# Скоростная обработка изображения отпечатка пальца

В. Ю. Гудков[1], М. В. Боков[2]

[1] *Миасский филиал Челябинского государственного университета*, Россия, 454021 Челябинск, ул. Братьев Кашириных, 129
[2] *ЗАО «Сонда Технолоджи»*, Россия, 456318 Челябинская область, Миасс, Луначарского, 4

В статье предлагается способ распознавания частных признаков на изображении отпечатка пальца с жесткими ограничениями на время обработки. Частные признаки сохраняются в шаблоне изображения. По шаблонам выполняется идентификация изображений.

## Введение

Исследования в области биометрии начались более 100 лет назад с разработки методов сравнения отпечатков пальцев. С развитием вычислительной техники появилась возможность учета лиц в электронных системах, обеспечивающих контроль преступности и терроризма. Функционирование электронных систем подобно деятельности эксперта-криминалиста и опирается на модель дактилоскопического изображения (ДИ) в виде *частных признаков* и отношений между ними [9]. Среди электронных систем наиболее известны системы криминального и гражданского назначения. Если для первых систем основным показателем эффективности работы служит величина ошибки идентификации подозреваемого лица, то для вторых, наравне с величиной ошибки аутентификации пользователя, не менее важна и производительность системы [7]. Это оказывает сильное влияние на выбор методов обработки ДИ, например в системах контроля и управления доступом к объекту.

**Рис. 1.** Изображение

На рис. 1 на узоре левой петли [9] выделены частные признаки в виде окончания и разветвления, распознавание которых простыми методами неэффективно [2]. Поэтому скоростная обработка ДИ реализуется в виде последовательности методов измерения, анализа и синтеза параметров изображения, настройка или обучение которых минимизирует влияние дефектов [2, 8]. Тем не менее, жесткие ограничения по времени сужают класс ДИ, пригодных для обработки, преимущественно до изображений среднего качества и выше.

## 1. Постановка задачи

Обычно для упрощения задачи распознавания частных признаков выполняются этапы предварительной обработки и повышения качества ДИ. Для этого оно представляется в прямоугольной области $G$ мощностью $|G| = x_0 y_0$ в виде

$$F = \{ f(x,y) \in 0..2^b - 1 \mid (x,y) \in X \times Y \},$$

где $b$ — глубина изображения; $X = \{0,1,\ldots,x_0 - 1\}$ и $Y = \{0,1,\ldots y_0 - 1\}$.

Обработка изображения структурно представляется в форме пирамиды $\Re$ взаимосвязанных иерархий [1, 2, 6], для которых сегментация изображения производится для любого слоя произвольной иерархии. Например, $l$-й слой $k$-й иерархии $F_k^{(l)}$ разбивается на $x_h y_h$ квадратных сегментов $S_{hk}^{(l)}(x,y)$ с длиной стороны $2^{h-k}$ и вершинами $(x,y) \in X_h \times Y_h$, где $k < h$ и $h$ — номер иерархии; $X_h = \{0,1,\ldots,x_h - 1\}$ и $Y_h = \{0,1,\ldots,y_h - 1\}$.

Доступ к каждой точке сегмента $S_{hk}(x,y)$ записывается в координатах $(u,v) \in \overline{X}_{hk} \times \overline{Y}_{hk}$:

$$\begin{cases} \overline{X}_{hk} = \{u + x2^{h-k} \mid x \in X_h \wedge u \in 0..2^{h-k} - 1\}, \\ \overline{Y}_{hk} = \{v + y2^{h-k} \mid y \in Y_h \wedge v \in 0..2^{h-k} - 1\}. \end{cases} \quad (1)$$

Доступ к центральной точке сегмента $S_{hk}(x,y)$ записывается в координатах $(u,v) \in \hat{X}_{hk} \times \hat{Y}_{hk}$:

$$\begin{cases} \hat{X}_{hk} = \{2^{h-k-1} + x2^{h-k} \mid x \in X_h\}, \\ \hat{Y}_{hk} = \{2^{h-k-1} + y2^{h-k} \mid y \in Y_h\}. \end{cases} \quad (2)$$

Размер области определения $h$-й иерархии:

$$x_h = \left\lceil x_0 / 2^h \right\rceil \text{ и } y_h = \left\lceil y_0 / 2^h \right\rceil,$$

где $\lceil a \rceil$ — наименьшее целое число, превышающее вещественную величину $a$.

При иерархической сегментации сегменты слоя $F_k$ отображаются на вершины сегментов слоя $F_h$ пирамиды $\Re$, где $k < h$. Соответственно вершины сегментов отображаются на сегменты, расположенные ближе к основанию пирамиды [2]. Размер сегмента заметно влияет на время и качество обработки. Далее положим $S_h(x, y) = S_{h0}(x, y)$ и вершины $S_h(x, y) \in F_h$.

Слои пирамиды можно представить множеством действительных чисел, а исходное изображение — множеством неотрицательных действительных чисел [1, 6]. Это снимает необходимость утомительного целочисленного представления сигнала и упрощает выражения, однако дискретизация изображения (слоев пирамиды $\Re$) в пространстве сохраняется.

Для компактной математической формализации методов классификационного анализа (КА) широко применяется аппарат апертур. Ключевую роль при этом играют прямолинейные щелевые $A_h(x, y, \alpha, w)$ и $A_h^-(x, y, \alpha, w)$, круговая $A_h(x, y, w)$ апертуры, представляемые множеством точек слоя данных $h$-й иерархии и связанными с ними углами в виде элементов упорядоченных троек $(u, v, \beta)$. Эти апертуры определяются по формулам

$$\begin{cases} A_h(x,y,\alpha,w)=\{(u,v,\beta)=(x+\rceil w\cos(\alpha)\lceil, y+\rceil w\sin(\alpha)\lceil,\beta) \mid w\in Z_w\}, \\ A_h^-(x,y,\alpha,w)=\{(u,v,\beta)=(x+\rceil w\cos(\alpha)\lceil, y+\rceil w\sin(\alpha)\lceil,\beta) \mid w\in Z_w^-\}, \end{cases} \quad (3)$$

$$A_h(x, y, w) = \bigcup_{\alpha \in Z^*} A_h(x, y, \alpha, w), \quad (4)$$

где $(x, y) \in X_h \times Y_h$ — центр апертуры; $(u, v) \in X_h \times Y_h$ — точка апертуры; $w$ — размер апертуры; $Z_w = 1 \ldots w$; $Z_w^- = -w \ldots -1 \cup 1 \ldots w$; $\alpha$ — угол направления апертуры; $\rceil a \lceil$ — ближайшая целая часть вещественного числа $a$. Угол, определяющий направление из центра апертуры $(x, y)$ в точку $(u, v)$, находится в виде

$$\beta = \operatorname{arctg}\left(\frac{v - y}{u - x}\right) + \pi n \text{ при } n \in \{0, 1\}.$$

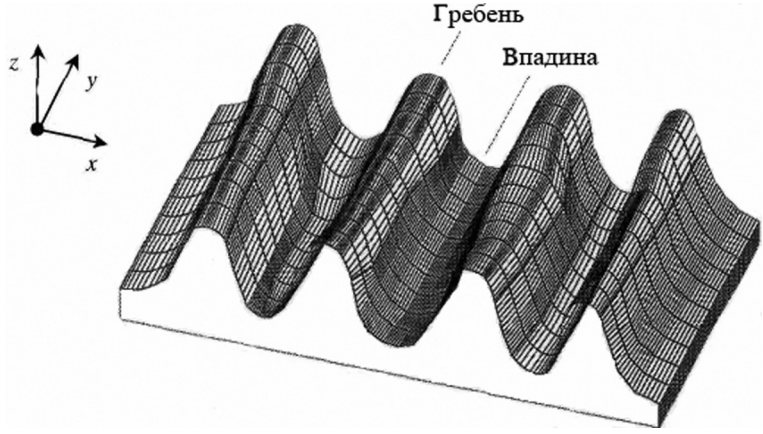


**Рис. 2.** Объемная поверхность фрагмента кожи пальца

Для задачи распознавания частных признаков этапы предварительной обработки и повышения качества ДИ должны удовлетворять требованию на ограничение по времени. При этом алгоритм должен обеспечивать приемлемое качество распознавания частных признаков, которое проверяется на тестовой базе ДИ. Список частных признаков формируется в виде:

$$L_m = \left\{ M_i = \{x_i, y_i, \alpha_i\} \mid i \in 1..n_1 \right\}, \tag{5}$$

где $M_i$ — частный признак и мощность $|L_m| = n_1$; $i$ — индекс как номер частного признака; $x_i, y_i, \alpha_i$ — координаты и направление частного признака как угол. Тогда компромиссным решением противоречия качество — скорость может служить реализация пяти этапов обработки ДИ:

- построение матрицы потоков;
- построение матрицы плотности линий;
- сегментация;
- фильтрация;
- скелетизация и распознавание частных признаков.

## 2. Скоростная обработка

Большинство алгоритмов КА отпечатков пальцев нацелены на распознавание частных признаков [8], которые могут использоваться для вычисления дополнительных параметров ДИ. Предварительная обработка выпол-

няется для исходного изображения $F_0^{(0)} = \left\{ f_0^{(0)}(x,y) \right\}$ (см. рис. 1). Темные линии, наблюдаемые на изображении, соответствуют гребням на коже пальца, а просветы между линиями — впадинам между гребнями (рис. 2).

### 2.1. Построение матрицы потоков

Это базовый этап обработки, от которого зависит точность распознавания частных признаков. Он состоит из двух последовательно выполняемых процедур обработки ДИ.

***Измерение матрицы потоков*** заключается в разбиении изображения на неперекрывающиеся сегменты по (1) и вычислении для вершины каждого сегмента $S_h(x,y)$ иерархии $h = 3$ ($8 \times 8$) угла $0 \le \delta_h^{(0)}(x,y) < 180$ как элемента матрицы потоков $\Lambda_h^{(0)}$ по формуле

$$\Lambda_h^{(0)} = \left\{ \delta_h^{(0)}(x,y) \right\} = \left\{ \frac{\pi}{2} + \frac{1}{2} \operatorname{arctg} \left( \frac{2J_{12}(x,y)}{J_{22}(x,y) - J_{11}(x,y)} \right) \right\}, \qquad (6)$$

где

$$J_{12}(x,y) = \sum_{(u,v) \in S_h(x,y)} \nabla_x \nabla_y ,$$

$$J_{11}(x,y) = \sum_{(u,v) \in S_h(x,y)} \nabla_x \nabla_x ,$$

$$J_{22}(x,y) = \sum_{(u,v) \in S_h(x,y)} \nabla_y \nabla_y .$$

Здесь компоненты градиента в отсчетах $(u,v) \in \overline{X}_{hk} \times \overline{Y}_{hk}$ по (1) сегмента $S_h(x,y)$ вычисляются в виде

$$\nabla_x = \mathbf{H}_x ** f_0^{(0)}(u,v) ,$$

$$\nabla_y = \mathbf{H}_y ** f_0^{(0)}(u,v) ,$$

где ядра двумерной свертки как оптимизированные по величине ошибки угла ориентации операторы Собеля [6] находятся в виде

$$\mathbf{H}_x = \begin{bmatrix} -3 & 0 & 3 \\ -10 & 0 & 10 \\ -3 & 0 & 3 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{H}_y = \begin{bmatrix} -3 & -10 & -3 \\ 0 & 0 & 0 \\ 3 & 10 & 3 \end{bmatrix}.$$

Фактически элементы из $\Lambda_h$ вычисляются сглаживанием в сегментах $\{S_h(x,y)\}$ компонент поточечного структурного тензорного оператора [6], записываемого в виде

$$J = \begin{bmatrix} J_{11} + J_{22} \\ J_{22} - J_{11} \\ 2J_{12} \end{bmatrix}. \tag{7}$$

***Анализ и коррекция матрицы потоков.*** В иерархии $h = 3$ на основе (7) для $(x,y) \in X_h \times Y_h$ рассчитывается когерентность потоков по формуле

$$\mathrm{M}_h^{(0)} = \left[\mu_h^{(0)}(x,y)\right] = \left[\frac{\sqrt{\left(J_{22}(x,y) - J_{11}(x,y)\right)^2 + 4J_{12}^2(x,y)}}{J_{11}(x,y) + J_{22}(x,y)}\right]. \tag{8}$$

Когерентность для идеальных линий равна единице, а для изотропной структуры — нулю [6]. С учетом (8) элементы из $\Lambda_h^{(0)}$ корректируются по формуле:

$$\Lambda_h^{(1)} = \left\{\delta_h^{(1)}(x,y)\right\} = \left\{\frac{1}{2}\operatorname{arctg}\left(\frac{im_h^{(0)}(x,y)}{re_h^{(0)}(x,y)}\right)\right\}, \tag{9}$$

где

$$re_h^{(0)}(x,y) = \sum_{(u,v)\in A_h(x,y,1)} \mu_h^{(0)}(u,v)\cos(2\delta_h^{(0)}(u,v)),$$

$$im_h^{(0)}(x,y) = \sum_{(u,v)\in A_h(x,y,1)} \mu_h^{(0)}(u,v)\sin(2\delta_h^{(0)}(u,v));$$

$\mu_h^{(0)}(u,v)$ и $\delta_h^{(0)}(u,v)$ — измеренные когерентность и поток по (8) и (6) в отсчете $(u,v)$ апертуры $A_h(x,y,1)$ по (4). На рис. 3 показан результат коррекции матрицы потоков.

### 2.2. Построение матрицы периодов линий

Это базовый этап обработки, влияющий на точность распознавания частных признаков. Он выполняется на той же иерархии $h = 3$ и состоит из двух последовательно выполняемых процедур обработки ДИ.

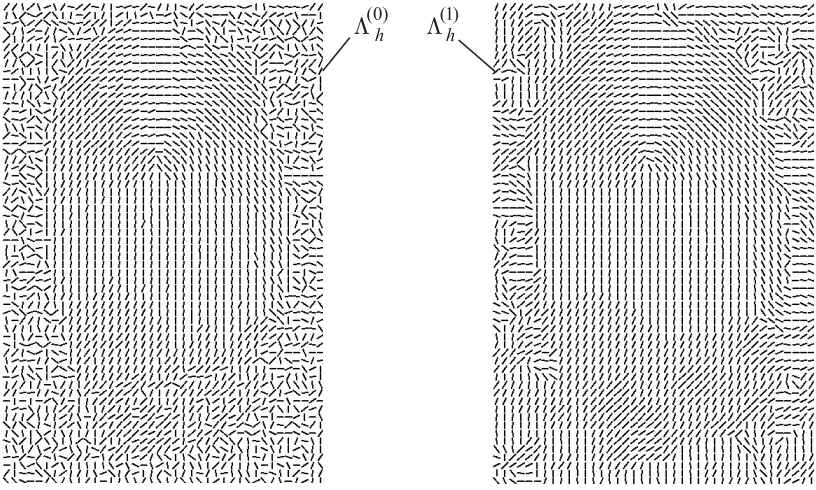


**Рис. 3.** Матрицы измеренных и скорректированных потоков

***Измерение матрицы локальных периодов линий.*** Метод измерения опирается на применение автокорреляционной функции.

***Определение 1.*** Под периодом линий понимается величина $t = w/n$, обратно пропорциональная среднему количеству $n$ линий, умещающихся в окрестности размером $w$ на прямой, проведенной перпендикулярно линиям [8].

Зададим отрезок $C(x,y) = A_0^-(x,y,\alpha,w) \cup (x,y)$, сгенерированный щелевой апертурой по (3), и перенумеруем отсчеты $(u,v) \in C(x,y)$ в виде $k \mapsto (u_k, v_k)$, где $k \in \{0,1,\ldots,N\}$; $N = 2w+1$. В отрезке $C(x,y)$ с центром $k \in \{w\}$ в отсчете $(x,y) \in X \times Y$ собираются упорядоченные по $k$ величины $f_0^{(0)}(k)$ яркости изображения. Ориентация щелевой апертуры определяется углом $\alpha$, выбираемым перпендикулярно потоку, по формуле

$$\alpha = \frac{\pi}{2} + \delta_h^{(1)}(x,y) \text{ при } (x,y) \in X_h \times Y_h,$$

а ее длина определяется окрестностью размером $w$ для отсчета $(x,y) \in$ $\in X \times Y$ ($w = 19$ в реализации).

Для отрезка $C(x,y)$, центрированного в отсчете $(x,y) \in \hat{X}_{h0} \times \hat{Y}_{h0}$ по (2) на сегменте $S_h(x,y)$, введем автокорреляционную функцию в виде

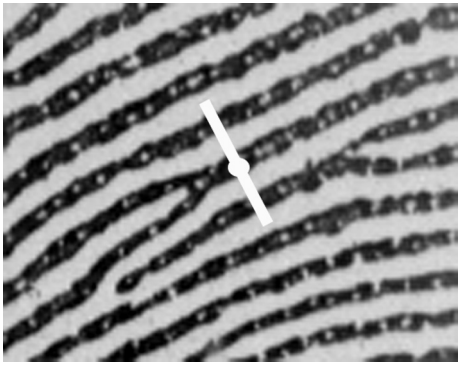

**Рис. 4.** Центрированный отрезок

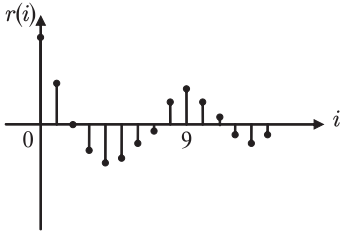


**Рис. 5.** Автокорреляционная функция

$$r(i) = \frac{1}{w+1} \sum_{k=0}^{w} (f_0^{(0)}(k) - \overline{f(0)})(f_0^{(0)}(k+i) - \overline{f(i)}) \qquad (10)$$

и ее разность

$$\Delta r(i) = r(i+1) - r(i) \ ,$$

где

$$\overline{f(i)} = \frac{1}{w+1} \sum_{k=0}^{w} f(k+i) \ ;$$

$w+1$ — количество отсчетов для расчета автокорреляционной функции, определенной на множестве индексов $i \in \{0,1,\ldots,w\}$. Тогда элементы матрицы локального периода линий $\mathrm{T}_h^{(0)} = \left[ t_h^{(0)}(x,y) \right]$ вычисляются по формуле

$$t_h^{(0)}(x,y) = \arg\min_j \left\{ \left( \Delta r(0),\ldots,\Delta r(j) \right) \mid \Delta r(j-1) > 0 \wedge \Delta r(j) \le 0 \right\} . \qquad (11)$$

Фактически для каждого сегмента иерархии $h = 3$ выделяется его центр, через который проводится отрезок перпендикулярно потоку. На рис. 4 величины яркости изображения собираются в отсчетах забеленного отрезка. Для них по (11) оценивается локальный период линий на основе автокорреляционной функции по (10), график которой показан на рис. 5. Выбор иерархии $h = 3$ сокращает количество оценок в 64 раза.

Отметим, что формула (11) определяет такой локальный период линий, который соответствует экстремуму отсчетов для положительных величин автокорреляционной функции во второй положительной полуволне.

На рис. 5 период линий рассчитывается равным 9. Выбор экстремума «центрирует» маску фильтра, применяемого для фильтрации ДИ. Однако предположение о том, что оценка периода линий $t_h^{(0)}(x,y)$ может быть смещена, оставляет пространство для маневрирования параметрами фильтрации. На ровном фоне изображения элементы матрицы $\mathrm{T}_h^{(0)}$ равны нулю.

***Анализ и коррекция матрицы периодов линий.*** Известно, что для ДИ с разрешением 500 dpi $4 \le t_h^{(0)}(x,y) \le 17$ [8]. Это позволяет удалить ошибки распознавания локального периода линий, задавая $t_h^{(0)}(x,y) = 0$.

Суть процедуры сводится к расчету матрицы периодов линий $\mathrm{T}_h^{(1)} = \left[ t_h^{(1)}(x,y) \right]$, которая в начальной итерации номером $j = 0$ инициализируется: $\mathrm{T}_h^{(1)} = \mathrm{T}_h^{(0)}$. Далее номер $j$ итерации инкрементируется. В первой итерации для $t_h^{(1)}(x,y) \notin \{0\}$ период линий сглаживается по формуле:

$$t_{h,j}^{(1)}(x,y) = \frac{1}{n} \sum_R t_{h,j-1}^{(1)}(u,v) , \qquad (12)$$

где условие суммирования элементов $R = t_{h,j-1}^{(1)}(u,v) > 0$; отсчеты апертуры $(u,v) \in A_h(x,y,1)$ — по (4); $n = \sum_R 1$ — количество ненулевых элементов в апертуре. В последующих итерациях для каждого отсчета с кодом пропуска $t_h^{(1)}(x,y) \in \{0\}$ и для смежных с ним ненулевых элементов количеством $n$, если $n > 3$, период линий прогнозируется по (12). Количество итераций ограничивают величиной 2–3. Если это ограничение снять, а величину $n$ уменьшить, то большая часть элементов из $\mathrm{T}_h^{(1)}$ определится.

Таким образом, ошибки измерений предварительно удаляются, периоды линий сглаживаются и в финале прогнозируются. Результат коррекции матрицы локальных периодов линий показан на рис. 6. Нулевые значения периодов показаны черным цветом, большие светлее.

### 2.3. Сегментация

Сегментация необходима для отделения информативных областей ДИ от неинформативных. Она выполняется на той же иерархии $h = 3$ и заключается в расчете матрицы меток $\mathrm{C}_h^{(0)} = \left[ c_h^{(0)}(x,y) \right]$ по формуле

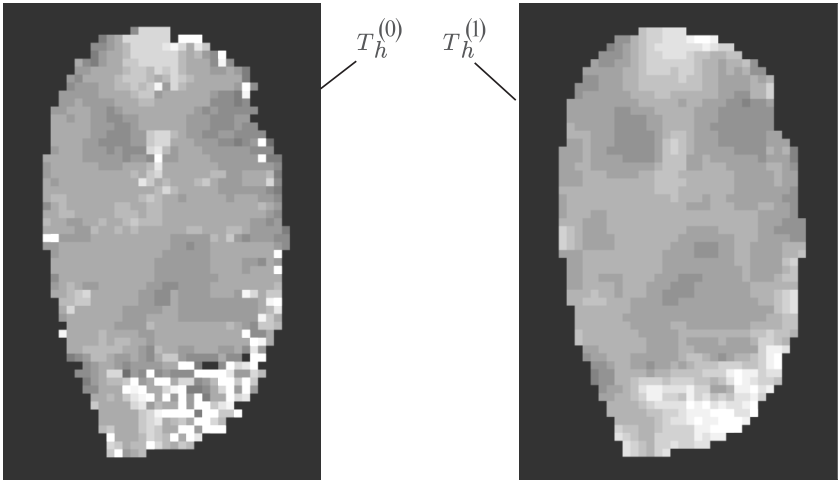


**Рис. 6.** Измеренные периоды линий (слева) и скорректированные (справа)

$$c_h^{(0)}(x,y) = \begin{cases} 1, & \text{если } r\left(t_h^{(1)}(x,y)\right) \cdot \mu_h^{(0)}(x,y) > \kappa_1, \\ 0, & \text{иначе,} \end{cases} \tag{13}$$

где $t_h^{(1)}(x,y)$ — период линий по (12); $r(.)$ — величина автокорреляционной функции по (10); $\mu_h^{(0)}(x,y)$ — когерентность потоков по (8); $\kappa_1$ — обучаемый коэффициент.

Фактически при выделении информативных областей опираются на два признака: корреляционную функцию и когерентность потоков. Эти признаки сами по себе комплексные, а их сочетание позволяет повысить точность сегментации. Для ускорения сегментации величины автокорреляционной функции по (10) для каждого сегмента можно сохранить и повторно не вычислять.

При сегментации могут образовываться островки «разнородных» областей. Их можно классифицировать операциями морфологической обработки изображения [1, 6], повышающими точность сегментации. Однако в силу действующего ограничения по времени это нежелательно.

### 2.4. Фильтрация

Фильтрация предназначена для выделения линий в информативной области ДИ. Она обрабатывает слой исходного изображения как матрицу

$F_0^{(0)} = \left[ f_0^{(0)}(x,y) \right]$. Величины параметров фильтра считываются из матрицы потоков $\Delta_h^{(1)}$ по (9) и матрицы периодов линий $\mathrm{T}_h^{(1)}$ по (12) на иерархии $h = 3$. Структура фильтра опирается на фильтр Габора [8]. Для повышения производительности фильтрация расщепляется на два этапа, выполняемых последовательно: сглаживание вдоль линий и дифференцирование.

***Сглаживание изображения.*** Сглаживающий фильтр, устраняющий микроразрывы и микрозалипания линий, применяется для каждого сегмента изображения $S_h(x,y)$ с меткой $c_h^{(0)}(x,y) \in \{1\}$. Величины отсчетов по (1) в каждом сегменте $S_h(x,y)$ сглаживаются по формуле

$$F_0^{(1)} = \left[ f_0^{(1)}(x,y) = \mathbf{H}_1 * \Xi_0^{(\alpha)}(x,y) \right], \tag{14}$$

где $\mathbf{H}_1$ — ядро одномерной свертки; набор $\Xi_0^{(\alpha)}(x,y) = \left\{ \xi_0^{(\alpha)}(u,v) \right\}$ состоит из элементов, выбираемых из $F_0^{(0)}$ прямолинейной щелевой апертурой по (3) в виде

$$\left\{ \xi_0^{(\alpha)}(u,v) \right\} = \left\{ f_0^{(0)}(u,v) \mid (u,v) \in A_0^{-}(x,y,\alpha,w) \cup (x,y) \right\};$$

$\alpha = \delta_h^{(1)}(x,y) \in \mathbf{\Delta}_h^{(1)}$ — направление апертуры, одинаковое для всех отсчетов сегмента $S_h(x,y)$; $w = \kappa_1 t_h^{(1)}(x,y)$ — размер апертуры, определяемый периодом линий и коэффициентом $\kappa_1$.

Перенумеруем упорядоченные отсчеты набора $\Xi_0^{(\alpha)}(x,y) = \left\{ \xi_0^{(\alpha)}(u,v) \right\}$, сгенерированного щелевой апертурой по (3), в виде $k \mapsto (u_k, v_k)$, где $k \in \{0,1,\ldots,N\}$; $N = 2w+1$. Тогда ядро свертки $\mathbf{H}_1$ рассчитывается в виде:

$$\mathbf{H}_1 = \exp\left( -\frac{(w-k)^2}{2\sigma^2} \right),$$

где $\sigma$ — параметр как среднеквадратичное отклонение, определяющий крутизну Гауссиана [8] (2–4 в реализации); $k \in \{w\}$ — отсчет центра окна, здесь равный размеру апертуры $w$.

Сглаживающий фильтр по сути является выделенным первым сомножителем разделимого фильтра Габора [8] с количеством отсчетов, уменьшенным в $\pi w/2$ раз.

***Дифференцирование изображения.*** Для каждого сегмента изображения $S_h(x,y)$ с меткой $c_h^{(0)}(x,y)\in\{1\}$ применяется дифференциальный фильтр в виде

$$F_0^{(2)}=\left[f_0^{(2)}(x,y)=\begin{cases}1, & \text{если } \mathbf{H}_2 * \Xi_0^{(\beta)}(x,y)\geq 0,\\ 0, & \text{иначе,}\end{cases}\right], \qquad (15)$$

где $\mathbf{H}_2$ — ядро одномерной свертки; набор $\Xi_0^{(\beta)}(x,y)=\left\{\xi_0^{(\beta)}(u,v)\right\}$ состоит из элементов, выбираемых из $F_0^{(1)}$ прямолинейной щелевой апертурой по (3) в виде

$$\{\xi_0^{(\beta)}(u,v)\}=\{f_0^{(1)}(u,v)\,|\,(u,v)\in A_0^{-}(x,y,\beta,w)\cup(x,y)\}\,;$$

$\beta=\pi/2+\delta_h^{(1)}(x,y)$ — направление апертуры, одинаковое для всех отсчетов по (1) сегмента $S_h(x,y)$ и ортогональное потоку; $w=\kappa_2\,t_h^{(1)}(x,y)$ — размер апертуры, определяемый периодом линий и коэффициентом $\kappa_2$.

Перенумеруем упорядоченные отсчеты набора $\Xi_0^{(\beta)}(x,y)=\left\{\xi_0^{(\beta)}(u,v)\right\}$, сгенерированного щелевой апертурой, в виде $k\mapsto(u_k,v_k)$, где $k\in\{0,1,\ldots,N\}$; $N=2w+1$. Тогда ядро свертки $\mathbf{H}_2$ рассчитывается в виде

$$\mathbf{H}_2=\exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{w-k}{\kappa_2\,t_h^{(1)}(x,y)}\right)^2\right)\cdot\cos\left(\frac{2\pi}{t_h^{(1)}(x,y)}(w-k)\right),$$

где $t_h^{(1)}(x,y)$ — период линий на сегменте $S_h(x,y)$; $w$ — отсчет центра окна, здесь равный размеру апертуры; $\kappa_2$ — настраиваемый коэффициент, определяющий скорость затухания гармонической составляющей (2–4 в реализации).

По сути дифференциальный фильтр является одномерным аналогом фильтра Габора [8], получаемый сечением, с количеством отсчетов, уменьшенным в $\pi w/2$ раз.

При скоростной обработке ДИ на сегменте $S_h(x,y)$ сглаживающий и дифференциальный фильтры применяются один раз последовательно. Дифференциальный фильтр детектирует фазу отклика свертки и определяет линии узора в виде бинарного изображения. Результат фильтрации представлен на рис. 7.

**Рис. 7.** Бинарное изображение

### 2.5. Скелетизация и распознавание частных признаков

На этом этапе линии бинарного ДИ (см. рис. 7) утончаются до скелета. Введем некоторые определения.

***Определение 2.*** Скелетом линии называется простая цепь $\langle u,v \rangle$ с вершинами $u$ и $v$ в 8-смежности, проходящая вблизи геометрического центра линии, причем для каждой вершины $p_1 \in \langle u,v \rangle$ существует ровно две смежные с ней вершины $p_2$ и $p_3$, при этом вершины $p_2$ и $p_3$ несмежные.

***Определение 3.*** Окончанием называется такая вершина $p_1$ скелета, что для вершины $p_1$ существует ровно одна смежная с ней вершина $p_2$.

***Определение 4.*** Разветвлением называется такая вершина $p_1$ скелета, что для вершины $p_1$ существует ровно три смежные с ней вершины $p_2$, $p_3$ и $p_4$, при этом любые две вершины из множества $\{p_2, p_3, p_4\}$ попарно несмежные.

Скелетизация опирается на раскрашивание точек линий $f_0^{(2)}(x,y) \in \{0\}$ по правилам $P(\xi(x,y))$, определяемым в специальной табличной форме на основе идентификатора окрестности точки в виде

$$\xi(x,y) = \sum_{i \in I} f(i) \cdot 2^i ,$$

где $f(i)$ принимает значение 1 для линии и 0 в противном случае; $i \in I = \{0,1,\ldots,7\}$ — номер сектора апертуры $3 \times 3$ по (4). Величина $\xi(x,y) \in \{0,1,\ldots,255\}$ и определяет ячейку в табличной форме. Согласно [3] итерационное

**Рис. 8.** Скелет изображения

**Рис. 9.** Частные признаки

применение правил из $P(\xi(x,y))$ позволяет вычислить скелет линий, показанный на рис. 8. С вершин скелета как графа [4] считываются окончания и разветвления, располагающиеся в информативной области ДИ на расстоянии от границы области не меньшем периода линий, и помещаются в список (5). Структурная постобработка скелета [8] как непроизводительная операция не применяется. Частные признаки с их направлениями показаны на рис. 9, причем окончания закрашены черным цветом, а разветвления — серым.

## Заключение

В работе предложена группа взаимосвязанных методов, обеспечивающая приемлемое качество распознавания частных признаков при жестких ограничениях на время обработки ДИ. К ним относятся: измерение и коррекция матриц потоков, измерение и коррекция матриц периодов линий, сегментация, фильтрация, скелетизация и считывание с вершин скелета частных признаков. Построение матриц потоков основано на тензорном анализе простых окрестностей, а матриц периодов линий — на автокорреляционной функции. Общее время обработки на Intel Pentium D CPU 3,4 ГГц составляет 80 мс. Обработка опирается на операции свертки, что с учетом временных характеристик позволяет перенести ее на целевые платы TMS или процессоры DSP [5] и использовать встроенные в них операции свертки. Последнее позволяет реализовать простые портативные биометрические системы, работающие в реальном режиме времени.

## Литература

1. *Гонсалес Р.* Цифровая обработка изображений / Р. Гонсалес, Р. Вудс; Пер. с англ.; Под ред. П. А. Чочиа. М.: Техносфера, 2006. 1072 с.
2. *Гудков В. Ю.* Методы первой обработки дактилоскопических изображений: монография / В. Ю. Гудков. Миасс: Геотур, 2008. 127 с.
3. *Гудков В. Ю.* Новая технология формирования скелетов дактилоскопических изображений / В. Ю. Гудков, А. А. Коляда, А. В. Чернявский; Под ред. акад. БАН А. Ф. Чернявского и д. т. н. В. В. Ревинского // Методы, алгоритмы и программное обеспечение гибких информационных технологий для автоматизированных идентификационных систем: сб. науч. ст. Минск: БГУ, 1999. С. 71–82.
4. *Новиков Ф. А.* Дискретная математика для программистов: Учебник / Ф. А. Новиков. СПб.: Питер, 2001. 304 с.
5. *Сергиенко А. Б.* Цифровая обработка сигналов / А. Б. Сергиенко. СПб.: Питер, 2002. 608 с.
6. *Яне Б.* Цифровая обработка изображений / Б. Яне; Пер. с англ. А. М. Измайловой. М.: Техносфера, 2007. 584 с.
7. *Bolle R. M.* Guide to biometrics / R. M. Bolle, J. Y. Connel, S. Pankanti, N. K. Ratha. N. Y.: Springer-Verlag, 2004. 368 p.
8. *Maltoni D.* Handbook of fingerprint recognition / D. Maltoni, D. Maio, A. K. Jain. N. Y.: Springer-Verlag, 2003. 348 p.
9. The science of fingerprint: classification and uses. Washington: U. S. Government Printing Office, 1984. 211 p.