

Дополнительным аспектом применения цифровой системы регистрации РЭМ-изображений является возможность реализации оперативной электронно-лучевой литографии на анализируемой поверхности.

В заключение авторы выражают искреннюю благодарность С. Л. Мушеру за обсуждение проекта системы и текста статьи.

ЛИТЕРАТУРА

1. Ковалев А. М., Талныкин Э. А. Графический дисплей растрового типа для систем двухкоординатного проектирования // Автометрия.— 1984.— № 4.
2. Page Walton J. Wafer imaging and analysis // European Semiconductor Design and Production.— 1984.— V. 5, N 6.

Поступила в редакцию 23 ноября 1987 г.

УДК 519.67 : 629.78

О. И. БИТЮЦКИЙ, В. С. КИРИЧУК, Г. И. ПЕРЕТЯГИН

(Новосибирск)

ВЫДЕЛЕНИЕ ЛОКАЛЬНЫХ ОТЛИЧИЙ ПРИ ОБРАБОТКЕ ПОСЛЕДОВАТЕЛЬНОСТИ ИЗОБРАЖЕНИЙ

Обработка серии изображений с целью поиска и выделения локальных изменений практически во всех случаях сводится к совместному анализу двух изображений: текущего $[X]$ и его оценки $[\hat{X}]$, представляемых двумерными массивами данных. Оценка $[\hat{X}]$ производится по всему множеству повторных изображений поиском экстремума некоторого критерия. Критерий выбирается исходя из априорных сведений о характере обрабатываемых изображений и из соображений практической реализуемости процедуры [1]. Рассматриваемые нами изображения $[X]$ и $[\hat{X}]$ представимы аддитивной смесью неизменной части сигнала фона, присутствующего во всех изображениях, объектов и помех (шумы измерения, квантования, несовершенства датчиков, геометрическое несоответствие отсчетов и т. д.):

$$[X] = [F] + [W] + [\Xi];$$

$$[\hat{X}] = [F] + [H],$$

где $[F]$ — изображение фона; $[W]$ — изображение объектов; $[\Xi]$ — случайная составляющая измерений; $[H]$ — погрешность оценки изображения $[\hat{X}]$. Необходимо по результатам измерений $[X]$ и $[\hat{X}]$ оценить значения $[W]$ (в исходном изображении $[X]$) для принятия соответствующих статистических выводов. Приступая к решению данной задачи, будем считать, что X , \hat{X} и т. п. являются n^2 -мерными векторами, полученными из $[n \times n]$ -матриц $[X]$, $[\hat{X}]$ и т. д. «разверткой» в одномерную последовательность некоторым регулярным способом (например, по столбцам).

Критерий. Метод максимального правдоподобия (ММП) в предположениях гауссовости распределения Ξ и H и детерминированности функции F приводит к поиску минимума функционала

$$J = \begin{pmatrix} X - F - W \\ \hat{X} - F \end{pmatrix}^T \begin{pmatrix} K_{\xi\xi} & K_{\xi h} \\ K_{\xi h} & K_{hh} \end{pmatrix}^{-1} \begin{pmatrix} X - F - W \\ \hat{X} - F \end{pmatrix}$$

по векторам параметров F и W , где $K_{\xi\xi}$, $K_{\xi h}$, K_{hh} — авто- и кросскорреляционные матрицы случайных векторов Ξ и H . Нетрудно показать (невы-

рожденной заменой переменных $Z_1 = \bar{X} - \hat{X}$, $Z_2 = \hat{X}$, что минимум J достигается при $\hat{W} = X - \bar{X}$ и корреляционная матрица оценки $K_w = K_{\xi\xi} - 2K_{\xi h} + K_{hh}$.

С другой стороны, если F — реализация случайного гауссова двумерного процесса, входящая в изображения X и \bar{X} , то функционал ММП имеет вид

$$J = \begin{pmatrix} X - W \\ \hat{X} \end{pmatrix}^T \begin{pmatrix} K_{11} & K_{12} \\ K_{12} & K_{22} \end{pmatrix}^{-1} \begin{pmatrix} X - W \\ \hat{X} \end{pmatrix},$$

где $K_{11} = K_{ff} + 2K_{f\xi} + K_{\xi\xi}$; $K_{12} = K_{ff} + K_{f\xi} + K_{fh} + K_{\xi h}$; $K_{22} = K_{ff} + 2K_{fh} + K_{hh}$, а K_{ff} , $K_{f\xi}$, K_{fh} — авто- и кросскорреляционные функции фона и шумов.

Оценка W определяется в точке минимума J :

$$\hat{W} = X - K_{11} \{K_{11} + K_{12} [K_{22} - K_{12} K_{11}^{-1} K_{12}]^{-1} K_{12}\}^{-1} \times \\ \times K_{12} [K_{22} - K_{12} K_{11}^{-1} K_{12}]^{-1} \hat{X}.$$

Для наглядности рассмотрим пример, считая, что $F \in N(0, \sigma_f^2 I)$ и $K_{f\xi} = 0$. Тогда $K_{11} = (\sigma_f^2 + \sigma_\xi^2) I$, $K_{12} = \sigma_f^2 I$, $K_{22} = (\sigma_f^2 + \sigma_h^2) I$ и оценка «сигнала» W равна

$$\hat{W}_1 = X - \frac{\sigma_f^2}{\sigma_f^2 + \sigma_h^2} \hat{X} = \frac{\sigma_f^2 (X - \hat{X}) + \sigma_h^2 X}{\sigma_f^2 + \sigma_h^2}.$$

Если считать фон детерминированным, то $\hat{W}_2 = X - \hat{X}$. Дисперсия \hat{W} характеризуется величинами

$$\sigma_{\hat{W}_1}^2 = \sigma_\xi^2 + \frac{\sigma_h^2 \sigma_f^2}{\sigma_f^2 + \sigma_h^2}, \quad \sigma_{\hat{W}_2}^2 = \sigma_\xi^2 + \sigma_h^2, \quad \sigma_h^2 = \sigma_\xi^2 / k,$$

k — длина серии снимков. В обоих случаях происходит полное исключение фона с некоторым увеличением шума (на величины $\frac{\sigma_\xi^2}{k} \frac{\sigma_f^2}{\sigma_f^2 + \sigma_h^2}$

и $\frac{\sigma_\xi^2}{k}$ соответственно). Дисперсия первой оценки всегда меньше дисперсии оценки, полученной в предположении детерминированности функции F (поскольку $(\sigma_f^2 / (\sigma_f^2 + \sigma_h^2)) < 1$).

Алгоритм. Совместная обработка изображений X и \bar{X} приводит к оценке \hat{W} в виде линейной комбинации X и \bar{X} , определяемой априорными сведениями; по величине и виду оценки \hat{W} необходимо локализовать объект.

Будем считать, что форма объектов известна: $g = \{g_{ml}, m, l = -M, M\}$ — и изображение имеет инвариантную (периодическую) структуру (случайное поле на двумерном торе [2]). В этом случае преобразование свертки массива данных \hat{W} с фильтром g может быть реализовано в виде $Z = G\hat{W}$, где $G = \sum_{m,l} g_{ml} (A_m \otimes A_l)$ — блочно-циркулянтная $(n^2 \times n^2)$ -матрица, сформированная применением тензорного (кронекевского) произведения циркулянтных матриц A_m и A_l . Если C_0 — основной циркулянт, т. е. $n \times n$ -матрица, умножение которой на любой n -мерный вектор сводится к циклической перестановке его компонентов:

$$C_0 = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & 1 & \dots & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ 0 & 0 & 0 & \dots & 1 \\ 1 & 0 & 0 & \dots & 0 \end{bmatrix}, \quad C_0 \begin{bmatrix} a_0 \\ a_1 \\ \vdots \\ a_{n-2} \\ a_{n-1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_1 \\ a_2 \\ \vdots \\ a_{n-1} \\ a_0 \end{bmatrix},$$

ный вектор, полученный разверткой нулевой матрицы-изображения с единицей в точке (x, y) .

Считая, что шум подчиняется гауссову закону распределения, и используя ММП при селекции объекта, приходим к поиску минимума функционала

$$J_W = (\widehat{W} - G1_{xy})^T K_W^{-1} (\widehat{W} - G1_{xy})$$

по координатам (x, y) . В рассматриваемом представлении «норма» фильтра $1_{xy}^T G^T K_W^{-1} G 1_{xy}$ не зависит от координат (x, y) и точка минимума J_W соответствует положению максимума «выходного» сигнала $V(x, y) = 1_{xy}^T G^T K_W^{-1} \widehat{W}$.

Таким образом, процедура выделения объектов заданной формы сводится к согласованной фильтрации изображения обнаружителем $1_{xy}^T G^T K_W^{-1} \widehat{W}$, определению $\max_{(x,y)} V(x, y)$ и сравнению этого значения с заданным порогом. Величина $V(x, y)$ подчиняется нормальному закону распределения с математическим ожиданием $1_{xy}^T G^T K_W^{-1} G 1_{xy}$ (если объект присутствует) и дисперсией $1_{xy}^T G^T K_W^{-1} G 1_{xy}$. Равномерно наиболее мощный критерий [3] принимает гипотезу о наличии объекта в точке $(\widehat{x}, \widehat{y})$, если

$$\left\{ \left(V(\widehat{x}, \widehat{y}) - 1_{\widehat{x}\widehat{y}}^T G^T K_W^{-1} G 1_{\widehat{x}\widehat{y}} \right) / \sqrt{1_{\widehat{x}\widehat{y}}^T G^T K_W^{-1} G 1_{\widehat{x}\widehat{y}}} \right\} \leq C_\alpha,$$

где C_α — α -квантиль нормального распределения; α — задаваемая вероятность пропуска объекта. Так как чаще всего на изображении может находиться несколько объектов, то процедура их селекции сводится к сравнению текущего значения $V(x, y)$ с заданным порогом C_α . Точки превышения порога принимаются за положение искомым объектов.

Расчет вероятностей обнаружения и пропуска. Качество работы обнаружителя характеризуется двумя типами ошибок: пропуска сигнала при его наличии и «ложной тревоги». Типичным практическим требованием является обнаружение сигнала с минимальной ошибкой пропуска при заданной вероятности ложной тревоги. Учитывая это и зная форму объекта, будем проверять наличие сигнала не только в текущей точке (x, y) , но и в ее окрестности, задаваемой зоной ω . Составляя из векторов 1_{xy} , $(x, y) \in \omega$ матрицу I_ω , получим вектор отклика $V = I_\omega^T G^T K_W^{-1} \widehat{W}$, соответствующий отфильтрованным значениям сигнала в точке (x, y) и ее окрестности. Математическое ожидание вектора $V(\omega)$ равно $M = E(V(\omega)) = I_\omega^T G^T K_W^{-1} G 1_{xy}$ (в точке локализации объекта), и корреляционная матрица $K_{V(\omega)} = I_\omega^T G^T K_W^{-1} G I_\omega$.

Вероятность пропуска объекта при его наличии в рассматриваемом варианте обнаружения определяется выражением

$$P = \text{const} \int_{-\infty}^L \dots \int_{-\infty}^L \exp \left\{ -\frac{1}{2} (V - M)^T K_V^{-1} (V - M) \right\} dV,$$

где размерность вектора $V = V(\omega)$ задается величиной области ω . Очевидно, «сжимая» область ω до одной точки (x, y) , получим оценку «сверху» вероятности пропуска $P = \alpha$ при $L = C_\alpha$.

В общем случае представим положительно-определенную симметричную матрицу K_V в виде произведения двух треугольных матриц $K_V^{-1} = SS^T$. Тогда, делая замену переменных $Y = S^T X$, получаем $Y^T Y =$

$= X^T S S^T X = X^T K_V^{-1} X$. Такая замена переменных имеет вид

$$\begin{aligned} y_1 &= x_1, & x_1 &= y_1, \\ y_2 &= s_{21}x_1 + s_{22}x_2, & x_2 &= t_{21}y_1 + t_{22}y_2, \\ &\dots & & \dots \\ y_m &= \sum_{i=1}^m s_{mi}x_i, & x_m &= \sum_{i=1}^m t_{mi}y_i, \end{aligned}$$

где $T = S^{-1}$; t_{ii} и $s_{ii} > 0$ в силу положительной определенности матрицы. В новых переменных и после перенесения вектора M в пределы интегрирования получаем

$$P = \text{const} \int_{-\infty}^{q_1} e^{-\frac{y_1^2}{2}} dy_1 \int_{-\infty}^{q_2 - y_1 t_{21}} e^{-\frac{y_2^2}{2}} dy_2 \dots \int_{-\infty}^{q_m - \sum_{i=1}^{m-1} y_i t_{mi}} e^{-\frac{y_m^2}{2}} dy_m.$$

Другой тип ошибок составляют уже упоминавшиеся ложные тревоги, обусловленные шумовыми «всплесками», принимаемыми за объект. При независимых шумах в $V(\omega)$ расчет числа «ложных» объектов не составляет трудности. Действительно, если вероятность превышения порогового уровня случайным полем равна

$$\beta = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \int_{L}^{\infty} e^{-\frac{x^2}{2\sigma^2}} dx,$$

то число точек k , превысивших уровень L , подчиняется биномиальному закону распределения

$$P(k) = \binom{N}{k} \beta^k (1 - \beta)^{N-k},$$

причем среднее число «выбросов» равно $N\beta$, где $N = n^2$ — общее число точек изображения.

Однако основным показателем для практических алгоритмов является не число точек, превысивших порог, а число связанных областей, образующихся при сравнении изображения с пороговым уровнем. Такие области можно выделить, учитывая, что число односвязных объектов равно разности между количествами конфигураций точек изображения типа A и B (рис. 1) ($u < L < v$). Конфигурация A отмечает все левые локальные минимумы, а конфигурация B — все левые локальные максимумы нижней границы объекта. Известно [4], что разность числа минимумов и максимумов нижней границы объектов и определяет их число.

Вероятности конфигураций A и B соответственно равны

$$P_A = \int_{-\infty}^L \int_{-\infty}^L \int_{-\infty}^{\infty} f(x_1, x_2, x_3) dx_1 dx_2 dx_3, \quad P_B = \int_{-\infty}^L \int_{L}^{\infty} \int_{L}^{\infty} f(x_1, x_2, x_3) dx_1 dx_2 dx_3.$$

В предположении некоррелированности $P_A = (1 - \beta)^2 \beta$, $P_B = (1 - \beta) \beta^2$. Здесь невозможно подсчитать распределение числа объектов, что определяется зависимостью событий A и B

как друг от друга, так и от их координат. При $\beta \ll 1$ справедливо следующее соотношение для среднего числа ложных объектов:

$$\begin{aligned} \bar{n}_{\text{ло}} &= (P_A - P_B)N = \\ &= \beta(1 - \beta)(1 - 2\beta)N. \end{aligned}$$

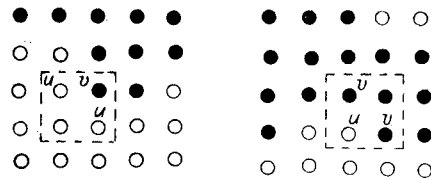


Рис. 1. Конфигурации точек изображения типа A и B :

○ — точки, имеющие уровень плотности $u < L$;
● — точки с уровнем плотности $v > L$

Для коррелированных шумов вероятности событий A и B соответственно равны:

$$P_A = \frac{1}{(2\pi)^{3/2}} \frac{1}{|K_{V(A)}|} \int_{-\infty}^L \int_{-\infty}^L \int_{-\infty}^{\infty} \exp \left\{ -\frac{1}{2} X_A^T K_{V(A)}^{-1} X_A \right\} dX_A;$$

$$P_B = \frac{1}{(2\pi)^{3/2}} \frac{1}{|K_{V(B)}|} \int_{-\infty}^L \int_{-\infty}^L \int_{-\infty}^{\infty} \exp \left\{ -\frac{1}{2} X_B^T K_{V(B)}^{-1} X_B \right\} dX_B.$$

Здесь корреляционные матрицы $K_{V(A)}$ и $K_{V(B)}$ имеют вид

$$K_{V(A)} = \begin{bmatrix} \sigma^2 & r_{1,-1} & r_{1,0} \\ r_{1,-1} & \sigma^2 & r_{0,1} \\ r_{1,0} & r_{0,1} & \sigma^2 \end{bmatrix}, \quad K_{V(B)} = \begin{bmatrix} \sigma^2 & r_{1,0} & r_{0,1} \\ r_{1,0} & \sigma^2 & r_{1,-1} \\ r_{0,1} & r_{1,-1} & \sigma^2 \end{bmatrix},$$

а r_{ij} — корреляции элементов, отстоящих друг от друга на i и j точек. Среднее число ложных объектов, превышающих порог, в последнем случае также равно $\bar{n}_{\text{ло}} = (P_A - P_B)N$.

Таким образом, рассчитывая зависимости от порогового уровня вероятности пропуска и среднего числа ложных объектов, можно либо при выбранном пороге найти эти значения, либо, задавая значения, определить порог.

Реализация. В рамках принятой инвариантной структуры изображений (случайное поле на двумерном торе) корреляционные матрицы (K_{11} , K_{12} , K_{22} , K_W) являются блочно-циркулянтными и приводятся к диагональному виду одновременно одной и той же унитарной матрицей $\Psi = \Phi \otimes \Phi$, где элементы

$$\Phi_{pk} = \left\{ \frac{1}{\sqrt{n}} e^{i \frac{2\pi}{n} pk} \right\}, \quad p, k = \overline{0, n-1}, \quad \Phi\Phi^* = I_n.$$

В частности,

$$K_{11} = \Psi D_{11} \Psi^*,$$

$$\text{где } (D_{11})_{jj} = \Psi^* \sum_{l,m} (K_{11})_{lm} (A_l \otimes A_m) \Psi = \sigma_j^2 (D_j)_{jj} + \sigma_{\xi}^2 I_{(n^2 \times n^2)},$$

$$j = np + q, \quad K_W = \Psi D_W \Psi^* = \Psi [D_{11} - 2DD_{12} + DD_{22}D] \Psi^*$$

и $K_W^{-1} = \Psi D_W^{-1} \Psi^*$, матрица $\sigma_j^2 (D_j)$ диагональная, составленная из компонентов энергетического спектра изображения фоновой составляющей. В данном варианте представления нетрудно показать, что $(nk + l, nm + t)$ — элемент матрицы

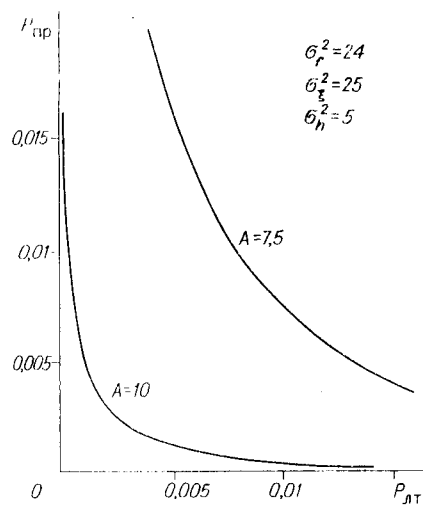
$$K_V = I_{\omega}^T \Psi D_G D_W^{-1} D_G^* \Psi^* I_{\omega} = I_{\omega}^T \Psi D_V \Psi^* I_{\omega} -$$

будет иметь вид

$$(K_V)_{nk+l, nm+t} = \sum_{p,q=0}^{n-1} (D_V)_{jj} e^{i \frac{2\pi}{n} (p(m-k)+q(t-l))}, \quad j = np + q.$$

Аналогично вычисляется и вектор M . Следовательно, оценивая параметры фона и шумов (σ_j^2 , σ_{ξ}^2 , σ_n^2) и зная форму объектов, можно непосредственно вычислить рабочие характеристики обнаружителя. В частности, на рис. 2 приведен график вероятности пропуска в зависимости от частоты ложных тревог для объектов и фона, представленных на рис. 3.

Компенсация фоновой составляющей позволяет в значительной степени улучшить характеристики обнаружителя. Для получения сравнительных численных значений проводилось имитационное моделирование. Целью экспериментов являлось определение амплитуды объектов a_0 , выявляемых с заданными вероятностями обнаружения ($P_{\text{об}} = 0,9$) и



Номер эксперимента	Изображение	СКО фона	Амплитуда обнаруживаемых объектов	
			до фильтрации	после фильтрации
1	$[X_1]$	15,97	1,56	1,08
	$[\hat{W}_1]$	5,16	0,47	0,41
2	$[X_2]$	12,46	1,1	0,64
	$[\hat{W}_2]$	3,86	0,38	0,31
3	$[X_3]$	12,10	1,17	0,72
	$[\hat{W}_3]$	4,15	0,4	0,32

Рис. 2. Рабочая характеристика обнаружителя гауссовых объектов с амплитудой A

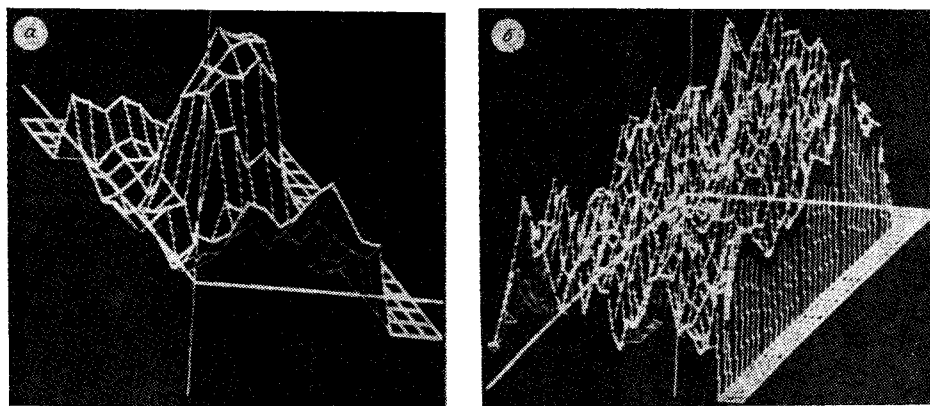


Рис. 3. Графические изображения объекта (а) и фона (б)

ложных тревог $P_{лт} = 0,0025$ (соответствует 160 ложным объектам на растре из 64 000 точек). В таблице приведены искомые амплитуды объектов и значения среднеквадратичных отклонений двумерных сигналов изображений $[X]$ и $[\hat{W}]$ до и после обработки их согласованным фильтром.

ЛИТЕРАТУРА

1. Ван Трие Г. Теория обнаружения, оценок и модуляции.— М.: Сов. радио, 1972.— Т. 1.
2. Перетягин Г. И. Представление изображений гауссовыми случайными полями // Автометрия.— 1984.— № 6.
3. Леман Е. Проверка статистических гипотез.— М.: Наука, 1964.
4. Свешников А. А. Прикладные методы теории случайных функций.— М.: Наука, 1968.

Поступила в редакцию 27 октября 1987 г.