

При помощи ЗУ1 осуществляется преобразование кодов отсчетов d_i ТВ-сигнала $d(t)$ в блоки, содержащие n отсчетов, а при помощи ЗУ2 — обратное преобразование. В ПЗУ на каждое значение параметра α записаны элементы фильтрующей матрицы $Q_0(Q_r)$. ЦУС определяет значение α в соответствии с выражением (16).

Действие адаптивных ЦФ моделировалось программным путем при помощи специализированной микропроцессорной системы для обработки ТВ-изображений в лаборатории электронных систем визуальной информации Высшего машинно-электротехнического института (София). Полученные результаты показывают, что эти ЦФ могут быть успешно использованы для улучшения качества зашумленных ТВ-изображений.

Заключение. Эффективность предложенного алгоритма адаптации фильтров можно повысить, если в зависимости от значений U и V параметр α принимает более трех значений. Для уменьшения объема вычислительных операций элементы матрицы Q_0 можно принять кратными 2^{-l} (l — целое положительное число) и применить быстрое преобразование Хаара. Этот алгоритм может быть обобщен на случай двумерной фильтрации.

В заключение можно сделать следующие выводы:

1. Для фильтрации аддитивного шума в спектральной области ТВ-сигнала необходимо использовать фильтр, который состоит из двух последовательно связанных диагональных фильтров; первый из них является фильтром Винера типа, второй — фильтром, перестраиваемым в зависимости от энергий переходов и шумов в каждом из фрагментов изображения с целью сохранения его резкости.

2. Адаптивный ЦФ, работающий в пространственной области, имеет более простую структуру по сравнению с фильтром, работающим в спектральной области, однако он должен выполнять большее число вычислительных операций.

3. Эффективность предложенных ЦФ можно повысить путем двумерной обработки изображений и путем использования более сложного алгоритма перестройки параметра α .

ЛИТЕРАТУРА

1. Фриден Е. Улучшение и реставрация изображений. Обработка изображений и цифровая фильтрация/Под ред. Т. Хуанга.— М.: Мир, 1979.
2. Ахмед Н., Пао К. Ортогональные преобразования при обработке цифровых сигналов.— М.: Связь, 1980.
3. Andrews H., Hunt B. Digital image restoration.— Englewood Cliffs, New Jersey 07632: Prentice-Hall Inc, 1977.
4. Крыммер Л. и др. Оптимальная фильтрация цифровых ТВ-сигналов.— Техника кино и телевидения, 1980, № 9.
5. Свиридов Н. Г. Оценка эффективности фильтрации нестационарного видеосигнала.— В кн.: Иконика. М.: Наука, 1975.
6. Rogel P. Reduction of noise visibility on television pictures.— In: 10-th Intern. Television Symp. Montreux, Switzerland, 1977, vol. G-4, June.

*Поступила в редакцию 28 мая 1981 г.;
окончательный вариант — 22 февраля 1982 г.*

УДК 007.5 : 535 : 681.518

Г. И. ПЕРЕТЯГИН

(Новосибирск)

ПРЕДСТАВЛЕНИЕ ИЗОБРАЖЕНИЙ ГАУССОВЫМИ СЛУЧАЙНЫМИ ПОЛЯМИ

Введение. Конструирование эффективных алгоритмов анализа, классификации и сегментации «полей» аэрокосмических снимков чаще всего осуществляется в рамках моделей изображений. Наиболее важное при-

менение такие алгоритмы находят в задачах обнаружения и идентификации, где модели помогают отыскивать и идентифицировать изображения объектов на снимках методом согласованной фильтрации и распознавания образов.

Большинство реальных полей изображений может быть отнесено к так называемым локально-однородным. Для них характерно наличие медленно меняющейся по области наблюдения D переменной составляющей контраста, масштабы изменения которой значительно больше масштабов специфических объектов, формирующих однородную пространственную структуру (текстуру) поля $U(D) = \{u(z), z = (z_1, z_2) \in D\}$. Соответствующее описание справедливо для изображений лесных массивов, сельскохозяйственных культур и т. п. Основной формой их представления являются так называемые гаусс-марковские случайные поля [1].

Будем считать, что «полевые» переменные $u(z)$ в области наблюдения D упорядочены в лексико-графическом порядке (столбец за столбцом) так, что выборка на квадратном фрагменте размером $n \times n$ будет представлена вектором $\mathbf{U} = (u(z_1), u(z_2), \dots, u(z_n), u(z_{n+1}), \dots, u(z_N))$, где $N = n^2$. Рассмотрим ряд $v(z) = \sum_{y \in \bar{D}} b(y-z)u(y)$ (\bar{D} — дополнение множества D на дискретной решетке Z^2 : $\bar{D} = Z^2 \setminus D$). Если $u(z)$ — гауссовы переменные с нулевым средним, то и $v(z)$ — гауссовы величины. Тогда плотность условного распределения «конфигурации» $U(D) = \{u(z), z \in D\}$ при фиксированных «граничных» переменных $\{u(y), y \in \bar{D}\}$ имеет вид (см. [2])

$$f(U(D)/U(\bar{D})) = (2\pi\sigma^2)^{-N/2} |B|^{1/2} \exp \left\{ - (1/2\sigma^2) \left[\sum_{x,y \in D} b(x-y)u(x)u(y) + 2 \sum u(z)v(z) \right] \right\} = (2\pi\sigma^2)^{-N/2} |B|^{1/2} \exp \left\{ - (1/2\sigma^2) (\mathbf{U} + B^{-1}\mathbf{V})^T B (\mathbf{U} + B^{-1}\mathbf{V}) \right\}. \quad (1)$$

Это многомерное гауссово распределение с вектором математических ожиданий $[-B^{-1}\mathbf{V}]$ и матрицей ковариаций B^{-1} , где матрица B составлена специальным образом из параметров описания $(b(x-y), x, y \in D)$. Привлечение метода максимального правдоподобия (ММП) для оценивания $(b(x-y))$ приводит к необходимости вычисления определителя $|B|$, что можно сделать, если известны собственные значения матрицы B . В частности, для гауссовых схем с «замкнутыми на себя» периодическими граничными условиями (случайное поле на двумерном торе) вектор \mathbf{V} равен нулю, а матрица B становится блочно-циркулянтной с легко вычисляемыми собственными значениями. Привлечение симметрии тора в данном случае — вынужденная мера, хотя для практики это непринципиально, так как при устремлении размеров тора к бесконечности соответствующее ему случайное поле будет эквивалентно полю на плоскости. Ниже приводятся уравнения для ММП оценивания параметров $(b(x-y), x, y \in D)$, приводится вычислительная процедура и ее экспериментальная проверка. Основные результаты данной статьи были доложены на I Всесоюзной конференции по АСОИЗ [3].

Описание модели. Будем рассматривать периодические конфигурации $(u(z), z \in D)$, где $u(z_1 + n, z_2) = u(z_1, z_2)$, $u(z_1, z_2 + n) = u(z_1, z_2)$. Для схемы «первого порядка» (рис. 1) условное среднее можно записать в виде

$$E(u(z)/\{u(z)\}) = \mu + b_{1,0}(u(z_1 + 1, z_2) - \mu) + b_{-1,0}(u(z_1 - 1, z_2) - \mu) + b_{0,1}(u(z_1, z_2 + 1) - \mu) + b_{0,-1}(u(z_1, z_2 - 1) - \mu). \quad (2)$$

Формула (2) легко расширяется до схемы произвольного порядка условной зависимости $E(u(z)/\dots)$ при заданной « r -окрестности».

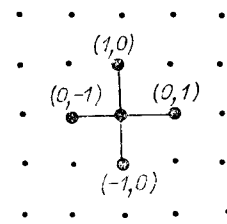


Рис. 1.

Будем считать, что моделируемые поля однородны, а схемы типа (2) удовлетворяют свойству отражательной симметрии относительно нуля: $b(x-y) = b(x_1-y_1, x_2-y_2) = \{b_{k,l}\}$ и $b_{k,l} = b_{-k,-l}$, $b_{-k,-l} = b_{k,l}$, $k, l = 0, \pm 1, \pm 2, \dots, \pm r$. Функция правдоподобия выборки $U = (u(z), z \in D)$ для гауссова поля на тороидальной решетке равна

$$f(U) = (2\pi\sigma^2)^{-N/2} |B|^{1/2} \exp [-(1/2\sigma^2)(U - \mu \mathbf{1}_N)^T B (U - \mu \mathbf{1}_N)]. \quad (3)$$

Здесь вектор $\mathbf{1}_N$ сформирован из N единиц: $\mathbf{1}_N^T = (1, 1, \dots, 1)$, а матрица B — блочно-циркулянтная, структуру которой мы далее представим. Пусть C_0 — основной циркулянт, т. е. $n \times n$ — матрица, умножение которой на любой n -мерный вектор сводится к циклической перестановке его компонент:

$$C_0 = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & 1 & \dots & 0 \\ \cdot & \cdot & \cdot & \dots & \cdot \\ 0 & 0 & 0 & \dots & 1 \\ 1 & 0 & 0 & \dots & 0 \end{bmatrix}, \quad C_0 \begin{bmatrix} a_0 \\ a_1 \\ \vdots \\ a_{n-1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_1 \\ a_2 \\ \vdots \\ a_{n-1} \\ a_0 \end{bmatrix}.$$

Матрица C_0 ортогональная, и $C_0^{-1} = C_0^T$. Определим также матрицы $A_j = C_0^j$, $\tilde{A}_j = (C_0^T)^j = A_{-j}$, имеющие элементы, соответственно равные единице, на диагонали, расположенной на j единиц выше (ниже) главной диагонали, и, кроме того, на диагонали, расположенной на $(n-j)$ единиц ниже (выше) главной диагонали. Эти матрицы коммутируют друг с другом и обладают общей системой собственных векторов, образуемых из элементов последовательности тригонометрических функций. Если собственные векторы нормировать, то из них можно составить унитарные матрицы вида [4]

$$\Phi = (1/\sqrt{n}) [e^{i(2\pi/n)kj}], \quad k, j = \overline{0, n-1}, \quad \Phi \tilde{\Phi} = I_n,$$

где $\tilde{\Phi}$ — эрмитово-сопряженная к Φ матрица. Введем в рассмотрение тензорное (кронекерово) произведение матриц A_l и A_m : $A_l \otimes A_m$. Оно реализуется блочной матрицей с элементами $(A_l)_{ij}(A_m)_{kt}$ на пересечении строки с номером $(i-1)n+k$ и столбца с номером $(j-1)n+t$. Это произведение будем использовать для образования двумерной циклической автоковариации выборки $\dot{U} = U - \mu \mathbf{1}_N$:

$$R_{lm} = \sum_{i=0}^{n-1} \sum_{j=0}^{n-1} \dot{u}_{ij} \dot{u}_{i+l, j+m} = \frac{1}{2} \dot{U}^T (A_l \otimes A_m) \dot{U},$$

$l, m = 0, \pm 1, \dots, \pm r$ и $A_0 = I_n$. Унитарная матрица $\Phi \otimes \Phi$ приводит все матрицы $A_l \otimes A_m$ к диагональному виду одновременно:

$$(\tilde{\Phi} \otimes \tilde{\Phi})(A_l \otimes A_m)(\Phi \otimes \Phi) = (\tilde{\Phi} A_l \Phi) \otimes (\tilde{\Phi} A_m \Phi) = \Lambda_l \otimes \Lambda_m,$$

где Λ_l и Λ_m — диагональные матрицы, составленные из собственных значений матриц A_l и A_m . Используя данный математический аппарат, можно показать, что матрица B разлагается в ряд

$$B = \frac{1}{2} \sum_{l=-r}^r \sum_{m=-r}^r c_{lm} (A_l \otimes A_m). \quad (4)$$

Здесь множитель $(1/2)$ учитывает, что $\dot{U}^T (A_l \otimes A_m) \dot{U} = \dot{U}^T (A_{-l} \otimes A_{-m}) \dot{U}$, $c_{lm} = c_{-l, -m} = -b_{lm}$, $c_{00} = 2$. Определитель $|B| = \left| I_N + \frac{1}{2} \sum_{l, m \neq 0} c_{lm} (\Lambda_l \otimes \Lambda_m) \right| = \prod_{p=0}^{n-1} \prod_{q=0}^{n-1} \left(1 + \sum_{l=-r}^r \sum_{m=0}^r c_{lm} \cos \frac{2\pi}{n} (pl + qm) \right)$. В результате функция правдопо-

добия выборки приобретает достаточно простой вид:

$$f(\mathbf{U}) = (2\pi\sigma^2)^{-N/2} \left(\prod_p \prod_q \left(1 + \sum_l \sum_m c_{lm} \cos \frac{2\pi}{n} (pl + qm) \right) \right)^{1/2} \times \\ \times e^{-1/2\sigma^2} \left(R_{00} + \sum_l \sum_m c_{lm} R_{lm} \right). \quad (5)$$

Минимальное достаточное множество статистик для параметров μ и c_{lm} состоит из линейной формы $\langle u \rangle = \mathbf{1}_N^T \mathbf{U} / N$ и квадратичных форм $Q_{lm} = \mathbf{U}^T (A_l \otimes A_m) \mathbf{U}$. Эквивалентными достаточными статистиками будут $(\langle u \rangle, R_{lm})$, где $R_{lm} = (\mathbf{U} - \langle u \rangle \mathbf{1}_N)^T (A_l \otimes A_m) (\mathbf{U} - \langle u \rangle \mathbf{1}_N)$ — выборочные автоковариации, $l = 0, \pm 1, \pm 2, \dots, \pm r$, $m = 0, 1, \dots, r$.

Оценивание параметров. Логарифм функции правдоподобия выборки \mathbf{U} равен

$$\ln f(\mathbf{U}) = \left(-\frac{N}{2} \right) \ln 2\pi + \frac{1}{2} \sum_{p=0}^{n-1} \sum_{q=0}^{n-1} \ln \left(1 + \sum_l \sum_m c_{lm} \cos \frac{2\pi}{n} (pl + qm) \right) - \\ - \frac{N}{2} \ln \sigma^2 - \left(R_{00} + \sum_l \sum_m c_{lm} R_{lm} \right) / 2\sigma^2. \quad (6)$$

Известно, что при некоторых условиях регулярности исходного распределения МП-оценки являются строго состоятельными, т. е. вектор $\hat{\mathbf{C}} = (\hat{c}_{01}, \hat{c}_{10}, \hat{c}_{11}, \dots, \hat{c}_{rr})$ стремится по вероятности к своему истинному значению \mathbf{C} при $N \rightarrow \infty$. Это условие соблюдается для схем с конечным «радиусом зависимости» r [2], так что информация о \mathbf{C} накапливается достаточно быстро и выполняется слабый закон больших чисел.

Обозначим через $\mathbf{G}(\mathbf{C}, \mathbf{U})$ вектор частных производных логарифма функции правдоподобия выборки (далее везде $\omega_{kl} = (2\pi/n)kl$):

$$\mathbf{G}(\mathbf{C}, \mathbf{U}) = \left[\frac{\partial \ln f}{\partial c_{st}} \right] = \left[\sum_{p,q} \frac{\cos(\omega_{ps} + \omega_{qt})}{2 \left(1 + \sum_{l,m} c_{lm} \cos(\omega_{pl} + \omega_{qm}) \right)} - R_{st} / 2\sigma^2 \right], \\ \frac{\partial \ln f}{\partial \sigma^2} = -\frac{N}{2\sigma^4} + \frac{R_{00}}{2\sigma^4} + \sum_l \sum_m \frac{c_{lm} R_{lm}}{2\sigma^4}. \quad (7)$$

Из последнего соотношения получаем МП-оценку дисперсии

$$\hat{\sigma}^2 = \left(R_{00} + \sum_l \sum_m c_{lm} R_{lm} \right) / N. \quad (8)$$

Из уравнения правдоподобия $\mathbf{G}(\hat{\mathbf{C}}, \mathbf{U}) = 0$ (см. (7)) находим

$$R_{st} = \hat{\sigma}^2 \sum_{p,q} \frac{\cos(\omega_{ps} + \omega_{qt})}{1 + \sum_{l,m} \hat{c}_{lm} \cos(\omega_{pl} + \omega_{qm})} = \sum_{p,q} F(\omega_{pq}) e^{i(\omega_{ps} + \omega_{qt})},$$

$F(\omega_{pq}) = \sigma^2 / \left(1 + \sum_{l,m} c_{lm} \cos(\omega_{pl} + \omega_{qm}) \right)$ — функция спектральной плотности гауссова случайного поля на двумерном торе. Пусть D_{cc} — матрица вторых производных $\ln f$ по \mathbf{C} размером $M \times M$, где $M = 2r(r+1)$ (по числу оцениваемых параметров c_{st} , $s = -r, r$, $t = 0, 1, \dots, r$, исключая $s = 0$ и $t = 0$ одновременно и учитывая условие $c_{st} = c_{-s, -t}$). Разлагая $\mathbf{G}(\mathbf{C}, \mathbf{U})$ в окрестности МП-оценки, получим

$$\mathbf{G}(\hat{\mathbf{C}}, \mathbf{U}) = \mathbf{G}(\mathbf{C}, \mathbf{U}) - D_{\tilde{c}} \tilde{c} (\hat{\mathbf{C}} - \mathbf{C}) = 0, \quad (9)$$

где \tilde{c} — «точка» на прямой между МП-оценкой $\hat{\mathbf{C}}$ и истинным значением \mathbf{C} .

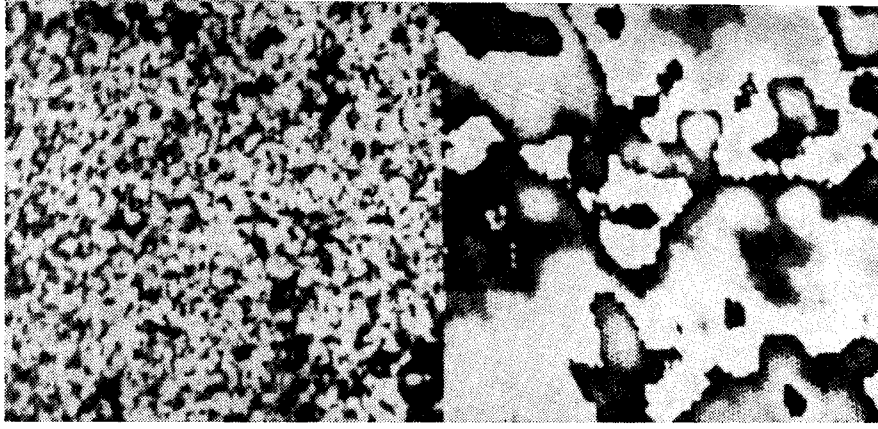


Рис. 2.

Условия регулярности гарантируют, что последовательность векторов $G(C, U)$ подчиняется центральной предельной теореме [5]. Поэтому если $I_F(C) = E_c\{-D_{cc}\}$ — матрица информации Фишера [5], то при достаточно больших размерах фрагмента $G(C, U) \sim N(0, I_F(C))$, $(\hat{C} - C) \simeq I_F^{-1} \times G(C, U)$ и асимптотическое распределение вектора $(\hat{C} - C)$ соответствует нормальному закону с нулевым средним и ковариационной матрицей $I_F^{-1}(C)$, а МП-оценка \hat{C} будет наилучшей асимптотически нормальной оценкой. Разложение (9) обычно используется для итерационного решения уравнений правдоподобия (метод Ньютона — Рафсона). Если $C_{(1)}$ — начальное приближение, то для \hat{C} из (9) следует аппроксимация вида

$$C_{(2)} = C_{(1)} + [-D_{c_{(1)}, c_{(1)}}]^{-1} G(C_{(1)}, U). \quad (10)$$

Значение $C_{(2)}$ подставляется вместо $C_{(1)}$, затем находится следующее приближение $C_{(3)}$ и т. д. Итоговые оценки $\hat{B} = -\hat{C}$ совместно с $\langle u \rangle$ и $\hat{\sigma}^2$ образуют систему минимальных (достаточных) статистик и полностью характеризуют статистическую структуру изображения.

Вычислительная процедура. Из соотношения (6) для логарифма функции правдоподобия вытекает, что система уравнений $G(\hat{C}, U) = 0$ должна решаться с учетом следующих ограничений:

- а) $1 - \sum_{l,m} b_{lm} \cos(\omega_{pl} + \omega_{qm}) > 0$ (для всех p и q);
- б) $R_{00} - \sum_{l,m} b_{lm} R_{lm} > 0$.

Сумма $\sum_{l,m} b_{lm} \cos(\omega_{pl} + \omega_{qm})$ принимает максимальное значение при $p = q = 0$ и $b_{lm} > 0$ для всех l и m . Следовательно, условие «а» уточняется в виде $\sum_{l,m} |b_{lm}| < 1$, и, как нетрудно видеть, в этом случае выполняется

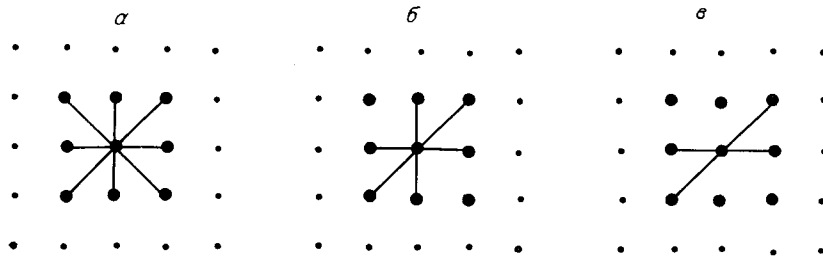


Рис. 3.

Таблица 1

| Процедура МП-оценивания | Начальное приближение | Итерация | | |
|-------------------------------------|-----------------------|----------|---------|---------|
| | | 1 | 2 | 3 |
| Функционал L | -3171,23 | -2676,8 | -2676,5 | -2676,2 |
| Дисперсия прогноза $\hat{\sigma}^2$ | 243,19 | 89,59 | 89,68 | 89,72 |
| $\hat{b}_{0,1}$ | 0,328 | 0,29427 | 0,29336 | 0,29298 |
| $\hat{b}_{1,0}$ | 0,304 | 0,26181 | 0,26111 | 0,2609 |
| $\hat{b}_{1,1}$ | 0,234 | 0,22514 | 0,22995 | 0,23325 |
| $\hat{b}_{-1,1}$ | 0,228 | 0,21867 | 0,21535 | 0,21248 |

и условие «б». Для выбора начального приближения $C_{(i)}$, можно воспользоваться заменой логарифмических членов квадратичными в функции логарифма правдоподобия (6). В этом варианте получается линейная система уравнений относительно C . Дальнейшее уточнение МП-оценок вектора C осложняется тем, что матрица $A = \{-D_{c_{(i)}, c_{(i)}}\}$ зачастую не является положительно определенной. Это может быть связано с избыточностью оцениваемых параметров и близостью «границ» «а» и «б», что приводит к плохой обусловленности матрицы A . Поэтому для решения системы уравнений (10) использовался метод наименьших квадратов минимальной длины [6], в котором находится вектор $\Delta C_{(i)} = C_{(i)} - C_{(i-1)}$ (наименьшей длины по Евклиду $\|\Delta C_{(i)}\|$), минимизирующий $\|G(C_{(i-1)}, U) - A\Delta C_{(i)}\|$. Последовательность выполняемых действий следующая:

- 1) определяется ранг A и линейно независимые строки (и столбцы);
- 2) производится треугольная факторизация симметричной подматрицы максимального ранга;
- 3) выражаются небазисные строки (и столбцы) через найденные независимые элементы, а также базисные и небазисные переменные $\Delta C_{(i)}$ — через «свободные»: $G(C_{(i-1)}, U)$.

На рис. 2 представлены два фрагмента изображений, по элементам которых проводился статистический анализ. Размеры анализируемых полей — 32×32 элемента. В табл. 1 приведены последовательные оценки параметров для схемы первого порядка, описывающей поле правого фрагмента. Значения функционала L соответствуют величине функционала правдоподобия лишь с точностью до общей константы, зависящей от N . Из табл. 1 видно, что для получения приемлемых результатов достаточно двух итераций.

В табл. 2 приведены результаты анализа схемы «соседства» для поля левого фрагмента. На основании этого анализа выделены наиболее «значимые» параметры: им соответствует максимальное значение функционала. Попутно вычислялись значения обобщенной обратной матрицы A^{-1} , диагональные

Таблица 2

| Процедура МП-оценивания | Схема соседства | | |
|-------------------------------------|-----------------|-----------|-----------|
| | Рис. 3, а | Рис. 3, б | Рис. 3, в |
| Функционал L | -5794,6 | -5318,0 | -5071,0 |
| Дисперсия прогноза $\hat{\sigma}^2$ | 244,0 | 138,2 | 141,2 |
| $\hat{b}_{0,1}$ | 0,089 | 0,0157 | — |
| $\hat{b}_{1,0}$ | 0,624 | 0,724 | 0,71 |
| $\hat{b}_{1,1}$ | 0,114 | 0,26 | 0,289 |
| $\hat{b}_{-1,1}$ | 0,17 | — | — |

элементы которой являются оценками дисперсий параметров $(\hat{b}_1, \hat{b}_2, \dots, \hat{b}_M)$. В частности, для схемы соседства с тремя параметрами $(b_{0,1}, b_{1,0}, b_{1,1})$ (матрица A — невырожденная) дисперсия $\hat{\sigma}_{b_{0,1}}^2 = 0,0001$, откуда можно заключить, что параметр $b_{0,1}$ — незначимый ($\hat{b}_{0,1} = 0,0157 < 3\hat{\sigma}_{b_{0,1}} = 0,03$).

ЛИТЕРАТУРА

1. Rosenfeld A., Kak A. C. Digital picture processing.— N. Y.: Academic Press, 1976.
2. Синай Я. Г. Теория фазовых переходов.— М.: Наука, 1980.
3. Перетягин Г. И. Описание и статистический анализ двумерных случайных полей: Тез. докл. I Всесоюз. конф. АСОИЗ-81.— М.: Наука, 1981.
4. Драган Я. П. Структура и представление моделей стохастических сигналов.— Киев: Наукова думка, 1980.
5. Закс Ш. Теория статистических выводов.— М.: Мир, 1975.
6. Сборник научных программ на ФОРТРАНе.— М.: Статистика, 1974, вып. 2.

Поступила в редакцию 24 июня 1983 г.

УДК 681.32.05

И. В. БЕЛАГО, М. А. СТАРКОВ

(Новосибирск)

АНАЛИЗАТОР ИЗОБРАЖЕНИЙ

Широкое применение дистанционных методов в различных областях народного хозяйства стимулирует развитие автоматизации процесса распознавания объектов на аэрокосмических изображениях и связанных с ним методов измерения различных параметров уже опознанных областей. В свою очередь, развитие робототехники диктует необходимость создания систем, способных анализировать текущую обстановку за время, определяемое скоростью технологического процесса. Решение указанных задач можно схематично разбить на три этапа:

- 1) ввод изображения и его предварительная обработка (дискретизация и квантование исходного снимка, уменьшение влияния шумов и т. д.);
- 2) сегментация (выделение однородных по некоторым признакам областей или границ между ними);
- 3) интерпретация выделенных областей.

Авторы этой работы предлагают свой подход к реализации второго этапа перечисленных выше задач. Рассмотрим основные методы сегментации. Наиболее простой из них — сравнение значения признака (например, яркости) в каждой точке изображения с порогом [1]. Пороги при этом выбираются в точках локальных минимумов гистограммы. Этот метод чаще всего применяют для получения бинарных изображений, например изображения печатного листа.

Другой метод состоит в том, чтобы «вырастить» объект из некоторого элемента изображения, принадлежащего однородной области [2]. Методы «выращивания» областей являются локальными, что дает возможность уменьшить влияние общей неоднородности изображения. Основной их недостаток заключается в многошаговости алгоритмов, так как число проверок порой довольно сложного критерия однородности пропорционально числу точек изображения. Уменьшить количество шагов позволяют методы прослеживания контуров [3, 4]. К сожалению, наличие шумов нередко серьезно снижает эффективность работы указанных алгоритмов. Нами предпринята попытка выделить связанные однородные области, минуя процедуры нахождения границ и построения соответствующих