

**ПЕРСПЕКТИВНЫЕ МЕТОДЫ РАСПОЗНАВАНИЯ
ПАПИЛЯРНЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ В
АВТОМАТИЗИРОВАННЫХ СИСТЕМАХ ЗАЩИТЫ ОСОБО
ВАЖНЫХ ОБЪЕКТОВ**

Л. ПЮШКИ, И.М. ВАСЮХИНА, М.И. ВАСЮХИН

Описаны перспективные методы распознавания папиллярных изображений человека в системах защиты особо важных объектов. Рассмотрены метод определения периода отпечатка папиллярных линий на изображении с помощью функционалов математического ожидания по случайной реализации, а также методы распознавания на основе генетических алгоритмов.

Папиллярные отпечатки (ПО) занимают первое место среди биометрических характеристик человека: лицо, голос, подпись и т.д., так как они не изменяются в течение всей жизни. Считается, что вероятность совпадения отпечатков пальцев рук одного человека с другим составляет 1 к 64 млрд [1, 2]. Это означает, что такое совпадение отпечатков на всем Земном шаре просто невозможно. Поэтому ПО могут стать основой для разработки биометрических систем охраны особо важных объектов.

Здесь нельзя не отметить результаты исследований Физико-механического ин-та им. Г.В. Карпенко НАН Украины и Ин-та кибернетики им. В.М. Глушкова НАН Украины, которые не только значительно упрощают создание автоматических и автоматизированных систем идентификации личности, но и существенно увеличивают их надежность [2, 3, 6, 11].

Существует два способа сканирования изображений: непосредственно и с дактилоскопических отпечатков [4]. В системах охраны, по нашему мнению, могут использоваться оба эти способа. Они предусматривают соответствующие методы и средства. Анализ литературных источников показал, что для сканирования необходимы методы и средства обработки изображений ПО, посредством которых можно достичь разрешения 512×512 и 256 градаций серого.

При обработке этих изображений большое значение имеет величина так называемого периода ПО, равного сумме величин папиллярных линий (ПЛ) и межпапиллярного промежутка (МП), в единицах измерения изображения.

Сначала улучшают качество изображения, напрямую зависящее от контраста между ПЛ и МП, а также ликвидируют шумы, что достигается с помощью соответствующего фильтра [5] с заданными параметрами. При этом надо учитывать: толщина ПЛ — величина постоянная, но при получении ПО она изменяется, так как поверхность пальца выпуклая и при переносе изображения на плоскость появляются искажения. Искажения также вносятся при оцифровке изображения отпечатка квантованием, и они не являются одинаковыми для различных участков ПО.

Поскольку параметры фильтра подбираются так, чтобы усилить ПЛ и ослабить МП, то для построения фильтра необходимо знать диапазоны изменения величины ПЛ и МП. Для решения этой задачи Р.Я. Косаревич [2] предложил метод оценки периода ПО на основе профилей строк и столбцов изображения. Недосток этого метода — приблизительная оценка длины периода ПО. Поэтому авторы работы [2] предложили более точный метод оценки, который кратко можно описать следующим образом.

Сначала находится центр отпечатка. Принимается D — поле направлений полутонового изображения G размером $(g \times g)$, направление в каждой его точке — локальная ориентация ПЛ в этой точке. Направление $D(i, j)$ в точке (i, j) изображения — это направление d , для которого S_d (сумма разностей значений яркости на изображении вдоль направления d) является минимальной.

$$S_d = \sum_{m=0}^{M-1} |G(i_m, j_m) - G(i, j)|, \text{ для } d = 1, \dots, N,$$

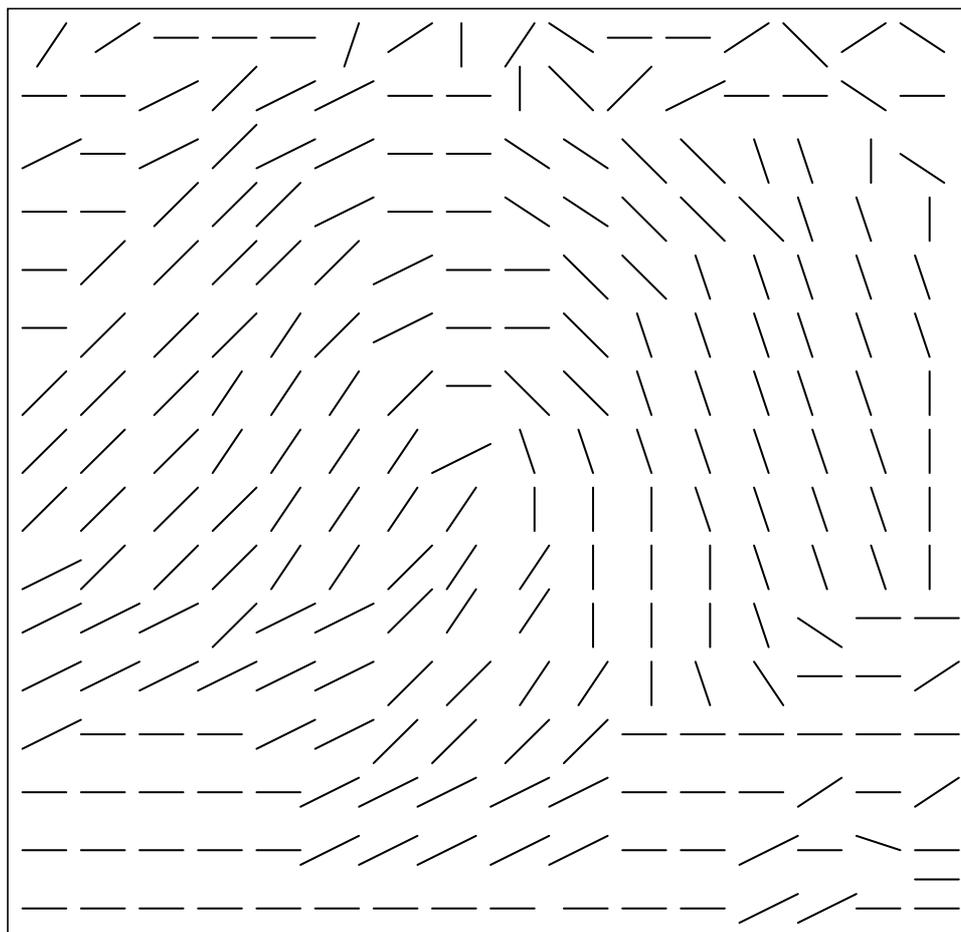
где $D(i, j)$ и $D(i_m, j_m)$ — значения яркости соответственно в точках (i, j) и (i_m, j_m) , причем (i_m, j_m) — точка конца вектора направления d от (i, j) ; M — количество точек, выбранных для вычислений; N — количество направлений.

На основе данных поля направлений D с помощью определения доминирующего направления в блоке из точек размером $b_s \times b_s$ находится поле направлений блоков B (рис. 1), что уменьшает размерность с $(g \times g)$ до $(g/b_s \times g/b_s)$.

Далее обрабатываются гистограммы направлений блоков B . Под гистограммой направлений H понимается последовательность $\{H(0), \dots, H(N-1)\}$, где $H_{(j)}$ — частота направления j в некоторой окрестности. В работе [2] для примера взято $g = 512$, $N = 8$, $b_s = 16$, где N — количество направлений; M — количество точек, необходимых для вычисления направлений; b_s — величина блоков (выбрана из предположения, что один такой блок содержит хотя бы одну ПЛ и МП).

Проведенные эксперименты [2], а также данные [7, 8] подтверждают оптимальный выбор значения $N = 8$, так как при его увеличении достигается более точное представление направлений ПЛ, но при этом резко увеличивается объем вычислений для каждой точки изображения.

Полученные результаты эксперимента показали следующее.

Рис. 1. Поле направлений блоков B

1. Пик гистограммы слева означает, что сумма частот направлений, меньших 90° , превышает сумму частот направлений, больших 90° .

2. Если пик гистограммы расположен справа и исследуемые направления больше или равны 90° , то они являются доминирующими.

3. Если пики гистограммы на краях, тогда доминирующими являются направления, не принадлежащие диапазону $45^\circ - 135^\circ$.

Особые точки изображения ПО — точки центров I и точки дельт 2 , (рис. 2).

Нахождение особых точек ПО начинают, предварительно обозначив числами определенные направления, например, $0^\circ, 180^\circ \rightarrow 1, 22^\circ 30' \rightarrow 8, 45^\circ \rightarrow 7, 67^\circ 30' \rightarrow 6, 90^\circ \rightarrow 5, 112^\circ 30' \rightarrow 4, 135^\circ \rightarrow 3, 157^\circ 30' \rightarrow 2$. Необходимые условия отнесения точки к разряду особо важных:

$$B[j, i] = 5 \wedge B[j, i + 1] \in \{3, 4\},$$

$$B[j, i] = 6 \wedge B[j, i + 1] \in \{2, 3, 4, 5\},$$

$$B[j, i] = 7 \wedge B[j, i + 1] \in \{3, 4, 5\},$$

$$B[j, i] = 8 \wedge B[j, i + 1] = 2.$$

Если выполняется хотя бы одно из перечисленных выше условий, то $B[j, i]$ относят к особым точкам ПО.

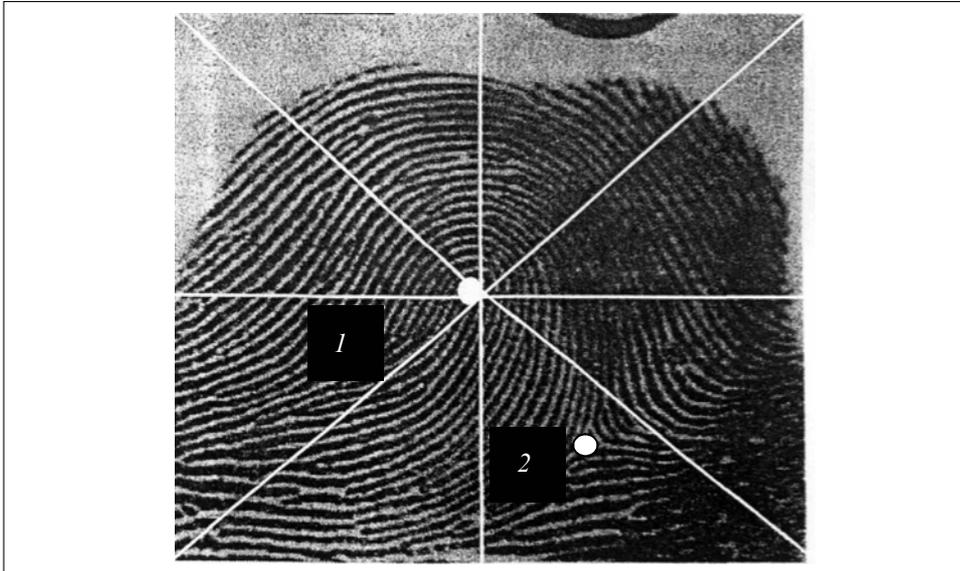


Рис. 2. Папиллярный отпечаток и секторы считывания участков изображения

Кластеризация и выделение центра. Кластеризация проводится на основе простых эвристических процедур [9], требующих относительно небольших вычислений. Для нахождения единого центра, соответствующего особой точке ПО, предлагается следующая процедура.

Сначала рассматривается окрестность размером 5×5 около каждой особой точки. Эта окрестность, в свою очередь, разбивается на четыре части: R_1, R_2, R_3, R_4 (рис. 3).

Далее для каждой из частей R_1, R_2, R_3, R_4 формируются гистограммы направлений H_1, H_2, H_3, H_4 и в каждой гистограмме выбирается одно из направлений h_1, h_2, h_3, h_4 , имеющее максимальную частоту. Если для особой точки ПО величин h_1, h_2, h_3, h_4 выполняется хотя бы одно из следующих условий

$$(h_1 = 4) \wedge (h_2 \in \{5, 6\}) \wedge (h_3 \in \{1, 2, 7, 8\}) \wedge (h_4 \in \{3, 4, 5, 6, 7\}),$$

$$(h_1 = 5) \wedge (h_2 \in \{4, 5, 6\}) \wedge (h_3 \in \{1, 2, 7, 8\}) \wedge (h_4 \in \{3, 4, 5, 6, 7\}),$$

$$(h_1 = 6) \wedge (h_2 \in \{3, 4, 5\}) \wedge (h_3 \in \{1, 2, 7, 8\}) \wedge (h_4 \in \{3, 4, 5, 6, 7\}),$$

$$(h_1 = 7) \wedge (h_2 \in \{4, 5, 6\}) \wedge (h_3 \in \{1, 2, 7, 8\}) \wedge (h_4 \in \{3, 4, 5, 6, 7\}),$$

$$(h_1 = 8) \wedge (h_2 \in \{3, 4, 5, 6\}) \wedge (h_3 \in \{1, 2, 7, 8\}) \wedge (h_4 \in \{3, 4, 5, 6, 7\}),$$

то считается, что эта особая точка — искомый центр отпечатка.

Нахождение периода папиллярного отпечатка. После определения центра ПО формируются данные для вычисления периода. С этой целью с

точки центра ПО вдоль восьми линий (см. рис. 2) до пересечения с границами изображения G считаются значения элементов этого изображения. Авторы работы [2] утверждают: при *правильной* ориентации ПО проведенные линии *в большинстве случаев* образуют углы, близкие к 90° с ПЛ, что дает возможность более точно оценить период ПО.

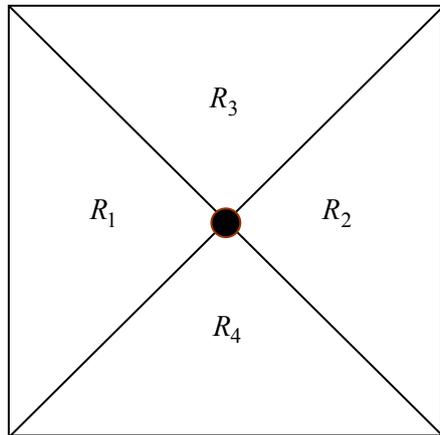


Рис. 3. Части, составляющие окрестность особой точки папиллярного отпечатка

Исследования показали, что это положение подтверждается не всегда. Ось пальца при производстве отпечатка может располагаться весьма произвольно и привести к достаточно сильным искажениям а, следовательно, и к снижению достоверности идентификации. Поэтому предлагается перед идентификацией осуществлять нормализацию изображения ПО с помощью учета направления линии, соединяющей найденный центр с другой особой точкой — дельтой. По нашему мнению, такую поправку удобно вносить не в градусах, а в соотношении отрезков стороны треугольника, которую пересекает линия, соединяющая центр с дельтой,

на рис. 2 — это треугольник, представляющий нижнюю часть нижнего правого квадранта ПО.

Далее находится модель периода ПО, представляющая собой периодически коррелированные случайные процессы (ПКСП). Эта модель является комбинацией детерминистского и стационарного подходов к обработке сигналов, а главным ее преимуществом то, что ПКСП определяется как периодические нестационарные случайные процессы с инвариантными относительно периода корреляции математическим ожиданием и корреляционной функцией

$$m(t) = E \xi(t) = m(t + T),$$

$$b(t, u) = E \overset{\circ}{\xi}(t) \overset{\circ}{\xi}(t + u) = b(t + T, u),$$

$$\overset{\circ}{\xi}(t) = \xi(t) - m(t),$$

где T — период корреляции процесса [10].

Предлагаемый подход определения особых точек ПО позволяет достаточно эффективно находить центр отпечатка.

Еще одним эффективным методом, необходимым, по нашему мнению, для реализации системы обработки ПО, является метод сжатия таких отпечатков [11], построенный на теории всплесков [12–14], предусматривающий реализацию сжатия с потерями и без потерь. Алгоритмы сжатия текстовой информации предусматривают, как правило, преобразования без потерь. Что касается графических полутоновых изображений, к которым относятся ПО, то часто определенные потери при их сжатии можно считать допустимыми. В этом случае восстановленное изображение ПО не будет точной копией

оригинала, что не является обязательным, так как человеческий глаз не обнаруживает незначительные изменения отдельных пикселей.

Достоинством рассматриваемого метода является применение алгоритмов сжатия с потерями, что позволяет существенно повысить коэффициент сжатия в сравнении с алгоритмами без потерь.

В настоящее время широко применяется алгоритм сжатия изображений с потерями — JPEG [15], основанный на косинусоидальном преобразовании Фурье (КПФ). С помощью этого алгоритма можно сжимать изображения в 25–30 раз без существенного снижения качества. Но если смена интенсивности пикселей изображения не плавная (как, например, у отпечатков пальцев), то коэффициент сжатия резко падает. Отмеченный алгоритм имеет структуру, подобную алгоритму JPEG, но использует вместо КПФ преобразование всплесков.

Далее будем считать, что изображение является двухмерной функцией, $f(x, y) \in [0, 255]$, значениями которой являются 256 оттенков серого (0 — черный, 255 — белый).

Процесс сжатия складывается из таких трех шагов: преобразование всплесков, квантование, кодирование (рис. 4). Входное изображение разбивается на блоки 8×8 пикселей. Описанные операции применяются отдельно к каждому блоку.

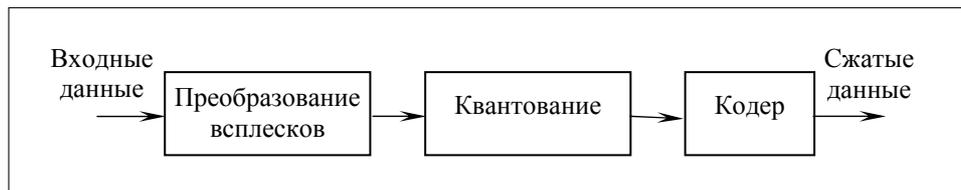


Рис. 4. Структура процесса сжатия

На первом шаге выполняется преобразование всплесков. Выше было рассмотрено одномерное преобразование всплесков для векторов. В двухмерном случае для преобразования матрицы данных применяется одномерное преобразование для каждой строки и для полученной в результате матрицы опять применяется одномерное преобразование для каждого столбца.

Поскольку коэффициенты преобразования по-разному влияют на восстановление выходного изображения, то для повышения уровня сжатия полученные коэффициенты w_i квантуются, т.е. делятся на коэффициенты квантования k_i $r_i = w_i / k_i$. Далее, округленные до ближайшего целого, они поступают на вход энтропического кодера.

При выборе правильной таблицы квантования $Q = (k_{ij})$ необходимо учитывать влияние каждого коэффициента на процесс восстановления изображения. Предлагается алгоритм нахождения матрицы квантования.

Пусть E — некоторый уровень ошибки, т.е. $E = \|f(x, y) - \tilde{f}(x, y)\|$, где $\tilde{f}(x, y)$ — восстановленное изображение. Для каждого коэффициента пре-

образования необходимо такое максимальное значение k_i , для которого $\|f(x, y) - \tilde{f}(x, y)\| \leq E$.

Пусть $k_{\min} = \min k_j$ и $q_j = \frac{k_j}{k_{\min}}$. Тогда искомая матрица имеет вид

$$Q = (q_j k_{\min})_j.$$

При помощи коэффициента k_{\min} мы можем регулировать коэффициент сжатия — при большем k_{\min} сжатие будет большим. Так как невыгодно находить матрицу квантования для каждого изображения отдельно в связи со значительными затратами времени работы алгоритма, то достаточно построить одну матрицу для некоторого класса изображений. Такими классами могут быть, например, отпечатки пальцев, фотографии лица человека.

На заключительном этапе алгоритма сжатия квантованные коэффициенты кодируются при помощи одного из алгоритмов энтропийного кодирования. Здесь используется алгоритм кодирования Хаффмана [15, 16].

Разработанная программа позволяет сжимать изображения с учетом градаций серого. В качестве базиса всплесков используется система функций Добеши [13].

Таблица квантования, построенная для класса изображений отпечатков пальцев, имеет такой вид:

5k	6k	7k	7k	8k	10k	10k	8k
6k	7k	7k	7k	10k	10k	10k	9k
7k	7k	8k	7k	11k	11k	10k	10k
7k	7k	8k	7k	11k	11k	10k	10k
7k	7k	8k	7k	10k	10k	10k	10k
8k	9k	10k	10k	11k	11k	11k	10k
9k	10k	10k	10k	11k	11k	11k	10k
9k	9k	10k	10k	11k	11k	11k	11k
8k	8k	9k	9k	10k	10k	10k	10k

Результаты работы программы рассмотрим на примере фотографии отпечатка пальца. В таблице приведены некоторые значения «расстояния» между оригинальным изображением и изображением, восстановленным после сжатия. Расстояние рассчитывается по формуле среднеквадратичного значения разницы между интенсивностями соответствующих пикселей двух изображений.

$$D = \sqrt{\frac{\sum_{i=0}^{width-1} \sum_{j=0}^{height-1} (f(i, j) - \tilde{f}(i, j))^2}{width * height}},$$

где $f(i, j)$ и $\tilde{f}(i, j)$ — функции интенсивности пикселей соответственно оригинального и восстановленного изображений, $width \times height$ — размеры изображения.

Зависимость «расстояния»
от коэффициента сжатия

Коэффициент сжатия	Расстояние
3	2,93
5	4,15
10	6,84
15	8,10
20	9,51
25	11,53
30	12,59
35	13,52
40	14,19
45	15,15

В настоящее время для распознавания папилярных изображений стали широко применяться ГА — генетические алгоритмы [17]. Идея этих алгоритмов базируется на принципах естественной эволюции вычислений (естественный отбор, изменчивость видов, наследственность). Традиционно ГА моделируют генетические процессы, происходящие в биологических сообществах. Предметная область ГА может содержать разделы комбинаторики, биоинформатики, теории игр и т.д. В последнее время ГА были успешно применены для обработки и распознавания изображений.

Поиск решения проблемы распознавания осуществляется в следующем порядке.

Сначала создается множество потенциальных решений, формирующих популяцию, которая совершенствуется с помощью генетических алгоритмов, отвечающих за изменчивость, и фитнес (целевые)-функции, моделирующие естественный отбор. Наследственность обеспечивается тем, что новые хромосомы формируются из хромосом предыдущего поколения, имеющих с ними общие гены. Корректным ГА считается тогда, когда с каждым новым пополнением среднее значение фитнес-функции популяции и лучшее значение фитнес-функции увеличиваются при движении в сторону глобального оптимума.

При этом необходимо выбрать способ кодирования данных и значение фитнес-функции. Здесь кодирование данных подразумевает способ представления потенциального решения, которое получается в виде параметров (генов), которые объединяются в простые структуры данных — хромосомы. Гены кодируются двоичными числами, а хромосомы — бинарными строками. Кроме того, гены могут быть представлены с помощью алфавита большой размерности или числами с плавающей точкой, а хромосомы — например, как деревья или матрицы.

Фитнес-функция используется для оценки пригодности, приспособленности хромосомы. Для каждой проблемы целевая функция подбирается индивидуально. Для конкретного круга задач обычно известно, что должна оценивать фитнес-функция. В частности, при решении проблем оптимизации функций она должна оценивать величину значения самой функции. Однако определение фитнес-функции не так очевидно, например, для проблем комбинаторной оптимизации.

Работу простого генетического алгоритма можно представить следующим образом.

1. Создается начальная популяция (набор хромосом). Обычно — случайным образом. Вычисляется фитнес-функция каждой хромосомы популяции и средняя приспособленность популяции. Устанавливается счетчик эпох.

2. Нарастивается счетчик эпох. С помощью оператора репродукции формируется промежуточная популяция — популяция родителей с учетом их приспособленности.

3. Формируется следующее поколение. Случайным образом из промежуточной популяции выбирается пара родителей. С заданной вероятностью производится над генотипами выбранных хромосом кроссинговер. Выбирается один из потомков. К нему последовательно применяется оператор инверсии, а затем мутации с заданными вероятностями. Полученный генотип потомка сохраняется в новой популяции.

4. Если в промежуточном поколении еще есть родители, то возврат на п. 3, иначе — п. 5.

5. Если счетчик поколений достиг заданного значения, то переход к п. 6, а если нет, то переход к п. 2.

6. Выбор лучших решений.

7. Конец работы.

Основные генетические операторы, которые использует простой ГА, состоят из репродукции, кроссинговера, мутации и инверсии. Репродукция — это процесс формирования промежуточного поколения.

В каноническом ГА вероятность хромосомы попасть в промежуточное поколение пропорциональна значению для нее фитнес-функции.

Биологический смысл кроссинговера — передача признаков родителей потомкам. Простой оператор кроссинговера выполняется следующим образом.

Выбираются две хромосомы ($A = a_1, a_2, a_3, \dots, a_L$; $B = a'_1, a'_2, a'_3, \dots, a'_L$, где L — длина хромосомы) и точка кроссинговера (k). Две новые хромосомы формируются из A и B : часть хромосомы A до точки кроссинговера соединяется с частью хромосомы B после нее, формирует первую хромосому-потомок, и аналогично часть хромосомы B до точки кроссинговера соединяется с частью хромосомы A после нее и формирует вторую хромосому-потомок.

$$A' = a_1, a_2, a_3, \dots, a_k, a'_{k+1}, a'_{k+2}, a'_{k+3}, \dots, a'_L,$$

$$B' = a'_1, a'_2, a'_3, \dots, a'_k, a_{k+1}, a_{k+2}, a_{k+3}, \dots, a_L.$$

Оператор мутации предназначен для того, чтобы поддерживать разнообразие особей в популяции. Он реализуется следующим образом: в каждой строке, подвергающейся мутации, произвольный бит с вероятностью Pm изменяется на противоположный.

При выполнении оператора инверсии хромосома разбивается на две части, которые потом меняются местами. Вероятность применения операторов мутации и инверсии обычно очень мала (порядка 0,001). Существует множество вариаций как самих ГА, так и применяемых генетических операторов. В рамках решения данной проблемы ГА может быть использован как при подготовке изображения к распознаванию, в частности при фильтрации, сегментации, разметке сцены, так и непосредственно для его распознавания.

Комбинация использования семантических сетей для представления ограничений области и нечеткой логики для достижения соответствия меток этим ограничениям породили новую стратегию вычисления фитнес-функции для работы ГА. Показана возможность применения данного подхода для идентификации снимков облаков на мультиспектральных спутниковых снимках.

Рассмотрим возможность применения адаптивного ГА для решения проблемы сегментации цветного изображения, усложненной необходимостью принятия решения об оптимальном количестве сегментов и точного определения текстурных областей. Так как во многих случаях при сегментации топологическим областям соответствуют области признаков, данную проблему можно сформулировать как оптимизационную и применить ГА для кластеризации небольших областей пространства признаков.

Для квантования изображения применяется комбинированный генетический алгоритм, объединяющий традиционный генетический алгоритм и метод оптимального квантования изображения. Построенный таким образом генетический алгоритм практически нечувствителен к начальным условиям и работает лучше, чем известные ранее алгоритмы.

Текстурный фильтр, работающий с использованием ГА, способен настраиваться на определение различных классов текстуры и их корреляцию со спектром Фурье, полученным по шаблонам. Цель настройки — проектирование маски фильтра, которая при корреляции со спектром Фурье каждого шаблона инициирует такой отклик, что межклассовые отличия максимизируются, а внутриклассовые — минимизируются. Здесь ГА используется для выбора оптимальной маски из множества возможных. Предложенный подход работает лучше традиционных методов и имеет преимущество: нет необходимости в выборе меры текстуры для описания специфической структуры изображения. Этот метод достаточно успешно применяется для сегментации магнитно-резонансных изображений мозга.

К преимуществам ГА следует отнести то, что они позволяют объединить этап сегментации и этап распознавания изображения. Поиск ведется в пространстве возможных вариантов сегментов изображения, которые сравниваются с шаблонными сегментами. Эксперименты, проводившиеся с изображением, содержащим сложную сцену, показали удовлетворительные результаты. Процесс распознавания изображения во многом зависит от набора признаков, взятых из используемого или разрабатываемого классификатора. Существует метод оптимального выделения набора признаков для классификации, который содержит ГА и дерево системной индукции — *system induction tree* — ДСИ. Этот подход одновременно минимизирует число признаков, используемых для работы классификатора, и добивается улучшения его работы. ГА используется для поиска в пространстве возможных подмножеств большого множества признаков-кандидатов. Для полученного подмножества признаков ДСИ создает дерево решений. Значением фитнес-функции для данного подмножества признаков служит качество работы дерева решений, которое не снижается при поступлении новых данных. Эта особенность затем используется ГА для построения лучшего множества признаков. Процесс взаимодействия ГА и ДСИ повторяется до тех пор, пока не будет найдено оптимальное множество признаков, с которым бы классификатор мог работать удовлетворительно.

Результаты экспериментов показали, что данный подход осуществим при решении сложных задач распознавания, например, черт лица и папиллярных изображений. При этом наблюдаются уменьшение описательной сложности и улучшение качества распознавания по сравнению со стандартными методами выделения признаков для классификатора.

В определении набора признаков для классификации используется следующий подход. Ведется поиск наименьшего по размерности (или по стоимости) множества признаков, уровень распознавания по которым не ниже заданного. Проблема поиска оптимального множества признаков определена как проблема оптимизации с ограничениями. В соответствии с этим штрафная функция встраивается в фитнес-функцию. Эксперименты подтвердили, что такой метод работает лучше других.

Исследования показали, что для бесконечно большого количества точек в n -мерном пространстве поиска при достаточно большом количестве итераций классификатор образов, основанный на ГА, имеет сходство с классификатором Байеса.

Очевидно, что применение генетических алгоритмов вплотную приблизилось к законам распознавания, имеющим место в воспроизводстве высшего творения природы — человека. ГА может быть использован при фильтрации, сегментации, разметке сцены и непосредственно при распознавании. Результаты применения ГА обычно не хуже, а зачастую значительно лучше, известных методов.

ВЫВОДЫ

1. Папиллярные отпечатки занимают первое место среди биометрических характеристик человека. Они принадлежат только ему и не изменяются в течение всей его жизни.

2. В системах охраны особо важных объектов возможно применение двух способов сканирования папиллярных изображений: непосредственно и с дактилоскопических отпечатков.

3. Достаточно перспективной является модель описания ПО, предусматривающая нормализацию изображения, основанную на учете направления линии, соединяющей найденный центр дактилоскопического отпечатка с другой особой точкой — дельтой. При этом поправку необходимо вносить не в градусах, а в соотношении отрезков стороны треугольника, которую пересекает линия, соединяющая центр отпечатка с дельтой.

4. Применение генетического алгоритма сжатия с потерями, основанного на косинусоидальном преобразовании Фурье, позволяет осуществлять сжатие данных об изображении в 25 – 30 раз без существенного снижения качества.

ЛИТЕРАТУРА

1. Бакут П.А., Колмогоров Г.С. Сегментация изображений: методы выделения границ областей // Зарубежная радиоэлектроника. — 1987. — № 10. — С. 25–47.

2. *Косаревич Р., Исаев И., Русин Б.* Визначення періоду папілярного відбитка на зображенні на основі побудови функціоналів математичного сподівання // *UkrObraz*, 2000. — С. 275–278.
3. *Дубовий О.П., Лукашенко В.Я., Рибалко Я.В.* Криміналістичне дослідження слідів рук. Науково-практичний посібник / За ред. Я.Ю. Кондратьєва. — Київ: Атіка, 2000. — 152 с.
4. *Уоссермен Ф.* Нейрокомпьютерная техника: Теория и практика / Пер.с англ. — М.: Мир, 1992. — 240 с.
5. *O’Gorman L., Nickerson J.V.* An approach to fingerprint filter design // *Pattern recognition*. — 1989. — **22**, № 1. — Р. 29–38.
6. *Косаревич Р.Я.* Метод визначення діапазону зміни періоду папілярного відбитка // Матеріали XV відкритої наук.-техн. конф. молодих науковців і спеціалістів ФМІ ім. Г.В. Карпенка НАН України «КМН-2000». — Львів: ФМІ ім. Г.В. Карпенка НАН України, 2000. — С. 110–111.
7. *Srinivasan V.S., Murthy N.N.* Detection of singular points in fingerprint images // *Pattern recognition*. — 1992. — **25**, № 2. — Р. 139–153.
8. *Karu K., Jain A.K.* Fingerprint classification // *Pattern recognition*. — 1996. — **29**, № 3. — Р. 389–404.
9. *Ту Дж., Гонсалес Р.* Принципы распознавания образов / Пер. с англ. — М.: Мир, 1978. — 411 с.
10. *Драган Я.П., Рожков В.А. Яворский И.Н.* Методы вероятностного анализа ритмики океанологических процессов. — Л.: Гидрометеиздат, 1989. — 319 с.
11. *Лотоцький Р.В.* Методи стискання даних за допомогою перетворення сплесків // *UkrObraz*, 2000. — С. 63–66.
12. *Mallat S.* Multiresolution approximation and wavelets // *Trans. AMS*. — 1989. — 315. — Р. 69–88.
13. *Daubechies I.* Ten lectures on wavelets // *SIAM Philadelphia*, 1992. — Р. 377.
14. *Новиков И.Я., Стечкин С.Б.* Основы теории всплесков // *Успехи мат.наук*. — 1998. — **53**, № 6(324). — С. 53–128.
15. *Pennebaker W.B, Mitchel J.L.* JPEG Still Image Data Compression Standart // *Van Nostrand Reinhold*, 1993. — Р. 656.
16. *Bell T., Cleary J., Witten I.* Text compression // *Prentice Hall*, 1990. — Р. 337.
17. *Сергеева О.П.* Применение генетических алгоритмов для распознавания изображений // *Искусственный интеллект*. — 2002. — № 4. — С. 516–520.

Поступила 2.04.2003