

ИНФОРМАЦИОННЫЕ ТЕХНОЛОГИИ В БИОМЕДИЦИНСКИХ СИСТЕМАХ

INFORMATION TECHNOLOGIES IN BIOMEDICAL SYSTEMS

УДК 004.932.72'1, 57.087.1

DOI: 10.17587/it.24.681-688

В. П. Новик, инженер-исследователь, Iritech Inc., Москва, e-mail: novikvp@mail.ru,
И. А. Матвеев, д-р техн. наук, и.о. гл. науч. сотр., e-mail: matveev@ccas.ru,
В. Ю. Леонов, канд. физ.-мат. наук, науч. сотр.,
Федеральный исследовательский центр "Информатика и управление"
Российской академии наук, Москва

Сравнение информативных признаков изображений радужки глаза методом оптимального пути

В большинстве методов распознавания радужной оболочки глаза используются локальные текстурные признаки. Качество распознавания существенно зависит от точности их совмещения при сравнении. В работе представлен простой, при этом эффективный метод повышения точности совмещения и исследуется вопрос выбора оптимальных параметров вэйвлетов, формирующих шаблон радужной оболочки глаза. Показано, что улучшение точности совмещения позволяет использовать более информативные высокочастотные вэйвлеты. Численные эксперименты проведены на базах данных изображений ICE2005 и CASIA, находящихся в свободном доступе.

Ключевые слова: оптимальный путь, биометрические признаки, распознавание по радужной оболочке глаза

Введение

В настоящее время распознавание по изображению радужной оболочки глаза (РОГ) является одним из основных методов биометрической идентификации. РОГ — кольцевая область, расположенная между зрачком и склерой. Текстура РОГ имеет большое число локальных деталей, составляющих уникальный "рисунок" признаков для каждого человека. Наиболее успешные методы распознавания используют эти признаки, получая их локально-спектральными преобразованиями, например сверткой с вэйвлетами Gabor или LoG. Такой подход был предложен уже в самых ранних работах [1, 2].

С тех пор было разработано большое число других способов описания и сравнения РОГ. В работах [3, 4] используются "ключевые точки" радужки, сравнивается их взаимное расположение. В работе [5] показаны возможности описания текстур РОГ признаками, основанными на порядковых статистиках. Используются глобальные признаки, такие как дескрипторы PCA, LDA или ICA [6, 7], признаки гистограмм [8], преобразование Фурье [9] и ряд других [10]. Все эти способы дают

ошибку распознавания $EER \geq 1\%$, что хуже, чем результаты методов, основанных на локальных описаниях. Также возможно использование ковариационных матриц градиентов [11], морфологического описания и сравнения [12] элементов РОГ. Использование локальных признаков вводит существенные требования к точности работы методов локализации границ радужки и совмещения частей изображений. Ошибки локализации приводят к нелинейным сдвигам между соответствующими участками сравниваемых шаблонов.

На рис. 1 схематически показан результат нормализации исходного изображения (а) с правильными границами (б), с ошибкой определения центра зрачка (в) и ошибкой определения центра радужки (г).

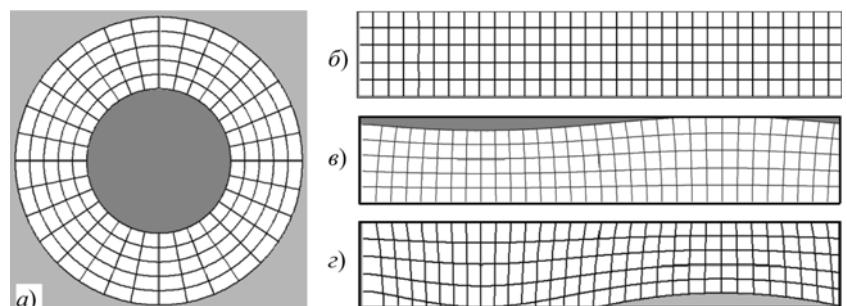


Рис. 1. Искажения нормализованного изображения

Деформация нормализованного изображения носит регулярный характер. Однако аналитически точно описать деформацию довольно сложно, требуется учет по крайней мере четырех параметров, которые могут быть определены с погрешностью (две координаты центра глаз и два радиуса окружностей, аппроксимирующих внутреннюю и внешнюю границы РОГ). Для более сложных моделей число параметров увеличивается. Например, для модели двух неконцентрических окружностей нужно учитывать уже шесть параметров. Задача аналитического определения деформаций радужки плохо обусловлена, ее численное решение практически неприменимо ввиду неустойчивости. Поэтому используют эвристические способы совмещения.

В случае умеренной ошибки (несколько процентов от радиуса радужки) определения границ процесс нормализации почти не искажает локальные признаки и сохраняет их сходство. По этой причине в большинстве работ на первом этапе проводят нормализацию с неточными значениями границ, затем для локальных участков одного шаблона выполняют поиск наилучших совпадений в другом шаблоне с некоторым окном сканирования. Размер окна сканирования (максимального взаимного смещения участков) задают исходя из ожидаемой ошибки определения границ. Понятно, что картина оптимальных смещений локальных участков в целом соответствует искажениям, вносимым неточностями определения границ, но с выбросами, которые вносятся ложными совпадениями. При значительном числе ложных совпадений возрастает число ошибок второго рода — случаев ложного определения двух несхожих шаблонов как близких. Исходя из этого, качество сравнения шаблонов может быть улучшено применением того или иного метода совместного анализа локальных смещений в целях исключения выбросов. В работе [13] рассмотрен случай произвольных смещений, которые затем связываются с помощью скрытой марковской модели. В работе [4] вычисление нелинейных смещений радужки осуществляется путем отслеживания соответствующих точек с использованием коррелятора специального вида. В [14] предлагаются глобальные уточнения (чтобы компенсировать угол обзора) и локальные уточнения (для компенсации ошибок в определении положений зрачка и радужки). В работах [15–17] оптимальные смещения участков радужки вычисляют с использованием деформируемого графа. Перечисленные подходы имеют большую вычислительную

сложность. В данной работе предлагается более простой и быстрый метод, основанный на вычислении оптимального пути на растре.

В следующем разделе приведена процедура формирования шаблона радужки. Затем дано применение метода оптимального пути для совмещения шаблонов. В последнем разделе описаны вычислительный эксперимент и его результаты.

1. Создание шаблона радужки из изображения

Рассмотрим тестовую базу данных, содержащую набор изображений глаз. Каждому изображению базы приписан идентификатор персоны, которой оно принадлежит, чтобы иметь возможность проверять правильность идентификации. В базе данных более одного человека и более одного изображения на каждого человека. Основная схема обработки представлена на рис. 2 (см. третью сторону обложки). Отдельные блоки представляют этапы выполнения алгоритма: исходное изображение глаза (*a*); локализация границ (*b*); нормализованное изображение и маска закрытости (*в*); извлечение признаков, формирующих шаблон (*г*); сравнение шаблонов (*д*); вычисление ошибок распознавания (*e*). Стрелки представляют взаимосвязь между блоками обработки.

На исходном изображении $I(x, y)$ последовательностью методов, описанных в работе [18], вычисляются внутренняя и внешняя границы радужки и маска затенения (*occlusion*). Внутренней границей радужки является периметр зрачка, аппроксимируемый окружностью с центром и радиусом (x_p, y_p, z_p) . Внешняя граница радужки — окружность (x_l, y_l, z_l) , наилучшим образом аппроксимирующая границу радужка—склера. Маска затенения $M(x, y)$ — бинарное изображение того же размера, что и исходное. Точки маски принимают ненулевое значение, если соответствующая им область радужки не искажена веками, ресницами, бликами или другими причинами. К исходному изображению и его маске применяется *нормализация* — преобразование, отображающее кольцо, заключенное между внешней и внутренней границами радужки, в прямоугольную область. В этой области горизонтальная ось 0φ приблизительно соответствует полярному углу, а вертикальная ось 0ρ — радиальному перемещению от границ зрачка к внешней границе радужки. Верхнее и нижнее изображения на рис. 2, *в* являются нормализацией

исходного изображения $I(x, y)$ и его маски затенения $M(x, y)$ и обозначаются $I(\varphi, \rho)$ и $M(\varphi, \rho)$ соответственно.

Для нормализации изображения используется модель "rubber-sheet" [19].

Для каждой точки нормализованного изображения (φ, ρ) , $\rho \in [0; 1]$, $\varphi \in [0; 2\pi]$ находятся соответствующие ей координаты на исходном изображении:

$$\begin{aligned} x(\varphi, \rho) &= (1 - \rho)x_1(\varphi) + \rho x_2(\varphi); \\ y(\varphi, \rho) &= (1 - \rho)y_1(\varphi) + \rho y_2(\varphi); \\ x_1(\varphi) &= x_p + r_p \cos(\varphi); y_1(\varphi) = y_p + r_p \sin(\varphi); \\ x_2(\varphi) &= x_l + r_l \cos(\varphi); y_2(\varphi) = y_l + r_l \sin(\varphi). \end{aligned} \quad (1.1)$$

Яркость точки нормализованного изображения получается билинейной интерполяцией:

$$\begin{aligned} I(\varphi, \rho) &= (1 - \{x\})(1 - \{y\})I(\lfloor x \rfloor, \lfloor y \rfloor) + \\ &+ \{x\}(1 - \{y\})I(\lfloor x \rfloor + 1, \lfloor y \rfloor) + \\ &+ (1 - \{x\})\{y\}I(\lfloor x \rfloor, \lfloor y \rfloor + 1) + \\ &+ \{x\}\{y\}I(\lfloor x \rfloor + 1, \lfloor y \rfloor + 1), \end{aligned} \quad (1.2)$$

где $\lfloor a \rfloor$ и $\{a\}$ обозначают дробную и целую часть числа a .

Признаки радужки $P(\varphi, \rho)$ вычисляются с помощью свертки нормализованного изображения (1.2) с фильтром Лог-Габора, преобразование делается в спектральной области:

$$P(\varphi, \rho) = F^{-1}(F(I(\varphi, \rho))G(u)), \quad (1.3)$$

где F — преобразование Фурье; $G(u) = \exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{\ln \lambda + \ln u}{\ln \lambda - \ln \sigma}\right)^2\right]$ — фильтр Лог-Габора в спектральной области, параметры σ и λ определяют характеристики фильтра; u — аргумент, соответствующий углу φ в спектральной области.

Признаки, используемые для формирования шаблонов, вычисляются как бинарные значения вещественных и мнимых частей массива $P(\varphi, \rho)$:

$$\begin{aligned} T_{\Re}(\varphi, \rho) &= \begin{cases} 1, & \text{если } \Re(P(\varphi, \rho)) > 0, \\ 0, & \text{если } \Re(P(\varphi, \rho)) \leq 0, \end{cases} \\ T_{\Im}(\varphi, \rho) &= \begin{cases} 1, & \text{если } \Im(P(\varphi, \rho)) > 0, \\ 0, & \text{если } \Im(P(\varphi, \rho)) \leq 0. \end{cases} \end{aligned} \quad (1.4)$$

В общем виде шаблон может содержать любую совокупность локальных признаков, которые вычисляются в регулярной сетке. В данной работе для экспериментов используются

именно бинарные признаки. Таким образом, каждое изображение глаза $I(x, y)$ преобразуется в шаблон $T(\varphi, \rho)$ и соответствующую ему маску затенения $M(\varphi, \rho)$.

2. Сравнение шаблонов

Для любых двух бинарных шаблонов T_1 и T_2 можно вычислить нормализованное расстояние Хэмминга:

$$d_0(T_1, T_2) = \frac{1}{|\Omega|} \sum_{(\varphi, \rho) \in \Omega} T_1(\varphi, \rho) \oplus T_2(\varphi, \rho), \quad (2.1)$$

где $\Omega = M_1 \cap M_2$ — пересечение незатененных областей двух сравниваемых шаблонов. Ввиду неопределенности угла поворота радужки используется более сложная формула расстояния. Вращение исходного изображения глаза эквивалентно циклическому сдвигу нормализованного изображения вдоль оси 0φ . Поэтому один из шаблонов (вместе с маской) подвергается нескольким операциям сдвига и сравнения:

$$\begin{aligned} d(T_1, T_2) &= \min_{\psi \in [-S; S]} d(T_1, T_2, \psi); \\ d_0(T_1, T_2) &= \frac{1}{|\Omega|} \sum_{(\varphi, \rho) \in \Omega} T_1(\varphi, \rho) \oplus T_2(\varphi, \rho); \\ \Omega(\psi) &= M_1(\varphi + \psi) \cap M_2(\varphi), \end{aligned} \quad (2.2)$$

где $\psi_n \in [S; S]$ — угол поворота изображения.

Разделим шаблон T_1 на N непересекающихся секторов одинакового размера T_1^n , $n \in [1; N]$, которые расположены вдоль угловой оси φ , как показано на рис. 3.

Каждый такой сектор может быть смещен на некоторый угол $\psi_n \in [S; S]$ и сравнен с соответствующей частью шаблона T_2 согласно (2.1). Вычисленные таким образом расстояния могут быть представлены в виде матрицы $D = \{d_{\psi, n}\}$ с $2S + 1$ строками и N столбцами. Можно отметить, что вычислительная сложность получения этой матрицы не превышает вычислительную сложность определения расстояния (2.2). В этих обозначениях расстояние (2.2) получается как минимальная сумма по строкам матрицы D :

$$d(T_1, T_2) = \min_{\psi} \sum_n d_{\psi, n}. \quad (2.3)$$

Угловые смещения всех секторов одинаковы, что можно назвать моделью недеформируемого "твердого тела". Вместе с тем угловые смещения могут быть сделаны независимыми,

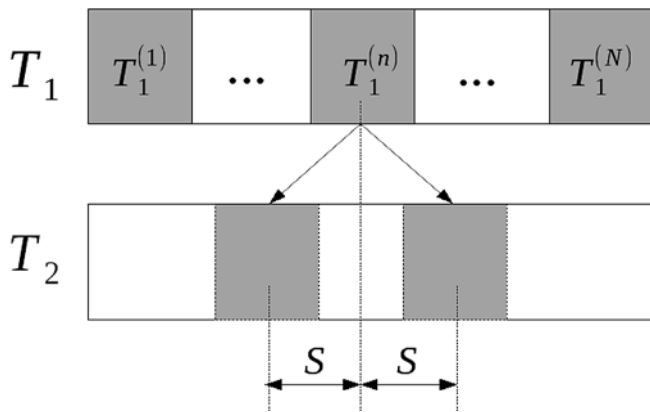


Рис. 3. Сравнение секторов с угловым сдвигом

если минимизировать расстояние по каждому сектору отдельно:

$$d(T_1, T_2) = \sum_n \min_{\psi} d_{\psi, n}, \quad (2.4)$$

что соответствует модели тела, абсолютно эластичного по отношению к вращениям, назовем такую модель "жидкой". Как показали численные эксперименты (см. разд. 3), эта модель дает меньшую ошибку распознавания, чем модель "твердого тела" (2.3). По мере увеличения числа секторов ошибка растет вследствие увеличения вероятности обнаружения ложных совмещений для небольших секторов.

Таким образом, возникает идея, что можно улучшить точность совмещения шаблонов, если ввести некоторые ограничения на взаимное движение секторов. То есть способ деформаций шаблона должен быть промежуточным между "твердой" (2.3) и "жидкой" (2.4) моделями.

Гладкость преобразования нормализации означает, что значения ψ_n для соседних секторов должны быть близки. Значения для от-

даленных секторов могут сильно различаться. Вследствие цикличности преобразования значения углов ψ_1 и ψ_N также должны быть близки. Таким образом, возникает задача выбора последовательности элементов матрицы $\{d_{\psi, n}\}$ со следующими требованиями: должен быть единственный элемент в каждом столбце; положение элементов в соседних столбцах изменяется не более, чем на единицу; сумма значений выбранных элементов минимальна. Эту задачу можно представить как поиск циклического пути минимальной стоимости в матрице $\{d_{\psi, n}\}$:

$$d(T_1, T_2) = \min_{(\psi_1, \dots, \psi_N)} \sum_{n=1}^N [d_{\psi, n} + C(\psi_n, \psi_{n+1})];$$

$$C(\psi_n, \psi_{n+1}) = \begin{cases} 0, & \text{если } \|\psi_n - \psi_{n+1}\| \leq 1, n \neq N, \\ 0, & \text{если } \|\psi_n - \psi_N\| \leq 1, n = N, \\ \infty, & \text{иначе.} \end{cases} \quad (2.5)$$

Задача (2.5) может быть решена одним из известных методов [20, 21]. На рис. 4 представлены примеры матриц $\{d_{\psi, n}\}$ для трех типичных случаев. Матрицы имеют размеры $N = 15$, $S = 12$. Большие значения элементов матрицы соответствуют более ярким элементам рисунка. Найденный оптимальный путь отмечен белыми точками.

Первая матрица (рис. 4, а) — сравнение двух шаблонов радужки одного человека (т. е. "своих" сравнений), когда все параметры границы обнаружены правильно (или имеют малые ошибки). В этом случае поворот не требуется, оптимальным путем является прямая линия, и для сравнения подходит даже простая модель "твердого тела". Матрица на рис. 4, б представляет сравнение "своих" шаблонов (принадлежащих одной персоне), но нормализация искажена ошибками локализации границ.

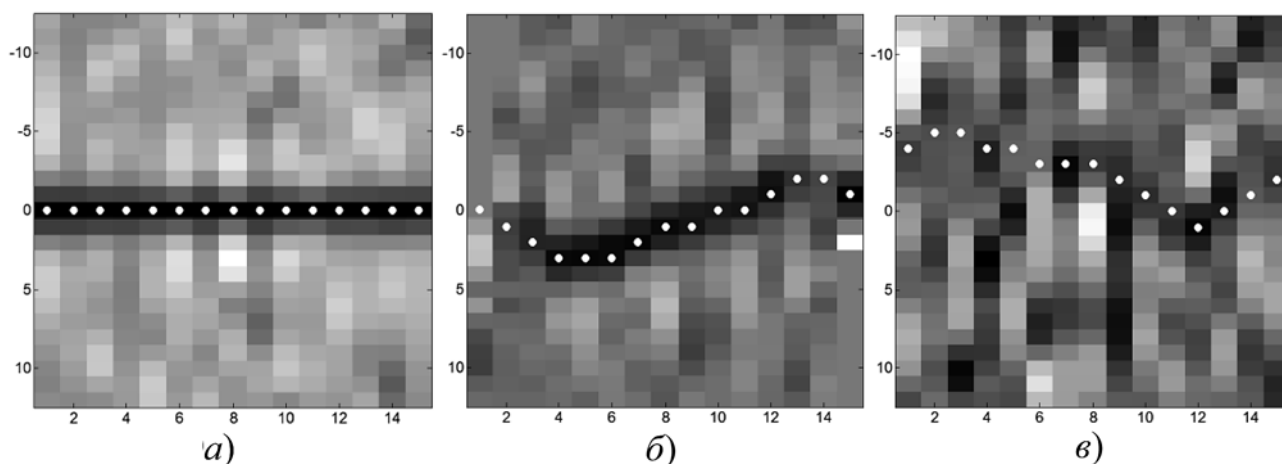


Рис. 4. Матрицы $\{d_{\psi, n}\}$ для трех типичных случаев совмещения шаблонов

В этом случае можно видеть, что минимумы в столбцах расположены в некотором регулярном порядке, который образует темный "канал", по которому пролегает изогнутый, но гладкий оптимальный путь. Матрица на рис. 4, ϵ — случай сравнения "чужих" шаблонов (принадлежащих разным людям). Независимо от точности локализации границ, минимумы матрицы сравнения в этом случае расположены хаотически, а оптимальный путь проходит через множество элементов с большими значениями матрицы расстояний. Итоговое значение суммарной стоимости пути также велико.

3. Оптимизация параметров алгоритмов построения и сравнения шаблонов

Очевидно, что число секторов N , на которые разбивается шаблон при сравнении, является важным параметром, влияющим на итоговое качество распознавания. Выбор оптимального значения этого параметра осуществлен экспериментально.

Для вычислительных экспериментов были использованы две общедоступные базы изображений радужной оболочки глаза: база ICE2005 — подмножество ND-Iris-0405 [22] и CASIA4-Lamp [23]. Размер изображений — 480 точек по вертикали и 640 точек по горизонтали. База ICE2005 содержит 2593 изображения 132 персон. Изображения получены биометрической системой LG2200. Для экспериментов использовалось подмножество всех левых радужек, содержащее 1527 изображений 119 персон. Число изображений радужной оболочки на одну персону в данной базе данных очень неравномерно и варьируется от одного до 31. Число возможных своих сравнений равно 15 357, число чужих сравнений — 1 149 744. CASIA4-Lamp содержит изображения глаз 411 персон, каждый глаз представлен 10...20 изображениями. Общее число изображений — 16 213. Это позволяет получить около 160 000 своих сравнений и приблизительно 130 млн чужих сравнений. База данных получена с использованием камеры IKEMB-100.

Обозначим $\theta \in (0; 1)$ — порог, используемый для определения решения "допуск" (согласно расчетам, сравниваемые шаблоны принадлежат одной персоне) или "отказ" (эталон принадлежит разным персонам):

$$\text{Class} = \begin{cases} \text{допуск, если } d(T_1, T_2) \leq \theta, \\ \text{отказ, если } d(T_1, T_2) > \theta. \end{cases} \quad (3.1)$$

При проведении тестов персоны, которым принадлежат сравниваемые эталоны, известны. Поэтому сравнения эталонов разделяют на два класса: "свой" (*genuine*) и "чужие" (*impostor*). Решение классификатора (3.1) может совпадать с истинным или быть ошибочным. Качество исследуемого классификатора может быть оценено по числу ошибок классификации. Показатель *EER* (*equal error rate* — равенство ошибок первого и второго рода) определяется при равенстве относительного числа ошибочных отказов и ошибочных допусков, что зависит от порога классификации θ :

$$EER = \frac{fn(\theta)}{fn(\theta) + fp(\theta)} = \frac{fp(\theta)}{fp(\theta) + tn(\theta)}, \quad (3.2)$$

где $fn(\theta)$, $fp(\theta)$ — число событий ошибочного отказа и допуска (ошибки первого и второго рода, соответственно); $tn(\theta)$, $tp(\theta)$ — число событий истинных отказов и допусков.

Выбор оптимального числа секторов. Поскольку *EER* зависит от степени разбиения шаблона на секторы, то можно определить функцию $EER(N)$ и искать минимум этой функции:

$$EER^* = \min_N EER(N), \quad N = \arg \min_N EER(N). \quad (3.3)$$

На рис. 5 (см. третью сторону обложки) представлена зависимость *EER* от числа секторов N , $N \in [1, 30]$, для тестируемых баз данных. График, обозначенный как NoLink, получен с использованием модели несвязанных секторов (2.4), график OptPath использует модель оптимального пути (2.5). Следует заметить, что начальные точки обоих графиков со значением $N = 1$ совпадают и соответствуют модели "твердого тела" (2.3).

Анализ графиков позволяет сделать следующие выводы. "Твердая" модель почти всегда проигрывает моделям составного шаблона. "Жидкая" модель для малого числа секторов работает лучше, чем модель оптимального пути. Однако с увеличением числа секторов быстро достигает минимума, после чего ошибка распознавания увеличивается. Модель оптимального пути насыщается медленнее, но показывает меньшее значение ошибки в минимуме. Сравнивая результаты, получаемые по базам ICE2005 и CASIA, можно заметить, что при $N = 1$ ICE2005 имеет большее значение *EER*, но с ростом N достигаются ошибки меньшие, чем в CASIA. Данный результат можно объяснить тем, что ICE2005 содержит большую долю изображений плохого качества, но при этом

Оптимальные параметры вэйвлетов в зависимости от числа секторов для метода оптимального пути

N	1	2	5	10	20	30	40
λ^*	10,0	9,0	7,6	7,1	6,4	6,3	6,3
σ^*	29,0	25,6	21,1	18,7	16,4	15,8	15,4
EER^*	1,76	0,94	0,65	0,55	0,49	0,51	0,53

Таблица 2

EER для разных методов

Метод	ICE2005	CASIA
Zhang et al. [4]	—	0,59
Liu et al. [25]	0,63	—
He et al. [26]	0,53	—
"Твердая" модель ($N = 1$), λ_1 , σ_1	2,72	1,76
"Жидкая" модель ($N^* = 5$), λ_1 , σ_1	0,64	0,79
Оптимальный путь ($N^* = 20$), λ_1 , σ_1	0,52	0,54
Оптимальный путь ($N^* = 20$), λ^* , σ^*	0,50	0,49

изображения этой базы весьма разнообразны и сильно отличаются друг от друга. На изображениях плохого качества результаты локализации границ РОГ часто неточны и использование "твердой" модели приводит к большой ошибке распознавания, но если неточность локализации компенсирована составными моделями, отличать разнообразные изображения проще, чем в базе CASIA. Другие модели позволяют компенсировать погрешность локализации и значительно уменьшить ошибку.

Оптимизация параметров вэйвлетов. До сих пор представленные рассуждения предполагали использование при распознавании некоторого определенного способа создания шаблонов (1.1)—(1.4), с фиксированными параметрами фильтра (1.3). Действительно, представленные выше результаты получены с использованием параметров $\lambda = 10$, $\sigma = 29$, которые были определены как оптимальные для "твердой" модели в работе [24]. Там же было показано, что эти параметры зависят от точности локализации границ РОГ. Модели с разбиением на сектора частично компенсируют неточность локализации, соответственно, следует ожидать, что оптимальные параметры λ , σ для них также примут иные значения. Экспериментально решена задача оптимизации:

$$\begin{aligned} EER^* &= \min_{\lambda, \sigma} EER(\lambda, \sigma), \\ (\lambda^*, \sigma^*) &= \arg \min_{\lambda, \sigma} EER(\lambda, \sigma) \end{aligned} \quad (3.4)$$

для фиксированных значений N , результаты приведены в табл. 1 (для базы CASIA).

Из этой таблицы видно, что и апертура фильтра, и длина волны модуляции уменьшаются при росте числа секторов, т. е. при улучшении компенсации искажений, вызванных неточной локализацией. Однако для большого числа секторов эквивалентная ошибка классификации начинает расти, что объясняется увеличением числа ложных совпадений для слишком мелких секторов, уже не содержащих достаточно индивидуальных текстурных признаков. Оптимальное число секторов остается равным $N^* = 20$.

Сравнение с ранее описанными методами. Табл. 2 показывает ошибку EER (3.2), выраженную в процентах, сравниваемых методов для двух баз данных. Здесь $\lambda_1 = 10$, $\sigma_1 = 29$ — значения, оптимальные для "твердой" модели (т. е. с единственным сектором), $\lambda^* = 6,4$, $\sigma^* = 16,4$ — наилучшие значения для метода оптимального пути.

"Твердая" модель, которая представляет собой прямой аналог схемы Даугмана [2], имеет относительно низкую точность и проигрывает многим современным подходам. Совмещение шаблонов с использованием "жидкой" модели существенно улучшает результат, но все же уступает другим методам. Разработанный метод оптимального пути демонстрирует высокое качество распознавания, по критерию EER не уступающее известным решениям. При этом данный метод довольно прост как в алгоритмическом, так и в вычислительном плане.

Заключение

В работе исследовано влияние разбиения радужной оболочки на сектора при совмещении шаблонов. Сравнивали три модели связи секторов: "твердую", "жидкую" и оптимального пути. Численные эксперименты показали, что третий подход может значительно повысить точность распознавания и превзойти по точности конкурирующие методы сравнения шаблонов. Минимум ошибки распознавания достигается при пяти секторах для "жидкой" модели совмещения и при 20 секторах для метода "оптимального пути". Дополнительная оптимизация параметров фильтров, выделяющих признаки, позволила улучшить результаты. Время работы алгоритма с $N = 20$ составляет 150 мкс

для одного сравнения с процессором Intel Core i7-3770 и может быть кратно ускорено при использовании многопроцессорных систем.

Список литературы

1. Wildes R. Iris recognition: an emerging biometric technology // Proc. IEEE. 1997. Vol. 85, N. 9. P. 1348–1363.
2. Daugman J. High confidence visual recognition of persons by a test of statistical independence // IEEE Trans. PAMI. 1993. Vol. 15, N. 11. P. 1148–1161.
3. Павельева Е. А., Крылов А. С. Алгоритм сравнения изображений радужной оболочки глаза на основе ключевых точек // Информатика и ее применения. 2011. Т. 5, № 1. С. 68–72.
4. Zhang M., Sun Z., Tan T. Deformable DAISY Matcher for robust iris recognition // Proc. 18th IEEE Int. Conf. Image Processing. 2011. P. 3189–3192.
5. Sun Z., Tan T. Ordinal Measures for Iris Recognition // IEEE Trans. PAMI. 2009. Vol. 31, N. 12. P. 2211–2226.
6. Dorairaj V., Schmid N., Fahmy G. Performance evaluation of iris-based recognition system implementing PCA and ICA encoding techniques // Proc. SPIE. 2005. Vol. 5779. P. 51–58.
7. Erbilek M., Toygar O. Recognizing partially occluded irises using subpattern-based approaches // Proc. 24th Int. Symp. Computer and Information Sciences. 2009. P. 606–610.
8. Ives R., Guidry A., Etter D. An efficient iris recognition algorithm using phase-based image matching // Proc. IEEE Int. Conf. Image Processing. 2005. Vol. 2. P. 49–52.
9. Miyazawa K., Ito K., Aoki T., Kobayashi K., Nakajima H. Iris recognition using histogram analysis // Proc. 38th Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers. 2004. Vol. 1. P. 562–566.
10. Bowyer K., Hollingsworth K., Flynn P. A Survey of Iris Biometrics Research: 2008–2010 // Handbook of Iris Recognition. London: Springer, 2013. P. 15–54.
11. Себряков Г. Г., Сошников В. Н., Кикин И. С., Ишутин А. А. Алгоритм распознавания объектов на оптико-электронных изображениях наземных сцен, основанный на оценке ковариационных матриц градиентных функций поля яркости // Вестник компьютерных и информационных технологий. 2013. N 7. С. 14–19.
12. Визильтер Ю. В., Горбачевич В. С., Желтов С. Ю., Рубис А. Ю., Воротников А. В. Морфлеты: новый класс древовидных морфологических описаний формы изображений // Компьютерная оптика. 2015. Т. 39, № 1. С. 101–108.
13. Kerekes R., Balakrishnan N., Thornton J., Savvides M., Kumar B. Graphical Model Approach to Iris Matching Under Deformation and Occlusion // Proc. IEEE Conf. Computer Vision and Pattern Recognition. 2007. P. 1–6.
14. Li X. Modeling Intra-class Variation for Nonideal Iris Recognition // Lecture Notes in Computer Science. Berlin, Heidelberg: Springer, 2005. P. 419–427.
15. Phang S., Boles W., Collins M. Tracking iris surface deformation using Elastic Graph Matching // Proc. 21st Int. Conf. Image and Vision Computing. 2006. P. 3–8.
16. Thainimit S., Alexandre L., de Almeida V. Iris surface deformation and normalization // Proc. 13th Int. Symp. Communications and Information Technologies. 2013. P. 501–506.
17. Songjang T., Thainimit S. Tracking and modeling human iris surface deformation // Proc. 12th Int. Conf. Electrical Engineering/Electronics, Computer, Telecommunications and Information Technology. 2015. P. 1–5.
18. Ганькин К. А., Гнеушев А. Н., Матвеев И. А. Сегментация изображения радужки глаза, основанная на приближенных методах с последующими уточнениями // Изв. РАН. ТиСУ. 2014. № 2. С. 80–94.
19. Daugman J. How iris recognition works // Proc. Int. Conf. Image Processing. 2002. Vol. 1. P. 33–36.
20. Селин П. С., Цурков В. И. Метод характеристических функций для классов сетей с фиксированными степенями узлов // Изв. РАН. ТиСУ. 2014. № 5. С. 28–37.
21. Есенков А. С., Кузовлев Д. И., Леонов В. Ю., Тизик А. П., Цурков В. И. Оптимизация сети и задачи с зацепляющимися переменными // Изв. РАН. ТиСУ. 2014. № 3. С. 71–87.
22. Phillips P., Scruggs W., O'Toole A., Flynn P., Bowyer K., Schott C., Sharpe M. FRVT 2006 and ICE 2006 Large-Scale Experimental Results // IEEE Trans. PAMI. 2010. Vol. 32, N. 5. P. 831–846.
23. Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences. CASIA iris image database. 2010. URL: <http://biometrics.ideal-test.org/dbDetailForUser.do&id=4>.
24. Matveev I. A., Novik V. P. Dependency of optimal parameters of the iris template on image quality and border detection error // The Int. Archives Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences. 2017. Vol. XLII-2/W4. P. 251–255.
25. Liu J. A Novel Image Deblurring Method to Improve Iris Recognition Accuracy // Proc. IEEE International Joint Conf. Biometrics. 2011. P. 1–8.
26. He Z., Tan T., Sun Z., Qiu X. Toward Accurate and Fast Iris Segmentation for Iris Biometrics // IEEE Trans. PAMI. 2009. Vol. 31, N. 9. P. 1670–1684.

V. P. Novik, Engineer-Researcher, Iritech Inc., Moscow, e-mail: novikvp@mail.ru,
I. A. Matveev, D. Sc., Principal Researcher, e-mail: matveev@ccas.ru, V. Yu. Leonov, PhD, Researcher,
Federal Research Center "Computer Science and Control" of Russian Academy of Sciences, Moscow

Matching of Informative Features of Iris Images with the Optimal Path Method

The majority of iris recognition methods use local textural features. The accuracy of iris recognition depends significantly on the precision of local textural features alignment. The article proposes a simple and effective way to enhance the alignment accuracy. Also the problem of choosing the optimal parameters of wavelets forming the iris template is examined. It is shown that improvement of alignment accuracy allows using more informative high-frequency wavelets. Computational experiments were carried out with ICE2005 and CASIA bases from public domain.

Keywords: iris recognition, biometric features, optimal path

DOI: 10.17587/it.24.681-688

References

1. **Wildes R.** Iris recognition: an emerging biometric technology, *Proc. IEEE*, 1997, vol. 85, no. 9, pp. 1348–1363.
2. **Daugman J.** High confidence visual recognition of persons by a test of statistical independence, *IEEE Trans. PAMI*, 1993, vol. 15, no. 11, pp. 1148–1161.
3. **Pavel'eva E. A., Krylov A. S.** Algoritm sravneniya izobrazhenij raduzhnoj obolochki glaza na osnove klyuchevyh tochek (Algorithm for comparing images of the iris of the eye based on key points), *Informatika i eyo primeneniya*, 2011, vol. 5, no. 1, pp. 68–72 (in Russian).
4. **Zhang M., Sun Z., Tan T.** Deformable DAISY Matcher for robust iris recognition, *Proc. 18th IEEE Int. Conf. Image Processing*, 2011, pp. 3189–3192.
5. **Sun Z., Tan T.** Ordinal Measures for Iris Recognition, *IEEE Trans. PAMI*, 2009, vol. 31, no. 12, pp. 2211–2226.
6. **Dorairaj V., Schmid N., Fahmy G.** Performance evaluation of iris-based recognition system implementing PCA and ICA encoding techniques, *Proc. SPIE*, 2005, vol. 5779, pp. 51–58.
7. **Erbilek M., Toygar O.** Recognizing partially occluded irises using subpattern-based approaches, *Proc. 24th Int. Symp. Computer and Information Sciences*, 2009, pp. 606–610.
8. **Ives R., Guidry A., Etter D.** An efficient iris recognition algorithm using phase-based image matching, *Proc. IEEE Int. Conf. Image Processing*, 2005, vol. 2, pp. 49–52.
9. **Miyazawa K., Ito K., Aoki T., Kobayashi K., Nakajima H.** Iris recognition using histogram analysis, *Proc. 38th Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers*, 2004, vol. 1, pp. 562–566.
10. **Bowyer K., Hollingsworth K., Flynn P.** A Survey of Iris Biometrics Research: 2008–2010, *Handbook of Iris Recognition*, London, Springer, 2013, pp. 15–54.
11. **Sebryakov G. G., Soshnikov V. N., Kikin I. S., Ishutin A. A.** Algoritm raspoznavaniya ob'ektov na optiko-jelektronnyh izobrazhenijah nazemnyh scen, osnovannyj na ocenke kovariacionnyh matric gradientnyh funkcij polja jarkosti (Algorithm for automatic recognition of ground objects in optoelectronic images, based on evaluation of feature covariance matrices built for image gradient functions), *Vestnik komp'yuternyh i informacionnyh tehnologij*, 2013, no. 7, pp. 14–19 (in Russian).
12. **Vizilter Yu. V., Gorbacevich V. S., Zheltov S. Yu., Rubis A. Yu., Vorotnikov A. V.** Morflety: novyj klass drevovidnyh morfologicheskikh opisanij formy izobrazhenij (Morphlets: a new class of tree-structured morphological descriptors of image shape), *Komp'yuternaja optika*, 2015, vol. 39, no. 1, pp. 101–108 (in Russian).
13. **Kerekes R., Balakrishnan N., Thornton J., Savvides M., Kumar B.** Graphical Model Approach to Iris Matching Under Deformation and Occlusion, *Proc. IEEE Conf. Computer Vision and Pattern Recognition*, 2007, pp. 1–6.
14. **Li X.** Modeling Intra-class Variation for Nonideal Iris Recognition, *Lecture Notes in Computer Science*. Berlin, Heidelberg, Springer, 2005, pp. 419–427.
15. **Phang S., Boles W., Collins M.** Tracking iris surface deformation using Elastic Graph Matching, *Proc. 21st Int. Conf. Image and Vision Computing*, 2006, pp. 3–8.
16. **Thainimit S., Alexandre L., de Almeida V.** Iris surface deformation and normalization, *Proc. 13th Int. Symp. Communications and Information Technologies*, 2013, pp. 501–506.
17. **Songjang T., Thainimit S.** Tracking and modeling human iris surface deformation, *Proc. 12th Int. Conf. Electrical Engineering/Electronics, Computer, Telecommunications and Information Technology*, 2015, pp. 1–5.
18. **Gankin K. A., Gneushev A. N., Matveev I. A.** Segmentacija izobrazhenija raduzhki glaza, osnovannaja na priblizhennyh metodah s posledujushhimi utochnenijami (Iris image segmentation based on approximate methods with subsequent refinements), *Izv. RAN. TiSU*, 2014, vol. 53, no. 2, pp. 224–238 (in Russian).
19. **Daugman J.** How iris recognition works, *Proc. Int. Conf. Image Processing*, 2002, vol. 1, pp. 33–36.
20. **Selin P. S., Tsurkov V. I.** Metod harakteristicheskikh funkcij dlja klassov setej s fiksirovannymi stepenjami uzlov (Method of Characteristic Functions for Classes of Networks with Fixed Node Degrees), *Izv. RAN. TiSU*, 2014, vol. 53, no. 5, pp. 645–655 (in Russian).
21. **Esenkov A. S., Kuzovlev D. I., Leonov V. Yu., Tizik A. P., Tsurkov V. I.** Optimizacija seti i zadachi s zacepljajushhimisja peremennymi (Network Optimization and Problems with Coupling Variables), *Izv. RAN. TiSU*, 2014, vol. 53, no. 3, pp. 369–383 (in Russian).
22. **Phillips P., Scruggs W., O'Toole A., Flynn P., Bowyer K., Schott C., Sharpe M.** FRVT 2006 and ICE 2006 Large-Scale Experimental Results, *IEEE Trans. PAMI*, 2010, vol. 32, no. 5, pp. 831–846.
23. **Institute of Automation**, Chinese Academy of Sciences. CASIA iris image database. 2010, available at: <http://biometrics.idealtest.org/dbDetailForUser.do?id=4>
24. **Matveev I. A., Novik V. P.** Dependency of optimal parameters of the iris template on image quality and border detection error, *The Int. Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 2017, vol. XLII-2/W4, pp. 251–255.
25. **Liu J.** A Novel Image Deblurring Method to Improve Iris Recognition Accuracy, *Proc. IEEE International Joint Conf. Biometrics*, 2011, pp. 1–8.
26. **He Z., Tan T., Sun Z., Qiu X.** Toward Accurate and Fast Iris Segmentation for Iris Biometrics, *IEEE Trans. PAMI*, 2009, vol. 31, no. 9, pp. 1670–1684.

Адрес редакции:

107076, Москва, Стромьинский пер., 4

Телефон редакции журнала (499) 269-5510

E-mail: it@novtex.ru

Технический редактор *Е. В. Конова*.

Корректор *Е. В. Комиссарова*.

Сдано в набор 02.08.2018. Подписано в печать 24.09.2018. Формат 60×88 1/8. Бумага офсетная.

Усл. печ. л. 8,86. Заказ IT1018. Цена договорная.

Журнал зарегистрирован в Министерстве Российской Федерации по делам печати, телерадиовещания и средств массовых коммуникаций.

Свидетельство о регистрации ПИ № 77-15565 от 02 июня 2003 г.

Оригинал-макет ООО "Авансед солюшнз". Отпечатано в ООО "Авансед солюшнз".

119071, г. Москва, Ленинский пр-т, д. 19, стр. 1.
