Волновой синтез модельного поля потоков изображения отпечатка пальца

В. Ю. Гудков

Миасский филиал Челябинского государственного университета, Россия, 454021 Челябинск, ул. Братьев Кашириных, 129

В работе предлагается способ прогноза направлений папиллярных линий для информативных и неинформативных областей цифрового изображения отпечатка пальца на основе общих признаков узора и выделенных локальных потоков.

Введение

Волновой синтез модельного поля потоков цифрового дактилоскопического изображения (ДИ) опирается на общие признаки узора типа завиток, петля и дельта [1, 7, 9, 16]. Их распознавание представлено в [4]. В автоматизированных дактилоскопических информационных системах (АДИС) общие признаки могут корректироваться оператором, включение которого в цепь обработки разделяет ее на две условные части: первую и вторую. Если целью первой обработки является распознавание общих признаков [7], то второй — частных [1, 9, 15, 16], хотя в системах гражданского назначения такое разделение может отсутствовать. Наличие оператора приводит к «забыванию» ранее вычисленных данных из первой обработки. Это нельзя считать потерями, поскольку процедуры второй обработки, нацеленные на другие критерии, отличаются от подобных процедур из первой обработки, а список общих признаков передается во вторую обработку.

Таким образом, волновой синтез модельного поля потоков — это звено в цепи последовательно выполняемых процедур классификационного анализа (КА) изображения (рис. 1). Это ограничивает возможности компактного изложения материала. Однако позиционирование звена в этой цепи приводит к реализации метода динамического программирования [13], согласно которому для любого начального состояния и использованной начальной обработки последующая оптимальная обработка совпадает с исходной оптимальной обработкой относительно состояния, получающе-



Рис. 1. Изображение

гося в результате применения начальной обработки. Поэтому можно опереться на начальное состояние этого алгоритма и изложить его функционирование.

Введем элементарные функции для работы в градусной мере, на которые в статье оформляется множество ссылок. Основные из них — обратная тригонометрическая atan(x, y), тригонометрические $cos(\alpha)$ и $sin(\alpha)$, наименьший угол поворота $scis(\alpha, \beta)$, поворот против часовой стрелки wize (α, β) , приведение угла uppi (α, β) — определяются по следующим формулам:

$$\operatorname{atan}(x, y) = \frac{180}{\pi} \begin{cases} \operatorname{arctan}\left(\frac{y}{x}\right), & \operatorname{если} x \ge 0 \land y \ge 0, \\ \pi - \operatorname{arctan}\left(\frac{y}{|x|}\right), & \operatorname{если} x < 0 \land y \ge 0, \\ \pi + \operatorname{arctan}\left(\frac{|y|}{|x|}\right), & \operatorname{если} x < 0 \land y < 0, \\ 2\pi - \operatorname{arctan}\left(\frac{|y|}{x}\right), & \operatorname{если} x \ge 0 \land y < 0, \\ \cos(\alpha) = \cos\left(\alpha \frac{\pi}{180}\right), \end{cases}$$
(1)

$$\sin(\alpha) = \sin\left(\alpha \frac{\pi}{180}\right),\tag{3}$$

scis(
$$\alpha, \beta$$
) =
$$\begin{cases} \alpha - \beta, & \text{если } 0 \le |\alpha - \beta| < 90, \\ \alpha - \beta + 180 \operatorname{sign}(\beta - \alpha), & \text{если } 90 \le |\alpha - \beta| < 270, \\ \alpha - \beta + 360 \operatorname{sign}(\beta - \alpha), & \text{если } 270 \le |\alpha - \beta| < 360, \end{cases}$$
(4)

wize
$$(\alpha, \beta) = \begin{cases} \alpha - \beta, & \text{если } \alpha - \beta \ge 0, \\ \alpha - \beta + 360, & \text{если } \alpha - \beta < 0, \end{cases}$$
 (5)

$$uppi(\alpha,\beta) = \begin{cases} \alpha + \beta, & \text{если } \alpha < 0 < \beta, \\ \alpha, & \text{если } 0 \le \alpha < \beta, \\ \alpha - \beta, & \text{если } 0 < \beta \le \alpha. \end{cases}$$
(6)

Далее, через] a [обозначается ближайшее целое к вещественной величине a, $\lceil a \rceil$ — наименьшее целое число, превышающее вещественную величину a, $a \mod p$ — остаток от деления целого числа a на целое число p.

1. Постановка задачи

Цифровое изображение в виде $F = \{f(x, y) \in 0..2^{b} - 1 | (x, y) \in X \times Y\}$ определяется глубиной изображения b, где $X = 0...x_{0} - 1$ и $Y = 0...y_{0} - 1$. Изображение определено в прямоугольной области G мощностью $|G| = x_{0}y_{0}$ с равномерной сеткой [2–7], обеспечиваемой устройствами ввода изображений. Максимальное число реализаций изображения F равно $(2^{b})^{|G|}$, где |G| — мощность области определения. Этот объем содержит все многообразие изображений [8].

Согласно принципу иерархической сегментации данных [4–7, 14], исходное изображение разбивают на $|G_h| = x_h y_h$ квадратных сегментов $S_h(x, y) \in X \times Y$ с длиной стороны 2^h точек. Вершины сегментов представляются в виде

$$F_h = \{ f_h(x, y) \in 0..2^b - 1 \, | \, (x, y) \in X_h \times Y_h \} \,,$$

где глубина *b* обычно равна 8; $X_h = 0..x_h - 1$ и $Y_h = 0..y_h - 1$; $h \in 0..n$ — уровень иерархии, к которой относятся сегменты; *n* — высшая иерархия, величина которой задается разработчиком; $x_h = \left\lceil x_0 / 2^h \right\rceil$ и $y_h = \left\lceil y_0 / 2^h \right\rceil$ — размер области определения *h*-й иерархии.

Механизм сегментации может быть реализован посредством семейства взаимно-однозначных отображений: целочисленным величинам упорядоченных пар $(u,v) \in X \times Y$ ставят в соответствие целочисленные величины упорядоченных пар $(x, y) \in X_h \times Y_h$. Доступ к каждой точке сегмента $S_h(x, y)$ записывается в координатах $(u, v) \in \overline{X}_h \times \overline{Y}_h$:

$$\begin{cases} \overline{X}_{h} = \{u + x2^{h} \mid x \in X_{h} \land u \in 0..2^{h} - 1\}, \\ \overline{Y}_{h} = \{v + y2^{h} \mid y \in Y_{h} \land v \in 0..2^{h} - 1\}, \end{cases}$$
(7)

а отдельный сегмент $S_h(x, y)$ обеспечивает доступ к точкам из компактной области исходного изображения F. Если рассматривается объединение всех сегментов иерархии h, то используется обозначение S_h . Очевидно, что S_h покрывает F.

Обычно на основе некоторых данных $F_h = \{f_h(x, y) | (x, y) \in X_h \times Y_h\}$ иерархии h вычисляют новое множество данных как новый информационный слой. Доступ к данным h-й иерархии l-го слоя в общем случае записывается в виде

$$F_h^{(l)} = \{ f_h^{(l)}(x, y) | (x, y) \in X_h \times Y_h \}.$$
(8)

Совокупность слоев как прямоугольных матриц в различных иерархиях h образует пирамиду \Re . Элементы $f_h(x, y)$ пирамиды \Re обычно целочисленные.

Доступ к данным h-й иерархии l-го слоя в компактной области может обеспечиваться механизмом апертуры $A_h(x, y, w)$ как окружности радиусом w и центром в $(x, y) \in X_h \times Y_h$. Для каждого отсчета апертуры элементы состоят из упорядоченных троек

$$(u, v, \beta) \in A_h(x, y, w), \qquad (9)$$

где (u,v) — координаты отсчета апертуры, β — направление из (x,y) в (u,v).

Для получения начального состояния задачи во второй обработке применяется начальная обработка, состоящая из измерения полей потоков и выделения опорного поля потоков. Начальная обработка почти повторяет методы из монографии [7], но не детектирует общие признаки, направление которых отображается в элементах $\delta_h^{(f)} \in \Delta_h^{(f)} \subset \Re$. Коротко изложим особенности начальной обработки.

Измерение полей потоков опирается на метод [6], улучшенный в [7], но длина цепей *q* при прослеживании светотеней ДИ определяется по формуле

$$q = \begin{cases} q_0 - \left[k \frac{d}{\varepsilon}\right], & \text{если } d < \varepsilon, \\ q_0, & \text{иначе,} \end{cases}$$

где $d = \sqrt{(u-a)^2 + (v-b)^2}$ — расстояние от центра (u,v) сегмента $S_h(x,y)$ до ближайшего общего признака с координатами (a,b); ε — заданная окрестность общего признака; q_0 — наибольшая длина простой цепи; k — обучаемый коэффициент. Для диагональных направлений $q =]q \cdot 0,707[$. Функциональная зависимость длины цепи от окрестности ε улучшает КА. Величина q выбирается оптимальной по критерию: рост q приводит к увеличению времени обработки, уменьшение q снижает точность КА изза дефектов изображения.

В пирамиде Я согласно [6, 7] формируются матрицы

$$\{\{\Delta_{h}^{k}\}, \{\Lambda_{h}^{k}\}\{\Delta_{h}^{(dk)}\}, \{\Lambda_{h}^{(dk)}\}\},$$
(10)

где $\Delta_h^{(k)} = \left[\delta_h^{(k)}(x, y) \right]$ — матрицы отобранных потоков на сегментах S_h с углами $0 \le \delta_h^{(k)}(x, y) < 180$ и соответствующие им матрицы отобранных достоверностей $\Lambda_h^{(k)} = \left[\lambda_h^{(k)}(x, y) \right]; \ \Delta_h^{(dk)} = \left[\delta_h^{(dk)}(x, y) \right]$ — матрицы потоков на сегментах S_h с углами $0 \le \delta_h^{(dk)}(x, y) < 180$ и соответствующие им матрицы достоверностей $\Lambda_h^{(dk)} = \left[\lambda_h^{(dk)}(x, y) \right]; \ h \in H = 2..4$ — номер иерархии; $d \in D = \{0, 1, 2, 3\}$ — направление; $k \in \{0, 1, 2\}$ — метка канала: 0 — канал «тени», 1 — канал «света», 2 — канал доминирующих потоков.

Выделение опорного поля потоков опирается на метод [5], улучшенный в [7], и реализует для каналов $k \in \{0, 1\}$ отображение на h-й иерархии в виде

$$\Gamma: \{\{\Delta_h^{(k)}\}, \{\Lambda_h^{(k)}\}\} \to \{C_h^{(l)}, \Theta_h^{(l)}, \Delta_h^{(l)}, \Lambda_h^{(l)}\}, \tag{11}$$

где { $\Delta_h^{(k)}$ } и { $\Lambda_h^{(k)}$ } — матрицы отобранных потоков и достоверностей (10); $C_h^{(l)} = [c_h^{(l)}(x, y)]$ и $\Theta_h^{(l)} = [\theta_h^{(l)}(x, y)]$ — матрица меток классификации и направлений кривизны локальных потоков; $\Delta_h^{(l)} = [\delta_h^{(l)}(x, y)]$ и $\Lambda_h^{(l)} = [\lambda_h^{(l)}(x, y)]$ — матрица локальных потоков и соответствующая ей матрица достоверностей; h = 4.

Однако с учетом общих признаков с типом завитка s_w , петли s_l и дельты s_d предварительно выполняется модуляция потоков в окрестности ε каждого из них. Тип s_w, s_l, s_d определяет размер окрестности ε , в которой элементы из $\Delta_h^{(k)}$ и $\Lambda_h^{(k)}$ замещаются по формулам

$$\Delta_h^{(k)} = \left[\delta_h^{(k)}(x, y)\right] = \left[\delta_h^{(\vartheta(x, y, k)k)}(x, y)\right],$$
$$\Lambda_h^{(k)} = \left[\lambda_h^{(k)}(x, y)\right] = \left[\lambda_h^{(\vartheta(x, y, k)k)}(x, y)\right],$$

где $\vartheta(x, y, k) = \arg \max_{d \in D} \lambda_h^{(dk)}(x, y) \cos^4(\text{scis}(\delta_h^{(dk)}(x, y), \varphi(x, y))))$ выбирается как направление $d \in D = \{0, 1, 2, 3\}$, доставляющее максимум достоверности $\lambda_h^{(dk)}(x, y)$, масштабированной функцией $\cos^4(.)$ по (2); $\delta_h^{(dk)}(x, y)$ — поток как угол в k -м канале для d; $\varphi(x, y)$ — фактор регуляризации как угол, вычисляемый на основе интерполяционного многочлена с узлами как углами в секторах модели общего признака [4, 7]; $k \in \{0,1\}$; scis(.,.) — по (4).

В финале метода [5] для релаксации дефектных потоков в протяженной области с малой кривизной линий дополнительно применяется отображение

$$\Gamma:\{\{\Delta_h^{(k)}\},\{\Lambda_h^{(k)}\}\} \rightarrow \{\Delta_h^{(l)},\Lambda_h^{(l)}\}$$

на основе множества упорядоченных троек (u, v, β) по (9). Основная идея заключается в формировании для каждого неотмеченного потока списка отмеченных локальных потоков (опорных), распределенных в апертуре по

окружности, оценке их величины колебаний и образованного ими наибольшего открытого сектора. В результате элементы из $\Delta_h^{(l)}$ замещаются элементами из $\Delta_h^{(k)}$, наименее отклоняющимися от усредненных выделенных потоков (соответственно $\Lambda_h^{(l)}$ из $\Lambda_h^{(k)}$).

На рис. 2 показаны матрицы отобранных потоков $\Delta_h^{(0)}$ и $\Delta_h^{(1)}$, локальных потоков $\Delta_h^{(l)}$ и их достоверностей $\Lambda_h^{(l)}$, опорных потоков как отмеченных локальных потоков и их кривизны (элементы матриц уточняются по моделям общих признаков). В неинформативных областях (дисплазия [11] или шелушение [15]) потоки некорректны или неопределенны.

Задача для заданного *начального состояния* заключается в построении такой матрицы модельных потоков, элементы которой прогнозируют потоки в неинформативных областях по типу дугового, шатрового, правопетлевого, левопетлевого, завиткового, сложного завиткового узора, а в информативных областях копируют корректно измеренные потоки.

2. Волновой синтез модельного поля потоков

Матрицы локальных потоков $\Delta_h^{(l)}$ и достоверностей $\Lambda_h^{(l)}$ лучше регуляризированы, чем любые другие матрицы потоков, однако в дефектных областях ДИ они все же разрушены [7, 11]. Элементы этих матриц, выделенные опорными потоками, как правило, отделены от дефектных областей ДИ (см. рис. 2), и дальний прогноз потоков [5] проблему не снимает, так как на конце траектории дальнего прогноза зацепиться не за что. Комплексный прогноз потоков в дефектных областях ДИ возможен на основе данных о типе узора: дуговой, шатровый, правопетлевой, левопетлевой, простой завитковый, сложный завитковый. Во второй обработке тип узора уже известен и увязан с количеством и характером расположения общих признаков, поэтому синтез модельного поля потоков происходит на основе общих признаков узора. Суть волнового синтеза модельного поля потоков сводится к отображению

$$\Gamma: \{\{\Delta_{h}^{(k)}\}, \{\Lambda_{h}^{(k)}\}, \Delta_{h}^{(l)}, \Lambda_{h}^{(l)}, C_{h}^{(l)}, \Delta_{h}^{(f)}\} \to \{\Delta_{h}^{(m)}, \Lambda_{h}^{(m)}, C_{h}^{(m)}\},$$
(12)

где $k \in \{0, 1\}$ — номер канала; $\{\Delta_h^{(k)}\}$ и $\{\Lambda_h^{(k)}\}$ — матрицы отобранных потоков и достоверностей в k-м канале; $\Delta_h^{(l)}$ и $\Lambda_h^{(l)}$ — матрицы локальных потоков и достоверностей, полученные при выделении опорного поля потоков и связанные с матрицей меток классификации локальных потоков



Рис. 2. Слои отобранных и локальных потоков, их достоверностей, слой опорных потоков и их кривизна

 $C_{h}^{(l)}$ (11); $\Delta_{h}^{(m)} = \left[\delta_{h}^{(m)}(x, y) \right]$ и $\Lambda_{h}^{(m)} = \left[\lambda_{h}^{(m)}(x, y) \right]$ — матрица модельного потока и соответствующая ей матрица достоверностей; $C_{h}^{(m)} = \left[c_{h}^{(m)}(x, y) \right]$ — матрица меток классификации модельных потоков; $\Delta_{h}^{(f)} = \left[\delta_{h}^{(f)}(x, y) \right]$ — матрица направлений общих признаков; h — номер иерархии.

Расчет указанных матриц производится итерационно в три этапа на иерархии h = 4 (сегменты 16×16), что обеспечивает хорошие временные показатели процедуры. На каждой итерации задается допустимый угол кривизны μ для фронта распространения волны: для первой итерации начальное значение $\mu = \mu_0$ (62 градуса в реализации), затем μ убывает до 0.

 $C^{(m)}$ [0]

Инициализация: $C_h^{(m)} = [0]$.

Первый этап. На первом этапе выполняется расчет затравки как отмеченных модельных потоков в окрестности ε общих признаков узора с типом s_w , s_l , s_d . Для затравки устанавливается $c_h^{(m)}(x, y) = 1$. Расчет производится по формулам

$$\Delta_h^{(m)} = \left[\delta_h^{(m)}(x, y)\right] = \left[\operatorname{uppi}(\varphi(x, y) - \gamma(x, y), 180)\right],$$
(13)

$$\Lambda_h^{(m)} = \left[\lambda_h^{(m)}(x, y)\right] = \left[\lambda_h^{(dk)}(x, y)\right],\tag{14}$$

где иррі(.,.) — по (6); парный индекс

$$dk = \arg \max_{\substack{d \in D \\ k \in K}} \lambda_h^{(dk)}(x, y) f(\operatorname{scis}(\delta_h^{(m)}(x, y), \delta_h^{(dk)}(x, y)))$$
(15)

выбирается как направление $d \in D = \{0,1,2,3\}$ для канала $k \in K = \{0,1\}$, доставляющее максимум достоверности $\lambda_h^{(dk)}(x,y)$, масштабированной функцией f; scis(.,.) — по (4); $\delta_h^{(dk)}(x,y)$ — величина угла потока в k-м канале для направления d; $\varphi(x,y)$ — фактор регуляризации как угол, вычисляемый на основе интерполяционного многочлена с узлами как углами в секторах модели общего признака [4, 7]; $\gamma(x,y)$ — величина коррекции фактора регуляризации; (x, y) — точки окрестности ε ближайшего общего признака узора с координатами (a, b), для которых выполняется условие

$$\sqrt{(x-a)^2+(y-b)^2}<\varepsilon.$$

Функция f определяется как обратный функционал вида

$$f=J^{-1}(i)\,,$$

где $i \in \{0, 1, ..., 6\}$ — номер функции, задаваемый в процессе настройки алгоритма; функционал J используется как степень регуляризации вида

$$J: \{\cos(\alpha) \cdot |\cos^{l}(\alpha)|\} \to \{i\}$$

Фактор регуляризации как угол рассчитывается в виде

$$\varphi(x, y) = L(\text{wize}(\operatorname{atan}(x-a, y-b), \delta_h^{(f)}(a, b))),$$

где L — интерполяционный многочлен с аргументом в виде угла доворота направления общего признака $\delta_h^{(f)}(a,b)$ до точки (x, y) с узлами как углами, зависящими от типа общего признака [4, 7]; (a,b) — координаты ближайшего общего признака; wize(.,.) и atan(.,.) — по (5) и (1). Если в окрестность ε попадает несколько общих признаков, то угол модельного потока может быть определен суперпозицией нескольких величин $\varphi(x, y)$. Для компенсации этого нежелательного эффекта окрестность ε выбирается малой (по радиусу для завитка — 4, петли — 3, дельты — 2 точки иерархии h = 4). В результате затравка модельного потока компактно располагается вблизи общих признаков узора.

Величина коррекции фактора регуляризации

$$\gamma(x,y) = \begin{cases} f_1(scis(\varphi(x,y), \delta_h^{(l)}(x,y))), \text{ если } c_h^{(l)}(x,y) \in \{1\}, \\ f_2(scis(\varphi(x,y), \delta_h^{(l)}(x,y))), \text{ если } c_h^{(l)}(x,y) \in \{0\}, \end{cases}$$

где f_1 и f_2 — функции преобразования углов в диапазоне [-90°...+90°], подбираемые в процессе обучения (рис. 3); функция scis(...) по (4) определяет отклонение угла фактора регуляризации $\varphi(x, y)$ от угла локального потока $\delta_h^{(l)}(x, y)$. Фактически функции f_1 и f_2 определяют степень доверия локальным потокам, причем для отмеченных локальных потоков $c_h^{(l)}(x, y) \in \{1\}$ доверие увеличивается. Для малых отклонений модельный поток $\delta_h^{(m)}(x, y)$ принимает значение локального потока $\delta_h^{(l)}(x, y)$, для



Рис. 3. Функции преобразования углов коррекции

больших отклонений — значение угла фактора регуляризации $\varphi(x, y)$. Если поле локальных потоков заметно противоречит характеру расположения общих признаков узора, то локальные потоки фактически не учитываются (например, ошибка оператора или след наложенных отпечатков пальцев).

Таким образом, затравка модельного поля потоков полностью определяется общими признаками ДИ за три операции: вычисление фактора регуляризации $\varphi(x, y)$; определение коррекции фактора регуляризации $\gamma(x, y)$; вычисление затравки модельного поля потоков по (13) и (14).

На дуговых узорах или некоторых следовых отпечатках пальцев общие признаки отсутствуют. Тогда на основе апертуры (9)

$$\begin{aligned} \{c_h^{(m)}(x,y)\} &= \{c_h^{(l)}(x,y) \mid \sum_{(u,v) \in A_h(x,y,l)} c_h^{(l)}(u,v) > \kappa\},\\ \{\delta_h^{(m)}(x,y)\} &= \{\delta_h^{(l)}(x,y) \mid c_h^{(m)}(x,y) \in \{l\}\},\end{aligned}$$

где $c_h^{(l)}(u,v) \in \{0,1\}$ — метка классификации локальных потоков; κ — коэффициент наполнения апертуры ($\kappa > 7$ в реализации). Классифицируются отмеченные внутренние потоки.

Для $\{c_h^{(m)}(x, y) \in \{0\}\}$ модельный поток на данном этапе неопределен.

Второй этап. Целью второго этапа является расчет фронта волны для цепочечного присоединения [10] потоков к отмеченным элементам из $\Delta_{h}^{(m)}$.

Пусть для элемента из $\Delta_h^{(m)}$ в точке $c_h^{(m)}(x, y) \in \{0\}$ с апертурой $A_h(x, y, 1)$ единичного размера, представленной на рис. 4 в виде квадрата 3×3 , состояние окрестности модельного потока

$$\xi(x, y) = \sum_{\substack{i \in I \\ c_h^{(m)}(i) \in \{1\}}} 2^i$$



Рис. 4. Соответствие номера сектора и точки в минимальной апертуре

а оценка кривизны окрестности модельного потока

$$\tilde{\mu}(x, y) = |\operatorname{scis}(\alpha_l(x, y), \alpha_r(x, y))|$$

где номер сектора апертуры $i \in I = \{0, 1, ..., 7\}$ однозначно определяется точками $(u, v) \in \{(1, 0), (1, 1), (0, 1), (-1, 1), (-1, 0), (-1, -1), (0, -1), (1, -1)\}$ апертуры и одному сектору соответствует одна точка; $c_h^{(m)}(i)$ — метка классификации модельного потока в секторе апертуры; $\alpha_l(x, y)$ и $\alpha_r(x, y)$ — величины углов ориентации модельных потоков левого и правого крыльев апертуры; scis(.,.) — по (4). Величина состояния окрестности лежит в диапазоне $\xi(x, y) \in \{0, 1, ..., 255\}$ и полностью определяется метками классификации модельных потоков; $\xi(x, y) = 0$, если $\forall i \in I$ $c_h^{(m)}(i) \in \{0\}$. Величина оценки кривизны окрестности лежит в диапазоне $0 \le \tilde{\mu}(x, y) \le 90$ и характеризует степень изгиба модельных потоков во фронте волны, определяемом распределением меток $c_h^{(m)}(i) \in \{1\}$.

Тогда процедура сводится к расчету углов ориентации модельных потоков и их достоверностей по формулам

$$\Delta_h^{(m)} = \left[\delta_h^{(m)}(x, y)\right] = \left[\operatorname{uppi}(\alpha(x, y) - \gamma(x, y), 180)\right],$$
(16)

$$\Lambda_h^{(m)} = \left[\lambda_h^{(m)}(x, y)\right] = \left[\lambda_h^{(dk)}(x, y)\right],\tag{17}$$

причем расчет производится только для тех элементов из $\Delta_h^{(m)}$, для которых выполняется условие

$$\tilde{\mu}(x, y) \ge \mu \quad \text{if } t(\xi(x, y)) \neq 0 , \tag{18}$$

где угол ориентации модельного потока в апертуре

$$\alpha(x, y) = \frac{1}{2} \operatorname{atan}(re(x, y), im(x, y));$$

величина коррекции угла ориентации модельного потока в апертуре

$$\gamma(x,y) = \begin{cases} f_1(scis(\alpha(x,y),\delta_h^{(l)}(x,y))), \text{ если } c_h^{(l)}(x,y) \in \{1\}, \\ f_2(scis(\alpha(x,y),\delta_h^{(l)}(x,y))), \text{ если } c_h^{(l)}(x,y) \in \{0\}; \end{cases}$$

atan (.,.), scis(.,.) и uppi(.,.) — по (1), (4) и (6); $\delta_h^{(l)}(x, y)$ — локальный поток; $c_h^{(l)}(x, y)$ — метка классификации локального потока; $t(\xi(x, y))$ — табулированное состояние окрестности модельного потока (см. таблицу); f_1 и f_2 — функции преобразования углов (см. рис. 3); парный индекс dk — по (15).

Здесь вещественная $\operatorname{Re}(x, y)$ и мнимая $\operatorname{Im}(x, y)$ части модельного потока в апертуре, углы ориентации модельных потоков левого $\alpha_l(x, y)$ и правого $\alpha_r(x, y)$ крыльев апертуры, вещественная $\operatorname{Re}_l(x, y)$ и мнимая $\operatorname{Im}_l(x, y)$ части модельного потока в левом крыле апертуры, вещественная $\operatorname{Re}_r(x, y)$ и мнимая $\operatorname{Im}_r(x, y)$ части модельного потока в правом крыле апертуры рассчитываются по формулам:

$$Re(x, y) = \cos(2\alpha_l(x, y)) + \cos(2\alpha_r(x, y)),$$

$$Im(x, y) = \sin(2\alpha_l(x, y)) + \sin(2\alpha_r(x, y)),$$

$$\alpha_l(x, y) = \frac{1}{2} \operatorname{atan}(re_l(x, y), im_l(x, y)),$$

$$\alpha_r(x, y) = \frac{1}{2} \operatorname{atan}(re_r(x, y), im_r(x, y)),$$

$$\begin{aligned} &\operatorname{Re}_{l}(x, y) = \sum_{\substack{j=0\\c_{h}^{(m)}(a) \in \{1\}}}^{4} \cos(2\delta_{h}^{(m)}(a)) \cdot \kappa(j), \\ &\operatorname{Im}_{l}(x, y) = \sum_{\substack{j=0\\c_{h}^{(m)}(a) \in \{1\}}}^{4} \sin(2\delta_{h}^{(m)}(a)) \cdot \kappa(j), \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} &\operatorname{Re}_{r}(x,y) = \sum_{\substack{j=0\\c_{h}^{(m)}(b)\in\{1\}}}^{4} \cos(2\delta_{h}^{(m)}(b)) \cdot \kappa(j), \\ &\operatorname{Im}_{r}(x,y) = \sum_{\substack{j=0\\c_{h}^{(m)}(b)\in\{1\}}}^{4} \sin(2\delta_{h}^{(m)}(b)) \cdot \kappa(j), \end{aligned}$$

где $a = (num + j) \mod 8$ и $b = (num - j) \mod 8$ — номера левых и правых секторов апертуры соответственно; $\kappa(j) = \{1,4,16,4,1\}$ — весовые коэффициенты для модельных потоков, акцентирующие центр крыла апертуры; $num = (t(\xi(x, y)) \& 15)/2$ — номер сектора крыла апертуры, вычисляемый для ячейки с номером $\xi(x, y)$ из одномерной таблицы; & — битовый оператор \boldsymbol{H} . Расчет опирается на метод разбиения апертуры на два крыла, каждое из которых определяется номерами секторов, начинающихся с величины num. Выражение $num \cdot 360/16$ определяет направление развития фронта волны. Указанная таблица используется в реализации и уточнена многими поколениями версий АДИС. Старшие 4 бита в $t(\xi(x, y))$, как событие, характеризуют структуру окрестности модельных потоков.

					74		26					(75	28	27
				78		77	43				44	30	45	29	28
							42							45	77
			68	79		46	42	16	32	47	32	31	79	30	29
	70		71				41							44	75
66					66			65				47		79	44
	69		38			64	42					32		44	73
18	35	34	34	33		34	34	17	67	65	67	16	32	31	46
			24		73		25				41		42	43	26
			40				75		68		40	46	46	77	27
			39				73			64					42
	36		40				75	33	32		32	65	77	46	44
	22		23		39	40	24		38		73	64	38	44	25
67	37		71				40	34	38		69	46	38	79	42
20	21	37	22	36	71	36	23	35	69		38	36	71	36	40
19	20	69	21	67	36	65	38	18	19	34	36	17	34	32	64



Рис. 5. Модельные потоки в секторах неориентированной апертуры

Вариант развития фронта модельного потока показан на рис. 5. Папиллярные линии с отмеченными модельными потоками формируют потоки во 2-м, 3-м, 4-м секторах апертуры (показаны черточками). Оценка кривизны окрестности модельного потока $\tilde{\mu}(x, y)$ существенна и способствует выполнению условия (18) на ранних итерациях с высоким значением допустимого угла кривизны μ . В данном случае $\xi(x, y) = 2^2 + 2^3 + 2^4 = 28$ определяет в таблице ячейку со значением $t(\xi(x, y)) = 30$ (выделена кружочком), для которой условие (18) выполнится со значением *num* = 7 и развитием фронта волны в направлении сектора 7. Поток, указанный в центре апертуры, присоединится к модельным потокам по (16) и (17). Значения ячеек подобраны так, что крылья апертуры не пустые.

Если в точке $(x, y) \in X_h \times Y_h$ условие (18) истинно, записывается временная метка классификации модельных потоков $c_h^{(m)}(x, y) = 2$ и рассчитываются величины $\delta_h^{(m)}(x, y)$ и $\lambda_h^{(m)}(x, y)$ по (16) и (17).

Основные операции цепочечного присоединения модельных потоков: вычисление состояния окрестности $\xi(x, y)$; оценка кривизны окрестности $\tilde{\mu}(x, y)$; проверка условий для табулированной величины $t(\xi(x, y))$ и оценки $\tilde{\mu}(x, y)$; расчет угла ориентации $\delta_h^{(m)}(x, y)$ и соответствующей достоверности $\lambda_h^{(m)}(x, y)$; запись временной метки классификации $c_h^{(m)}(x, y)=2$.

Допустимый угол кривизны μ (18) с ростом числа итераций уменьшается. Это приводит к тому, что волна приоритетно устремляется к областям повышенной кривизны потоков, чтобы адаптироваться и спрогнозировать эти области в качестве определяющих. Такая стратегия развития фронта волны повышает качество КА.



Рис. 6. Алгоритм волнового синтеза модельного поля потоков

Третий этап. Для позиций $(x, y) \in X_h \times Y_h$ выполняется восстановление меток классификации модельных потоков по формуле

$$\{c_h^{(m)}(x,y)\} = \{1 \mid c_h^{(m)}(x,y) \in \{2\}\}.$$
(19)

Третий этап обеспечивает анизотропность волнового синтеза модельного поля потоков и завершает процедуру, алгоритм которой представлен на рис. 6. Если обновление меток успешно, повторяются этапы 2–3 с перераспределением временных меток модельных потоков. Иначе конец процедуре.

Здесь на иерархии $h \equiv 4$ используется 27 слоев: 20 слоев полей потоков $\{\Delta_h^{(dk)}\}, \{\Delta_h^{(k)}\}, \{\Lambda_h^{(dk)}\}, \{\Lambda_h^{(k)}\},$ где $d \in \{0,1,2,3\}, k \in \{0,1\}$; 4 слоя $\{\Delta_h^{(l)}, \Lambda_h^{(l)}, C_h^{(l)}, \Delta_h^{(f)}\}$ и 3 новых слоя $\{\Delta_h^{(m)}, \Lambda_h^{(m)}, C_h^{(m)}\}$; другие слои в пирамиде \Re здесь не используются.

Итак, способ волнового синтеза модельного поля потоков включает расчет затравки модельного поля потоков, цепочечное присоединение модельных потоков [12]; восстановление меток классификации. Слои $\Lambda_h^{(m)}$ с метками из $C_h^{(m)}$ на промежуточных итерациях показаны на рис. 7.



Рис. 7. Слои $\Lambda_h^{(m)}$ с метками из $\mathbf{C}_h^{(m)}$ на промежуточных итерациях

Заключение

Предложен метод *волнового синтеза модельного поля потоков*. Он обеспечивает структурно-ориентированную целостность изображения, выполняется итерационно и опирается на следующие новые решения:

- выделение затравки для синтеза модельных потоков согласно уравнениям (13), (14) на основе адаптации моделей общих признаков к структуре локальных потоков как лучших для текущего шага обработки;
- распространение от затравки волны модельных потоков в соответствии с уравнениями (16), (17) с приоритетным прогнозом волнового фронта в области с повышенной кривизной линий (см. рис. 7).

Предложенный метод реализован в АДИС СОНДА [12] и использован для подготовки к сертификации в NIST USA (метка 2I [17, 18]). Этот метод, используемый в обработке ДИ, способствовал получению лучшего в мире резульгата по идентификации ДИ среди таких фирм, как Cogent, Dermalog, Bioscrypt, Sagem, NEC, Identix, BIO-key, Motorola, Neurotechnologija, Aware, BioVision и Suprema.

Литература

- Банк данных детального описания папиллярных узоров / Л. Г. Эджубов, Е. С. Карпухина, В. Н. Мяснянкина и др.; Под ред. Л. Г. Эджубова // Сб. науч. ст. М.: ИЦ МВД РФ, 2002. С. 304–311.
- 2. Берт П. Д. Интеллектуальное восприятие в пирамидальной зрительной машине // ТИИЭР. 1988. Т. 76. № 8. С. 175–186.
- Гонсалес Р. Цифровая обработка изображений / Р. Гонсалес, Р. Вудс; Пер. с англ.; Под ред. П. А. Чочиа. М.: Техносфера, 2006. 1072 с.
- Гудков В. Ю. Автоматическое детектирование общих признаков дактилоскопических изображений // Информационно-аналитические аспекты в задачах управления: Труды ИСА РАН / В. Ю. Гудков; Под ред. чл.-корр. РАН В. Л. Арлазарова и д. т. н. проф. Н. Е. Емельянова. М.: URSS, 2007. Т. 29. С. 338–355.
- Гудков В. Ю. Двухканальный подход к выделению опорного поля потоков дактилоскопических изображений // Системный подход к управлению информацией: Труды ИСА РАН / В. Ю. Гудков; Под ред. чл.-корр. РАН В. Л. Арлазарова и д. т. н. проф. Н. Е. Емельянова. М.: URSS, 2006. Т. 23. С. 206–221.
- Гудков В. Ю. Двухканальный подход к определению поля потоков дактилоскопических изображений // Интеллектуальные информационные технологии: концепции и инструментарий: Труды ИСА РАН / В. Ю. Гудков; Под ред. чл.-корр. РАН В. Л. Арлазарова и д. т. н. проф. Н. Е. Емельянова. М.: URSS, 2005. Т. 16. С. 164–182.
- Гудков В. Ю. Методы первой обработки дактилоскопических изображений: монография / В. Ю. Гудков. Миасс: Геотур, 2008. 127 с.
- Кондратьев В. В. Основы теории активного восприятия изображений: монография / В. В. Кондратьев, В. А. Утробин. Н. Новгород: Изд-во НГТУ, 1997. 249 с.
- Криминалистика: Учебник для вузов / И. Ф. Герасимов, Л. Я. Драпкин, Е. П. Ищенко и др.; Под ред. И. Ф. Герасимова, Л. Я. Драпкина. М.: Высшая школа, 1994. 528 с.
- Прикладная статистика: классификация и снижение размерности: Справ. изд. / С. А. Айвазян, В. М. Бухштабер, И. С. Енюков, Л. Д. Мешалкин; Под ред. С. А. Айвазяна. М.: Финансы и статистика, 1989. 607 с.

- Самищенко С. С. Атлас необычных папиллярных узоров / С. С. Самищенко. М.: Юриспруденция, 2001. 320 с.
- Свидетельство об официальной регистрации программы для ЭВМ. Автоматизированная дактилоскопическая идентификационная система АДИС СОНДА / Д. И. Аркабаев, А. С. Боков, В. Ю. Гудков и др. М.: РОСПАТЕНТ, 2001. № 2001610814. 50 с.
- Афанасьев В. Н. Математическая теория конструирования систем управления / В. Н. Афанасьев, В. Б. Колмановский, В. Р. Носов.; Под ред. А. М. Суходского. М.: Высшая школа, 1998. 574 с.
- 14. Яне Б. Цифровая обработка изображений / Б. Яне; Пер. с англ. А. М. Измайловой. М.: Техносфера, 2007. 584 с.
- Bolle R. M. Guide to biometrics / R. M. Bolle, J. Y. Connel, S. Pankanti, N. K. Ratha. N. Y.: Springer-Verlag, 2004. 368 p.
- 16. The science of fingerprint: classification and uses. Washington: U. S. Government Printing Office, 1984. 211 p.
- 17. The NIST Ongoing MINEX. [Электронный pecype]: http://fingerprint.nist.gov/ minex/Results.html
- The NIST MINEX Compliant Feature Extractors and Compliant Matchers. [Электронный pecypc]: http://fingerprint.nist.gov/minex/Qpl.html