

# ОБРАБОТКА ИЗОБРАЖЕНИЙ, РАСПОЗНАВАНИЕ ОБРАЗОВ

## ДВУХЭТАПНЫЙ АЛГОРИТМ ОБНАРУЖЕНИЯ И ОЦЕНИВАНИЯ ГРАНИЦЫ ОБЪЕКТОВ НА ИЗОБРАЖЕНИЯХ В УСЛОВИЯХ АДДИТИВНЫХ ПОМЕХ И ДЕФОРМИРУЮЩИХ ИСКАЖЕНИЙ

*Александр Анатольевич Сирота (профессор, e-mail: sir@cs.vsu.ru),*

*Алексей Иванович Соломатин (аспирант, e-mail: sai@cs.vsu.ru),*

*Елена Владимировна Воронова (аспирант, e-mail: helstraven@mail.ru)*

*Воронежский государственный университет*

### Аннотация

Рассматривается двухэтапный алгоритм обнаружения объектов на изображении со случайной формой границы в присутствии аддитивного шума. На первом этапе с использованием статистически оптимального или нейросетевого алгоритма анализируются локальные участки изображения с целью обнаружения и оценивания параметров перепада яркости. На втором этапе путем анализа результатов первичной обработки локальных участков с использованием алгоритма максимального правдоподобия принимается окончательное решение о наличии объекта на изображении и о локализации его целостной границы. Для ускорения процесса обнаружения объектов предложен алгоритм, реализующий нахождение максимума функционала правдоподобия путем поиска минимального пути на графе методом динамического программирования.

Ключевые слова: обработка изображений, перепад яркости, обнаружение объектов, выделение границ объектов, нейронные сети.

### Введение

Обнаружение объектов на изображении в присутствии шумов может осуществляться на основе поиска границы этих объектов. С этой целью часто используются последовательные методы обхода контура [1,2]. При этом общая задача нахождения границы объектов может быть сведена к двухэтапной процедуре, основанной на решении последовательности локальных задач анализа фрагментов изображения в пределах небольшого окна (элементарного кадра), которое перемещается по изображению, и последующей вторичной обработке полученных локальных решений. Фактически в рамках каждого окна должна решаться задача совместного обнаружения и оценивания параметров границы объекта, характеризующих положение точек перепада фона в объект и уровень соответствующего перепада яркости. В известных статистических алгоритмах анализа изображений [1, 2] оценка параметров перепада яркости осуществляется в предположении наличия границы в окне анализа, что не всегда отвечает потребностям практики. Решение задачи в требуемой постановке получено в работе авторов [3], где приведены и исследованы оптимальный статистический и нейросетевой алгоритмы анализа локальных участков изображений. Аналогичным образом, как задача совместного обнаружения и оценивания, должна ставиться и решаться задача окончательного анализа наблюдаемого изображения по результатам вторичной обработки.

Целью данной работы является синтез и анализ двухэтапного алгоритма совместного обнаружения и оценивания границы объектов на изображении в условиях шумов и случайных деформирующих искажений формы границы.

### 1. Модель объекта.

#### Описание общего подхода к решению задачи

Пусть в двумерной области  $\Psi$  наблюдается реализация случайного поля  $\theta(x, y)$ , где  $(x, y)$  - точки на плоскости, принадлежащие  $\Psi$ . Возможны две ситуации: на изображении присутствует объект, который занимает область  $\Psi_s$ , при этом оставшаяся часть области  $\Psi$  занимает фон; фон занимает всю область наблюдения, т.е. объект отсутствует. Наблюдения осуществляются в присутствии пространственного белого гауссовского шума  $n(x, y)$  с нулевым математическим ожиданием и корреляционной функцией

$$\langle n(x_1, y_1)n(x_2, y_2) \rangle = N_0 \delta(x_1, x_2) \delta(y_1, y_2) / 2, \quad (1)$$

где  $N_0$  – односторонняя спектральная плотность белого шума. При переходе в последующем к представлению в дискретных координатах случайная величина  $n(x, y)$  подчиняется гауссовскому закону распределения с нулевым математическим ожиданием и дисперсией  $\sigma^2 = N_0 / 2$ . Таким образом, наблюдению доступно изображение:

$$\theta(x, y) = u + \gamma_0 h I(x, y) + n(x, y), \quad (2)$$

где  $\gamma_0 = 0$ , если объекта на изображении нет,  $\gamma_0 = 1$ , если объект присутствует;  $u$  и  $u+h$  – значения яркости фона и объекта;  $I(x, y) = 1$  при  $(x, y) \in \Psi_s$  и  $I(x, y) = 0$  при  $(x, y) \notin \Psi_s$  – индикаторная функция, описывающая форму объекта. В рассматриваемой модели объект имеет отличный от фона постоянный уровень яркости; при этом грани-

ца объект/фон характеризуется неизвестным перепадом яркости, равным  $h$ .

При использовании дискретного представления имеем изображение размером  $E_1 \times E_2$  пикселей.  $E_1$  – количество столбцов,  $E_2$  – количество строк изображения. Задача обнаружения объекта на исходном изображении рассматривается как задача обнаружения и оценивания замкнутого контура (границы) объекта с неизвестным уровнем перепада яркости (превышающим некоторый минимальный порог  $h_0$ ), неизвестным положением и случайной формой. Относительно размеров и формы области  $\Psi_S$  можно сделать следующие предположения: исходя из ориентировочных размеров объекта заданы минимальное  $r_1$  и максимальное  $r_2$  расстояния от некоторой внутренней точки (центра) фигуры до ее границы.

С учетом высокой степени априорной неопределенности предлагается подход к решению рассматриваемой задачи, реализующий двухэтапную процедуру поиска объекта. При этом на этапе первичной обработки осуществляется обнаружение элементов границы (перепада яркости) в локальных участках изображений. На этапе вторичной обработки осуществляется анализ полученной по всей области наблюдения совокупности результатов частных решений и принимается окончательное решение о наличии или отсутствии целостной границы объекта. В случае принятия решения о наличии границы оценивается ее локализация.

**2. Первичная обработка локальных участков**

Для обработки изображения на первом этапе используется подход [1-3], который основан на анализе локальных участков изображения размером  $K \times K$  пикселей, в ходе которого принимается решение о наличии в каждом из них перепада яркости, аппроксимированного прямой линией, и его параметрах. Для этого общая область наблюдения разбивается на элементарные участки размером  $K \times K$  пикселей. При этом получается  $N \times M$  локальных участков изображения, где  $N = E_1 / K$  и  $M = E_2 / K$ .  $N$  – количество столбцов локальных участков наблюдения,  $M$  – количество строк локальных участков наблюдения. Пример разбиения изображения с присутствующим на нем объектом приведен на рис. 1.

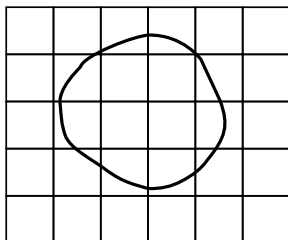


Рис. 1. Изображение границы объекта и разбиение изображения на локальные участки

Далее анализируется каждый отдельный локальный участок. Для нахождения граничных точек объекта, т.е. точек перепада яркости, используется модель перепада яркости [1-2]. В рамках данного подхода наблюдаемый участок изображения  $z(x, y)$  сопоставляется с заданной моделью  $s(x, y)$ , включающей «перепад» яркости, аппроксимированный прямой линией:

$$s(x, y) = \begin{cases} u, & x \cos \alpha + y \sin \alpha \leq d, \\ u + h, & x \cos \alpha + y \sin \alpha > d, \end{cases} \quad (3)$$

где  $\alpha$  (угол наклона перпендикуляра, проведенного к линии перепада яркости, относительно оси  $X$ ) и  $d$  (расстояние до линии перепада яркости) определяют направление и положение перепада (рис. 2). Для параметров этой модели выполняется:  $\alpha \in [0, 2\pi)$ ,  $d \in [0, D_{\max}]$ , где  $D_{\max} = K/\sqrt{2}$ ,  $u \in [0, U_{\max}]$ ,  $h \in [0, U_{\max} - u]$ .

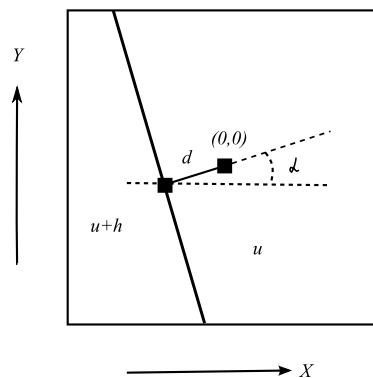


Рис. 2. Модель идеального перепада яркости

Наблюдение полезного сигнала осуществляется в присутствии шума

$$z(x, y) = s(x, y) + n(x, y). \quad (4)$$

Введем дополнительные ограничения. В случае наличия перепада яркости он должен быть существенным: фиксируемый уровень должен удовлетворять ограничению  $h \geq h_0$ , где  $h_0$  – некий минимально допустимый уровень. Второе ограничение касается параметра  $d$ . Чтобы с достаточной степенью уверенности судить о наличии локального участка границы фон/объект, перепад должен занимать существенную область в пределах анализируемого участка, т.е. удовлетворять ограничению  $d \leq d_0$ , где  $d_0$  – заданное расстояние от центра кадра.

Пусть  $\lambda = (u, h, d, \alpha)^T$  – вектор всех параметров рассматриваемой модели идеального перепада,  $\lambda \in \Lambda = [0; U_{\max}] \times [0; U_{\max} - u] \times [0; D_{\max}] \times [0; 2\pi)$ ,  $\Lambda$  – множество допустимых значений параметра  $\lambda$ . При этом если перепад присутствует (гипотеза  $H_1$ ), то  $\lambda = \lambda_1 \in \Lambda_1 = [0; U_{\max} - h_0] \times [h_0; U_{\max} - u] \times [0; d_0] \times [0; 2\pi)$ , если же перепада нет (гипотеза  $H_0$ ), то  $\lambda = \lambda_0 \in \Lambda_0 = \Lambda \setminus \Lambda_1$ .

Для принятия решения о наличии перепада или его отсутствии в [3] используется алгоритм, реализующий критерий обобщенного правдоподобия [4]:

$$H_{0,1}: L(z; \lambda_0, \lambda_1) = \ln \Lambda[H_1 | H_0] < > c_0. \quad (5)$$

В [3] показано, что  $L(z; \lambda_0, \lambda_1) = L_1(z; \lambda_1) - L_0(z; \lambda_0)$ , где

$$L_i(z; \lambda) = L(z; \lambda) = \frac{1}{2\sigma^2} \left( \int_{\Omega} z^2(x, y) dx dy - \int_{\Omega} (z(x, y) - u - I(x, y, d, \alpha)h)^2 dx dy \right). \quad (6)$$

Так как истинные значения параметров  $\lambda_0, \lambda_1$  при выборе гипотез неизвестны, необходимо одновременно производить их оценку. Заменяя значения неизвестных параметров на их оценки  $\tilde{\lambda}_0, \tilde{\lambda}_1$  максимального правдоподобия (МП), получается обобщенный алгоритм МП [4]. При этом необходимо производить максимизацию логарифмов отношения правдоподобия (6) по неизвестным параметрам  $\lambda_0$  и  $\lambda_1$  в пределах заданных областей возможных значений.

Для поиска максимума  $L_i(z; \lambda_i)$  по  $\lambda_i \in \Lambda_i$  в [3] функции  $z(x, y)$  и  $s(x, y)$  раскладываем по усеченному ортонормированному базису. После этого, приравняв производные  $L_i(z; \lambda_i)$  по параметрам  $u, h, d, \alpha$  к 0, находим в явном виде оценки максимального правдоподобия  $\tilde{\lambda}_i \in \Lambda_i$ . Подставляя полученные значения в (5), делаем вывод о наличии или отсутствии перепада яркости. С помощью такого подхода, в случае выбора гипотезы  $H_1$ , уже имеем вычисленные параметры перепада яркости –  $u, h, d, \alpha$ .

Другим вариантом определения наличия и параметров перепада яркости в локальном окне является использование нейросетевых (НС) алгоритмов [3], обучаемых на основе статистических моделей наблюдений. В соответствии с общей методикой [5] в этом случае генерируется обучающая выборка локальных участков при наличии и отсутствии перепадов яркости. При генерации участков для охвата всех возможных случаев используется перебор значений оцениваемых параметров (3) с некоторым шагом. Такие изображения, развернутые в вектор, подаются на вход обучаемой НС. На выходе НС должна формировать вектор параметров модели  $u, h, d, \alpha$  и номер правильной гипотезы  $\gamma$ . После обучения НС на таком множестве ее используют для обнаружения перепадов яркости уже на реальных изображениях. Проведенные эксперименты показывают, что использование НС в данной задаче дает выигрыш по времени работы без потери качества принимаемых решений [3].

В результате анализа каждого локального участка одним из этих методов принимается решение о

наличии или отсутствии перепада яркости, а также для первой гипотезы вычисляются оценки параметров  $u, h, d, \alpha$ , задающие положение и уровень перепада.

Для синтезированных таким образом статистического и нейросетевого алгоритмов совместного обнаружения и оценивания границы объекта в локальных участках определяются:  $p$  – ошибка первого рода (ложное обнаружение перепада яркости);  $q$  – ошибка второго рода (пропуск перепада яркости). Их значения зависят от выбранного порога принятия решения  $c_0$  и рассчитываются либо на основе аналитических соотношений в асимптотике при больших отношениях сигнал–шум, либо (для НС–алгоритма) методом имитационного моделирования.

### 3. Вторичная обработка изображения. Принятие решения о наличии или отсутствии объекта

После анализа всех локальных участков проводится вторичная обработка полученных результатов с целью окончательного решения задачи. Пусть все локальные участки пронумерованы индексами  $(i, j)$ ,  $i = \overline{1, N}$ ,  $j = \overline{1, M}$ , где  $i$  – номер столбца,  $j$  – номер строки. По результатам первичной обработки участков имеем вторичные наблюдения  $\Phi = \|f_{ij}\|$ , где  $f_{ij}$  – индекс гипотезы, которая принята для участка  $(i, j)$ :  $f_{ij} = 0$ , если граница не обнаружена;  $f_{ij} = 1$  – если обнаружена.

На рис. 3 приведен пример совокупного результата анализа локальных участков изображения объекта (рис. 1) при наличии шумов. Для выделенных серым участков выбор был сделан в пользу наличия перепада яркости. Черточками отображены обнаруженные перепады яркости, аппроксимированные прямыми линиями.

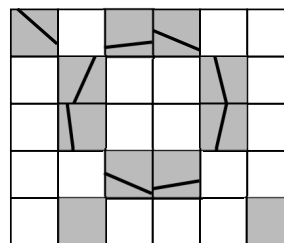


Рис. 3. Результаты первичной обработки локальных участков изображения

Пусть для каждого участка в общем случае заданы ошибки первого  $p_{ij}$  и второго  $q_{ij}$  рода. Таким образом, исходными данными для вторичной обработки являются матрицы  $\|f_{ij}\|, \|p_{ij}\|, \|q_{ij}\|$ .

Пусть  $G = \|g_{ij}\|$  – матрица индексов местоположения истинной границы объекта (см. рис. 1) на изображении:  $g_{ij} = 0$ , если граница не проходит через участок  $(i, j)$ ;  $g_{ij} = 1$  – если проходит. Другим

эквивалентным описанием местоположения границы на изображении является последовательность локальных участков, которая получается при обходе границы по часовой стрелке  $\Gamma = \{(a_i, b_i)\}, i = \overline{1, n_\Gamma}$ , где  $(a_i, b_i)$  - индексы локального участка, через который проходит граница. Последовательность  $\Gamma$  будем также называть контуром объекта, понимая при этом то, что это укрупненный контур, определяемый с точностью до размеров локальных участков. Контур  $\Gamma$  является замкнутым и связанным. Все допустимые контуры  $\Gamma$  образуют множество  $Q = \{\Gamma\}$ :

$$\Gamma = \{(a_i, b_i), i = \overline{1, n_\Gamma}\},$$

$$|a_i - a_k| \leq 1, |b_i - b_k| \leq 1, k = \begin{cases} i+1, & i < n_\Gamma, \\ 1, & i = n_\Gamma, \end{cases} \quad (7)$$

$$r_1 \leq \sqrt{(a_i - i_0)^2 + (b_i - j_0)^2} \leq r_2,$$

где  $(i_0, j_0)$  - выбранный некоторым образом центр объекта. Задача обнаружения объекта на изображении решается как задача обнаружения связанного

$$\Lambda[H_1 | H_0] = \frac{P(\Phi | H_1, \Gamma)}{P(\Phi | H_0)} = \frac{\prod_{i=1}^N \prod_{j=1}^M \left( p_{ij}^{f_{ij}(1-g_{ij})} \cdot (1-p_{ij})^{(1-f_{ij})(1-g_{ij})} \cdot q_{ij}^{(1-f_{ij})g_{ij}} \cdot (1-q_{ij})^{f_{ij}g_{ij}} \right)}{\prod_{i=1}^N \prod_{j=1}^M \left( p_{ij}^{f_{ij}} \cdot (1-p_{ij})^{1-f_{ij}} \right)}. \quad (9)$$

В числителе (9) записаны произведения условных вероятностей  $p(f_{ij} | g_{ij})$  для каждого участка с индексом  $(i, j)$  для различных комбинаций наблюдения бинарных признаков  $f_{ij} = \overline{0, 1}$  и истинных значений матрицы  $g_{ij} = \overline{0, 1}$ . В знаменателе (9) записаны произведения условных вероятностей при условии, что объект отсутствует (гипотеза  $H_0$ ) и контура нет, т.е.  $p(f_{ij} | g_{ij} = 0) = 0$ .

В случае известной формы границы  $\Gamma$  логарифм выражения (9) сравнивается с порогом  $c_0$  и принимается решение в пользу одной из гипотез  $H_0$  или  $H_1$ . Однако, так как истинное местоположение и форма контура  $\Gamma$  при выборе гипотез неизвестны, необходимо одновременно производить его оценку. Заменяя неизвестное местоположение контура его максимально правдоподобной оценкой  $\hat{\Gamma}$ , получаем обобщенный алгоритм МП. При этом необходимо производить максимизацию вероятности наличия границы  $P(\Phi | H_1, \Gamma)$  (или логарифма этой вероятности) по всем допустимым вариантам локализации контура  $\Gamma \in Q$ .

Таким образом, в общем виде алгоритм выбора гипотез о наличии или отсутствии границы объекта с одновременной оценкой последовательности ло-

кальных участков, по которым граница проходит, выглядит следующим образом:

кальных участков, по которым граница проходит, формулируется как задача выбора из двух альтернативных гипотез:  $H_1$  - в области наблюдения присутствует контур  $\Gamma$ , определяя одновременно наличие объекта;  $H_0$  - замкнутый контур  $\Gamma$  с постоянным перепадом яркости отсутствует и, следовательно, все локальные участки, где обнаружены перепады яркости, являются следствием случайных шумов.

$$H_{0,1}: L(\Gamma) = \ln \Lambda[H_1 | H_0] < > c_0. \quad (8)$$

Отношение правдоподобия двух гипотез записывается в следующем виде:

кальных участков, по которым граница проходит, выглядит следующим образом:

$$\hat{\Gamma} = \arg \sup_{\Gamma \in Q} \ln P(\Phi | H_1, \Gamma), \quad (10)$$

$$H_{0,1}: \ln P(\Phi | H_1, \hat{\Gamma}) - \ln P(H_0) < > c_0.$$

После анализа локальных участков для известных  $f_{ij}$ ,  $p_{ij}$  и  $q_{ij}$  выражение  $\ln P(H_0)$  определено однозначно. Определим:

$$l_{ij} = l_{ij}(g_{ij}) = -\ln \left( (p_{ij}^{f_{ij}(1-g_{ij})} \times (1-p_{ij})^{(1-f_{ij})(1-g_{ij})} \cdot q_{ij}^{(1-f_{ij})g_{ij}} \cdot (1-q_{ij})^{f_{ij}g_{ij}} \right), \quad (11)$$

где  $l_{ij} \geq 0$ . Таким образом:

$$\ln P(\Phi | H_1, \Gamma) = -\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M l_{ij}. \quad (12)$$

Из (10) и (12) формулируется оптимизационная задача в следующем виде:

$$\hat{\Gamma} = \arg \inf_{\Gamma \in Q} S(\Gamma), \quad (13)$$

где

$$S(\Gamma) = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M l_{ij}, \quad (14)$$

т.е. необходимо минимизировать сумму (14) по всем допустимым вариантам расположения контура  $\Gamma \in Q$ .

Таким образом, в общем виде записан статистически оптимальный алгоритм принятия решения о наличии или отсутствии объекта в процессе вторичной обработки изображения (10).

Задача перебора всех допустимых вариантов контура с целью минимизации суммы (14) не является тривиальной. Это NP-полная задача, т.е. сложность перебора всех допустимых местоположений контура экспоненциально возрастает от размерности задачи  $N$  и  $M$ . Практически такой перебор можно реализовать, если синтезировать граф допустимых переходов, в котором вершинами графа будут локальные участки. Все соседние вершины/участки, по которым может проследовать контур объекта, связываются дугами. На таком графе должна выполняться рекурсивная процедура перебора всех возможных замкнутых контуров  $\Gamma$ . Поскольку такая процедура занимает время, которое экспоненциально зависит от размерности задачи, то ее использование на практике затруднительно.

С целью ускорения времени работы возможно применение различных эвристических алгоритмов поиска замкнутого контура, которые, возможно, в частных случаях будут показывать приемлемые результаты. Однако такие алгоритмы не всегда будут гарантировать потенциальное качество решения.

Строго поставленную задачу минимизации суммы (14) можно решить за полиномиальное время (P-задача), если определенным образом учесть характеристики множества допустимых форм контуров  $\Gamma$ . При этом предлагается решать оптимизационную задачу для некоторого подмножества  $Q' \subset Q$ . Выбор такого подмножества должен основываться на следующих принципах:

- должна быть реализована возможность быстрого нахождения наиболее вероятного контура  $\Gamma \in Q'$  на основе минимизации суммы (14);
- подмножество  $Q'$  должно адекватно описывать контуры существующих в конкретной прикладной задаче объектов.

Далее рассматривается следующий класс объектов. Если проанализировать границу объекта в непрерывном случае, то любая замкнутая граница описывается некоторым уравнением:  $f(x, y) = 0$ . На локализацию границы объектов накладывается следующее ограничение: рассматриваются только такие границы, которые могут быть описаны в полярной системе координат выражением:

$$r = r(\varphi), \quad \varphi \in [0, 2\pi], \quad r(0) = r(2\pi), \quad (15)$$

где  $r$  – непрерывная, однозначная функция. Это выражение задает такие фигуры, которые образуют замкнутые кривые относительно начала координат и у которых радиус является функцией, зависящей от угла. Для соответствующей границы объекта любая

прямая, исходящая из начала координат, пересекает ее ровно один раз. Примеры объектов, удовлетворяющих (15), приведены на рис. 4.

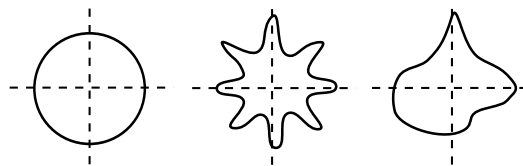


Рис. 4. Примеры объектов, границы которых описываются функциями вида  $r = r(\varphi)$

За угловую координату точки принимается угол  $\varphi$ , отсчитываемый по часовой стрелке от линии, проведенной из начала координат вертикально вверх. Пусть начало координат совпадает с центром локального участка  $(i_0, j_0)$ . Под угловой координатой локального участка понимается угловая координата центра участка. Если последовательно проследить локальные участки, через которые проходит граница объекта, по часовой стрелке, начиная с участка с угловой координатой  $\varphi = 0$ , то для рассматриваемого подмножества контуров справедливо: каждый следующий локальный участок при обходе обязательно имеет большую угловую координату, чем предыдущий.

Далее все локальные участки разбиваются на группы  $S_k$  с одинаковым угловым положением  $\varphi_k$  (локальный участок  $(i_0, j_0)$  исключается из рассмотрения):

$$S_k = \{(i_{km}, j_{km})\}, \quad m = \overline{1, N_k}, \quad k = \overline{1, F}, \quad (16)$$

где  $F$  – количество различных угловых положений локальных участков,  $N_k$  – количество локальных участков с угловым положением  $\varphi_k$ . Эти группы нумеруются в порядке увеличения их углового положения, т.е.  $\varphi_k > \varphi_{k-1}$ . Условимся, что значение  $l_{i_{km}j_{km}}$  для локального участка  $(i_{km}, j_{km})$  будем записывать просто как  $l_{km}$ , понимая при этом, что индексы  $k$  и  $m$  имеют следующий смысл:  $k$  – номер группы локальных участков  $S_k$ ,  $m$  – внутренний индекс внутри каждой группы для нумерации локальных участков с одинаковым угловым положением  $\varphi_k$ . Фактически происходит переход от нумерации участков по индексам  $(i, j)$  к индексам  $(k, m)$ . Пример того, как меняется индекс  $k$  на изображении, состоящем из локальных участков на квадрате  $7 \times 7$  с началом координат в участке  $(4, 4)$ , приведен на рис. 5.

С учетом введенных ограничений (15), граница объекта может проходить по каждой группе локальных участков не более одного раза. Также справедливо равенство

$$\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M l_{ij} = l_{i_0j_0} + S'(\Gamma), \quad \text{где } S'(\Gamma) = \sum_{k=1}^F \sum_{m=1}^{N_k} l_{km}. \quad (17)$$

|    |    |    |    |    |    |    |
|----|----|----|----|----|----|----|
| 29 | 30 | 32 | 1  | 2  | 4  | 5  |
| 28 | 29 | 31 | 1  | 3  | 5  | 6  |
| 26 | 27 | 29 | 1  | 5  | 7  | 8  |
| 25 | 25 | 25 | ●  | 9  | 9  | 9  |
| 24 | 23 | 21 | 17 | 13 | 11 | 10 |
| 22 | 21 | 19 | 17 | 15 | 13 | 12 |
| 21 | 20 | 18 | 17 | 16 | 14 | 13 |

Рис. 5. Пример индексации локальных участков по угловому положению относительно начала координат

Считаем, что по локальному участку  $(i_0, j_0)$  граница не проходит, поэтому минимум суммы  $S(\Gamma)$  достигается при минимуме суммы  $S'(\Gamma)$ .

Помимо начала координат (центра участка  $(i_0, j_0)$ ) фиксируется также локальный участок из первой группы, через который проходит граница объекта –  $(i_0, j_1)$ ,  $j_1 < j_0$ ,  $r_1 \leq j_0 - j_1 \leq r_2$ . Далее требуется найти наиболее вероятный контур, минимизировав сумму (17), для фиксированных значений индексов –  $i_0, j_0, j_1$ . Для минимизации суммы строится граф. Вершинами графа являются только локальные участки, расположенные на расстоянии от  $r_1$  до  $r_2$  от начала координат. Участок  $(i_0, j_0)$  не включается в граф, а участок  $(i_0, j_1)$  включается дважды как две различные вершины – начальная и конечная.

Связи графа формируются по следующему принципу. Из каждого локального участка контур может проследовать в любой из восьми соседних локальных участков, если у соседнего участка большая угловая координата (но разница углов не должна превышать  $\pi/2$  - это условие для того, чтобы из первой группы участков можно было идти только по часовой стрелке). При этом из начальной вершины участка  $(i_0, j_1)$  связи только исходящие, а в конечную вершину – входящие. Для конечной вершины при построении связей угловое положение считается равным  $2\pi$ . Пример графа (верхней его части) при отсутствии ограничений на размер объекта ( $r_1 = 0, r_2 = \infty$ ) представлен на рис. 6.

Далее определяются веса связей. Вес  $v$  связи, идущей из вершины  $(x_1, y_1)$ , входящей в группу участков с номером  $k_1$ , в вершину  $(x_2, y_2)$ , входящую в группу участков с номером  $k_2$ , полагается равным сумме  $l_{km}$  для локальных участков из групп с номерами от  $k_1 + 1$  до  $k_2$  (если  $k_1 = 1$ , то от  $k_1$  до  $k_2$ ; для связей, идущих в конечную вершину, - от  $k_1$  до  $F$ ). При этом считается, что граница в этих группах пройдет только по участкам  $(x_1, y_1)$  и  $(x_2, y_2)$ . Таким образом определяются:

$$v = \sum_{k=w_1}^{w_2} \sum_{m=1}^{N_k} l_{km},$$

$$w_1 = \begin{cases} k_1 + 1, & k_1 > 1 \\ 1, & k_1 = 1 \end{cases}, \quad w_2 = \begin{cases} k_2, & k_2 > 1 \\ F, & k_2 = 1 \end{cases}, \quad (18)$$

$$g_{km} = \begin{cases} 1, & (i_{km}, j_{km}) \in \{(x_1, y_1), (x_2, y_2)\}, \\ 0, & (i_{km}, j_{km}) \notin \{(x_1, y_1), (x_2, y_2)\}. \end{cases}$$

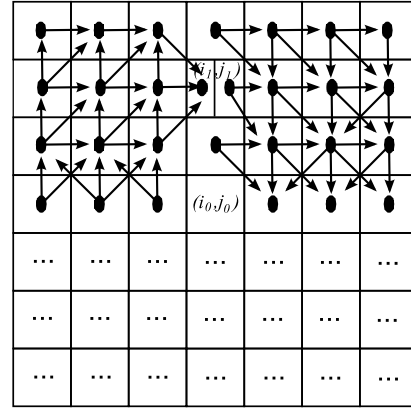


Рис. 6. Пример построенного графа для квадрата локальных участков  $7 \times 7$

Любой путь на построенном графе из начальной в конечную вершину соответствует одному из возможных контуров, проходящих через участок  $(i_0, j_1)$ . Верно также обратное: любому контуру, удовлетворяющему ограничению (15) и проходящему через  $(i_0, j_1)$ , соответствует свой путь на графе. С учетом введенного веса связей (18) сумма  $S'(\Gamma)$ , которая соответствует каждому контуру, в точности совпадает с суммой весов соответствующего пути графа. Таким образом, задача поиска оптимального контура, минимизирующего сумму в (17) с фиксированными параметрами  $i_0, j_0, j_1$ , эквивалентна задаче поиска минимального по сумме весов пути на построенном графе из начальной вершины в конечную.

Поиск минимального пути на графе предлагается выполнять с помощью алгоритма Дейкстры [6]. Он реализует метод динамического программирования. Сложность алгоритма поиска минимального пути на графе составляет  $O(N \cdot M)$ . Найденный минимальный путь соответствует наиболее вероятному контуру, проходящему через участок  $(i_0, j_1)$  в случае, если начало координат расположено в центре участка  $(i_0, j_0)$ . При этом сумма весов такого пути равна минимально достижимой сумме  $S'(\Gamma)$ .

Для поиска общего минимума суммы (17) производится перебор по индексам  $i_0 = \overline{2, N-1}$ ,  $j_0 = \overline{2, M-1}$ ,  $j_1 = \overline{1, j_1-1}$  и выбирается наиболее вероятный контур  $\Gamma$  с минимумом  $S'(\Gamma)$ . С целью ускорения поиска дополнительно возможно применение эвристической процедуры определения цен-

тра масс фигуры потенциального контура для координат  $(i_0, j_0)$  как арифметического среднего индексов участков, в которых обнаружена граница. Это позволяет избежать перебора по индексам  $i_0$  и  $j_0$ .

Таким образом, для множества контуров с рассматриваемыми ограничениями (15) синтезирован алгоритм совместного обнаружения объекта на изображении и оценивания его границы на однородном случайном фоне, работающий за полиномиальное время.

Для окончательного восстановления границы объекта, состоящей из пикселей, после обнаружения может осуществляться дополнительная процедура обработки, реализующая тот же принцип. При этом вместо локальных участков уже выступают пиксели. В каждом локальном участке полученного контура  $f \in \mathbb{E}$  помечаются ( $f_{ij} = 1$ ) пиксели границы исходя из параметров перепада яркости  $d$  и  $\alpha$ . Для «сшивания» всех помеченных пикселей в цельную границу объекта применяется процедура минимизации (17) для пикселей. При этом если принять  $p_{ij} = q_{ij} = e$ , то процедура минимизации суммы (17) сводится к минимизации числа несовпадений помеченных/непомеченных пикселей и границы, т.е. подсчета для восстанавливаемой границы случаев, когда  $f_{ij} \neq g_{ij}$ .

**4. Генерация тестовых изображений объектов**

При анализе эффективности двухэтапной процедуры обнаружения методом статистического имитационного моделирования потребовалось разработать специальные алгоритмы генерации представительных совокупностей реализаций изображений объектов с деформацией формы границы по случайному закону. Такие алгоритмы целесообразно строить на основе нейронных сетей с радиально-базисными функциями (РБФ), реализующих отображение входного вектора  $x$  в выходной вектор  $y$ :

$$F : X \rightarrow Y, x \in X \subseteq R^n, x = (x_1, \dots, x_n)^T, \quad (19)$$

$$y \in Y \subseteq R^m, y = (y_1, \dots, y_m)^T.$$

Использование подобных сетей для решения рассматриваемой задачи может осуществляться различным образом. В реализованном алгоритме, который авторами использовался для имитации искусственных изображений кровяных телец в микроскопии [7], сеть обучается так, чтобы минимизировать среднюю квадратичную ошибку воспроизведения на выходе эталонного изображения объекта, развернутого в целевой вектор  $d$ , при подаче на вход пространственных координат элементов исходного изображения. Таким образом, входной вектор имеет размерность 2 и для обучения сети используется совокупность векторов  $x = (x^{(1)}, \dots, x^{(P)})$ ,  $d = (d^{(1)}, \dots, d^{(P)})$ , где каждый входной вектор обу-

чающей выборки  $x^{(j)} = (i_x, i_y)^T$  содержит координаты пикселя, а «требуемой» выходной реакцией сети является яркость этого пикселя для монохроматического изображения  $d^{(j)}$  или вектор яркостей цветовых компонентов  $d^{(j)} = (d_R^{(j)}, d_G^{(j)}, d_B^{(j)})^T$  (рис.7).

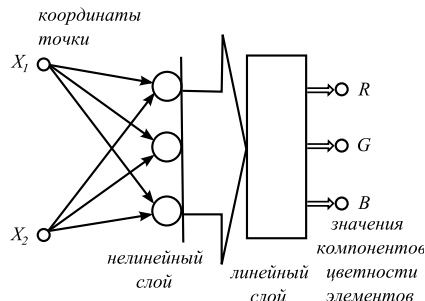


Рис. 7. РБФ-сеть для моделирования деформирующих искажений объектов

Математическая запись выполняемого сетью преобразования данных определяется следующим образом:

$$y = W \varphi(x),$$

$$W = \parallel w_{k,r} \parallel = \begin{pmatrix} w_{10} & w_{11} & \dots & w_{1K} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ w_{m0} & w_{m1} & \dots & w_{mK} \end{pmatrix}, \quad (20)$$

$$\varphi(x) = (1, \varphi_1(x), \dots, \varphi_K(x))^T,$$

где  $\varphi(x)$  – где вектор радиально-базисных функций первого (нелинейного) слоя сети, а  $W$  – матрица весов второго, линейного слоя. Каждая функция нейронов первого слоя имеет вид  $\varphi_1(x) = \varphi(\|x - c_i\|)$ , то есть зависит от расстояния между вектором  $x = (x_1, \dots, x_n)^T$  координат пикселей и вектором центра  $c = (c_1^{(i)}, \dots, c_n^{(i)})^T$  области изображения, за отображение которой отвечает данный нейрон РБФ. Векторы  $c = (c_1^{(i)}, \dots, c_n^{(i)})^T$  и весовые коэффициенты – матрицы  $W = \parallel w_{k,r} \parallel$  находятся в процессе обучения сети. В качестве РБФ в сетях подобного класса обычно используются функции, обладающие круговой симметрией относительно центральной точки отображаемой области входных данных.

Преимущество данного способа представления изображений объектов состоит в возможности выполнения любых пространственных преобразований (поворот, инверсия, растяжение, сжатие и т.п.) путем изменения порядка подачи значения входного вектора или внесения в него стохастических составляющих. В частности, обученная таким образом сеть способна генерировать случайные реализации изображений однородных объектов с деформирующими искажениями границы заданного уровня. Для этого на вход нейронной сети необходимо подавать входной вектор координат с внесенными в него пред-ыскажениями. Подобные искажения входного вектора приводят к соответствующим деформациям вы-

ходного вектора, т.е. формы объекта на сгенерированном изображении. Внесение стохастических составляющих может быть выполнено, например, путем плавного сдвига компонентов координат пикселей для каждого входного вектора относительно заданного при обучении исходного положения. Например, для координаты  $x$  искажения вносятся в соответствии со следующей формулой:

$$\tilde{i}_x^{(j)} = \begin{cases} \tilde{x}, & x_{\min} \leq \tilde{x} \leq x_{\max}, \\ x_{\max}, & \tilde{x} > x_{\max}, \\ x_{\min}, & \tilde{x} < x_{\min}, \end{cases} \quad (21)$$

$$\tilde{x} = i_x^{(j)} + A \sin\left(\frac{2\pi i_x^{(j)}}{TN} + \xi\right),$$

где  $i_x^{(j)}$  и  $\tilde{i}_x^{(j)}$  - начальное и конечное значения координаты по оси ОХ, содержащееся в  $j$ - векторе;  $x_{\max}$ ,  $x_{\min}$  - максимальное и минимальное возможное значение координаты;  $A$  - амплитуда, а  $T$  - пространственный период вносимых искажений;  $\xi$  - стохастическая составляющая;  $N$  - количество элементов изображения по оси ОХ. Аналогично вносится искажение и по оси ОУ.

**5. Примеры поиска объектов на изображениях с аддитивными шумами**

Для анализа описанного алгоритма поиска объектов на изображениях использовались изображения кровеносных телец.

В первом эксперименте были использованы тестовые изображения одиночного объекта с различными деформирующими искажениями границы. Затем на исходные изображения добавлялся аддитивный гауссовский шум, после чего осуществлялся поиск объекта. На рис. 8 представлены результаты обнаружения границы синтезированных объектов на изображениях размером 63×63 пикселя с различными уровнями отношения сигнал/шум:  $h/\sigma = 7,5; 3,75$ . Задача решалась при  $K = 7$ ,  $h_0 = 0,2$ ,  $d_0 = 1,5$ ,  $c_0 = 0$ ,  $r_1 = 1,5$ ,  $r_2 = 5$ . Все объекты при рассматриваемых уровнях шума обнаруживаются практически однозначно. Однако с увеличением уровня шума итоговый контур обнаруженного объекта имеет незначительные случайные искажения. Время обработки одного изображения в среде Matlab составило около 1 секунды.

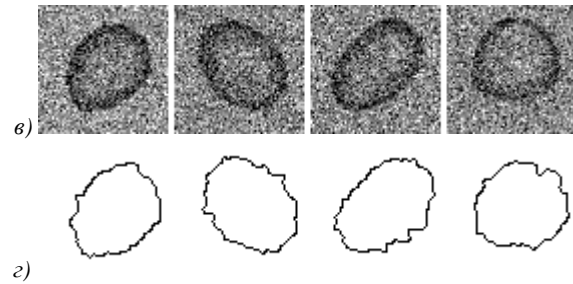
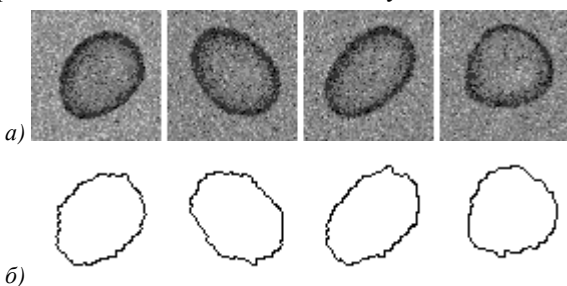


Рис. 8. Результаты обнаружения границы синтезированных объектов при: а), б)  $h/\sigma = 7,5$ ; в), г)  $h/\sigma = 3,75$

Во втором эксперименте анализировалось изображение с группой объектов. После первичной обработки такого изображения эвристически выбирались потенциальные участки, где могут находиться объекты - если в радиусе некоторой окружности от локального участка обнаруживалось больше определенного количества перепадов яркости, то такой участок подвергался дальнейшему анализу. На рис. 9 представлены результаты обнаружения множественных объектов на зашумленном изображении.

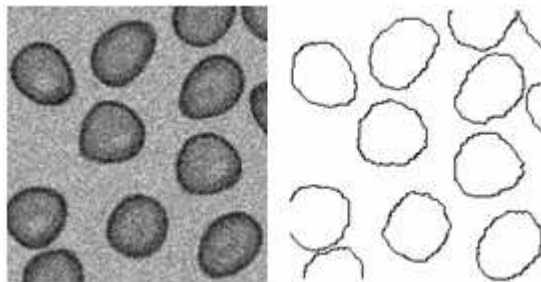


Рис. 9. Пример обнаружения множественных объектов на зашумленном изображении ( $h/\sigma = 15$ )

**Заключение**

В работе рассмотрен двухэтапный алгоритм совместного обнаружения и оценивания границы объектов на изображении в условиях шумов и случайных деформирующих искажений формы границы. Обнаружение границы, характеризующейся фиксируемым перепадом яркости, позволяет судить о наличии самого объекта. При первичной обработке анализируются локальные участки изображения и принимается решение о наличии или отсутствии перепадов яркости. Реализация соответствующих процедур возможна как в рамках статистического, так и нейросетевого подходов. Вторичная обработка основана на использовании алгоритма обобщенного максимального правдоподобия при сравнении статистических гипотез о наличии замкнутого контура объекта или его отсутствии. Для объектов, форма границы которых описывается однозначной функцией в полярных координатах, предложен подход, позволяющий в ускоренном режиме (за полиномиальное время) находить наиболее вероятный контур объекта путем поиска минимального пути на графе методом динамического программирования. Произведены эксперименты по обнаружению объектов



при различных уровнях шума. Описанный подход показал вполне приемлемые результаты по обнаружению объектов с деформирующими искажениями границы в присутствии аддитивного шума.

### *Литература*

1. Хюккель, М. Оператор нахождения контуров на кодированных изображениях / М. Хюккель // Интегральные роботы. Вып.1. – М.: Мир, -1973. -С.225-240.
2. Перов, А.И. Алгоритм последовательного выделения контура объекта на двумерных цифровых изображениях / А.И. Перов, Г.Г. Соколов // Радиотехника. – 1998. – № 7. – С. 83-87.
3. Сирота, А.А. Обнаружение и оценка параметров перепада яркости в задаче контурного анализа объектов / А.А. Сирота, А.И. Соломатин // Автометрия. – 2009. – №5. – С. 59-69.
4. Трифонов, А.П. Совместное различение сигналов и оценка их параметров на фоне помех / А.П. Трифонов, Ю.С. Шинаков – М.: Радио и связь, 1986. – 264 с.
5. Осовский, С. Нейронные сети для обработки информации / С. Осовский – М.: Финансы и статистика, 2002. – 344 с.
6. Кормен, Т. Алгоритмы: Построение и анализ / Т. Кормен, Ч. Лейзерсон, Р. Ривест – М.: МЦНМО, 2002. – 955 с.
7. Сирота, А.А. Нейросетевой алгоритм моделирования изображений объектов с деформирующими искажениями / А.А. Сирота, Е.В. Воронова // Информатика: проблемы, методология, технологии: материалы девя-

той международной научно-методической конференции. -Т. 2 – Воронеж: Изд-во Воронеж. гос. ун-та, 2009. – С. 333-338.

### *Reference*

1. Hukkel, M. Statement for Finding Cutouts on the Coded Images / M. Hukkel // Integrated robots. Part 1. – Moscow: Mir, 1973. P.225-240.
2. Perov, A.I. Sequential Object Cutout Selection Algorithm on the 2Ddimensional Digital Images / A.I. Perov, G.G. Sokolov // Radiotechnics. – 1998. – № 7. – P. 83-87.
3. Sirota, A.A. The Brightness Jump Detection and Estimation for the Object Cutout Analysis Task / A.A. Sirota, A.I. Solomatin // Optoelectronics, Instrumentation and Data Processing. – 2009. – №5. – P. 59-69.
4. Trifonov, A.P. Joint Discrimination of Signals and Estimation of their Parameters against an Interference Background / A.P. Trifonov, Yu.S. Shinakov – Moscow: Radio i svyaz., 1986. – 264 p.
5. Osowski, S. Neural Networks for The Information Processing / S. Osowski – Moscow: Finansy i statistika, 2002. – 344 p.
6. Cormen, T. Introduction to Algorithms, Second Edition / T. Cormen, Ch. Leiserson, R. Rivest – The MIT Press 2001. – 1184 p.
7. Sirota, A.A. Neural Algorithm for Distorted Object Images Modeling / A.A. Sirota, E.V. Voronova // Computer science: problems, methodology, technology: 9th methodological conference materials, V. 2 – Voronezh: Voronezh state university publisher. – 2009. – P. 333-338.

## **TWO-STAGED ALGORITHM FOR DETECTING AND RATING THE OBJECT CUTOUTS ON THE IMAGES IN CASE OF ADDITIVE NOISE AND DEFORMED DISTORTIONS**

*Alexandr Anatolievich Sirota (professor, e-mail: sir@cs.vsu.ru),  
Alexey Ivanovich Solomatin (post-graduate student, e-mail: sai@cs.vsu.ru),  
Elena Vladimirovna Voronova (post-graduate student, e-mail: helsraven@mail.ru)  
Voronezh State University*

### *Abstract*

In this paper there is considered a two-staged object detection algorithm on images with random cutout shape and in case of additive noise presence. On the first stage the local image parts are analyzed using statistically optimal or neural algorithms to detect and estimate the brightness jump parameters. On the second stage the final decision are made about object presence on the image and about its cutout integrity by analyzing the local parts initial processing results using maximum likelihood algorithm There is suggested an algorithm to increase object detection process. This algorithm finds the maximum of likelihood functional by searching a minimal path on the graph by dynamic programming.

*Key words:* image processing, brightness jump, object recognition, object cutouts selection, neural networks.

*Поступила в редакцию 13 января 2010г.*