

УДК 004.932

И. К. ВАСИЛЬЕВА, А. В. ПОПОВ*Национальный аэрокосмический университет им. Н. Е. Жуковского "ХАИ", Украина***ВЫДЕЛЕНИЕ ВНЕШНИХ КОНТУРОВ ОБЪЕКТОВ РАСПОЗНАВАНИЯ
НА МНОГОКАНАЛЬНЫХ ИЗОБРАЖЕНИЯХ**

Предложены методы детектирования контурных точек объектов на сегментированных изображениях, сформированных методом статистического распознавания многоканальных данных. Разработаны алгоритмы связывания соседних изолированных точек контура выделенной области, использующие критерии расстояния. Полученные массивы точек внешнего контура позволяют представить границу в виде разверток по осям в инерциальной системе координат, помещенной в центр тяжести образа объекта. Приведены результаты апробации алгоритмов, подтверждающие их эффективность в задачах построения яркостно-геометрических моделей объектов распознавания.

Ключевые слова: *вероятностный фильтр, статистическая сегментация изображения, цветовая модель, выделение контура, связывание контурных точек, критерий расстояния.*

Введение

Задача выделения контуров объектов в пространственно-распределенных данных возникает в самых различных областях науки и техники: техническое зрение роботов, навигация БПЛА [1], обработка данных дистанционного зондирования радиолокационными и ультразвуковыми средствами [2], обработка биомедицинских изображений в оптическом и инфракрасном диапазонах [3] и т. д.

Необходимость выделения контуров на цифровых изображениях возникает в процессе решения различных прикладных задач, связанных с анализом графических объектов, распознаванием образов и реконструкцией изображений из фрагментов; в этом случае для представления зрительных образов используют описание границ областей, соответствующих изображениям объектов. Такой подход позволяет исключить из рассмотрения внутренние точки изображения и тем самым значительно сократить объем хранимой и обрабатываемой информации, что позволяет обеспечить работу системы принятия решений в режиме реального времени. При этом вероятность распознавания пространственных объектов по их образам зависит от сохранения подобия контуров изображения и оригинала с учетом различных шумов и искажений, возникающих при формировании и обработке цифровых изображений.

Идентификация графических объектов по их форме сводится к построению одномерной функции из двумерной формы объекта и сравнению полученной формы с эталоном. В этом случае проблема заключается в отсутствии полной базы эталонных описаний классов, что обусловлено пространственно-временной нестабильностью характеристик объектов, используемых для распознавания; так, в про-

цессе наблюдения изменяются цвет и освещенность объекта, его размеры и форма (в зависимости от ракурса, а также в результате частичного затенения или маскирования другими объектами). Кроме того, неоднородность и непостоянство фона затрудняют применение методов поиска контуров и статистической сегментации изображений. Тем не менее, контуры устойчивы по отношению к геометрическим и фотометрическим искажениям и обладают большей уникальностью, чем точечные особенности графических объектов в силу более сложной структуры. Поэтому методы, базирующиеся на выделении, описании и распознавании формы анализируемых объектов, обладают более высокой устойчивостью в отношении условий регистрации изображений [4].

При анализе изображений под контурами, как правило, понимают линии перепада яркости. При наличии цветных изображений следует учитывать не только информацию об относительных яркостях пикселей, но и об их цвете. Для этого удобно использовать канал цветового тона (Hue) при представлении изображений в пространстве HSV (тон-насыщенность-значение, hue-saturation-value). Этот канал характеризует цвет точки, но не зависит от ее яркости, и, следовательно, является инвариантным к разностям фотометрических характеристик изображений. Т. о., помимо геометрических признаков, при представлении контура можно использовать информацию о точках, из которых он состоит, и фотометрическую информацию о яркости (либо перепаде яркости) изображения в окрестности контура.

На сегодняшний день большинство алгоритмов выделения контуров основываются на дифференциальных операторах [5]. Основная идея всех этих методов состоит в том, что на границах контуров двумерная функция интенсивности цвета испытыва-

ет скачок, который может быть определён с помощью исследования производных функций интенсивности цвета. В качестве альтернативы дифференциальным фильтрам используют статистические методы выделения границ, методы, основанные на вейвлет-преобразованиях, методы математической морфологии и иерархической кластеризации изображений и др. [6 – 9]. Однако результирующее множество контурных точек отображает границу образа объекта недостаточно точно по причине шумов, размытости изображения, разрывов контуров из-за неоднородности освещения, изменения цветовых характеристик и т. п.

Целью работы является разработка метода выделения контуров объектов, базирующегося на результатах вероятностной фильтрации исходного изображения по цветовому признаку $\{H, S\}$, и алгоритмов детектирования и связывания точек внешней границы объекта.

1. Методы выделения контуров

В большинстве случаев изображение можно рассматривать как часть плоскости, разделенную на области с постоянными или меняющимися по некоторому закону параметрами, например, оптической плотностью, цветом, текстурой. Выделение контуров основывается на алгоритмах, регистрирующих точки цифрового изображения, в районе которых наблюдается резкое изменение значений данных параметров. Точки таких линий (контурные точки) можно детектировать с помощью дискретных аналогов оператора производной (например, Прюитт, Робертса, Собела) [5]. Двумерное дискретное дифференцирование является одним из самых распространенных линейных методов контрастирования перепадов яркости; оно обладает пространственной анизотропией и выполняется при помощи операции свертки массива изображения с матрицами, задающими направление выделения перепадов. Следует отметить, что дифференциальные методы усиливают точечные импульсные шумы, поэтому для удаления шума изображение предварительно сглаживают (размывают).

Отслеживающие алгоритмы основаны на том, что на сегментированном изображении «объект» – «фон» отыскивается первая встретившаяся точка объекта, после чего выполняются процедуры обхода контура и его векторизации. Для точной передачи контура можно использовать метод пошагового оконтуривания выделенной области в заданном направлении. Для реализации метода используется обход однородных областей по периметру, при этом контур прослеживается по границе между цветовыми перепадами. Обязательным условием является

совпадение первой и последней точки контура, т. е. контур выделенного участка должен быть замкнутым. Выбор направления движения осуществляется на основе анализа перепадов цветового тона в окрестности каждой точки контура.

Предлагаемый в данной работе алгоритм детектирования контурных точек состоит в последовательном радиальном просмотре элементов бинарной маски M (квадратной $N \times N$ матрицы) сегментированного изображения («0» – объект, «1» – фон); центральный элемент матрицы $M_{N/2, N/2}$ соответствует центру тяжести исследуемой фигуры O (X_C, Y_C). Просмотр элементов осуществляется вдоль вектора $\vec{\Phi}$, направленного к центру тяжести, и составляющего с осью абсцисс угол α , $\alpha \in [0, 2\pi]$. При обнаружении первой точки, принадлежащей контуру (т. е., если $M(x, y) = 0$), поиск вдоль заданного направления прекращают и переходят к очередному значению угла наклона α . Координаты обнаруженных контурных точек сохраняются в текстовом файле. Данный подход позволяет получить круговую развертку контура объекта с равномерным шагом по углу α и применим для детектирования контурных точек как выпуклых, так и вогнутых геометрических объектов.

Для исследования робастности предлагаемого алгоритма были сформированы изображения тестовых геометрических фигур сложной формы, характеризующихся наличием изломов границы и резких скачков функции кривизны.

Бинарные изображения тестовых фигур в инерциальной системе координат (точка начала координат расположена в центре тяжести фигуры) показаны на рис. 1, а, б. Результаты детектирования контурных точек представлены в виде графиков разверток границ по осям $\{x_i\}$ и $\{y_i\}$, а также развертки радиус-вектора $\{V_i\}$ в полярной системе координат на рис. 2, 3.

Массивы контурных точек позволяют представить выделенные цифровые границы объектов в комплексном виде:

$$\dot{g}(x, y) = x + jy \quad \text{или} \quad \dot{g}(V, \alpha) = V e^{j\alpha}.$$

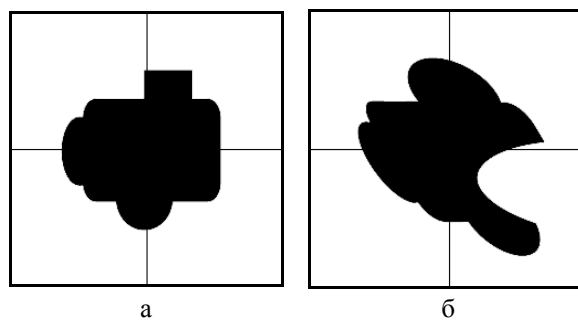


Рис. 1. Тестовые геометрические фигуры

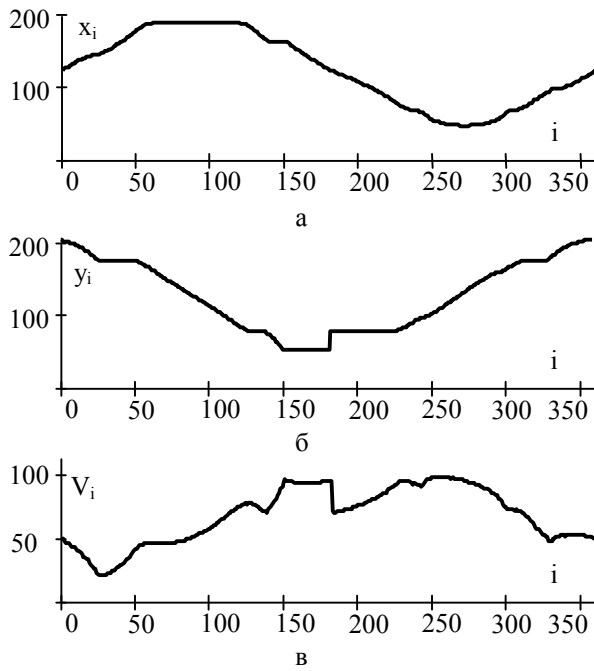


Рис. 2. Графики разверток границы тестовой фигуры (см. рис. 1, а): а – координаты x; б – координаты y; в – длины радиус-вектора V

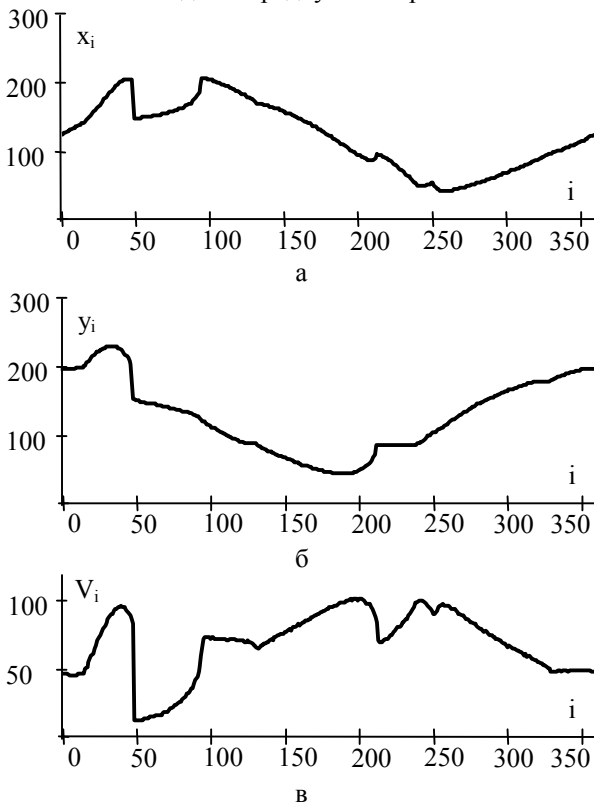


Рис. 3. Графики разверток границы тестовой фигуры (см. рис. 1, б): а – координаты x; б – координаты y; в – длины радиус-вектора V

Графики границ в полярной и декартовой системах координат показаны на рис. 4, 5. Погрешность восстановления границы значима только для сильно вогнутых объектов (см. рис. 1, б); эта погрешность показана заштрихованной областью на рис. 5, б.

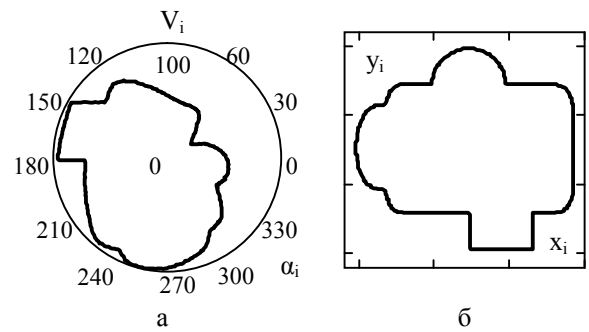


Рис. 4. Параметрическое представление границы тестовой фигуры (см. рис. 1, а): а – $\langle V(i), \alpha(i) \rangle$; б – $\langle x(i), y(i) \rangle$

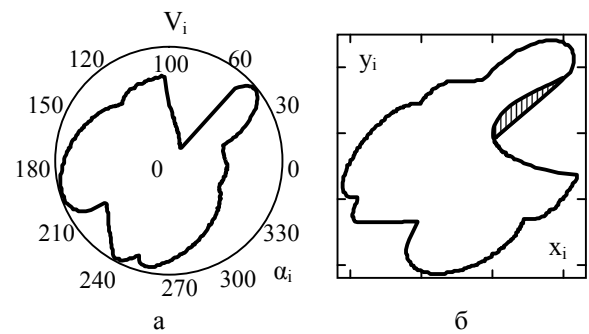


Рис. 5. Параметрическое представление границы тестовой фигуры (см. рис. 1, б): а – $\langle V(i), \alpha(i) \rangle$; б – $\langle x(i), y(i) \rangle$

2. Алгоритмы выделения контуров объектов на реальных изображениях

Для выделения контура объекта наблюдения предлагается двухэтапный подход, базирующийся на результатах статистической сегментации изображения. Принятие решения о классе объекта осуществляется по методу вероятностной фильтрации [1], который позволяет обнаружить объект A с гауссовым распределением компонент информативного признака \bar{z} на фоне произвольного количества объектов с неизвестными статистическими характеристиками:

$$w(\bar{z}) = \exp \left\{ -\frac{1}{2} (\bar{z} - \bar{m}_A)^T \mathbf{R}_A^{-1} (\bar{z} - \bar{m}_A) \right\} \geq \frac{1}{\pi} \quad (1)$$

где \bar{m}_A – оценки среднего значения;

\mathbf{R}_A – выборочная корреляционная матрица.

Достоверность идентификации объекта во многом зависит от информативности (разделяющих качеств) выбранных признаков \bar{z} . Если объекта наблюдения отличается от объектов фона по цвету, то в качестве вектора \bar{z} можно выбрать цветные признаки объекта, например, $\bar{z} = \{H, S\}$ модели HSV.

Цветовая модель HSV представляет собой линейное преобразование RGB; при этом полагают, что $H \in [0, 360)$; $S, V, R, G, B \in [0, 1]$. Если $\text{Max} -$

максимальное значение из R, G, B, а Min – минимальное, тогда:

$$H = \begin{cases} \frac{60(G-B)}{\text{Max}-\text{Min}}, & (\text{Max} = R) \wedge G \geq B; \\ \frac{60(G-B)}{\text{Max}-\text{Min}} + 360, & (\text{Max} = R) \wedge G < B; \\ \frac{60(B-R)}{\text{Max}-\text{Min}} + 120, & \text{Max} = G; \\ \frac{60(R-G)}{\text{Max}-\text{Min}} + 240, & \text{Max} = B; \end{cases} \quad (2)$$

$$S = \begin{cases} 0, & \text{Max} = 0; \\ 1 - \frac{\text{Min}}{\text{Max}}, & \text{Max} \neq 0; \end{cases} \quad (3)$$

$$V = \text{Max}. \quad (4)$$

В результате обработки цифрового изображения по решающему правилу (1) каждому пикселю изображения с пространственными координатами (x_i, y_i) присваивается значение $P_{i,j}$ – вероятность того, что данный пиксель принадлежит объекту А.

После масштабирования диапазона значений $[0, 1] \rightarrow [0, 255]$ получаем изображение, на котором «степень подобия» пикселей изображения объекту А показана градациями яркости (рис. 6, а).

Таким образом, на первом этапе детектирования контура объекта формируют бинарную маску М изображения

$$M_{i,j} = \begin{cases} 1, & P_{i,j} = P\{(x_i, y_j) \in A\} \geq P_\alpha; \\ 0, & P_{i,j} < P_\alpha, \end{cases} \quad (5)$$

где P_α – заданный порог.

Эта маска определяет сегментированное изображение S (рис. 6, б), где черный цвет соответствует объекту ($S_{i,j} = 0$), а белый – фону ($S_{i,j} = 255$).

На втором этапе осуществляется двойная пороговая фильтрация сегментированного изображения S, $S_{i,j} \in [0, 255]$ (рис. 6, в):

$$a) \forall i \in 0..r, j \in 0..c: S_{i,j} = 100, \text{ если } \prod S_{k,l} \neq 0,$$

где (x_k, y_l) – ближайшие соседи пикселя (x_i, y_i) на изображении S;

$$b) \forall i \in 0..r, j \in 0..c: \text{ если } S_{i,j} = 100, \text{ то } S_{i,j} = 0.$$

Ошибки статистической сегментации изображения, обусловленные стохастической природой классификационных признаков, приводят к тому, что выделенные границы являются фрагментированными, а на обработанных изображениях могут появляться ложные, не соответствующие исследуемому объекту, границы и отсутствовать истинные границы объекта (или их фрагменты). Поэтому алгоритмы обнаружения контуров дополняются процедурами связывания контурных точек.

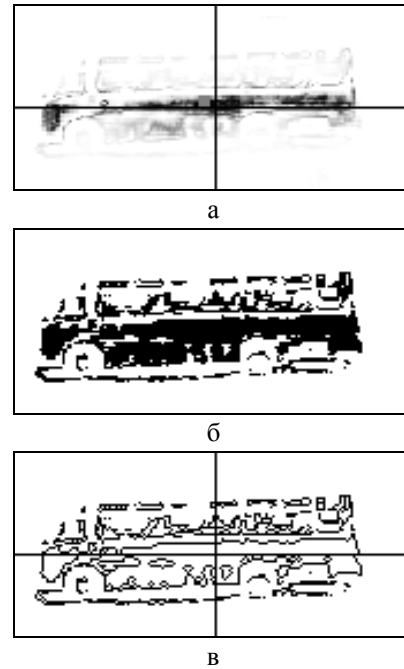


Рис. 6. Результаты этапов обработки изображения: а – сегментированное изображение; б – бинарное изображение; в – контурный препарат объекта

Для выделения точек внешнего контура, характеризующего геометрическую форму объекта, предлагается использовать алгоритм формирования круговой развертки контура с равномерным шагом по углу α . Входом алгоритма является бинарное изображение «объект» – «фон». Алгоритм включает следующие основные этапы.

Определяют центра тяжести (x_0, y_0) выделенной области изображения (весовые коэффициенты пикселей соответствуют вероятности их принадлежности объекту):

$$\begin{cases} x_0 = \bar{x} = \frac{1}{W} \sum_i \sum_j Q_{i,j} x_i; \\ y_0 = \bar{y} = \frac{1}{W} \sum_i \sum_j Q_{i,j} y_j, \end{cases} \quad (6)$$

$$Q_{i,j} = P_{i,j} \cdot M_{i,j};$$

$$W = \sum_i \sum_j Q_{i,j}.$$

Вычисляют расстояния $\{d\}$ от центра тяжести (x_0, y_0) до каждого пикселя выделенной области изображения; максимальное из этих расстояний d_{\max} определяет максимальную длину вектора круговой развертки контура

$$N = \text{int}(d_{\max} \sqrt{2}). \quad (7)$$

Если требуется построить эталонный контур для объекта на обучающем изображении размером $n_r \times n_c$ (n_r – количество строк, n_c – количество столбцов), значение N находят так:

$$N=2\text{int}\left(\frac{\max\{nc, nr\}}{\sqrt{2}}\right)+1. \quad (8)$$

Матрицу изображения приводят к квадратной матрице $M: N \times N$, дополняя ее нулевыми столбцами (или строками) симметрично относительно центрального элемента матрицы M , соответствующего пикселю с координатами (x_0, y_0) .

В цикле по переменным $\alpha \in 0 \dots 360$ и $\rho \in N/2 - 1 \dots 0$ определяют приращения номеров строк и столбцов матрицы M :

$$\begin{cases} \Delta x = \text{round}(\rho \cos(\alpha)); \\ \Delta y = \text{round}(\rho \sin(\alpha)). \end{cases} \quad (9)$$

Если элемент $M(N/2 + \Delta x, N/2 + \Delta y) = 0$ («объект»), то соответствующий пиксель принадлежит внешней границе объекта и его координаты сохраняются в массиве контурных точек. Если элемент $M(N/2 + \Delta x, N/2 + \Delta y) = 255$ («фон»), то переходят к следующей итерации цикла по переменной ρ , т. е., двигаются вдоль вектора, направленного к центру тяжести объекта и составляющего с осью абсцисс угол α , до тех пор, пока не будет найден элемент $M_{i,j}$, равный нулю, или пока не будет достигнут центральный элемент $M(N/2, N/2)$; последнее событие означает, что на данном направлении контурная точка не найдена.

Полученный двумерный массив контурных точек вследствие несвязности выделенных границ может содержать координаты несмежных точек, что приводит к значительному искажению вида границы. Для сглаживания подобного рода искажений предлагается использовать одну из следующих процедур, основанных на критерии расстояния между смежными точками контура.

Первая процедура состоит в последовательном вычислении расстояния d между соседними элементами (X_k, Y_k) и (X_{k+1}, Y_{k+1}) массива контурных точек. Если величина d превышает некоторый порог D , то координаты (X_{k+1}, Y_{k+1}) пересчитываются по формуле

$$C_{k+1} = \frac{1}{n+1}(nC_{k+1} + C_k), \quad (10)$$

где $C = \{X, Y\}$;

n – количество итераций, потребовавшихся для выполнения условия $d \leq D$.

Вторая процедура заключается в вычислении разности расстояний d_1 и d_2 между двумя соседними парами элементов: (X_k, Y_k) , (X_{k-1}, Y_{k-1}) и (X_k, Y_k) , (X_{k+1}, Y_{k+1}) массива контурных точек. Если величина $\Delta d = |d_1 - d_2|$ превышает некоторый порог D , то координаты (X_{k+1}, Y_{k+1}) пересчитываются по формуле

$$C_{k+1} = \frac{1}{3}(C_{k+1} + C_k + C_{k-1}). \quad (11)$$

Величина порога D зависит от вида контура; для гладких кривых значение D можно выбрать в пределах 3...6, для контуров с большой кривизной D может принимать значения 10 и выше.

Результаты формирования множества точек внешней границы объекта (т. е. исключения внутренних контуров), связывания полученных контурных точек и представления границы в виде разверток по осям X, Y представлены на рис. 7.

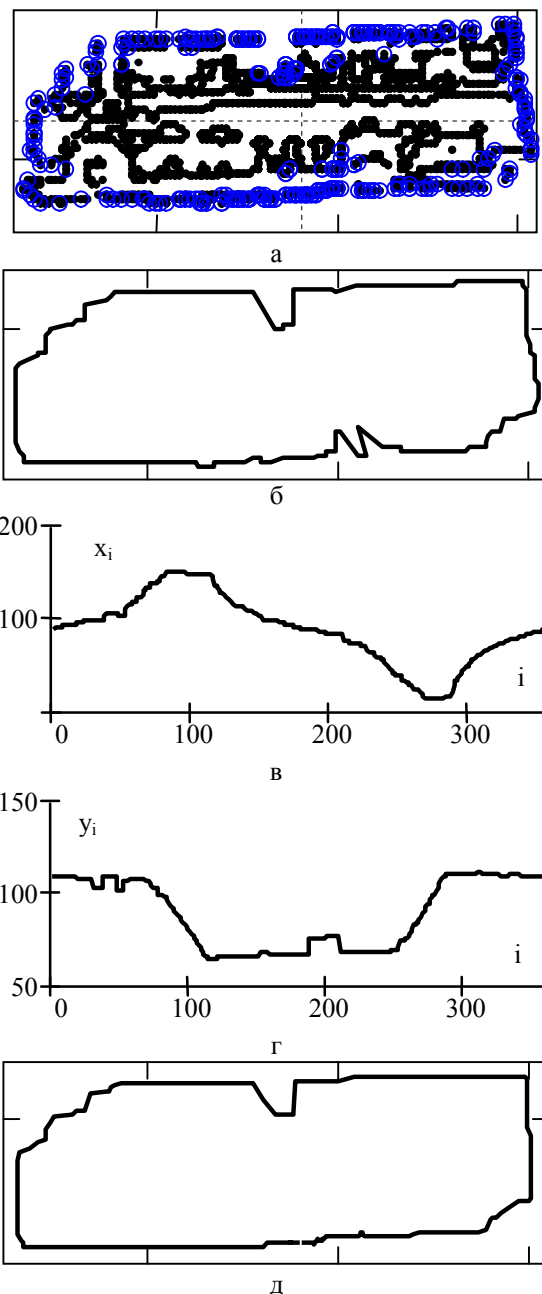


Рис. 7. Результаты выделения и представления границы объекта в декартовой системе координат: а – точки внешнего контура; б – граница объекта; в – развертка границы по оси X; г – развертка границы по оси Y; д – граница после сглаживания медианным фильтром

Полученные в результате применения разработанных алгоритмов выделения и связывания контурных точек данные можно использовать для формирования параметрической математической модели геометрической формы объектов методами аппроксимации дискретных значений разверток границы по координатным осям.

Заключение

Выбор признаков для распознавания связан с выделением атрибутов, которые выражают интересующую количественную информацию и являются основой классификации объектов. При составлении яркостно-геометрических моделей объектов видеонаблюдения и разработке робастных алгоритмов их выделения существенную роль играют геометрические и цветовые характеристики. Для представления характеристик формы объекта используют описание границы области, соответствующей образу объекта на изображении. Выделение области, соответствующей объекту наблюдения, выполняется по результатам сегментации изображения с применением вероятностного фильтра, согласованного с параметрами распределения цветовых характеристик данного объекта. Для связывания выделенных границ и сглаживания их фрагментов предложены алгоритмы, использующие критерий расстояния между смежными точками контура. Результаты работы алгоритмов представляются в виде кортежей элементов массивов разверток границы объекта по осям в инерциальной декартовой системе координат, помещенной в центр тяжести геометрической фигуры, соответствующей образу объекта. При этом цифровая граница объекта может быть представлена в комплексном виде: $\dot{g}(x, y) = x + jy$. Преимуществом разработанного метода является возможность векторизации в автоматическом режиме объектов, характеризующихся сложной двумерной формой, и получение координат связанных контурных точек с равномерной дискретизацией угла $\alpha \in [0, 2\pi]$ при радиальном просмотре пикселей сегментированного изображения.

Результаты апробации метода выделения и представления границ образов объектов на тестовых и реальных изображениях свидетельствуют об эффективности его использования в задачах классификации графических объектов по форме.

Литература

1. Попов, А. В. Алгоритм сопровождения объектов в видеопотоке, регистрируемом с беспилотного летательного аппарата [Текст] / А. В. Попов, И. К. Васильева, А. С. Угарова // *Авіаційно-космічна техніка і технологія*. – 2015. – № 6 (123). – С. 77 – 84.

2. Liu, Ch. A Coastline Detection Method in Polarimetric SAR Images Mixing the Region-Based and Edge-Based Active Contour Models [Text] / Ch. Liu, Yi. Xiao, J. Yang // *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*. – 2017. – Vol. PP, Iss. 99. – P. 1 – 13.

3. Iglesias, A. Immunological Approach for Full NURBS Reconstruction of Outline Curves from Noisy Data Points in Medical Imaging [Text] / A. Iglesias, A. Galvez, A. Avila // *IEEE/ACM Transactions on Computational Biology and Bioinformatics*. – Vol. PP, Iss. 99. – P. 1.

4. Визильтер, Ю. В. Проблемы технического зрения в современных авиационных системах [Текст] / Ю. В. Визильтер, С. Ю. Желтов // *Техническое зрение в системах управления мобильными объектами – 2010 : труды научно-технической конференции-семинара*. – М. : КДУ, 2011. – Вып. 4. – С. 11 – 44; ISBN 978-5-98227-794-7.

5. Введение в контурный анализ и его приложения к обработке изображений и сигналов [Текст] / Я. А. Фурман, А. В. Кревецкий, А. Н. Лехун, А. К. Передреев. – М. : Физматлит, 2003. – 592 с.

6. Дудинова, О. Б. Метод категорийной классификации объектов при компьютерном анализе аэроснимков [Текст] / О. Б. Дудинова // *Системи обробки інформації*. – 2016. – Вип. 7 (144). – С. 36 – 44. ISSN 1681-7710.

7. Fast Multiregion Image Segmentation Using Statistical Active Contours [Text] / G. Gao, Ch. Wen, H. Wang, L. Xu // *IEEE Signal Processing Letters*. – 2017. – Vol. 24, Iss. 4. – P. 417 – 421.

8. The Reconnection of Contour Lines from Scanned Color Images of Topographical Maps Based on GPU Implementation [Text] / J. Song, P. Wang, Q. Miao, R. Liu, B. Huang // *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*. – 2017. – Vol. 10, Iss. 2. – P. 400 – 408.

9. Zheng, A. Context Tree-Based Image Contour Coding Using a Geometric Prior [Text] / A. Zheng, G. Cheung, D. Florencio // *IEEE Transactions on Image Processing*. – 2017. – Vol. 26, Iss. 2. – P. 574 – 589.

References

1. Popov, A. V., Vasil'eva, I. K., Ugarova, A. S. Algorithm soprovozhdeniya ob'ektov v videopotoke, registriruемом s bespilotnogo letatel'nogo apparata [Algorithm for tracking objects on a video flow recorded from an unmanned aerial vehicle]. *Aviatsiionno-kosmichna tekhnika i tekhnologiya – Aerospace engineering and technology*, 2015, no. 6 (123), pp. 77 – 84.

2. Liu, Chun., Xiao, Yingying., Yang, Jian. A Coastline Detection Method in Polarimetric SAR Images Mixing the Region-Based and Edge-Based Active Contour Models. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2017, vol. PP, iss. 99, pp. 1 – 13. doi: 10.1109/TGRS.2017.2679112.

3. Iglesias, Andres., Galvez, Akemi., Avila, Andreina. Immunological Approach for Full NURBS

Reconstruction of Outline Curves from Noisy Data Points in Medical Imaging. *IEEE/ACM Transactions on Computational Biology and Bioinformatics*, 2017, vol. PP, iss. 99, p. 1. doi: 10.1109/TCBB.2017.2688444.

4. Vizil'ter, Yu. V., Zheltov, S. Yu. Problemy tekhnicheskogo zreniya v sovremennykh aviatsionnykh sistemakh [Problems of technical vision in modern aviation systems]. *Trudy nauchno-tekhnicheskoi konferentsii-seminara "Tekhnicheskoe zrenie v sistemakh upravleniya mobil'nymi ob'ektami"* [Proc. Scientific and Technical Conference-seminar "Technical vision in mobile object control systems"]. Moscow, 2011, vol. 4, pp. 11 – 44. (In Russian).

5. Furman, Ya. A., Krevetskii, A. V., Leukhin, A. N., Peredreev, A. K. *Vvedenie v konturnyi analiz i ego prilozheniya k obrabotke izobrazhenii i signalov* [Introduction to contour analysis and its applications to image and signal processing]. Moscow, Fizmatlit Publ., 2003. 592 p.

6. Dudinova, O. B. Metod kategoriinoi klassifikatsii ob'ektov pri komp'yuternom analize aerosnimkov

[The method of categorical classification of objects in computer analysis of aerial photographs]. *Sistemi obrobki informatsii – Information processing systems*, 2016, vol. 7 (144), pp. 36 – 44.

7. Gao, Guowei., Wen, Chenglin., Wang, Hui-bin., Xu, Lizhong. Fast Multiregion Image Segmentation Using Statistical Active Contours. *IEEE Signal Processing Letters*, 2017, vol. 24, iss. 4, pp. 417 – 421. doi: 10.1109/LSP.2017.2664659.

8. Song, Jianfeng., Wang, Panfeng., Miao, Qiguang., Liu, Ruyi., Huang, Bormin. The Reconnection of Contour Lines from Scanned Color Images of Topographical Maps Based on GPU Implementation. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2017, vol. 10, iss. 2, pp. 400 – 408. doi: 10.1109/JSTARS.2016.2580903.

9. Zheng, Amin., Cheung, Gene., Florencio, Dinei. Context Tree-Based Image Contour Coding Using a Geometric Prior. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2017, vol. 26, iss. 2, pp. 574 – 589. doi: 10.1109/tip.2016.2627813.

Поступила в редакцію 19.05.2017, рассмотрена на редколлегии 12.06.2017

ВИДІЛЕННЯ ЗОВНІШНІХ КОНТУРІВ ОБ'ЄКТІВ РОЗПІЗНАВАННЯ НА БАГАТОКАНАЛЬНИХ ЗОБРАЖЕННЯХ

I. K. Vasilyeva, A. V. Popov

Запропоновано методи детектування контурних точок об'єктів на сегментованих зображеннях, сформованих методом статистичного розпізнавання багатоканальних даних. Розроблено алгоритми зв'язування сусідніх ізольованих точок контуру виділеної області, які використовують критерії відстані. Отримані масиви точок зовнішнього контуру дозволяють представити межу у вигляді розгортки по осях в інерціальній системі координат, вміщеній в центр ваги образу об'єкта. Наведено результати апробації алгоритмів, що підтверджують їх ефективність в задачах побудови яскравісно-геометричних моделей об'єктів розпізнавання.

Ключові слова: імовірнісний фільтр, статистична сегментація зображення, колірна модель, виділення контуру, зв'язування контурних точок, критерій відстані.

SELECTION OF RECOGNITION OBJECTS' OUTER CONTOURS ON MULTICHANNEL IMAGES

I. K. Vasilyeva, A. V. Popov

Methods for detecting contour points of objects on segmented images formed by the method of statistical recognition of multichannel data are proposed. Algorithms for linking of adjacent isolated points of the contour of the selected area using distance criteria have been developed. The obtained arrays of points belonging to the outer contour allow us to represent the boundary in the form of scans along the axes in the inertial coordinate system placed at the center of gravity of the object's image. The algorithms approbation results confirming their effectiveness in problems of constructing brightness-geometric models of recognition objects are presented.

Key words: probability filter, statistical segmentation of an image, color model, contour selection, linking of contour points, distance criterion.

Васильєва Ірина Карловна – канд. техн. наук, доцент, доцент кафедри Производства радиоэлектронных систем летательных аппаратов, Национальный аэрокосмический университет им. Н. Е. Жуковского «Харьковский авиационный институт», Харьков, Украина, e-mail: i.vasilyeva@khai.edu.

Попов Анатолий Владиславович – канд. техн. наук, доцент, доцент кафедри Производства радиоэлектронных систем летательных аппаратов, Национальный аэрокосмический университет им. Н. Е. Жуковского «Харьковский авиационный институт», Харьков, Украина, e-mail: a.v.popov@inbox.ru.

Vasilyeva Irina Karlovna – cand. tech. sci., associate professor, associate professor of the Department of aircrafts' radio-electronic systems production, National Aerospace University named after N. Ye. Zhukovsky "Kharkov Aviation Institute", Kharkov, Ukraine, e-mail: i.vasilyeva@khai.edu.

Popov Anatoly Vladislavovich – cand. tech. sci., associate professor, associate professor of the Department of aircrafts' radio-electronic systems production, National Aerospace University named after N. Ye. Zhukovsky "Kharkov Aviation Institute", Kharkov, Ukraine, e-mail: a.v.popov@inbox.ru.