

АНАЛИЗ И СИНТЕЗ СИГНАЛОВ И ИЗОБРАЖЕНИЙ

УДК 621.391

СИНТЕЗ ГРАДИЕНТНЫХ АЛГОРИТМОВ С МИНИМАЛЬНОЙ СИСТЕМАТИЧЕСКОЙ ОШИБКОЙ ОЦЕНИВАНИЯ ПОЛЯ НАПРАВЛЕНИЙ

И. С. Грузман, В. Б. Карпушин

*Государственное образовательное учреждение высшего профессионального образования
«Новосибирский государственный технический университет»,
630092, г. Новосибирск, просп. К. Маркса, 20
E-mail: isguzman@gmail.com*

Предложен способ построения помехоустойчивых масочных дифференцирующих фильтров, минимизирующих уровень систематических ошибок оценивания поля направлений градиентным алгоритмом. Методом компьютерного моделирования проведен сравнительный анализ точности градиентных алгоритмов. Показано, что снижение уровня систематической ошибки приводит к значительному повышению точности алгоритма оценивания поля направлений.

Ключевые слова: поле направлений, градиентный алгоритм, масочный дифференцирующий фильтр.

Введение. Поле направлений (ПН), представляющее собой поле углов преимущественного направления линий в локальной окрестности точки анизотропных изображений, широко используется для анализа локальных характеристик текстур цифровых изображений. В литературе описано много подходов к оценке ПН [1–4]. Среди них наиболее распространенным, достаточно простым и эффективным является градиентный алгоритм, предложенный в [5]. Он успешно применяется в автоматических системах распознавания отпечатков пальцев [2, 3], для восстановления и улучшения визуального качества анизотропных изображений [6, 7], определения доминирующего направления текстур [8, 9], анализа изображений слоистых структур земной коры [10]. В [11–13] алгоритм на основе спектральных моментов, являющийся реализацией градиентного алгоритма в частотной области [12], использовался для сегментации изображений следов, оставленных различными инструментами, холодным или огнестрельным оружием [11], а также для коррекции геометрических искажений [13].

Точность оценки ПН зависит от способа вычисления градиентов изображений, заданных на дискретной решетке. Обычно в градиентных алгоритмах в качестве дифференциатора используется оператор Собела [2, 4], обеспечивающий высокую помехоустойчивость. В [14] показано, что при малом отношении сигнал/шум точность градиентного алгоритма на основе оператора Собела в несколько раз выше, чем градиентного алгоритма с идеальным дифференциатором. Напротив, при большом отношении сигнал/шум максимальной точностью обладает градиентный алгоритм с идеальным дифференциатором. Это объясняется тем, что применение помехоустойчивых масочных дифференцирующих фильтров (МДФ), частным случаем которых является оператор Собела, приводит к увеличению уровня систематических ошибок (СО) алгоритмов оценивания ПН [14] в несколько раз по сравнению с идеальным дифференциатором. При увеличении отношения сигнал/шум СО становятся основным фактором, ограничивающим точность оценки ПН. Кроме того, в

отличие от флуктуационной составляющей ошибки оценивания ПН систематическое смещение оценки невозможно уменьшить путем увеличения размеров сглаживающего окна при вычислении корреляционной матрицы градиентов [2, 4].

Целью данной работы является создание помехоустойчивых МДФ, минимизирующих уровень СО оценивания ПН градиентным алгоритмом.

Градиентный алгоритм оценивания ПН. Направление вектора градиента

$$\nabla\lambda(x, y) = \begin{bmatrix} \partial\lambda(x, y)/\partial x \\ \partial\lambda(x, y)/\partial y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} G_x(x, y) \\ G_y(x, y) \end{bmatrix} \quad (1)$$

двумерной функции яркости изображения $\lambda(x, y)$ совпадает с направлением максимальной скорости изменения $\lambda(x, y)$ в точке (x, y) .

Оценка ПН дискретного изображения $\Lambda = \{\lambda(i_1, i_2), i_1 = \overline{1, N}, i_2 = \overline{1, N}\}$, заданного на квадратной сетке в плоскости переменных (x, y) , имеет вид [2–4]

$$\alpha^*(i_1, i_2) = 0,5 \operatorname{arctg} \frac{2g_{xy}(i_1, i_2)}{g_{yy}(i_1, i_2) - g_{xx}(i_1, i_2)}, \quad (2)$$

где

$$g_{xx}(i_1, i_2) = \frac{1}{(2W+1)^2} \sum_{j_1=-W}^W \sum_{j_2=-W}^W \tilde{G}_x^2(i_1 + j_1, i_2 + j_2); \quad (3)$$

$$g_{yy}(i_1, i_2) = \frac{1}{(2W+1)^2} \sum_{j_1=-W}^W \sum_{j_2=-W}^W \tilde{G}_y^2(i_1 + j_1, i_2 + j_2); \quad (4)$$

$$g_{xy}(i_1, i_2) = \frac{1}{(2W+1)^2} \sum_{j_1=-W}^W \sum_{j_2=-W}^W \tilde{G}_x(i_1 + j_1, i_2 + j_2) \tilde{G}_y(i_1 + j_1, i_2 + j_2); \quad (5)$$

$\tilde{G}_x(\cdot)$, $\tilde{G}_y(\cdot)$ — компоненты вектора (1), вычисленные для дискретного изображения Λ размером $N \times N$ элементов. Здесь и далее по аналогии с обозначениями, принятыми в [1], координатные оси x и y направлены соответственно вдоль столбцов и строк дискретного изображения Λ .

Усреднение в (3)–(5) выполняется в окне размером $(2W+1) \times (2W+1)$ элементов. Качество оценки ПН (2) зависит от способа вычисления частных производных $\tilde{G}_x(\cdot)$ и $\tilde{G}_y(\cdot)$. Далее будем полагать, что анализируемый фрагмент изображения является реализацией анизотропного стационарного в широком смысле поля с корреляционной функцией (КФ)

$$K_\lambda(i_1, i_2; \alpha) = M[\lambda(j_1, j_2)\lambda(j_1 + i_1, j_2 + i_2)], \quad (6)$$

где $M[\cdot]$ — математическое ожидание, вычисленное путем усреднения по ансамблю; параметр α — истинное значение ПН.

Систематическая ошибка оценки ПН. Оценка $\alpha^*(i_1, i_2)$ — случайная величина, поскольку из-за ограниченных размеров окна усреднения случайными являются величины $g_{xx}(i_1, i_2)$, $g_{yy}(i_1, i_2)$ и $g_{xy}(i_1, i_2)$, дисперсия которых тем меньше, чем больше W . Систематическая ошибка (смещение) оценки ПН стационарного изображения, которая в общем случае зависит от величины оцениваемого параметра, имеет вид

$$\delta(\alpha) = \alpha - \overline{\alpha^*}, \quad (7)$$

где $\overline{\alpha^*} = M[\alpha^*(i_1, i_2)]$ — математическое ожидание оценки (2). Для вычисления $\overline{\alpha^*}$ необходимо усреднить оценку $\alpha^*(i_1, i_2)$ по ансамблю. Однако из-за нелинейного характера (2) аналитически выполнить усреднение по множеству реализаций не удастся. Поэтому, чтобы найти СО оценки ПН, будем использовать приближенное выражение для математического ожидания оценки (2):

$$\overline{\alpha^*} \approx 0,5 \operatorname{arctg} \frac{2\bar{g}_{xy}}{\bar{g}_{yy} - \bar{g}_{xx}}, \quad (8)$$

где

$$\bar{g}_{xx} = M[g_{xx}(i_1, i_2)] = M[\tilde{G}_x^2(i_1, i_2)]; \quad (9)$$

$$\bar{g}_{yy} = M[g_{yy}(i_1, i_2)] = M[\tilde{G}_y^2(i_1, i_2)]; \quad (10)$$

$$\bar{g}_{xy} = M[g_{xy}(i_1, i_2)] = M[\tilde{G}_x(i_1, i_2)\tilde{G}_y(i_1, i_2)]. \quad (11)$$

Из-за ограниченных размеров окна усреднения W средний квадрат СО, рассчитанный с помощью приближенной формулы (8), будет являться границей снизу истинного значения среднего квадрата СО оценки ПН [14]. Погрешность вычисления СО будет тем меньше, чем больше размер окна усреднения W . В [14] методом компьютерного моделирования показано, что для окон W , размеры которых превышают 15×15 элементов, смещение оценки ПН практически совпадает с $\overline{\alpha^*}$, рассчитанным по приближенной формуле (8).

Частные производные $\tilde{G}_x(\cdot)$ и $\tilde{G}_y(\cdot)$, вычисленные с помощью МДФ, запишем как

$$\tilde{G}_x(i_1, i_2) = \sum_{j_1 = -W_\partial}^{W_\partial} \sum_{j_2 = -W_\partial}^{W_\partial} h_x(j_1, j_2)\lambda(i_1 - j_1, i_2 - j_2), \quad (12)$$

$$\tilde{G}_y(i_1, i_2) = \sum_{j_1 = -W_\partial}^{W_\partial} \sum_{j_2 = -W_\partial}^{W_\partial} h_y(j_1, j_2)\lambda(i_1 - j_1, i_2 - j_2), \quad (13)$$

где h_x ,

$$h_y = h_x^T \quad (14)$$

— ядра МДФ размером $(2W_\partial + 1) \times (2W_\partial + 1)$ элементов, T — символ транспонирования. При дифференцировании по x ядро МДФ h_x должно быть нечетным:

$$h_x(j_1, j_2) = -h_x(-j_1, j_2), \quad j_1 = \overline{-W_\partial, -1}, \quad j_2 = \overline{-W_\partial, W_\partial}, \quad (15)$$

$$h_x(0, j_2) = 0, \quad j_2 = \overline{-W_\partial, W_\partial}. \quad (16)$$

Для обеспечения помехоустойчивости ядро h_x должно быть четным относительно направления, перпендикулярного направлению x :

$$h_x(j_1, j_2) = h_x(j_1, -j_2), \quad j_1 = \overline{-W_\partial, W_\partial}, \quad j_2 = \overline{-W_\partial, -1}. \quad (17)$$

Например, ядра оператора Собела размером 3×3 элемента имеют вид [1]

$$h_{x,S} = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{bmatrix}; \quad h_{y,S} = h_{x,S}^T = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 2 & 0 & -2 \\ 1 & 0 & -1 \end{bmatrix}. \quad (18)$$

Подставив (12), (13) в (9)–(11), выполнив усреднение и учитывая (14), получим

$$\bar{g}_{xx} = \sum_{j_1=-W_\partial}^{W_\partial} \sum_{j_2=-W_\partial}^{W_\partial} \sum_{k_1=-W_\partial}^{W_\partial} \sum_{k_2=-W_\partial}^{W_\partial} h_x(j_1, j_2) h_x(k_1, k_2) K_\lambda(j_1 - k_1, j_2 - k_2; \alpha), \quad (19)$$

$$\bar{g}_{yy} = \sum_{j_1=-W_\partial}^{W_\partial} \sum_{j_2=-W_\partial}^{W_\partial} \sum_{k_1=-W_\partial}^{W_\partial} \sum_{k_2=-W_\partial}^{W_\partial} h_x^T(j_1, j_2) h_x^T(k_1, k_2) K_\lambda(j_1 - k_1, j_2 - k_2; \alpha), \quad (20)$$

$$\bar{g}_{xy} = \sum_{j_1=-W_\partial}^{W_\partial} \sum_{j_2=-W_\partial}^{W_\partial} \sum_{k_1=-W_\partial}^{W_\partial} \sum_{k_2=-W_\partial}^{W_\partial} h_x(j_1, j_2) h_x^T(k_1, k_2) K_\lambda(j_1 - k_1, j_2 - k_2; \alpha). \quad (21)$$

Оптимальные значения ядер МДФ определим путем минимизации среднего значения квадрата СО (7):

$$\Delta = M[\delta^2(\alpha)] = \frac{1}{\pi} \int_{-\pi/2}^{\pi/2} (\alpha - \bar{\alpha}^*)^2 d\alpha = \min_{h_x}.$$

Здесь учтено, что область значений ПН равна $[-\pi/2, \pi/2)$ и все направления ПН равновероятны [1]. При использовании численных методов оптимизации

$$\Delta = \frac{1}{L} \sum_{l=0}^{L-1} (\alpha_l - \bar{\alpha}^*)^2 = \min_{h_x}, \quad (22)$$

где L — число интервалов, на которые разбивается область значений ПН; $\alpha_l = \pi(l/L - 0,5)$.

Из формул (19)–(21) следует: чтобы найти оптимальные МДФ, удовлетворяющие критерию (22), необходимо задать КФ $K_\lambda(i_1, i_2; \alpha)$ с точностью до оцениваемого параметра α при $i_1 = \overline{-2W_\partial, 2W_\partial}$, $i_2 = \overline{-2W_\partial, 2W_\partial}$.

Определение оптимальных значений ядер МДФ. В качестве примера рассмотрим синтез МДФ для анизотропных изображений со следующими типовыми КФ [15, 16]:

$$K_\lambda(x, y; \alpha) = \exp \left(- \frac{(x \cos \alpha - y \sin \alpha)^2}{4\beta_1} - \frac{(x \sin \alpha + y \cos \alpha)^2}{4\beta_2} \right), \quad (23)$$

$$K_\lambda(x, y; \alpha) = \left(1 + \frac{|x \cos \alpha - y \sin \alpha|}{2\sqrt{\beta_1}} \right) \left(1 + \frac{|x \sin \alpha + y \cos \alpha|}{2\sqrt{\beta_2}} \right) \times \\ \times \exp \left(- \frac{|x \cos \alpha - y \sin \alpha|}{2\sqrt{\beta_1}} - \frac{|x \sin \alpha + y \cos \alpha|}{2\sqrt{\beta_2}} \right), \quad (24)$$

$$K_\lambda(x, y; \alpha) = \exp \left(- \sqrt{\frac{(x \cos \alpha - y \sin \alpha)^2}{4\beta_1} + \frac{(x \sin \alpha + y \cos \alpha)^2}{4\beta_2}} \right), \quad (25)$$

где параметры β_i , $i = 1, 2$, определяют интервалы корреляции одномерных сечений изображений вдоль осей x и y при $\alpha = 0$, которые равны $\tau_i = \sqrt{\pi\beta_i}$, $\tau_i = 4\sqrt{\beta_i}$ и $\tau_i = 2\sqrt{\beta_i}$, $i = \overline{1, 2}$, для КФ (23)–(25) соответственно. Шаг дискретизации по x и y принят равным единице.

Поскольку умножение ядер МДФ на константу не приводит к изменению величины оценки (2), то при размере 3×3 элемента они с учетом условий (14)–(17) содержат только один линейно независимый коэффициент. Пусть $h_x(-1, 0) = 1$, тогда минимизируем Δ по $h_x(-1, -1) = a$. Остальные элементы h_x и h_y определяются из условий (14)–(17):

$$h_{x,1} = \begin{bmatrix} a & 1 & a \\ 0 & 0 & 0 \\ -a & -1 & -a \end{bmatrix}; \quad h_{y,1} = h_{x,1}^T = \begin{bmatrix} a & 0 & -a \\ 1 & 0 & -1 \\ a & 0 & -a \end{bmatrix}. \quad (26)$$

Добавим еще один линейно независимый элемент. Для этого увеличим размеры МДФ. Например, для МДФ с размерами ядер 5×5 элементов

$$h_{x,2} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & c & 0 & 0 \\ 0 & b & 1 & b & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -b & -1 & -b & 0 \\ 0 & 0 & -c & 0 & 0 \end{bmatrix}; \quad h_{y,2} = h_{x,2}^T = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & b & 0 & -b & 0 \\ c & 1 & 0 & -1 & -c \\ 0 & b & 0 & -b & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}. \quad (27)$$

Здесь остальные три линейно независимых коэффициента равны нулю.

В табл. 1 и 2 приведены оптимальные значения коэффициентов МДФ, удовлетворяющие критерию (22), с размерами ядер 3×3 элемента для анизотропных изображений Λ с КФ (23)–(25) и 5×5 элементов для анизотропных изображений Λ с КФ (23) для различных значений интервалов корреляции τ_1 и τ_2 . В табл. 1 оптимальные коэффициенты вычислялись при фиксированном значении интервала корреляции $\tau_1 = 2$, а в табл. 2 интервалы корреляции τ_1 и τ_2 изменялись так, чтобы параметр $k = \tau_2/\tau_1$, определяющий степень анизотропности поля Λ , был постоянным и равнялся 20.

Из приведенных в таблицах данных следует, что оптимальные коэффициенты МДФ слабо зависят от корреляционных свойств анизотропного поля, т. е. на практике можно использовать квазиоптимальные МДФ с постоянными коэффициентами при изменении

Таблица 1

Интервал корреляции τ_2	Коэффициенты МДФ				
	КФ (23)			КФ (24)	КФ (25)
	a	b	c	a	a
20	0,27207	0,22933	-0,02539	0,28449	0,27344
30	0,27191	0,22916	-0,02538	0,28419	0,27189
40	0,27186	0,22909	-0,02538	0,28408	0,27109
50	0,27184	0,22906	-0,02537	0,28403	0,27062
60	0,27182	0,22905	-0,02537	0,28400	0,27033

Таблица 2

Интервал корреляции τ_2	Коэффициенты МДФ				
	КФ (23)			КФ (24)	КФ (25)
	a	b	c	a	a
40	0,27186	0,22909	-0,02538	0,28408	0,27109
50	0,26464	0,21714	-0,02501	0,28231	0,27133
60	0,26041	0,21518	-0,02455	0,28071	0,27144
70	0,25776	0,21398	-0,02328	0,27936	0,27151
80	0,25599	0,21390	-0,02197	0,27824	0,27155

интервалов корреляции в широких пределах. При изменении размеров ядер происходит перераспределение значений коэффициентов, однако дополнительный коэффициент c для КФ (23) на порядок меньше коэффициента b . Как показали экспериментальные исследования градиентного алгоритма, увеличение размеров ядер МДФ приводит к незначительному повышению точности оценки ПН.

Скорость обработки изображений существенно возрастает, если вычисления выполняются в целочисленной арифметике. Квазиоптимальные МДФ, ядра которых содержат целочисленные коэффициенты, можно получить путем умножения значений коэффициентов оптимальных ядер на четыре и округления их до ближайшего целого:

$$h_{x,q} = \begin{bmatrix} 1 & 4 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -4 & -1 \end{bmatrix}; \quad h_{y,q} = h_{x,q}^T = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 4 & 0 & -4 \\ 1 & 0 & -1 \end{bmatrix}. \quad (28)$$

Очевидно, что полученные МДФ отличаются от традиционно используемого в градиентных алгоритмах оператора Собела (18).

Экспериментальные исследования алгоритмов оценивания ПН проводились для изображений с КФ (23). На рис. 1 приведены зависимости СО δ от угла ПН α при использовании оператора Собела (сплошная линия), МДФ с оптимальными (штриховая линия) и квазиоптимальными (пунктирная линия) ядрами размером 3×3 элемента при $\tau_1 = 2$, $\tau_2 = 40$, $W = 7$. Точками обозначены результаты экспериментальных исследований, полученные методом компьютерного моделирования по тестовым изображениям с КФ (23). Для каждого значения α генерировались статистически независимые тестовые изображения размером 2500×2500 элементов.

В табл. 3 приведены значения Δ для различных МДФ. Очевидно, что использование квазиоптимальных МДФ существенно уменьшает уровень СО, а оптимальные МДФ

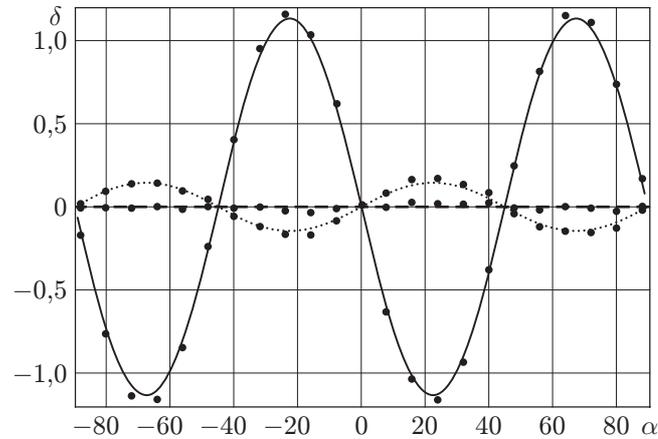


Рис. 1

практически полностью их компенсируют. Как было отмечено выше, значения Δ , рассчитанные по формуле (22), являются границей снизу для Δ , полученных в результате компьютерного моделирования. Здесь и далее углы ПН оценивались в градусах.

Чтобы определить, как снижение уровня СО влияет на точность оценки ПН, был проведен сравнительный анализ алгоритмов оценивания ПН методом компьютерного моделирования. Точность оценки ПН вычислялась по формуле

$$\varepsilon^2 = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \left(\frac{1}{N^2} \sum_{i_1=1}^N \sum_{i_2=1}^N (\alpha_m - \alpha^*(i_1, i_2))^2 \right),$$

где $M = 100$ — число тестовых изображений с КФ (23). В пределах одного тестового изображения размером 200×200 элементов ПН было постоянным (равнялось α_m) и менялось случайным образом от изображения к изображению в диапазоне $[-90^\circ, 90^\circ]$.

На рис. 2 и 3 приведены зависимости точности оценки ПН ε^2 для градиентных алгоритмов со следующими дифференциаторами: идеальный дифференциатор, реализованный с помощью быстрого преобразования Фурье (сплошная линия с квадратными маркерами); оператор Собела (18) (сплошная линия с круглыми маркерами); квазиоптимальные МДФ (28) (сплошная линия без маркеров); оптимальные МДФ размером 3×3 элемента (26) (штриховая линия); оптимальные МДФ размером 5×5 элементов (27) (пунктирная линия). Зависимости ε^2 от параметра $k = \tau_2/\tau_1$ при $\tau_1 = 2$, $W = 7$, $q^2 = 60$, где $q^2 = \sigma_\lambda^2/\sigma_\eta^2$ — отношение сигнал/шум, σ_λ^2 — дисперсия анизотропных тестовых изображений, которые искажались аддитивным дискретным белым шумом с дисперсией σ_η^2 , показаны на рис. 2. Чем больше k отличается от единицы, тем сильнее выражена анизотропность изображе-

Таблица 3

МДФ	Δ	
	рассчитанные по формуле (22)	результаты компьютерного моделирования
Оператор Собела (18)	0,64747	0,67701
Квазиоптимальные (28)	0,010505	0,013186
Оптимальные (26)	$2,0888 \cdot 10^{-6}$	$2,5261 \cdot 10^{-4}$

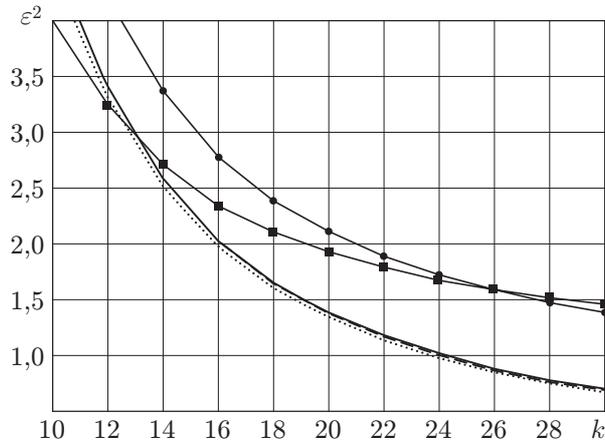


Рис. 2

ния. Зависимости ε^2 от отношения сигнал/шум при $\tau_1 = 2$, $\tau_2 = 40$, $W = 7$ представлены на рис. 3 (обозначения, как на рис. 2).

Из приведенных данных следует, что во всех рассмотренных случаях градиентный алгоритм с оптимальными МДФ в смысле принятого критерия (22) примерно в 1,5 раза точнее алгоритма с оператором Собела. Алгоритм с идеальным дифференциатором обладает низкой помехоустойчивостью и проигрывает по точности алгоритму с оптимальными МДФ при $q^2 < 80$.

Изображение микрорельефа царапин, оставленных инструментом на пластине, показано на рис. 4 (сплошная линия — доминирующее направление текстуры, определенное градиентным алгоритмом с квазиоптимальными МДФ (28), штриховая — градиентным алгоритмом с оператором Собела). Подобные изображения используются при проведении трасологической экспертизы с целью идентификации инструментов. Вероятность правильного принятия решения при автоматической идентификации зависит от точности оценки ПН, которая используется для коррекции геометрических искажений [13].

Оценка доминирующего направления выполнялась следующим образом. Сначала для каждой точки изображения вычислялись локальные оценки ПН с помощью градиентного алгоритма при $W = 7$. Далее строилась гистограмма для локальных оценок ПН. В качестве оценки доминирующего направления выбиралось значение ПН, для которого гистограмма достигает максимума. Полученные оценки ПН с помощью МДФ (28) и оператора

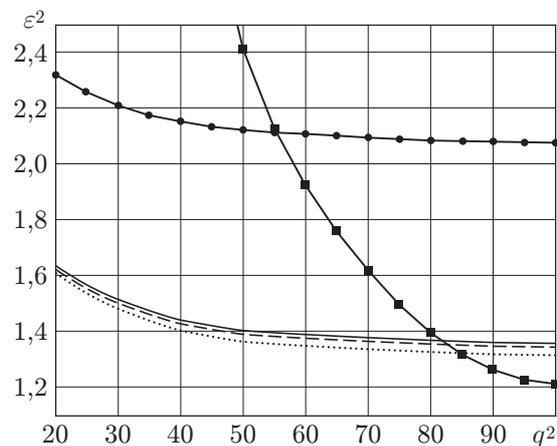


Рис. 3

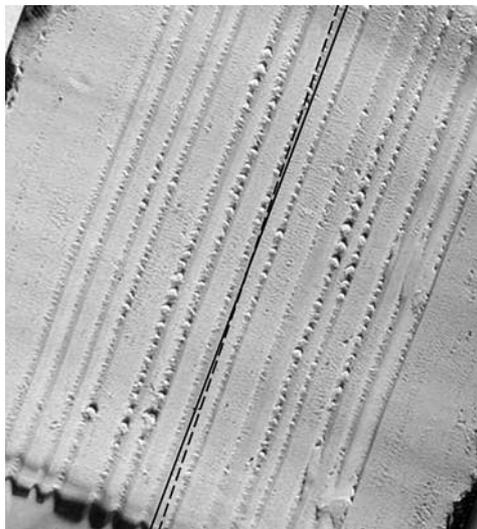


Рис. 4

Собела отличаются примерно на $1,75^\circ$. Из рис. 4 следует, что градиентный алгоритм с МДФ (28) точнее определил доминирующее направление.

Заключение. В данной работе предложен способ построения МДФ, основанный на минимизации СО градиентных алгоритмов оценивания ПН. Градиентные алгоритмы, использующие МДФ, синтезированные в соответствии с предложенным подходом, всегда будут обладать меньшей СО, чем градиентные алгоритмы с применением оператора Собела, так как они являются оптимальными в смысле принятого критерия (22). Для вычисления оптимальных МДФ должна быть задана КФ анизотропных изображений с точностью до оцениваемого параметра. Однако результаты синтеза МДФ показали, что значения оптимальных и квазиоптимальных целочисленных коэффициентов МДФ слабо зависят от вида КФ и ее параметров. Следовательно, коэффициенты МДФ можно не изменять при изменении интервалов корреляции τ_i , $i = \overline{1, 2}$, реальных анизотропных изображений в широких пределах.

Результаты экспериментальных исследований показали, что применение оптимальных МДФ, удовлетворяющих критерию (22), обеспечивает повышение точности градиентных алгоритмов оценивания ПН за счет снижения уровня СО. Среднеквадратическая ошибка оценивания для градиентных алгоритмов с оптимальными МДФ в 1,5 раза меньше, чем для алгоритмов с традиционно используемым оператором Собела.

Округление коэффициентов оптимальных МДФ до ближайших целых чисел, обеспечивающее основной объем вычислений в целочисленной арифметике, ухудшает точность оценки ПН лишь на несколько процентов. Градиентный алгоритм с квазиоптимальными МДФ (28) обладает лучшими точностными характеристиками по сравнению с оператором Собела при одних и тех же вычислительных затратах, поэтому его целесообразно использовать для анализа изображений при проведении дактилоскопической и трасологической экспертиз.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. **Методы** компьютерной обработки изображений /Под ред. В. А. Сойфера. М.: ФИЗМАТЛИТ, 2003. 784 с.
2. **Handbook** of Image and Video Processing /Ed. A. C. Bovik. Toronto: Academic Press, 2000. 974 p.

3. **Maltoni D., Maio D., Jain A. K., Prabhakar S.** Handbook of Fingerprint Recognition. N. Y.: Springer-Verlag, 2003. 408 p.
4. **Computer** Vision and Applications. A Guide for Students and Practitioners /Ed. B. Jähne, H. Haussecker. N. Y.: Academic Press, 2000. 679 p.
5. **Kass M., Witkin A. P.** Analyzing oriented patterns // Comput. Vision, Graphics and Image Process. 1987. **37**, N 3. P. 362–385.
6. **Yang G.-Z., Burger P., Firmin D. N., Underwood S. R.** Structure adaptive anisotropic image filtering // Image and Vision Comput. Journ. 1996. **14**, N 2. P. 135–145.
7. **Wang H.-C., Chen Y.-Q.-A., Fang T. et al.** Gradient adaptive image restoration and enhancement // Proc. of the IEEE Intern. Conf. on Image Processing. Atlanta, USA, 2006. P. 2893–2896.
8. **Rao A. R.** A Taxonomy for Texture Description and Identification. N. Y.: Springer-Verlag, 1990. 195 p.
9. **Chetverikov D., Hanbury A.** Finding defects in texture using regularity and local orientation // Pattern Recogn. 2002. **35**, N 10. P. 2165–2180.
10. **Van Vliet L. J., Verbeek P. W.** Estimators for orientation and anisotropy in digitized images // Proc. of the first Conference of the Advanced School for Computing and Imaging (ASCI'95). Heijen, the Netherlands, 1995. P. 442–450.
11. **Грузман И. С., Новиков К. В.** Быстрый алгоритм сегментации анизотропных изображений на основе локальных спектральных моментов // Изв. вузов России. Сер. Радиоэлектроника. 2005. № 3. С. 50–56.
12. **Грузман И. С., Новиков К. В.** Сегментация анизотропных изображений на основе локальных спектральных моментов // Автометрия. 2004. **40**, № 4. С. 26–32.
13. **Грузман И. С., Карпушин В. Б.** Использование поля направлений для оценки параметров геометрических искажений // Автометрия. 2008. **44**, № 5. С. 3–11.
14. **Грузман И. С., Карпушин В. Б.** Анализ систематических ошибок алгоритма построения поля направлений на основе спектральных моментов // Доклады АН ВШ РФ. 2008. № 1. С. 73–82.
15. **Ярлыков М. С., Миронов М. А.** Марковская теория оценивания случайных процессов. М.: Радио и связь, 1993. 464 с.
16. **Pratt W. K.** Digital Image Processing. N. Y.: Wiley-Interscience, 2007. 807 p.

Поступила в редакцию 13 июля 2009 г.
