫЕ ТЕХНОЛОГИИ

2(210)  
2014

## ТЕОРЕТИЧЕСКИЙ И ПРИКЛАДНОЙ НАУЧНО-ТЕХНИЧЕСКИЙ ЖУРНАЛ

Издается с ноября 1995 г.

УЧРЕДИТЕЛЬ  
Издательство "Новые технологии"

### СОДЕРЖАНИЕ

#### ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫЕ СИСТЕМЫ И ТЕХНОЛОГИИ

Кухаренко Б. Г., Солнцева М. О. Использование методов сокращения фона при сегментировании телеметрических изображений для идентификации групп объектов . . . . .	3
Савченко Л. В. Автоматическое распознавание изолированных слов на основе теории нечетких множеств и кластерной модели минимальных речевых единиц . . . . .	9
Мочалов И. А., Хрисат М. С. Оценивание параметров модели по нечетким случайным данным . . . . .	14

#### СЕТИ И СИСТЕМЫ СВЯЗИ

Балонин Н. А., Сергеев М. Б. Современные сетевые технологии в научных исследованиях . . . . .	23
---	----

#### МОДЕЛИРОВАНИЕ И ОПТИМИЗАЦИЯ

Левин В. И. Устойчивость решения задач оптимизации в условиях неопределенности . . . . .	27
Орехов Э. Ю. Равновероятная генерация целочисленных задач прямоугольного раскроя-упаковки . . . . .	33
Гаврюшин С. С., Евгеньев Г. Б. Многокритериальная оптимизация в жизненном цикле изделий . . . . .	37
Амосова Е. С. Разработка онтологической модели предметной области "Инновационные разработки в научных исследованиях" . . . . .	42

#### СТРУКТУРНЫЙ СИНТЕЗ И ПРИНЯТИЕ РЕШЕНИЙ

Николаева М. А., Зотова О. Ф., Шолохова Н. В. Система поддержки принятия решений при управлении депозитным портфелем физических лиц коммерческого банка . . . . .	46
---	----

#### ГЕОИНФОРМАЦИОННЫЕ СИСТЕМЫ

Потапов В. П., Попов С. Е., Замараев Р. Ю. ГИС-сервис для расчета интенсивности землетрясений на базе технологий Google App Engine . . . . .	52
Агаев Ф. Г., Джавадов Н. Г., Асадов Х. Г., Халафов Р. В. Новый способ оптимизации дистанционного зондирования неоднородных участков природных и техногенных сред . . . . .	56
Черняев А. В., Павлов А. А. Географическая информационная система малого речного бассейна и особенности ее формирования в задачах моделирования нефтяных загрязнений . . . . .	60

#### АВТОМАТИЗИРОВАННЫЕ СИСТЕМЫ УПРАВЛЕНИЯ

Волынская А. В. Разработка устройств формирования и оптимальной обработки сложных двоичных сигналов для информационных систем железнодорожного транспорта . . . . .	65
---	----

Приложение. Артамонов С. Е., Затуливетер Ю. С., Козлов В. А., Фищенко Е. А. Элементы стратегии и архитектурные предпосылки опережения в области однокристальных многопроцессорных компьютеров с массовым параллелизмом .	
--	--

Главный редактор:  
СТЕМПКОВСКИЙ А. Л.,  
акад. РАН, д. т. н., проф.

Зам. главного редактора:  
ИВАННИКОВ А. Д., д. т. н., проф.  
ФИЛИМОНОВ Н. Б., д. т. н., с.н.с.

Редакционный совет:  
БЫЧКОВ И. В., акад. РАН, д. т. н.  
ЖУРАВЛЕВ Ю. И.,  
акад. РАН, д. ф.-м. н., проф.  
КУЛЕШОВ А. П.,  
акад. РАН, д. т. н., проф.  
ПОПКОВ Ю. С.,  
чл.-корр. РАН, д. т. н., проф.  
РУСАКОВ С. Г.,  
чл.-корр. РАН, д. т. н., проф.  
СОЙФЕР В. А.,  
чл.-корр. РАН, д. т. н., проф.  
СОКОЛОВ И. А., акад.  
РАН, д. т. н., проф.  
СУЕТИН Н. В., д. ф.-м. н., проф.  
ЧАПЛЫГИН Ю. А.,  
чл.-корр. РАН, д. т. н., проф.  
ШАХНОВ В. А.,  
чл.-корр. РАН, д. т. н., проф.  
ШОКИН Ю. И.,  
акад. РАН, д. т. н., проф.  
ЮСУПОВ Р. М.,  
чл.-корр. РАН, д. т. н., проф.

Редакционная коллегия:  
АВДОШИН С. М., к. т. н., доц.  
АНТОНОВ Б. И.  
БАРСКИЙ А. Б., д. т. н., проф.  
ВАСЕНИН В. А., д. ф.-м. н., проф.  
ГАЛУШКИН А. И., д. т. н., проф.  
ДИМИТРИЕНКО Ю. И., д. ф.-м. н., проф.  
ДОМРАЧЕВ В. Г., д. т. н., проф.  
ЗАГИДУЛЛИН Р. Ш., к. т. н., доц.  
ЗАРУБИН В. С., д. т. н., проф.  
ИСАЕНКО Р. О., к. т. н., с.н.с.  
КАРПЕНКО А. П., д. ф.-м. н., проф.  
КОЛИН К. К., д. т. н., проф.  
КУЛАГИН В. П., д. т. н., проф.  
КУРЕЙЧИК В. М., д. т. н., проф.  
КУХАРЕНКО Б. Г., к. ф.-м. н., доц.  
ЛЬВОВИЧ Я. Е., д. т. н., проф.  
МИХАЙЛОВ Б. М., д. т. н., проф.  
НЕЧАЕВ В. В., д. т. н., проф.  
РЯБОВ Г. Г., чл.-корр. РАН, д. т. н., проф.  
СОКОЛОВ Б. В., д. т. н., проф.  
УСКОВ В. Л., к. т. н. (США)  
ФОМИЧЕВ В. А., д. т. н., проф.  
ЧЕРМОШЕНЦЕВ С. Ф., д. т. н., проф.  
ШИЛОВ В. В., к. т. н., доц.

Редакция:  
БЕЗМЕНОВА М. Ю.  
ГРИГОРИН-РЯБОВА Е. В.  
ЛЫСЕНКО А. В.  
ЧУГУНОВА А. В.

Информация о журнале доступна по сети Internet по адресу <http://nutex.ru/IT>.

Журнал включен в систему Российской индекса научного цитирования.

Журнал входит в Перечень научных журналов, в которых по рекомендации ВАК РФ должны быть опубликованы научные результаты диссертаций на соискание ученой степени доктора и кандидата наук.

# ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫЕ СИСТЕМЫ И ТЕХНОЛОГИИ INTELLIGENT SYSTEMS AND TECHNOLOGIES

УДК 004.85, 519.724, 519.177

**Б. Г. Кухаренко**, канд. физ.-мат. наук, ст. науч. сотр., вед. науч. сотр.,  
Институт машиноведения РАН, г. Москва, e-mail: kukharenko@imash.ru,  
**М. О. Солнцева**, аспирант, Московский физико-технический институт (ГУ),  
e-mail: solnceva.chalei@gmail.com

## Использование методов сокращения фона при сегментировании телеметрических изображений для идентификации групп объектов

*Рассматривается задача наблюдения за группой объектов при низком качестве телеметрического изображения. Идентификация объектов осуществляется посредством сегментирования телеметрического изображения в пространстве характеристик его пикселей. Показано, как для оценки мод распределения пикселей в пространстве характеристик телеметрического изображения используется метод сдвига среднего.*

*Избыточная инициализация этого метода всеми пикселями изображения сокращается по методу вырезания (удаления) швов, уменьшающего размер фона изображения. На примере телеметрического изображения показано, что метод сдвига среднего сглаживает его текстуру, усиливая визуальное восприятие объектов.*

**Ключевые слова:** мобильные системы, децентрализованное управление, телеметрические изображения, сегментирование изображений, метод сдвига среднего, метод удаления швов

B. G. Kukharenko, M. O. Solnceva

## Use of Background Reduction Methods under Segmentation of Telemetric Images for Identification of Object Groups

*A problem object group observation is under study at a low quality of telemetric image. Object identification is performed by segmentation of telemetric image in its pixel feature space. As shown, for estimation of pixel distribution modes in the image pixel feature space, the Mean shift algorithm can be in use. An overabundant initialization of the algorithm by all image pixels is reduced by the Seam carving algorithm, which decreases the image background size. As shown by a telemetric image sample, the Mean shift algorithm smoothes its texture to visualize the object perception.*

**Keywords:** mobile systems, decentralized control, telemetric images, image segmentation, Mean shift, Seam carving

### Введение

Для мобильных систем (*mobile systems*) одним из ключевых технических вопросов является координация движений индивидуальных объектов (*vehicles*). Ввиду распределения в пространстве и ограниченного обмена информацией используется децентрализованное управление (*decentralized control*) [1]. Близкие по характеристикам объекты объединяются в группы для выполнения общей задачи. Если такими характеристиками являются координаты объектов в пространстве, задача группировки объектов сводится к определению кластеров объектов на основе их близости в пространстве [2, 3]. Однако специфическое децентрализованное управление

объектами и их группировка на основе относительного расположения в принципе не требуют явного знания координат объектов, а могут основываться на удаленных (телеметрических) изображениях реального времени для этих групп объектов. Мотивацией для разработки систем децентрализованного управления на основе телеметрических изображений является обеспечение мониторинга мультиробототехнических систем, состоящих из десятков объектов и разделенных сотнями метров расстояния [4]. При удаленном наблюдении (телеметрии) за объектами в режиме реального времени с высокой частотой кадров часто получаются изображения низкого качества, которые быстро теряют актуальность.

Задача анализа телеметрических изображений низкого качества достаточно сложна, так как качество результирующего изображения зависит от выбора параметров для его восстановления. Пиксели изображения описываются векторами пространства  $R^7$  характеристик, состоящими из координат пикселя  $x$  и  $y$  на плоскости изображения, цвета пикселя по шкале RGB, относительной яркости и текстуры. Вследствие низкого качества телеметрического изображения пространство его характеристик является произвольно структурированным. Поэтому оно должно быть проанализировано быстрыми непараметрическими методами, не требующими предварительной информации [5].

Непараметрические методы иерархической кластеризации объединяют или разбивают векторы пространства характеристик на кластеры на основе некоторой меры близости [2]. Однако эти методы вычислительно трудоемки и, кроме того, критерий остановки для процедуры объединения или разбиения векторов определяется только по косвенным показателям. Непараметрические методы кластеризации на основе оценки мод плотности используют эмпирическую оценку функции плотности в пространстве характеристик изображения. Области высокой плотности в пространстве характеристик соответствуют локальным максимумам функции плотности, т. е. ее модам. Мода функции плотности соответствует кластер в пространстве характеристик, и, следовательно, сегмент изображения [6–8]. Подход, основанный на определении мод, и сегментирование изображения по методу сдвига среднего (*mean shift*) впервые предложены в работе [9]. Как показано в работах [10, 11], многократные ( $\approx 100$ ) итерации процедуры сдвига среднего существенно сглаживают текстуру изображения, улучшая визуализацию объектов, распознаваемых в результате его сегментирования. Однако эффективность этой процедуры падает с ростом размеров изображения, так как при определении мод функции плотности процедура сдвига среднего последовательно инициализируется всеми пикселями изображения.

В настоящей работе задача анализа телеметрического изображения в режиме реального времени решается в два этапа, с использованием прореженного (уменьшенного) изображения, позволяющего однозначно идентифицировать наблюдаемые объекты. Суммарное время анализа изображения сопоставимо со временемем, за которое происходит смена кадра. Изображение уменьшается за счет удаления неинформативной части фона с помощью метода швов (*seam carving*) [12]. Процедура удаления шва требует незначительного времени, так как шов строится исходя из значений градиента яркости пикселей. Многократное последовательное применение этой процедуры также требует незначительного времени. В результате последующее применение процедуры сдвига среднего к уменьшенному

изображению, во-первых, требует значительно меньше времени, во-вторых, достаточно одного применения этой процедуры для получения изображения однозначно идентифицируемых объектов. В работе представлены результаты двухэтапной обработки телеметрического изображения.

## 1. Метод швов, не искажающий границы объектов в панорамном кадре

При эффективном изменении размеров изображений необходимо принимать во внимание не только геометрические ограничения, налагаемые формой отдельных объектов (прямые линии должны выглядеть как прямые, окружность как окружность и т. п.), но также рассматривать содержимое изображения в целом. Для этого вводится специальный оператор, названный *seam carving* ("удаление шва"), позволяющий как уменьшать, так и увеличивать исходное изображение [12]. Шов — это непрерывная последовательность пикселей с "минимальной энергией", формула для которой приводится ниже. Шов может быть вертикальным и горизонтальным. При заданном направлении формирования шва в строке или в столбце матрицы, представляющей изображение, выбирается пиксель с минимальной энергией, а следующий пиксель шва выбирается среди восьми его ближайших соседей (*8-connected path*) таким образом, что на каждом шаге из строки или столбца матрицы удаляется только один пиксель. Применение оператора удаления шва в вертикальном и горизонтальном направлениях изменяет размеры изображения. Пиксели можно не только удалять, но и добавлять, не нарушая баланс между исходным изображением и искусственно вставленными пикселями.

Для процедуры удаления шва подходят несколько типов функций энергии: на основе градиента яркости, ее энтропии, визуального восприятия и др. Процедуры удаления и вставки не зависят от параметра, однако требуют непосредственного контроля. Простая функция энергии определяется градиентом

$$e_1(\mathbf{I}) = \left| \frac{\partial}{\partial x} \mathbf{I} \right| + \left| \frac{\partial}{\partial y} \mathbf{I} \right|. \quad (1)$$

Если при заданной функции энергии нужно уменьшить ширину изображения, то для изображения  $\mathbf{I}$  размера  $m \times n$  вертикальный шов определяется следующей формулой:

$$\mathbf{s}^x = \{s_i^x, i = \overline{1, n}\} = \{(x(i), i), i = \overline{1, n}\},$$

где  $\forall i, |x(i) - x(i-1)| \leq 1$ ,  $x$  — отображение  $x: [1, \dots, n] \rightarrow [1, \dots, m]$ . Аналогично, если  $y: [1, \dots, m] \rightarrow [1, \dots, n]$ , тогда горизонтальный шов определяется как

$$\mathbf{s}^y = \{s_j^y, j = \overline{1, m}\} = \{(j, y(j)), j = \overline{1, m}\},$$

где  $\forall j, |y(j) - y(j-1)| \leq 1$ . Пиксели вдоль пути шва  $\mathbf{s}$  (вертикального шва  $\{s_i^x, i = \overline{1, n}\}$ ) описываются как

$$\mathbf{I}_s = \{\mathbf{I}(s_i), i = \overline{1, n}\} = \{\mathbf{I}(x(i), i), i = \overline{1, n}\}.$$

В противоположность удалению строки или столбца удаление пикселей шва изображения имеет только локальный эффект: все пиксели изображения сдвигаются влево (или вверх) для того, чтобы компенсировать недостающий пиксель пути шва. Визуальный эффект заметен только вдоль пути шва, при этом оставшаяся часть изображения не изменяется. Можно заменить ограничение  $|x(i) - x(i-1)| \leq 1$  на  $|x(i) - x(i-1)| \leq k$  и получить либо просто столбец (или строку) для  $k = 0$ , либо пространственно связанный, или даже полностью несвязанный набор пикселей для любого значения  $1 \leq k \leq m$ .

При заданной функции энергии  $e(1)$  стоимость шва определяется как

$$E(\mathbf{s}) = E(\mathbf{I}_s) = \sum_{i=1}^n e(\mathbf{I}(s_i)).$$

Далее ищется оптимальный шов  $\mathbf{s}^*$ , стоимость которого минимальна:

$$\mathbf{s}^* = \min_{\mathbf{s}} E(\mathbf{s}) = \min_{\mathbf{s}} \sum_{i=1}^n e(\mathbf{I}(s_i)).$$

Оптимальный шов определяется в результате рекурсии в матрице стоимости всех швов. На первом шаге, в случае вертикального шва, пиксели изображения анализируются, начиная со второй строки до последней. При этом вычисляется общий минимум энергии для всех возможных связанных путей швов, начинающихся с элемента  $(i, j)$ :

$$M(i, j) = e(i, j) + \\ + \min(M(i-1, j-1), M(i-1, j), M(i-1, j+1)).$$

Минимальное значение элемента в последней строке матрицы  $M$  показывает конец минимального связанный вертикального шва. На втором шаге возвращаются назад, начиная с минимального элемента последней строки для того, чтобы найти путь оптимального шва. Построение оптимального горизонтального шва выполняют аналогично.

## 2. Процедура сдвига среднего (Mean Shift)

Как отмечалось во введении, каждый пиксель изображения представляется вектором характеристик  $\mathbf{x}_i$ . В настоящем разделе учитывается положение пикселя  $(x_i, y_i)$  и цвет  $(r_i, g_i, b_i)$ , т. е. используются пятимерные векторы  $\mathbf{x}_i = (x_i, y_i, r_i, g_i, b_i) \in \mathbb{R}^5$ . Считается, что они представляют собой выборку для функции распределения плотности вероятности. Поэтому более плотные области в пространстве характеристик соответствуют локальным максимумам функции распределения плотности вероятности,

т. е. модам этого (неизвестного) распределения. Мода определяется на основе локальной структуры пространства состояний и в результате устанавливается центр связанного с ней кластера [6–9]. Используемый в настоящем разделе подход основан на процедуре сдвига среднего [10, 11].

Оценка распределения плотности вероятности  $f^*(\mathbf{x}), \mathbf{x} \in \mathbb{R}^d$  на основе векторов  $\{\mathbf{x}_i, i = \overline{1, n}\} \in \mathbb{R}^d$  с использованием ядра известна как метод окна Парзена (*Parzen window*). Эта оценка вычисляется с помощью многомерного ядра  $K(\mathbf{x})$  и симметричной, положительно определенной матрицы ширины полосы (*bandwidth matrix*)  $\mathbf{H}$  размерности  $d \times d$  по формуле

$$f^*(\mathbf{x}) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n K_{\mathbf{H}}(\mathbf{x} - \mathbf{x}_i), \quad (2)$$

где

$$K_{\mathbf{H}}(\mathbf{x}) = |\mathbf{H}|^{-1/2} K(|\mathbf{H}|^{-1/2} \mathbf{x}) \quad (3)$$

является финитной функцией и удовлетворяет стандартным условиям

$$\int_{\mathbb{R}^d} K(\mathbf{x}) d\mathbf{x} = 1, \quad \lim_{\|\mathbf{x}\| \rightarrow \infty} \|\mathbf{x}\|^d K(\mathbf{x}) = 0,$$

$$\int_{\mathbb{R}^d} K(\mathbf{x}) d\mathbf{x} = 0, \quad \int_{\mathbb{R}^d} \mathbf{x} \mathbf{x}^T K(\mathbf{x}) d\mathbf{x} = c_K \mathbf{I},$$

где  $c_K$  — константа. На практике матрица  $\mathbf{H}$  выбирается либо диагональной  $\mathbf{H} = \text{diag}(h_1^2, \dots, h_d^2)$ , либо пропорциональной единичной матрице  $\mathbf{H} = h^2 \mathbf{I}$ , где  $h > 0$  — параметр ширины полосы. Многомерное ядро генерируется из симметричного одномерного ядра  $K_1(x)$  либо произведением  $d$  таких ядер, либо его вращением в  $\mathbb{R}^d$ , в результате чего получают радиально-симметричное ядро [10, 11]. Качество оценки распределения плотности вероятности с помощью многомерного ядра измеряется средней квадратичной ошибкой между распределением плотности вероятности и его оценкой, проинтегрированной по области определения. Однако на практике можно вычислить только асимптотическую аппроксимацию этой меры (сокращенно AMISE — *asymptotic approximation of the measure*). При асимптотике число точек наблюдения  $n \rightarrow \infty$ , в то время как ширина полосы  $h \rightarrow 0$  со скоростью, меньше чем  $n^{-1}$ . Для обоих типов многомерных ядер мера AMISE минимизируется ядром Епанечникова (*Epanechnikov kernel*), имеющим профиль

$$k_E(x) = \begin{cases} 1 - x^2, & 0 \leq x \leq 1; \\ 0, & x > 1, \end{cases} \quad (4)$$

который приводит к радиально симметричному ядру

$$K_E(\mathbf{x}) = \begin{cases} \frac{1}{2} c_d^{-1} (d+2)(1 - \|\mathbf{x}\|^2), & \|\mathbf{x}\| \leq 1; \\ 0, & \|\mathbf{x}\| > 1, \end{cases} \quad (5)$$

где  $c_d$  — объем единичной  $d$ -мерной сферы. Профиль

$$k_N(x) = \exp\left(-\frac{1}{2}x\right), x \geq 0 \quad (6)$$

задает многомерное нормальное ядро

$$K_N(\mathbf{x}) = (2\pi)^{-d/2} \exp\left(-\frac{1}{2}\|\mathbf{x}\|^2\right). \quad (7)$$

Оба ядра (5) и (7) используются в данной работе. Применяя обозначение профиля (4) и (6), оценку плотности распределения вероятности (2), (3) можно представить в следующем виде:

$$f_{h, K}^*(\mathbf{x}) = \frac{c_{k, d}}{nh^d} \sum_{i=1}^n k\left(\left\|\frac{\mathbf{x}-\mathbf{x}_i}{h}\right\|^2\right). \quad (8)$$

Моды распределения  $f(\mathbf{x})$  (8) соответствуют нулевым значениям градиента  $\nabla f(\mathbf{x}) = 0$ . Процедура сдвига среднего (*mean shift*) является способом локализации мод, не оценивая само распределение вероятности.

## 2.1. Оценка градиента распределения

Из оценки распределения (8) получаем оценку градиента распределения вероятности

$$\begin{aligned} \nabla^* f_{h, K}(\mathbf{x}) &\equiv \nabla f_{h, K}^*(\mathbf{x}) = \\ &= \frac{2c_{k, d}}{nh^{d+2}} \sum_{i=1}^n (\mathbf{x} - \mathbf{x}_i) k'\left(\left\|\frac{\mathbf{x}-\mathbf{x}_i}{h}\right\|^2\right). \end{aligned} \quad (9)$$

Определим функцию

$$g(x) = -k'(x). \quad (10)$$

Обозначим профиль ядра  $G(\mathbf{x})$  как  $g(x)$ , тогда ядро определяется как

$$G(\mathbf{x}) = c_{g, d} g(\|\mathbf{x}\|^2), \quad (11)$$

где  $c_{g, d}$  — соответствующая константа нормировки. Формула (9) для оценки градиента распределения вероятности принимает вид

$$\begin{aligned} \nabla^* f_{h, K}(\mathbf{x}) &= \frac{2c_{k, d}}{nh^{d+2}} \sum_{i=1}^n (\mathbf{x}_i - \mathbf{x}) g\left(\left\|\frac{\mathbf{x}-\mathbf{x}_i}{h}\right\|^2\right) = \\ &= \frac{2c_{k, d}}{nh^{d+2}} \left[ \sum_{i=1}^n g\left(\left\|\frac{\mathbf{x}-\mathbf{x}_i}{h}\right\|^2\right) \right] \times \\ &\times \left[ \frac{\left[ \sum_{i=1}^n \mathbf{x}_i g\left(\left\|\frac{\mathbf{x}-\mathbf{x}_i}{h}\right\|^2\right) \right]}{\left[ \sum_{i=1}^n g\left(\left\|\frac{\mathbf{x}-\mathbf{x}_i}{h}\right\|^2\right) \right]} - \mathbf{x} \right], \end{aligned} \quad (12)$$

где предполагается, что  $\sum_{i=1}^n g\left(\left\|\frac{\mathbf{x}-\mathbf{x}_i}{h}\right\|^2\right)$  — положительное число. Это условие выполняется для профилей (4) и (6). Множители в формуле (12), заключенные в квадратные скобки, имеют специальное значение. Как следует из (11), первый из них пропорционален оценке распределения вероятности в точке  $\mathbf{x}$ , вычисленной с помощью ядра  $G(\mathbf{x})$ ,

$$f_{h, G}^*(\mathbf{x}) = \frac{c_{g, d}}{nh^d} \sum_{i=1}^n g\left(\left\|\frac{\mathbf{x}-\mathbf{x}_i}{h}\right\|^2\right). \quad (13)$$

Второй множитель представляет отклонение среднего значения характеристик  $\{\mathbf{x}_i, i = 1, n\} \in \mathbb{R}^d$  в точке  $\mathbf{x}$  от значения в точке  $\mathbf{x}$ , т. е. отражает сдвиг среднего (*mean shift*):

$$\mathbf{m}_{h, G}(\mathbf{x}) = \frac{\sum_{i=1}^n \mathbf{x}_i g\left(\left\|\frac{\mathbf{x}-\mathbf{x}_i}{h}\right\|^2\right)}{\sum_{i=1}^n g\left(\left\|\frac{\mathbf{x}-\mathbf{x}_i}{h}\right\|^2\right)} - \mathbf{x}. \quad (14)$$

Формула (14) показывает разницу между взвешенным средним, полученным при использовании ядра  $G(\mathbf{x})$ , и центром ядра (окна) — точкой  $\mathbf{x}$ . С учетом (13) и (14) формула (12) принимает вид

$$\nabla^* f_{h, K}(\mathbf{x}) = f_{h, G}^*(\mathbf{x}) \frac{2c_{k, d}}{h^2 c_{g, d}} \mathbf{m}_{h, G}(\mathbf{x}). \quad (15)$$

Откуда следует

$$m_{h, G}(\mathbf{x}) = \frac{1}{2} h^2 c \frac{\nabla^* f_{h, K}(\mathbf{x})}{f_{h, G}^*(\mathbf{x})}. \quad (16)$$

Таким образом, вектор сдвига среднего всегда направлен в сторону максимального увеличения плотности вероятности. Локальное среднее сдвигается в направлении области, в которой находится большинство наблюдаемых точек. Поскольку вектор сдвига среднего выравнивается соответственно с оценкой локального градиента, он может определить путь, ведущий к стационарной точке оцениваемого распределения. Моды распределения являются такими стационарными точками.

## 2.2. Достаточное условие сходимости

Пусть  $\{\mathbf{y}_j\}_{j=1, 2, \dots}$  — последовательность положений ядра  $G(\cdot)$  (11). В соответствии с формулой (14)

$$\mathbf{y}_{j+1} = \frac{\sum_{i=1}^n \mathbf{x}_i g\left(\left\|\frac{\mathbf{y}_j - \mathbf{x}_i}{h}\right\|^2\right)}{\sum_{i=1}^n g\left(\left\|\frac{\mathbf{y}_j - \mathbf{x}_i}{h}\right\|^2\right)}, j = 1, 2, \dots, \quad (17)$$

является взвешенным средним в точке  $\mathbf{y}_j$ , вычисленным с помощью ядра  $G(\cdot)$  (11), и  $\mathbf{y}_1$  — исходное положение этого ядра. Соответствующая последовательность  $\{f_{h,K}^*(j)\}_{j=1,2,\dots}$  оценок распределения, вычисленных с помощью ядра  $K$ , задается следующим образом:

$$\{f_{h,K}^*(j) = \{f_{h,K}^*(\mathbf{y}_j), j = 1, 2, \dots\} \quad (18)$$

При определенных условиях ядро  $K(\cdot)$  обеспечивает сходимость последовательностей  $\{\mathbf{y}_j\}_{j=1,2,\dots}$  и  $\{f_{h,K}^*(j)\}_{j=1,2,\dots}$  [10, 11].

### 2.3. Обнаружение моды, основанное на сдвиге среднего

Кластеризация набора векторов характеристик пикселей  $\{\mathbf{x}_i, i = 1, n\}$  происходит последовательным выбором в качестве начальной точки  $\mathbf{y}_1$  в (17) всех векторов  $\mathbf{x}_i, i = 1, n$ . Точки пространства характеристик объединяются в кластеры в соответствии с неподвижными (стационарными) точками (17), определяющими моды распределения. Согласно (14) и (15) в стационарной точке  $\mathbf{y}_C$  уравнения (17) сдвиг среднего  $\mathbf{m}_{h,G}(\mathbf{y}_C) = 0$  и градиент распределения  $\nabla f_{h,K}^*(\mathbf{y}_C) = 0$ . Набор всех  $\mathbf{x}_i, i = 1, n$ , для которых итерации (17) сходятся к одной и той же моде, определяет область притяжения (*basin of attraction*) этой моды. Отсюда следует практический алгоритм для обнаружения моды: сначала процедурой сдвига среднего определяются стационарные точки (17), затем отбрасываются все точки, которые не являются локальными максимумами. Точки локальных максимумов определяются как уникальные стационарные точки в пределах некоторой малой открытой сферы. Они могут быть проверены возму-

щением стационарной точки случайным вектором с малой нормой и применением процедуры сдвига среднего. Если стационарная точка не меняется (в пределах некоторой допустимой погрешности), то она является локальным максимумом распределения плотности вероятности.

## 3. Численный эксперимент

В настоящей работе для улучшения распознавания объектов на телеметрических изображениях предлагается двухэтапный подход к обработке этих изображений. Этот подход заключается в многократном применении процедуры удаления шва с последующей обработкой промежуточного изображения с помощью однократной процедуры сдвига среднего. На рис. 1 (см. третью сторону обложки) рассматривается типичный пример телеметрического изображения. Размер изображения  $965 \times 832$  пикселей. Это изображение невысокого качества с зашумленным верхним правым углом. В данном случае объекты наблюдения участвуют в соревнованиях по воздухоплаванию. На исходном изображении выделяются 23 объекта. Интерес представляет только та часть изображения, на которой присутствуют объекты наблюдения. В целях упрощения наблюдения за объектами неинформативная часть кадра сокращается методом вырезания швов.

Продемонстрируем результат выполнения процедуры выделения вертикального шва для изображения, приведенного на рис. 1. На рис. 2, *a* приведен черно-белый негатив этого изображения и полученный на его основе градиент яркости (рис. 2, *б*). Рис. 2, *в* показывает выделенный первый вертикальный шов в исходном изображении. Многократное повторение процедуры удаления шва значительно сокращает фон изображения, не затрагивая границы объектов.

С помощью метода вырезания швов группируются объекты, что способствует значительному со-

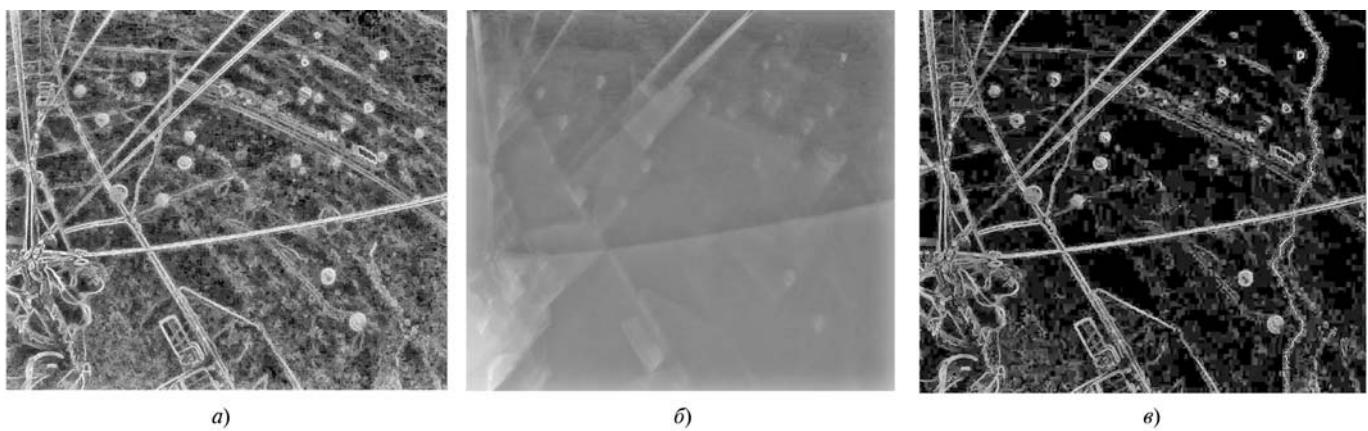


Рис. 2. Основные шаги процедуры вырезания шва для изображения на рис. 1:  
*а* — черно-белый негатив изображения; *б* — градиент яркости негатива; *в* — шов в изображении

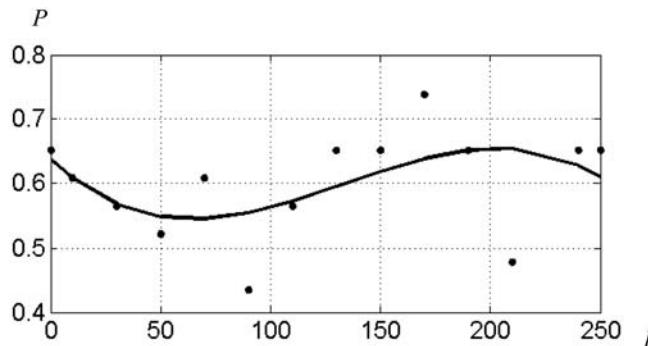


Рис. 4. Доля  $P$  идентифицированных объектов наблюдения после применения процедуры сдвига среднего в зависимости от числа швов  $k$ , вырезаемых на первом этапе обработки изображения на рис. 1. Сплошной линией показана линия тренда при аппроксимации полиномом 3-й степени

сокращению времени последующей обработки изображения, удаляются пиксели фона и улучшается распознавание объектов. На рис. 3, *a* (см. третью сторону обложки) показан градиент яркости исходного цветного изображения (см. рис. 1). На рис. 3, *б* показано отображение доверия (*confidence map*). На рис. 3, *в* представлен результат однократного применения процедуры сдвига среднего к исходному изображению без предварительного вырезания швов. При его сравнении с исходным изображением уже можно отметить уменьшение фона в засвеченной части кадра. Нумерация объектов на рис. 3, *в* соответствует исходному изображению (см. рис. 1).

На рис. 4 показана зависимость доли идентифицированных объектов (от исходного числа объектов — 23) от числа вырезанных швов в исходном изображении (см. рис. 1). Исследование выполняется в два этапа: вырезание некоторого числа швов завершается обработкой изображения с помощью однократной процедуры сдвига среднего. Начиная с вырезания 130 швов, доля распознаваемых объектов практически не изменяется и соответствует начальному результату распознавания, однако время обработки изображения сокращается на порядок. Сплошной линией показана линия тренда при аппроксимации полиномом 3-й степени с коэффициентами при степенях аргумента в порядке убывания:  $(-0,000000081668490, 0,000032854275516, -0,003218979870898, 0,637810565797082)$ .

В изображении, приведенном на рис. 5 (см. четвертую сторону обложки) сначала удаляются 30 швов (рис. 5, *а*) и затем применяется процедура сдвига среднего (рис. 5, *б*). При сравнении рис. 5, *б* и рис. 3, *в*, полученного без вырезания швов в результате применения одной процедуры сдвига среднего к исходному изображению, заметно сокращение засвеченной части кадра.

На рис. 6 (см. четвертую сторону обложки) показаны результаты двухэтапной обработки исходного изображения при вырезании 150 швов. Этот пример соответствует количественному интервалу налагаемых швов (от 130 до 250 и более), в котором доля распознаваемых объектов в среднем такая же, как на исходном изображении.

На рис. 7 (см. четвертую сторону обложки) приведен вариант, соответствующий вырезанию 200 швов при обработке изображения рис. 1, он демонстрирует практически полное отсутствие дефектов фона (засвеченной области правого верхнего угла).

## Заключение

Предварительное выполнение процедуры вырезания швов обеспечивает сокращение времени анализа этого изображения процедурой сдвига среднего без потери его качества и сохранение количества распознаваемых объектов.

## Список литературы

- Siljak D. Decentralized Control of Complex Systems. New York: Academic Press, 1991.
- Jain A. K., Dubes R. C. Algorithms for Clustering Data. Englewood Cliffs, NJ: Prentice Hall, 1988.
- Кухаренко Б. Г., Солицова М. О. Принцип минимальной длины описания при анализе графов с разреженными матрицами смежности в задачах кластеризации их узлов // Информационные технологии. 2013. № 7. С. 37–42.
- Mahacek P., Mas I., Petrovic O., Acain J., Kitts C. Cluster space control of autonomous surface vessels // Marine Technology Society Journal. 2009. V. 43, No. 1. P. 13–20.
- Деврой Л., Дьефи Л. Непараметрическое оценивание плотности.  $L_1$ -подход. М.: Мир, 1988.
- Herbin M., Bonnet N., Vautrot P. A clustering method based on the estimation of the probability density function and on the skeleton by influence zones // Pattern Recognition Letters. 1996. V. 17. P. 1141–1150.
- Touzani A., Postaire J. G. Clustering by mode boundary detection // Pattern Recognition Letters. 1989. V. 9. P. 1–12.
- Wren C., Azarbeyjani A., Darrell T., Pentland A. Pfinder: Real-time tracking of the human body // Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 1997. V. 19, No. 7. P. 780–785.
- Fukunaga K., Hostetler L. D. The estimation of the gradient of a density function, with applications in pattern recognition // Transactions on Information Theory. 1975. V. 21. P. 32–40.
- Comaniciu D., Meer P. Mean shift: A robust approach toward feature space analysis // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 2002. V. 24, No. 5. P. 603–619.
- Comaniciu D., Meer P. An algorithm for data driven bandwidth selection // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 2003. V. 25, No. 2. P. 281–288.
- Avidan S., Shamir A. Seam carving for content aware image resizing // ACM Transactions on Graphics. 2007. V. 26, No. 3. P. 10–18.
- Кухаренко Б. Г. Сегментирование изображений на основе сечения графов, Марковских случайных полей и алгоритмов разведывания данных // Информационные технологии. 2011. № 2. Приложение. С. 1–32.

Рисунки к статье Б. Г. Кухаренко, М. О. Солнцевой

**«Использование методов сокращения фона при сегментировании телеметрических изображений для идентификации групп объектов»**



Рис. 1. Исходный кадр с пронумерованными объектами наблюдения



а)

б)



в)

Рис. 3. Основные шаги процедуры сдвига среднего для изображения на рис.1:  
а – определение градиента яркости;  
б – отображение доверия;  
в – однократное применение процедуры сдвига среднего

Рисунки к статье Б. Г. Кухаренко, М. О. Солнцевой  
«Использование методов сокращения фона при сегментировании телеметрических изображений для идентификации групп объектов»

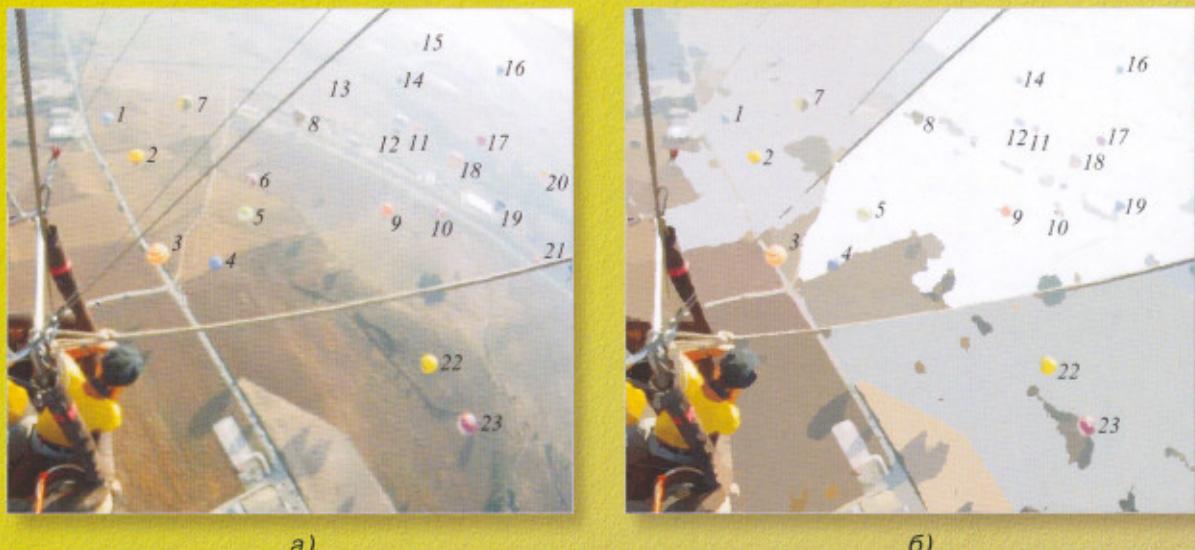


Рис. 5. Результаты последовательной обработки изображения на рис. 1 с помощью:  
а – удаления 30 швов; б – применения процедуры сдвига среднего

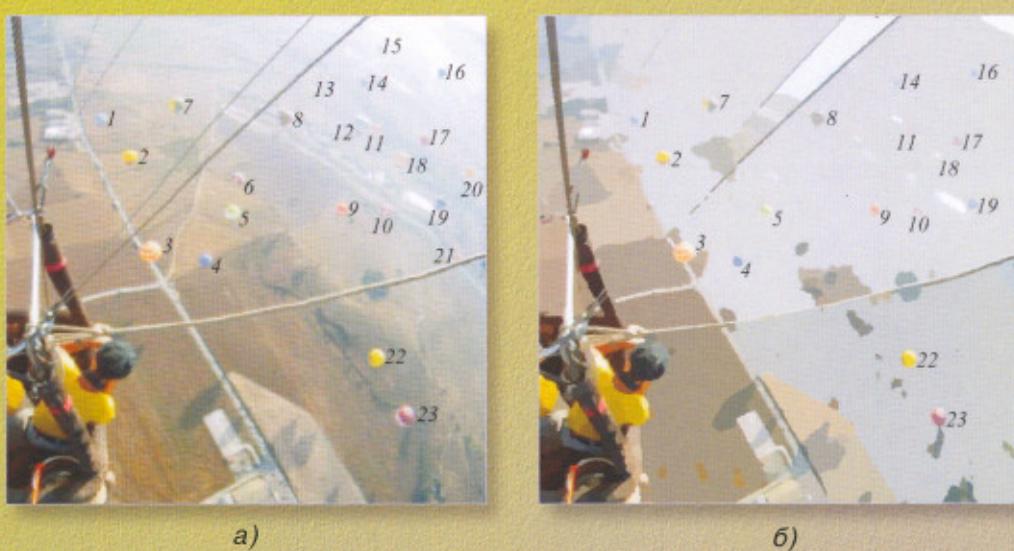


Рис. 6. Результаты двухэтапной обработки исходного изображения:  
а – удаление 150 вертикальных швов, б – выполнение процедуры сдвига среднего

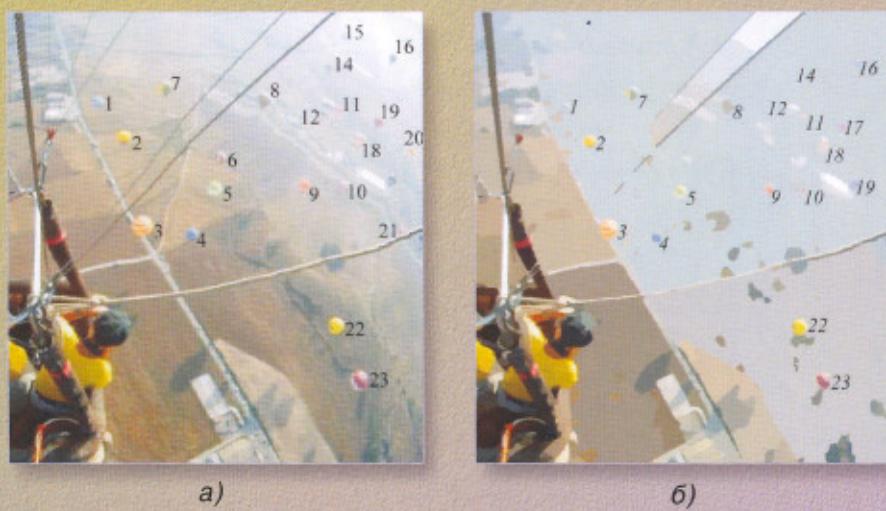


Рис. 7. Вариант идентификации объектов наблюдения с помощью последовательного применения:  
а – удаления 200 вертикальных швов; б – выполнения процедуры сдвига среднего