

УДК 681.3.06: 681.323 (519.6)

О.Г. Рюмин

**РАСПАРАЛЛЕЛИВАЕМАЯ ИДЕНТИФИКАЦИЯ РАСТЕРИЗОВАННОГО
ИЗОБРАЖЕНИЯ НА ОСНОВЕ ЭКСТРЕМАЛЬНЫХ ПРИЗНАКОВ
ЗАМКНУТОГО КОНТУРА**

Постановка вопроса. В задачах идентификации изображений широко используются методы, основанные на анализе формы контуров как на наиболее стабильном признаке при яркостных искажениях. Ряд методов [1 – 3] позволяет идентифицировать объекты инвариантно к сдвигу, изменению масштаба и повороту. При этом сохраняются проблемы выбора настраиваемых параметров, имеются трудности с преодолением шума в условиях растеризации. Известные методы отличаются вычислительной сложностью, сложные информационные связи затрудняют их применение для параллельных вычислений. С целью преодоления отмеченных затруднений ниже конструируется метод идентификации плоских изображений на основе выявления экстремумов полярного радиуса с помощью сортировки при радиально-круговой развертке контура фигуры. Программная реализация метода выявляет устойчивую идентификацию растеризованных фигур, ограниченных замкнутым контуром в условиях сдвига, масштабирования и ротации на растре.

Радиально-круговая развертка контура. Выявление экстремумов полярного радиуса осуществляется в полярной СК (r', φ') . Формируются массив

$$R' = (r'_0, r'_1, \dots, r'_{n-1}), \tag{1}$$

элементы которого содержат значения полярных радиусов точек контура и массив

$$\Phi' = (\varphi'_0, \varphi'_1, \dots, \varphi'_{n-1}), \tag{2}$$

элементы которого содержат соответствующие величины полярных углов.

При этом центр полярной СК связывается с точкой (p_x, p_y) , координаты которой вычисляются как средние арифметические значения абсцисс и ординат точек контура в декартовой СК:

$$p_x = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{n-1} x_i, \quad p_y = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{n-1} y_i.$$

Нумерация связывается с такой точкой, которая имеет устойчивый относительно ротации признак:

$$r'_{\text{макс}} = \max_{i=0}^{n-1} (r'_i). \tag{3}$$

В формируемых массивах (1), (2) точке (3) соответствует последняя позиция. Номер i' для i -й точки контура определяется по формуле

$$i' = (i + n - 1 - c) \bmod N, \tag{4}$$

где c – индекс $r'_{\text{макс}}$ из (3). Элементы массива (2) подвергаются преобразованию поворота координат:

$$\varphi'_i = \varphi'_i - \varphi'_{n-1}, \quad i = 0, 1, \dots, n-1. \tag{5}$$

Элементы (1) нормируются делением на среднее значение:

$$r'_i = \frac{r'_i}{r_{\text{сред}}}, r_{\text{сред}} = \sum_{j=0}^{n-1} r'_j / N, i=0,1,\dots,n-1. \quad (6)$$

Преобразования (4) – (6) «приводят» фигуру к базовому положению в декартовой СК $X'O'Y'$, определяя очередность точек, соответствующих экстремумам полярного радиуса в (1), и нормируя их значения относительно масштаба фигуры.

Схемы сортировки. При построении метода используются параллельные разновидности сортировок слиянием [4–6] с временной сложностью $T(R)=O(N \log_2 N)$ в последовательном варианте (количество процессоров $R=1$), при $R=N - T(N)=O((\log_2 N) \log_2 \log_2 N)$ в параллельном варианте. При $R=N^2/2$ целесообразно использовать максимально параллельную разновидность сортировки подсчетом [7, 8] – $T(N^2/2)=O(1)$. Использование иных сортировок, обладающих взаимно однозначным соответствием входных и выходных индексов сортируемых элементов, не изменит существа метода, но отразится на оценке его временной сложности.

С целью выявления экстремумов массив (1) сортируется, в результате массив (1) перейдет в массив вида

$$\tilde{R}' = (r'_{e_0}, r'_{e_1}, \dots, r'_{e_{n-1}}), \quad (7)$$

где $r'_{e_i} \leq r'_{e_{i+1}}$, $i=0,\dots,n-2$. Взаимно однозначное соответствие его входных и выходных индексов образует подстановку:

$$\begin{pmatrix} 0, & 1, & \dots, & i, & \dots, & n-1 \\ e_0, & e_1, & \dots, & e_i, & \dots, & e_{n-1} \end{pmatrix}. \quad (8)$$

Поскольку массивы (1) и (7) на основе (8) взаимно однозначно преобразуются друг в друга, можно утверждать, что подстановка (8) хранит все универсально выраженные признаки массива (1) [7, 8]. В частности, (8) определяет количество и положение локально экстремальных элементов входного массива (1) при заданном радиусе окрестности локализации ε .

Выявление экстремумов. Принцип идентификации локального в окрестности радиуса ε экстремума на основе (8) заключается в том, что ни один из элементов отсортированного массива, предшествующих в нем локальному минимуму входного массива (последующих в нем за локальным максимумом входного массива), не может быть элементом ε -окрестности местоположения данного экстремального элемента во входном массиве. Под ε -окрестностью ($\varepsilon \in \mathbb{N}$) экстремума в массиве понимаются границы целочисленного изменения его индекса на ε последовательных отсчетов влево и вправо, а под экстремумом в такой окрестности – наибольший или наименьший элемент массива в данных границах индексов. Параметр ε будет варьироваться с целью программной фильтрации помех в окрестности идентифицируемых экстремумов. Поскольку в контексте метода речь идет об элементах, составляющих замкнутый контур, то в отличие от реализаций [7, 8] отсчеты индексов будут выполняться «по кругу» через конец обрабатываемого массива в его начало и наоборот. Именно окрестностью радиуса ε элемента с входным индексом e_k считается окрестность:

$$\begin{aligned} & [(e_k - \varepsilon), (e_k - 1)] \cup [(e_k + 1), (e_k + \varepsilon)], \text{ при } (\varepsilon < n - e_k) \wedge (\varepsilon < e_k + 1); \\ & [(e_k - \varepsilon), (e_k - 1)] \cup [(e_k + 1), (n - 1)] \cup [0, (\varepsilon - n + e_k)], \text{ при } (\varepsilon \geq n - e_k) \wedge (\varepsilon < e_k + 1); \\ & [(n - \varepsilon + e_k), (n - 1)] \cup [0, (e_k - 1)] \cup [(e_k + 1), (e_k + \varepsilon)], \text{ при } (\varepsilon < n - e_k) \wedge (\varepsilon \geq e_k + 1), \end{aligned}$$

а диапазон изменения ε ограничивается: $\varepsilon = 1, 2, \dots, \lfloor N/2 \rfloor$.

Для $k = 1, 2, \dots, n - 2$ локальные минимумы входного массива предлагается идентифицировать по индексу e_k в случае ложности условия

$$(|e_k - e_l| \leq \varepsilon) \vee (n - |e_k - e_l| \leq \varepsilon) \quad (9)$$

при $l = 0, 1, \dots, k - 1$; локальные максимумы предлагается идентифицировать в случае ложности условия (9) при $l = k + 1, k + 2, \dots, n - 1$. Условие (9) не требует проверки при $k = 0$ и при $k = n - 1$, поскольку первый элемент отсортированного массива – всегда глобальный минимум во входном массиве, а последний – всегда глобальный максимум.

Программная реализация такого алгоритма идентификации экстремумов в последовательном варианте имеет вид

Листинг 1

```
//язык Delphi
procedure MinAndMaxLoop(const e: array of Integer; const Eps: Integer;
var k, l: Integer;
begin {a[e[Low(e)]] глобальный минимум; a[e[High(e)]] глобальный максимум};
for k := Succ(Low(e)) to Pred(High(e)) do begin
  l := Pred(k); while l >= Low(e) do begin
    if (Abs(e[k] - e[l]) <= Eps) or
      (Length(e) - Abs(e[k] - e[l]) <= Eps) then Break;
    Dec(l) end;
  if l < Low(e) then begin {a[e[k]] минимум}; Continue; end;
  l := Succ(k); while l <= High(e) do begin
    if (Abs(e[k] - e[l]) <= Eps) or
      (Length(e) - Abs(e[k] - e[l]) <= Eps) then Break;
    Inc(l) end;
  if l > High(e) then {a[e[k]] максимум};
end;
end;
```

Выявленный набор экстремумов массива (1) принимается за вектор распознавания фигуры. Основная трудность подхода состоит в том, что изначально гладкие линии контура геометрических фигур при растеризации преобразуются в ступенчатые. Как следствие в массиве (1) помимо истинных экстремумов полярного радиуса выявляется ряд ложных (рис.1,а). Путем увеличения радиуса локализации ложные экстремумы фильтруются (рис.1,б). Отсюда возникает задача программного выбора параметра ε для каждого входного изображения, такого, при котором фильтрация ложных экстремумов осуществляется на практике.

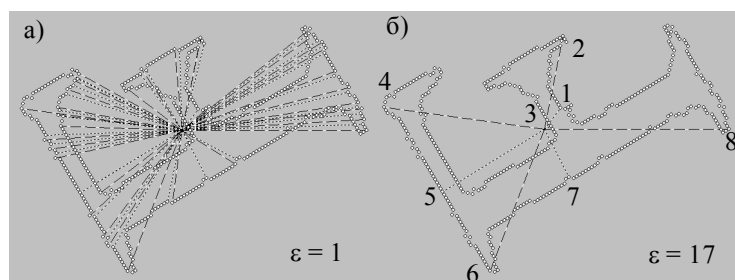


Рис. 1. Варианты набора экстремумов

Имеет место:

Лемма 1. Зависимость $m = m(\epsilon)$ количества идентифицируемых в массиве (1) экстремумов имеет вид кусочно-линейной целочисленной функции, монотонно убывающей до значения $m=2$ на отрезке $\epsilon \in [1, \lfloor N/2 \rfloor]$, где N – число элементов массива (1). При $\epsilon > \lfloor N/2 \rfloor$ значение функции $m(\epsilon)$ остается неизменным.

Характерный вид зависимости $m(\epsilon)$ приведен на рис. 2.

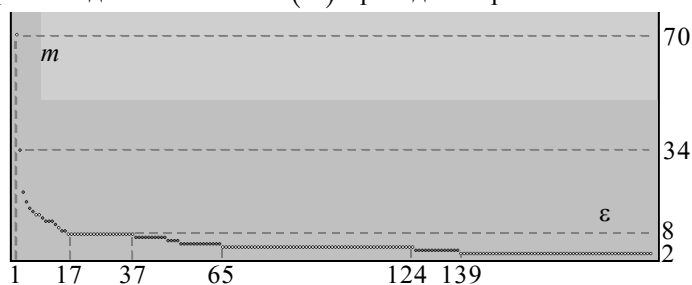


Рис. 2. Характерный вид зависимости $m(\epsilon)$

Лемма 1 положена в основу разработки и программной реализации сходящегося итерационного алгоритма определения параметра ϵ для каждого входного изображения. Данный алгоритм выполняет итерационное отслеживание значений функции $m(\epsilon)$ при $\epsilon = 1, 2, 3, \dots$, в ходе которого выявляются последовательные совпадения результатов идентификации экстремумов. Если при последовательных значениях радиусов локализации экстремумов $\epsilon = i, \epsilon = i + 1, \epsilon = i + 2, \dots, \epsilon = i + \tau$, где $\tau \in \mathbb{N}$, идентифицированные минимумы и максимумы корректно чередуются и при этом

$$m(i) = m(i + 1) = m(i + 2) = \dots = m(i + \tau), \quad (10)$$

то есть имеет место многократный последовательный повтор значений функции $m(\epsilon)$, то ложные экстремумы считаются отфильтрованными при $\epsilon = i$ (рис. 2). На практике повтор значений (10) программа определяет для произвольно заданной фигуры.

Таким образом, роль основного настраиваемого параметра при формировании векторов распознавания возлагается на параметр τ , определяющий, какое количество последовательных совпадений результатов итераций считать достаточным для того, чтобы все ложные экстремумы были отфильтрованы.

Формат векторов распознавания. Множество изображений, имеющих одинаковое значение параметра τ , определяется как класс K^τ . Для идентификации каждого конкретного набора изображений значение параметра τ должно выбираться экспериментально, затем храниться в памяти в качестве эталонного значения. Без эксперимента этот выбор сделать затруднительно, поскольку на практике величина данного параметра зависит от вида фигур на изображениях, их размера и интенсивности шума.

Пусть при заданном τ для массива (1) подобрано значение ε , при котором в массиве (1) идентифицируется k локальных минимумов

$$r'_{i_0}, r'_{i_1}, \dots, r'_{i_{k-2}}, r'_{i_{k-1}}$$

и k локальных максимумов

$$r'_{j_0}, r'_{j_1}, \dots, r'_{j_{k-2}}, r'_{j_{k-1}}$$

полярного радиуса, $i_0, i_1, \dots, i_{k-2}, i_{k-1}$ и $j_0, j_1, \dots, j_{k-2}, j_{k-1}$ – соответствующие индексы выявленных экстремумов, при этом $i_0 < j_0 < i_1 < j_1 < \dots < j_{k-2} < i_{k-1} < j_{k-1}$ ввиду чередования локальных минимумов и локальных максимумов вдоль линии контура, $j_{k-1} = n-1$ – индекс глобального максимума.

Тогда вектор распознавания входного изображения в общем виде будет записываться следующим образом

$$v = (r'_{i_0}; r'_{j_0}; r'_{i_1}; r'_{j_1}; \dots; r'_{i_{k-2}}; r'_{j_{k-2}}; r'_{i_{k-1}}; r'_{j_{k-1}}). \quad (11)$$

В дальнейшем для (11) используется обозначение:

$$v^{\tau, m} = (v_0^{\tau, m}; v_1^{\tau, m}; v_2^{\tau, m}; \dots; v_{m-2}^{\tau, m}; v_{m-1}^{\tau, m}), \quad (12)$$

где $v_0^{\tau, m} = r'_{i_0}$, $v_1^{\tau, m} = r'_{j_0}$, $v_2^{\tau, m} = r'_{i_1}$, \dots , $v_{m-2}^{\tau, m} = r'_{i_{k-1}}$, $v_{m-1}^{\tau, m} = r'_{j_{k-1}}$, $m = 2k$.

Иерархия базы эталонов. Множество изображений класса K^τ , вектор распознавания (12) которых имеет размерность m , определяется как подкласс $K^{\tau, m}$ класса K^τ .

Эталонный вектор каждого конкретного изображения формируется на основе усреднения координат векторов распознавания (12), сформированных для ряда экземпляров данного изображения. Для записи l -го эталонного вектора подкласса $K^{\tau, m}$ класса K^τ используется обозначение

$$v^{\tau, m, l} = (v_0^{\tau, m, l}; v_1^{\tau, m, l}; v_2^{\tau, m, l}; \dots; v_{m-2}^{\tau, m, l}; v_{m-1}^{\tau, m, l}). \quad (13)$$

Однопроходные сравнения векторов распознавания (12) с эталонными векторами соответствующего подкласса выполняются с помощью евклидовой нормы. Пусть (13) – один из m -мерных эталонных векторов подкласса $K^{\tau, m}$ класса K^τ , а (12) – m -мерный вектор распознавания идентифицируемого изображения. Тогда изображение идентифицировано, если:

$$\delta = \|v^{\tau, m, l} - v^{\tau, m}\|_2 = \sqrt{\sum_{i=0}^{m-1} (v_i^{\tau, m, l} - v_i^{\tau, m})^2} = \min_{v^{\tau, m, t} \in K^{\tau, m}} \left(\sqrt{\sum_{i=0}^{m-1} (v_i^{\tau, m, t} - v_i^{\tau, m})^2} \right) \leq m\delta^\tau, \quad (14)$$

где $\delta^r > 0$ – величина допустимого по координатному отклонению, предотвращающая ошибочную идентификацию изображений класса K^r . Величина δ^r определяется экспериментально для каждого класса изображений.

Программный эксперимент. Эксперимент проводился на примере распознавания сканированных символов заглавных букв латинского алфавита. В эксперимент включались существенные искажения как символов, так и их положения на растровой плоскости, а также варьировался масштаб (рис. 3).

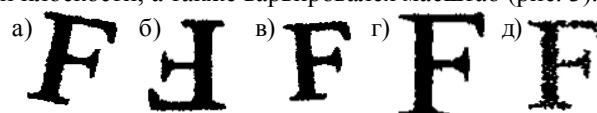


Рис. 3. Примеры рассмотренных искажений

Символы распечатывались на струйном принтере (размер символов 14 пунктов, гарнитура шрифта Times New Roman), затем сканировались с разрешением 600 dpi (рис. 3,а-г). В качестве масштабированных использовались символы размером 12 и 16 пунктов. Ряд символов (13,3%) подвергался дополнительному искажению в графическом редакторе (рис. 3,д). Всего было обработано более 1950 экземпляров символов, при этом из числа подверженных дополнительному искажению корректно идентифицировались более 93% символов, остальные символы идентифицировались с точностью более 98,5%. Идентификация осуществлялась с помощью изложенного выше метода без привлечения дополнительных средств.

Параллелизм метода. Параллелизм рассмотренного метода вытекает из параллелизма используемых сортировок и взаимной независимости обработки фрагментов изображения. В частности, параллелизм прослеживания контура достигается разбиением изображения на взаимно независимые участки.

Рассмотренный алгоритм определения экстремумов замкнутого N-элементного контура преобразуется к параллельному виду путем развертки вложенных циклов (листинг 1) с помощью матрицы сравнений индексов (МСИ):

Таблица 1

Матрица сравнения индексов

E	e_0	e_1	e_2	e_3	e_{n-2}	e_{n-1}	
e_0		ω_{10}	ω_{20}	ω_{30}	$\omega_{(n-2)0}$	$\omega_{(n-1)0}$	$\frac{N^2 - N}{2}$ Ячеек
e_1			ω_{21}	ω_{31}	$\omega_{(n-2)1}$	$\omega_{(n-1)1}$	
e_2				ω_{32}	$\omega_{(n-2)2}$	$\omega_{(n-1)2}$	
e_3					$\omega_{(n-2)3}$	$\omega_{(n-1)3}$	
e_{n-2}						$\omega_{(n-1)(n-2)}$	
e_{n-1}							

где

$$\omega_{kl} = \left((|e_k - e_l| \leq \varepsilon) \vee (n - |e_k - e_l| \leq \varepsilon) \right) = \begin{cases} 0, & \text{если } (|e_k - e_l| > \varepsilon) \wedge (n - |e_k - e_l| > \varepsilon), \\ 1, & \text{если } (|e_k - e_l| \leq \varepsilon) \vee (n - |e_k - e_l| \leq \varepsilon), \end{cases} \quad (15)$$

k – номер столбца, l – номер строки МСИ, $k=1,2,\dots,n-1$, $l=0,1,\dots,k-1$ (ввиду симметричности такой МСИ относительно главной диагонали).

Принцип идентификации локальных экстремумов замкнутого контура по МСИ формулируется так: если $\omega_{kl} = 1$, то в ε -окрестности e_k -й элемент входного массива не является локальным минимумом, а e_l -й – локальным максимумом.

Совокупность МСИ, сформированных при $\varepsilon=1,2,\dots,\lfloor N/2 \rfloor$, представляет собой полную развертку экстремальных признаков массива, заключенных в подстановке (8). Рационально осуществлять параллельное заполнение каждой из текущих МСИ (при текущем ε) до тех пор, пока не будет выполнено правило фильтрации. Тогда для растеризованной фигуры, ограниченной замкнутым контуром длины N и представленной массивом вида (1), ввиду взаимной независимости ячеек МСИ, на $(N^2 - N)/2$ процессорах вектор распознавания (12) без учета времени сортировки будет определяться за время

$$T\left(\frac{N^2 - N}{2}\right) \leq (\lfloor N/2 \rfloor + \tau) \tau_\omega, \quad (16)$$

где τ из (10), τ_ω – время выполнения операции сравнения вида (15), при этом значение $\lfloor N/2 \rfloor + \tau$ является верхней границей числа итераций, определяющих скорость сходимости алгоритма программного выбора ε . Если число процессоров постоянно, $R = \text{const}$, то вектор распознавания определится за время

$$T(R) \leq \left(\left\lceil \frac{N^2 - N}{2R} \right\rceil \times (\lfloor N/2 \rfloor + \tau) \right) \tau_\omega. \quad (17)$$

На практике $T(R)$ из (17) целесообразно оценивать из неравенства

$$T(R) \approx \left(\left\lceil \frac{N_{cp}^2 - N_{cp}}{2R} \right\rceil \times (\varepsilon_{cp} + \tau) \right) \tau_\omega, \quad (18)$$

где N_{cp} и ε_{cp} – средние значения для периметра и автоматически выбираемого радиуса окрестности локализации, определенные экспериментально. Например, для набора символов латинского алфавита $N_{cp} \approx 394,104$, $\varepsilon_{cp} \approx 19,44$ – то есть $\varepsilon_{cp} \ll \lfloor N_{cp} / 2 \rfloor$.

Некоторые возможные видоизменения метода описаны в [9].

Заключение. Рассмотрен метод распараллеливаемой идентификации растеризованного изображения по экстремальным признакам замкнутого контура, который инвариантен относительно сдвига, масштабирования и ротации в условиях раstra. Метод отличается от известных по построению, устойчивостью для широкого класса фигур на плоскости, ограниченных замкнутым контуром. Метод преобразуется к максимально параллельной форме на основе параллелизма

используемых сортировок и операторов идентификации экстремумов, а также на основе взаимной независимости элементов обрабатываемых изображений.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. *Забияка Ю.И., Типикин А.П., Титов В.С.* Теоретические основы быстродействующего устройства инвариантного распознавания контурных изображений // Изв. вузов. Приборостроение, 2005. №2. – С. 14 – 18.
2. *Гостев И.М.* О методах повышения качества идентификации графических объектов в методах геометрической корреляции // Изв. РАН. Теория и системы управления, 2005. №3. – С. 55 – 64.
3. *Грузман И.С., Никитин В.Г.* Алгоритмы распознавания объектов, устойчивые к геометрическим искажениям: сдвигу, масштабу, повороту // Автометрия, 2004. № 3. – С. 46 – 53.
4. *Кнут Д.* Искусство программирования для ЭВМ. Т. 3. Сортировка и поиск. – М.: Мир, 1978. – 844 с.
5. *Ромм Я.Е.* Параллельная сортировка слиянием по матрицам сравнений. I // Кибернетика и системный анализ, 1994. № 5. – С. 3 – 23.
6. *Ромм Я.Е.* Параллельная сортировка слиянием по матрицам сравнений. II // Кибернетика и системный анализ, 1995. № 4. – С. 13 – 37.
7. *Ромм Я.Е.* Метод вычисления нулей и экстремумов функций на основе сортировки с приложением к поиску и распознаванию. I // Кибернетика и системный анализ, 2001. № 4. – С. 142–159.
8. *Ромм Я.Е.* Метод вычисления нулей и экстремумов функций на основе сортировки с приложением к поиску и распознаванию. II // Кибернетика и системный анализ, 2001. № 5. – С. 81–101.
9. *Ромм Я.Е., Рюмин О.Г.* Автоматическая идентификация плоских контурных изображений на основе сортировки // ТГПИ – Таганрог, 2005. – 52 с. – Деп. в ВИНТИ 10.11.2005. №1454 – В2005.
10. *Romm Y.E.* Zeros and Extremums of Functions Computation Method on the Basis of Sort with Application to Searching and Recognition. I // Cybernetics and System Analysis, 2001. No. 4. – P. 142-159.
11. *Romm Y.E.* Zeros and Extremums of Functions Computation Method on the Basis of Sort with Application to Searching and Recognition. II // Cybernetics and System Analysis, 2001. No. 5. – P. 81-101.
12. *Romm Y.E., Riumin O.G.* Automatic Identification of Plane Outline Images n the Basis of Sort // TSPI. – Taganrog, 2005. 52 p. – Deposited in ARISTI 10.11.2005. – №1454. – В2005.

УДК 62-52

А.А. Кочкаров, С.П. Никищенко, А.Р. Салпагарова

СТРУКТУРНОЕ РАСПОЗНАВАНИЕ СЕТЕВЫХ СИСТЕМ

Эффективность функционирования различных отраслей экономики государства зависит от пространственной распределенности и разветвленности ее коммуникационных сетей (электроэнергетических, информационных, водо- и тепло-снабжающих, социальных и т.п.). Чем шире зона покрытия коммуникационных