

7. Бардачев Ю.Н., Гринавцев О.В., Литвиненко В.И., Шерстюк В.Г. Использование искусственных иммунных сетей для синтеза и обучения нечетких нейронных сетей при решении задач прогнозирования энергопотребления // Моделювання та керування станом еколого-економічних систем регіону. – Випуск 3, 2006, с.47-68.
8. Литвиненко В.И. Методология прогнозирования гетероскедастических процессов с применением искусственных иммунных систем // Системні технології. Регіональний міжвузівський збірник наукових праць. Випуск 6(53). – Дніпропетровськ, 2007, с. 139-152.
9. D.E. Rumelhart, G.R. Hinton, and R.J. Williams. Learning internal representation by error propagation. *Parallel Distributed Processing*, 1:318–364, 1986.
10. Ярушкина Н. Г. Нечеткие нейронные сети с генетической настройкой/ Научная сессия МИФИ – 2004. VI Всероссийская научно-техническая конференция «Нейроинформатика–2004»: Лекции по нейроинформатике. Часть 1. – М.: МИФИ, 2004.с151 – 197 с.

УДК 681.3.01:519.67

## ОПРЕДЕЛЕНИЕ ГРАНИЦ СЕГМЕНТА УПОРЯДОЧЕННОЙ ТЕКСТУРЫ НА ИЗОБРАЖЕНИИ С ОДНОРОДНЫМ ФОНОМ С ПОМОЩЬЮ МНОГОКАНАЛЬНОГО ОБНАРУЖЕНИЯ ПАЧКИ ИМПУЛЬСОВ

Полякова М.В.

**Постановка проблемы.** Помеховая ситуация является фактором, существенно ограничивающим область применения автоматизированных систем обработки и распознавания изображений. Повышения помехоустойчивости этих систем можно, в частности, достигнуть путём использования помехоустойчивых методов на одном из этапов решения задачи анализа и распознавания изображений – текстурной сегментации. Тектурная сегментация заключается в разбиении изображения на области с однородной текстурой.

Существующие модели текстур [1] целесообразно разделить на структурные, статистические и спектральные. Статистические модели текстур оценивают наличие или отсутствие пространственного взаимодействия между производными элементами текстуры. Под производными элементами понимаются области изображения с определенным изменением значений интенсивности.

Спектральные модели текстур выражают каждый из фрагментов текстуры в некоторой новой системе координат, базисные векторы которой интерпретируются в терминах пространственной частоты или других параметров описания текстуры.

Структурные модели текстур основаны на предположении, что текстура составлена из регулярно или почти регулярно распределенных по пространству производных элементов [2]. Предполагается, что изображение включает несколько областей, текстурные различия которых обусловлены изменением типа или пространственной организации производных элементов. Структурные модели текстур позволяют представить упорядоченные текстуры, которые по уровню сложности целесообразно разделить на равномерные и неравномерные. Равномерные текстуры характеризуются совокупностью равноотстоящих производных элементов, идентичных по форме и ориентации. Для неравномерных текстур производные элементы в пределах текстурно однородных областей изображения могут содержать случайные изменения координат их пространственного положения, ориентации и искажения формы.

Задача сегментации изображений упорядоченных текстур рассматривается в двух постановках: выделение текстурной области на однородном фоне и выделение границ текстурных областей. Параметры упорядоченной текстуры определяются априорной информацией о форме производных элементов текстуры и расстоянии между ними. Эти параметры полагаются известными или неизвестными. В данной работе рассматривается одна из задач сегментации изображений упорядоченных текстур — выделение текстурной области на однородном фоне с известными параметрами текстуры.

**Анализ последних публикаций. Нерешенные части общей проблемы.** В результате анализа литературы по проблеме сегментации упорядоченных текстур выделим две группы методов сегментации. Методы первой группы [2] осуществляют переход от значений признака сегментации к значениям интенсивности изображения и включают процедуры оценки признака сегментации или величины, функционально связанной с этим признаком; сигнально-семантического преобразования (ССП), подчеркивающего границы между однородными областями изображения; пороговой и морфологической обработки потенциальных границ однородных текстурных областей. Согласно второй группе методов текстурной сегментации изображений [3] производится оценка признака сегментации, классификация векторов признака, выделение граничных точек однородных областей и обработка границ.

Процедуры, составляющие содержание методов первой группы текстурной сегментации изображений (детекторных) позволяют достичь высокого быстродействия и просты в реализации. Однако они непохожестойчивы и дают высокую погрешность определения координат точек границ текстурных областей. Методы текстурной сегментации, использующие классификацию векторов признака, более сложные и не обладают высоким быстродействием. Эти методы непохожестойчивы и позволяют получить низкую погрешность определения координат точек границ текстурных областей. Т. к. согласованная фильтрация — оптимальная процедура по критерию максимума отношения сигнал/шум на выходе линейного фильтра, для повышения непохожестойчивости детекторных методов сегментации упорядоченных текстур целесообразно использовать в составе процедуры сегментации корреляционно-экстремальную обработку на базе многоканального обнаружения пачки импульсов.

Целью работы является повышение непохожестойчивости выделения текстурного сегмента изображения на однородном фоне путём разработки корреляционно-экстремального метода сегментации упорядоченных равномерных текстур. Для достижения поставленной цели решены следующие задачи:

- предложена структурно-статистическая модель изображения текстурной области на однородном фоне;
- на основе теории статистических решений получено оптимальное по критерию максимального правдоподобия решающее правило алгоритма многоканального обнаружения пачки импульсов значений интенсивности изображения на фоне белого гауссовского шума;
- сформулирован корреляционно-экстремальный метод сегментации упорядоченных равномерных текстур изображения и проведены экспериментальные исследования этого метода.

**Структурно-статистическая модель изображения текстурной области на однородном фоне.** Первым этапом создания методов текстурной сегментации изображений, удовлетворяющих требованиям непохожестойчивости, является моделирование изображения. Поэтому сформулируем структурно-статистическую модель изображения текстурной области на однородном фоне.

Пусть полутоновое изображение  $I(x, y)$ ,  $x=1, \dots, N$ ;  $y=1, \dots, M$ ; представлено значениями интенсивности в точках  $(x, y)$ , где  $x, y$  — пространственные координаты. Для определения математической модели текстурной области на однородном фоне предположим, что совокупность значений интенсивности  $m$ -й строки изображения  $I(x, y_m)$  включает об-

ласть равномерной текстуры  $i(x, y_m)$ . Равномерная текстура  $i(x, y_m)$ , состоящая из равноотстоящих производных элементов  $t(x, y_m)$ , определяется формулой

$$i(x, y_m) = t(x, y_m) * \sum_{l=1}^{L_m} \delta(x - l\Delta x),$$

где  $\Delta x$  — период следования производных элементов,  $L_m$  — их количество в текстурной области  $m$ -й строки изображения, “\*” — оператор свертки,  $t(x, y_m)$  — детерминированная функция пространственной координаты  $x$ , для которой существует преобразование Фурье. Так как совокупность значений интенсивности  $m$ -й строки изображения  $I(x, y_m)$  содержит текстурную область на однородном фоне, разобьем область определения  $[0, N]$  строки изображения на 3 сегмента точками  $a_0 = 0 < a_1 < a_2 < a_3 = N$  так, чтобы сегмент  $[a_1, a_2]$  представлял текстурную область изображения. Последняя в терминах значений интенсивности  $m$ -й строки изображения определяется фрагментом текстуры  $i(x, y_m)$ :

$$\tilde{i}(x, y_m) = S(x, y_m)i(x, y_m), \text{ где } S(x, y_m) = \begin{cases} 1, & a_1 \leq x \leq a_2, \\ 0, & \text{в противном случае.} \end{cases}$$

При формировании изображений существенно влияние внутренних шумов датчиков различной физической природы, адекватной моделью которых является адитивная гауссовская модель [4]. Тогда представим значения интенсивности  $m$ -й строки изображения текстурной области на однородном фоне в виде разбиения на последовательные непересекающиеся сегменты

$$\begin{aligned} I(x, y_m) = & \{h_1(x, y_m) = c(x, y_m) + N(x, y_m), x \in [a_0, a_1]\} \cup \\ & \cup \{h_2(x, y_m) = \tilde{i}(x, y_m) + N(x, y_m), x \in [a_1, a_2]\} \cup \\ & \cup \{h_3(x, y_m) = c(x, y_m) + N(x, y_m), x \in [a_2, a_3]\}, \end{aligned} \quad (1)$$

где  $c(x, y_m)$  — представление фона  $m$ -й строки изображения,  $N(x, y_m)$  — белый гауссовский шум с нулевым средним и дисперсией  $\sigma^2$ . Значение фоновой составляющей изображения изменяется, однако это изменение ограничено:

$$|c(x_1, y_m) - c(x_2, y_m)| \leq \tilde{c}_{\min},$$

где  $x_1, x_2 \in \{1, \dots, N\}$ ,  $\tilde{c}_{\min}$  — параметр модели.

**Последовательности импульсов и их свойства.** Импульсы — это колебания, существующие лишь в пределах конечного пространственного интервала [5].

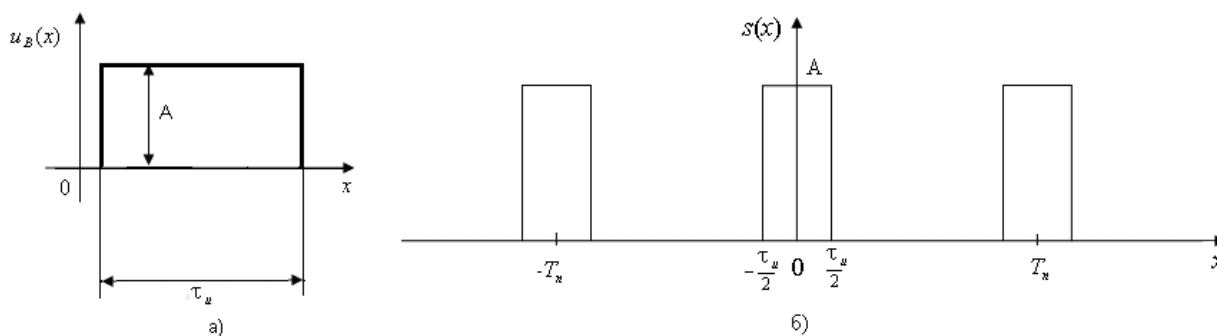


Рис. 1 Импульс (а) и пачка из 3-х импульсов (б).

При решении практических задач часто пользуются числовыми параметрами импульса, дающими упрощённое представление о его форме. Так, для импульса, близкого по форме к прямоугольнику (рис. 1, а) принято определять его амплитуду  $A$  и длительность импульса.

Иногда импульсы удобнее обрабатывать пачками (рис. 1, б). Это производится в случаях, когда учитывается поведение исходной функции не в отдельных мало удалённых одна от другой точках, а в окрестностях этих точек. Для последовательности импульсов вводится понятие периода следования импульсов  $T_n$  — расстояния между соседними импульсами.

**Оптимальное по критерию максимального правдоподобия решающее правило алгоритма многоканального обнаружения пачки импульсов.** Пусть полезный сигнал изображения представлен матрицей нулей и единиц и наблюдается на фоне полутонного аддитивного гауссовского шума. Получим решающее правило для обнаружения пачки импульсов на однородном фоне, оптимальное по критерию максимального правдоподобия. Согласно структурно-статистической модели изображения текстурной области на однородном фоне (1) определим модели эталонных фрагментов  $m$ -й строки изображения как

$$\begin{aligned}
 S_0(x, y_m) &= \left\{ \underbrace{0, \dots, 0}_{(n-1)T_n + \tau_u} \right\}, \\
 S_1(x, y_m) &= \left\{ \underbrace{1, \dots, 1}_{\tau_u}, \underbrace{0, \dots, 0}_{(n-1)T_n} \right\}, \\
 S_2(x, y_m) &= \left\{ \underbrace{1, \dots, 1}_{\tau_u}, \underbrace{0, \dots, 0, 1, \dots, 1}_{T_n}, \underbrace{0, \dots, 0}_{(n-2)T_n} \right\}, \\
 &\dots, \\
 S_n(x, y_m) &= \left\{ \underbrace{1, \dots, 1}_{\tau_u}, \underbrace{0, \dots, 0, 1, \dots, 1}_{T_n}, \dots, \underbrace{0, \dots, 0, 1, \dots, 1}_{T_n} \right\}, \\
 S_{n+1}(x, y_m) &= \left\{ \underbrace{0, \dots, 0}_{(n-1)T_n}, \underbrace{1, \dots, 1}_{\tau_u} \right\}, \\
 S_{n+2}(x, y_m) &= \left\{ \underbrace{0, \dots, 0}_{(n-2)T_n}, \underbrace{1, \dots, 1, 0, \dots, 0}_{T_n}, \underbrace{1, \dots, 1}_{\tau_u} \right\}, \\
 &\dots, \\
 S_{2n-1}(x, y_m) &= \left\{ \underbrace{0, \dots, 0}_{T_n - \tau_u}, \underbrace{1, \dots, 1, 0, \dots, 0}_{T_n}, \dots, \underbrace{1, \dots, 1, 0, \dots, 0}_{T_n}, \underbrace{1, \dots, 1}_{\tau_u} \right\}. \tag{2}
 \end{aligned}$$

Сигналы  $S_0(x, y_m), S_1(x, y_m), \dots, S_{2n-1}(x, y_m)$  содержат  $(n-1)T_n + \tau_u$  отсчетов. Сигналы  $S_1(x, y_m), S_{n+1}(x, y_m)$  соответствуют одиночным импульсам;  $S_2(x, y_m), S_{n+2}(x, y_m)$  — пачкам из 2-х импульсов; сигнал  $S_n(x, y_m)$  — пачке из  $n$  импульсов.

Пусть на входе системы имеется аддитивная смесь сигнала и шума, что соответствует текстурированной области в модели (1):

$$I(x, y_m) = S_k(x, y_m) + N(x, y_m), \tag{3}$$

где  $S_k(x, y_m), k = \overline{0, 2n-1}$ , — значения интенсивности фрагмента  $m$ -й строки незашумленного изображения, определяемые формулой (2),  $N(x, y_m)$  — гауссовский белый шум с дисперсией  $\sigma^2$  и нулевым средним,  $x = (x_1, \dots, x_l)$ , где  $l = (n-1)T_n + \tau_u$  — количество пик-

селей во фрагменте  $m$ -й строки изображения. Значение  $k=0$  в (3) соответствует случаю, когда на входе системы наблюдается только шум, это отвечает области фона в модели (1).

Предположения о том, что фрагмент  $m$ -й строки изображения содержит тот или иной сигнал, реализуются в виде статистических гипотез  $H_0, \dots, H_{2n-1}$ , где  $H_k, k = \overline{0, 2n-1}$ , — гипотеза о том, что фрагмент  $m$ -й строки изображения содержит сигнал  $S_k(x, y_m)$ .

Задача различения сигналов  $S_0(x, y_m), S_1(x, y_m), \dots, S_{2n-1}(x, y_m)$  на фоне помехи представляет многоальтернативный вариант проверки статистических гипотез  $H_0, \dots, H_{2n-1}$ . Решением  $\gamma_k$  в этом случае является принятие гипотезы  $H_k$  и отклонение остальных гипотез  $H_i, i \neq k$  [6].

Фрагмент  $m$ -й строки изображения размера  $l$   $I(x, y_m)$  является элементом выборочного пространства, на котором задана система функций правдоподобия  $P_{СП_k}(x, y_m), k = \overline{0, 2n-1}$ .

Пусть на входе системы имеется только белый шум, тогда совместная плотность вероятности выборки (функция правдоподобия) имеет вид:

$$\begin{aligned} P_{СП_0}(x, y_m) &= \frac{1}{(\sqrt{2\pi})^l \sigma} \exp\left(-\frac{1}{2}(I(x, y_m))^T I(x, y_m)\right) = \\ &= \frac{1}{(\sqrt{2\pi})^l \sigma} \exp\left(-\frac{1}{2}(I(x, y_m) - S_0(x, y_m))^T (I(x, y_m) - S_0(x, y_m))\right). \end{aligned}$$

Если на входе системы — аддитивная смесь сигнала и шума, то функция правдоподобия определяется как

$$P_{СП_k}(x, y_m) = \frac{1}{(\sqrt{2\pi})^l \sigma} \exp\left(-\frac{1}{2}(I(x, y_m) - S_k(x, y_m))^T (I(x, y_m) - S_k(x, y_m))\right), k = \overline{1, \dots, 2n-1}.$$

Т. к. не имеется априорной информации о том, как часто появляется в строке изображения тот или иной сигнал, предположим, что появление сигналов  $S_0(x, y_m), S_1(x, y_m), \dots, S_{2n-1}(x, y_m)$  равновероятно. Частным случаем алгоритма максимальной апостериорной вероятности различения сигналов при равновероятных гипотезах  $H_0, \dots, H_{2n-1}$  является алгоритм максимального правдоподобия. Оптимальный по критерию максимального правдоподобия алгоритм различения сигналов формулируется следующим образом: принимается решение  $\gamma_k$  о том, что фрагмент  $m$ -й строки изображения содержит сигнал  $S_k(x, y_m)$ , если [6]

$$P_{СП_k}(x, y_m) = \max_{0 \leq j \leq 2n-1} P_{СП_j}(x, y_m), k = \overline{0, \dots, 2n-1}. \quad (4)$$

Т. к. логарифм — монотонная функция, то оптимальное решающее правило можно переписать в виде:

$$\ln P_{СП_k}(x, y_m) = \max_{0 \leq j \leq 2n-1} \ln P_{СП_j}(x, y_m), k = \overline{0, \dots, 2n-1}. \quad (5)$$

Преобразуем  $\ln P_{СП_k}(x, y_m), k = \overline{0, \dots, 2n-1}$ ; следующим образом:

$$\begin{aligned} \ln P_{СП_k}(x, y_m) &= \ln \left( \frac{1}{(\sqrt{2\pi})^l \sigma} \exp\left(-\frac{1}{2}(I(x, y_m) - S_k(x, y_m))^T (I(x, y_m) - S_k(x, y_m))\right) \right) = \\ &= \ln \left( \frac{1}{(\sqrt{2\pi})^l \sigma} \right) - \frac{1}{2}(I(x, y_m) - S_k(x, y_m))^T (I(x, y_m) - S_k(x, y_m)) = \ln \left( \frac{1}{(\sqrt{2\pi})^l \sigma} \right) - \\ &- \frac{1}{2}(I(x, y_m))^T I(x, y_m) + (I(x, y_m))^T S_k(x, y_m) - \frac{1}{2}(S_k(x, y_m))^T S_k(x, y_m). \end{aligned}$$

Тогда оптимальное решающее правило (5) можно представить в следующем виде:

$$(I(x, y_m))^T S_k(x, y_m) - \frac{1}{2} (S_k(x, y_m))^T S_k(x, y_m) =$$

$$= \max_{0 \leq j \leq 2n-1} \left( (I(x, y_m))^T S_j(x, y_m) - \frac{1}{2} (S_j(x, y_m))^T S_j(x, y_m) \right), k=0, \dots, 2n-1. \quad (6)$$

Приведённые выкладки с незначительными изменениями справедливы для детерминированного сигнала  $a_0 + a_1 S_k(x, y_m), k = 0, \dots, 2n-1$ ; в качестве эталона, где решающее правило определяется (6). Получим оценки неизвестной амплитуды  $a_1$ , детерминированного сигнала  $a_1 S_k(x, y_m)$  и фона  $a_0$ .

По методу наименьших квадратов расстояние между значениями интенсивности фрагмента изображения и эталонного сигнала должно быть минимальным:

$$F = (I(x+i, y_m) - a_0 \eta - a_1 S_k(i, y_m))^T (I(x+i, y_m) - a_0 \eta - a_1 S_k(i, y_m)) \rightarrow \min_{a_0, a_1},$$

где  $\eta = (\underbrace{1, \dots, 1}_i), i = 1, \dots, l$ .

Вычислив частные производные  $\frac{\partial F}{\partial a_0}, \frac{\partial F}{\partial a_1}$  и приравняв их к нулю, получаем систему уравнений:

$$\frac{\partial F}{\partial a_0} = 2(I(x+i, y_m) - a_0 \eta - a_1 S_k(i, y_m))^T (-\eta) = 0,$$

$$\frac{\partial F}{\partial a_1} = 2(I(x+i, y_m) - a_0 \eta - a_1 S_k(x, y_m))^T (-S_k(i, y_m)) = 0,$$

Из этой системы уравнений получаем:

$$a_1 = \frac{(I(x+i, y_m))^T S_k(i, y_m) - \frac{1}{l} \left( (I(x+i, y_m))^T \eta \right) \left( (S_k(i, y_m))^T \eta \right)}{(S_k(i, y_m))^T S_k(i, y_m) - \frac{1}{l} \left( (S_k(i, y_m))^T \eta \right)^2}, \quad (7a)$$

$$a_0 = \frac{1}{l} \left( (I(x+i, y_m))^T \eta - a_1 (S_k(i, y_m))^T \eta \right). \quad (7b)$$

Формулы (6, а, б) можно преобразовать к виду

$$a_1 = \frac{\sum_{i=1}^l I(x+i, y_m) S_k(i, y_m) - \frac{1}{l} \sum_{i=1}^l I(x+i, y_m) \sum_{i=1}^l S_k(i, y_m)}{\sum_{i=1}^l S_k(i, y_m)^2 - \frac{1}{l} \left( \sum_{i=1}^l S_k(i, y_m) \right)^2}, \quad (8a)$$

$$a_0 = \frac{1}{l} \left( \sum_{i=1}^l I(x+i, y_m) - a_1 \sum_{i=1}^l S_k(i, y_m) \right). \quad (8b)$$

**Корреляционно-экстремальный метод определения границ сегмента упорядоченной равномерной текстуры на однородном фоне.** Сформулируем корреляционно-экстремальный метод определения границ сегмента упорядоченной равномерной текстуры на однородном фоне (рис. 2).

Каждая строка исходного изображения подвергается корреляционно-экстремальной обработке согласованными фильтрами  $S\Phi_0, S\Phi_1, \dots, S\Phi_{2n-1}$ , содержащими эталонные фрагменты строки изображения  $S_0(x, y_m), S_1(x, y_m), \dots, S_{2n-1}(x, y_m)$  последовательностей из 1, 2, ...,  $n$  неприводимых элементов текстуры. В результате этой обработки формируются статистики  $(I(x, y_m))^T S_0(x, y_m), (I(x, y_m))^T S_1(x, y_m), \dots,$

$(I(x, y_m))^T S_{2n-1}(x, y_m)$ . После вычитания из каждой статистики соответственно константы  $c_0 = (S_0(x, y_m))^T S_0(x, y_m)$ ,  $c_1 = (S_1(x, y_m))^T S_1(x, y_m)$ , ...,  $c_{2n-1} = (S_{2n-1}(x, y_m))^T S_{2n-1}(x, y_m)$ , все статистики сравниваются, выбирается максимальное значение, которое и определяет принятие решения  $\gamma_k$ . Если  $k = n$  в (6) для фрагмента строки изображения  $I(x, y_m)$ , то в результирующее бинарное изображение записывается последовательность из  $T_n(n-1) + \tau_u$  единиц, где  $T_n$  — период следования импульсов,  $\tau_u$  — протяженность импульса. После того, как результирующее бинарное изображение сформировано, оно содержит белую область на темном фоне, причем белая область соответствует текстурному фрагменту, темный фон — фону изображения. Бинарное изображение с выделенной областью фрагмента упорядоченной текстуры обрабатывается морфологической системой. Область, соответствующая текстурному фрагменту на бинарном изображении, содержит темные мелкие области площадью около  $(T_n - \tau_u)(T_n - \tau_u)$ . Для удаления этих мелких темных пятен используется метод фильтрации слитных групп или сегментация по признаку равной интенсивности [4] для каждой строки и столбца изображения, заключающийся в следующем. Выделяется последовательность пикселей темного цвета для каждой строки бинарного изображения и рассчитывается длина каждой из этих последовательностей. Если длина последовательности превышает некоторый порог (например,  $T_n - \tau_u$  пикселей), соответствующие пиксели строки изображения заливаются темным цветом. Далее аналогичная корреляционно-экстремальная и морфологическая обработка проводится по столбцам изображения. Бинарные изображения, полученные в результате построчной и по столбцовой обработки, объединяются по схеме логического сложения ИЛИ. Затем производится выделение границ сегмента упорядоченной текстуры методом контурной сегментации бинарного изображения.

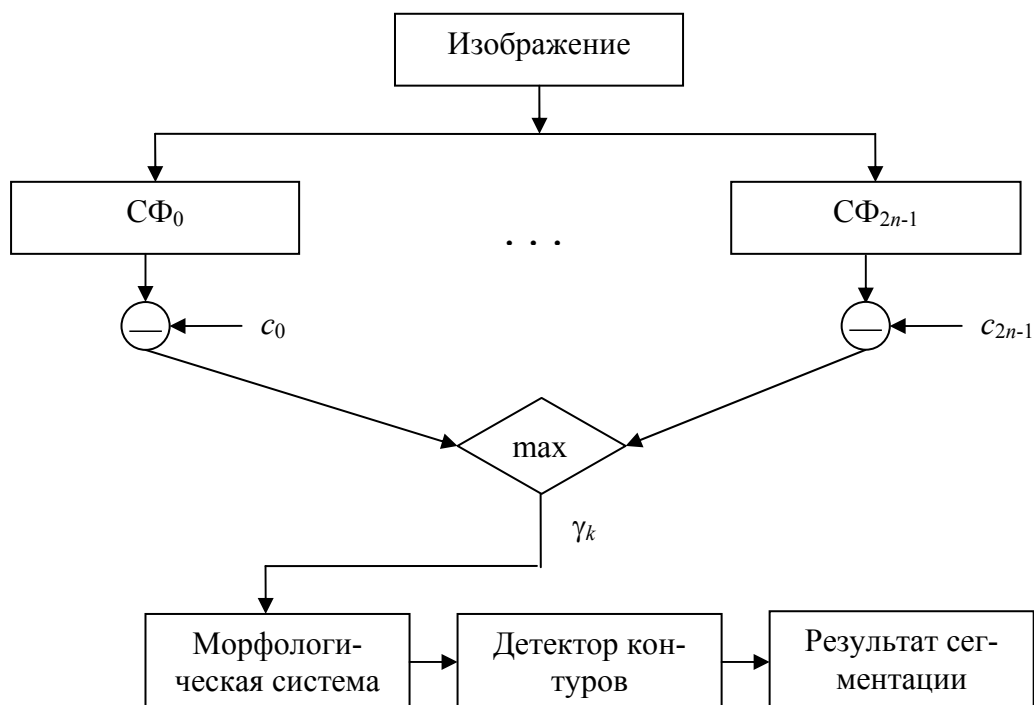


Рис. 2 Структурная схема корреляционно-экстремального метода определения границ сегмента упорядоченной равномерной текстуры на однородном фоне.

Каждая строка исходного изображения подвергается корреляционно-экстремальной обработке согласованными фильтрами  $S\Phi_0, S\Phi_1, \dots, S\Phi_{2n-1}$ , содержащими эталонные

фрагменты строки изображения  $S_0(x, y_m), S_1(x, y_m), \dots, S_{2n-1}(x, y_m)$  последовательностей из  $1, 2, \dots, n$  неприводимых элементов текстуры. В результате этой обработки формируются статистики  $(I(x, y_m))^T S_0(x, y_m), (I(x, y_m))^T S_1(x, y_m), \dots, (I(x, y_m))^T S_{2n-1}(x, y_m)$ . После вычитания из каждой статистики соответственно константы  $c_0 = (S_0(x, y_m))^T S_0(x, y_m), c_1 = (S_1(x, y_m))^T S_1(x, y_m), \dots, c_{2n-1} = (S_{2n-1}(x, y_m))^T S_{2n-1}(x, y_m)$ , все статистики сравниваются, выбирается максимальное значение, которое и определяет принятие решения  $\gamma_k$ . Если  $k = n$  в (6) для фрагмента строки изображения  $I(x, y_m)$ , то в результирующее бинарное изображение записывается последовательность из  $T_n(n-1) + \tau_u$  единиц, где  $T_n$  — период следования импульсов,  $\tau_u$  — протяженность импульса. После того, как результирующее бинарное изображение сформировано, оно содержит белую область на темном фоне, причем белая область соответствует текстурному фрагменту, темный фон — фону изображения. Бинарное изображение с выделенной областью фрагмента упорядоченной текстуры обрабатывается морфологической системой. Область, соответствующая текстурному фрагменту на бинарном изображении, содержит темные мелкие области площадью около  $(T_n - \tau_u)(T_n - \tau_u)$ . Для удаления этих мелких темных пятен используется метод фильтрации слитных групп или сегментация по признаку равной интенсивности [4] для каждой строки и столбца изображения, заключающийся в следующем. Выделяется последовательность пикселей темного цвета для каждой строки бинарного изображения и рассчитывается длина каждой из этих последовательностей. Если длина последовательности превышает некоторый порог (например,  $T_n - \tau_u$  пикселей), соответствующие пиксели строки изображения заливаются темным цветом. Далее аналогичная корреляционно-экстремальная и морфологическая обработка проводится по столбцам изображения. Бинарные изображения, полученные в результате построчной и постолбцовой обработки, объединяются по схеме логического сложения ИЛИ. Затем производится выделение границ сегмента упорядоченной текстуры методом контурной сегментации бинарного изображения.

**Экспериментальные исследования.** Известно, что согласованные фильтры оптимальны на классе линейных систем по критерию максимума отношения сигнал/шум на выходе линейного фильтра. Поэтому построенный на основе согласованной фильтрации корреляционно-экстремальный метод определения границ сегмента упорядоченной равномерной текстуры на однородном фоне имеет высокую помехоустойчивость. Проиллюстрируем помехоустойчивость предложенного корреляционно-экстремального метода определения границ сегмента упорядоченной равномерной текстуры на однородном фоне путем сравнения его с методом сегментации упорядоченных текстур с помощью фильтров Габора [2], согласно которому производится:

- обработка значений интенсивности изображения с помощью фильтров Габора с целью преобразования значений признака сегментации упорядоченной текстуры в интенсивность;
- контурная сегментация результирующего изображения путем применения метода Канни.

В качестве экспериментальных исследований предложенного метода оценивалась его помехоустойчивость, погрешность определения координат точек границ текстурной области и эффективность сегментации.

При оценке помехоустойчивости предложенного метода учитывались три основных вида ошибок при определении положения границ текстурных сегментов: пропуск истинных границ сегментов, ошибка в определении положения, принятие шумовых выбросов за границу сегмента. Вероятность выявления действительных границ сегментов можно легко вычислить, сравнивая идеально и реально сегментированные изображения по критерию Прэтта [7].



Показателем качества текстурной сегментации изображения выбран показатель близости между границами тестового идеально сегментированного изображения  $I^{эм}$  и сегментированного  $t$ -м методом обработки  $I^t$  [7]:

$$F = \frac{\sqrt{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (I_{i,j}^t - I_{i,j}^{эм})^2}}{P}, \quad (9)$$

где  $P$  – длина границ выделенных сегментов в пикселях,  $M, N$  – размеры изображения.

Для оценки эффективности сегментации использовался показатель [7]

$$E = \frac{n \log_2 q}{k + 1}, \quad (10)$$

где  $n$  – количество пикселей в обрабатываемом полутоновом изображении,  $q$  – количество градаций интенсивности,  $k$  – количество значащих пикселей результата сегментации.

Получены графики зависимости значения критерия Прэтга и показателей (9), (10) от отношения сигнал/шум  $q$  по мощности (рис. 4). При их оценке использовалось тестовое изображение, состоящее из 256x256 элементов, интенсивность которого менялась в диапазоне 0 ... 127. В центре этого изображения находился фрагмент упорядоченной текстуры размера 56x56 пикселей из белых квадратов 8x8 пикселей на расстоянии 8 пикселей по горизонтали и вертикали друг от друга (рис. 3).

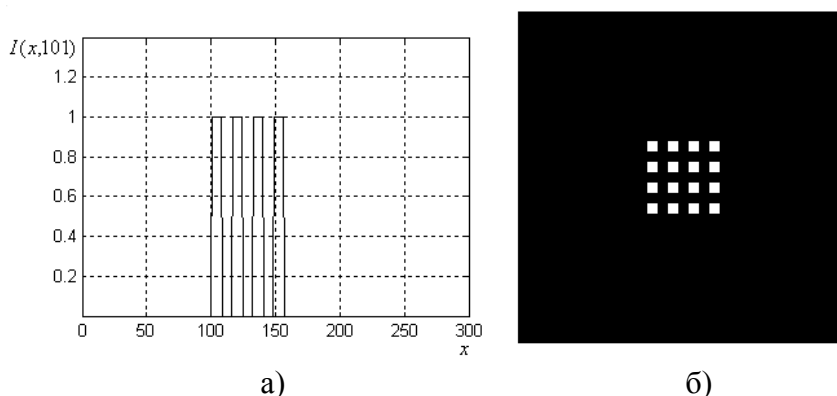


Рис. 3 Тестовое изображение (а) и его строка (б).

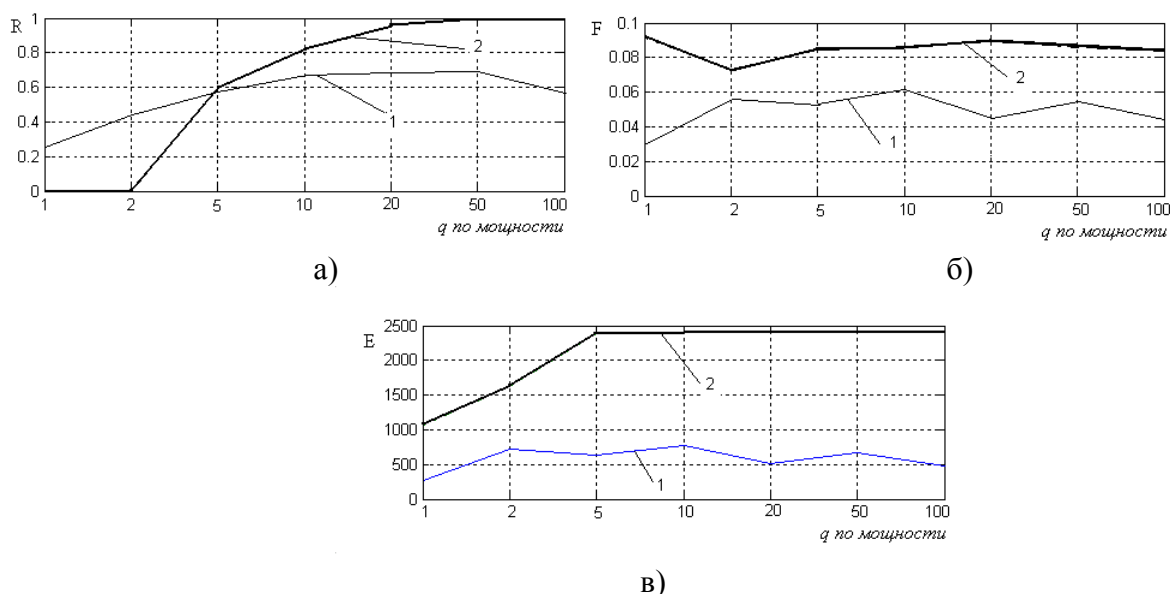


Рис. 4 Зависимость критерия Прэтга (а), показателя погрешности определения координат точек границ текстурной области (б) и эффективности сегментации (в) для метода работы [2] (1) и предложенного метода (2)

На изображение фрагмента упорядоченной текстуры был наложен независимый гауссовский шум со среднеквадратическим отклонением  $\sigma_{\text{ex}}$ . Аддитивная смесь сигнала и шума была ограничена по уровню соответственно диапазону интенсивностей 0 ... 255.

Отношение сигнал/шум  $q$  по мощности определялось как  $q = h^2 / \sigma_{\text{ex}}^2$ , где  $h$  – разность интенсивностей непроизводного элемента текстуры и однородного фона.

Анализируя полученные результаты, следует заметить, что предложенный метод сегментации изображений упорядоченных текстур превосходит по помехоустойчивости известный метод в 1,1 — 1,7 раз при отношениях сигнал/шум 5 — 100 по мощности. При низких отношениях сигнал/шум корреляционно-экстремальный метод использовать нецелесообразно, если не изменить морфологическую обработку. По эффективности предложенный метод сегментации изображений упорядоченных текстур превосходит метод работы [2] в 2,7 — 4,8 раза, т. к. недостатком известного метода являются сдвоенные границы сегмента текстуры. По видимому обработке значений интенсивности изображения с помощью фильтров Габора лучше применять в методах текстурной сегментации изображений с помощью классификации. Это связано с тем, что фильтры Габора представляют собой полосовые фильтры, применение которых к последовательности импульсов ведет к утрате части высокочастотной и низкочастотной информации о последовательности импульсов со спектром, покрывающим всю частотную ось.

Сравнительная оценка качества выделения границ текстурных областей показала, что предложенный метод хуже метода работы [2] до 1,8 раз при отношениях сигнал/шум 2 и выше по мощности. При отношениях сигнал/шум 1 и менее по мощности известный метод [2] превосходит предложенный метод сегментации до 3 раз. В этом случае результат сегментации предложенным методом требует дополнительной морфологической обработки. Т. о. предложенный корреляционно-экстремальный метод сегментации изображений упорядоченных текстур можно рекомендовать при отношениях сигнал/шум 5 и выше по мощности в задаче определения границ сегмента упорядоченной текстуры с известными параметрами на однородном фоне, где требуются методы текстурной сегментации с высокой помехоустойчивостью.

Корреляционно-экстремальный метод определения границ сегмента упорядоченной равномерной текстуры на однородном фоне может использоваться для обработки аэрофотоснимков сельскохозяйственных культур. Его можно применять также при контроле качества тканей, а также при решении других задач обработки изображений упорядоченных равномерных текстур.

The multifractal method of images noise recognition is proposed.

1. Харалик Р. Статистический и структурный подходы к описанию текстур // ТИИЭР. — 1979. — Т. 67, № 5. — С. 98 — 120.
2. Dunn D., Higgins W.E., Wakeley J. Texture segmentation using 2D Gabor elementary function // IEEE Trans. on PAMI. — 1994. — Vol.16, № 2. — P. 130 — 149.
3. Chaudhuri B.B., Sarkar N. Texture segmentation using fractal dimension // IEEE Trans. on PAMI. — 1995. — Vol.17, № 1. — P. 72 — 77.
4. Крылов В.Н., Максимов М.В. Вторичные преобразователи сигналов изображений. — Одесса: Астропринт, 1997. — 176 с.
5. Баскаков С.И. Радиотехнические цепи и сигналы. — М.: Высш. шк., 1988. — 488 с.
6. Левин Б.Р. Теоретические основы статистической радиотехники. — М.: Радио и связь, 1989. — 656 с.
7. Абакумов В.Г., Крылов В.Н., Антощук С.Г. Повышение эффективности обработки образной информации в автоматизированных системах // Электроника и связь. Тематический выпуск «Проблемы электроники». — 2005. — Ч. 1. — С. 100 — 105.