

МЕТОДЫ ИДЕНТИФИКАЦИИ  
ГРАФИЧЕСКИХ ОБЪЕКТОВ  
НА ОСНОВЕ ГЕОМЕТРИЧЕСКОЙ КОРРЕЛЯЦИИ

*И. М. Гостев\**

Московский государственный институт электроники и математики  
(технический университет), Москва

ВВЕДЕНИЕ	49
ИСТОРИЧЕСКИЕ ПРЕДПОСЫЛКИ	50
ПРИНЦИПЫ ФОРМАЛИЗАЦИИ ПРИЗНАКОВ	54
ЭЛЕМЕНТАРНЫЕ МЕТОДЫ ИДЕНТИФИКАЦИИ	58
ИДЕНТИФИКАЦИЯ, ОСНОВАННАЯ НА ГЕОМЕТРИЧЕСКОЙ КОРРЕЛЯЦИИ	63
МЕТОДЫ ГЕОМЕТРИЧЕСКОЙ КОРРЕЛЯЦИИ НА ЧАСТИ КОНТУРА	65
ОСОБЕННОСТИ ИСПОЛЬЗОВАНИЯ ГЕОМЕТРИЧЕСКОЙ КОРРЕЛЯЦИИ	75
ОЦЕНКА ЧУВСТВИТЕЛЬНОСТИ МЕТОДОВ ГК	79
АНАЛИЗ ВЛИЯНИЯ КАЧЕСТВА ВХОДНОГО ИЗОБРАЖЕ- НИЯ	
НА ЗНАЧЕНИЕ КД	84
ЗАКЛЮЧЕНИЕ	93
СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ	94

---

\*E-mail: igostev@gmail.com

## МЕТОДЫ ИДЕНТИФИКАЦИИ ГРАФИЧЕСКИХ ОБЪЕКТОВ НА ОСНОВЕ ГЕОМЕТРИЧЕСКОЙ КОРРЕЛЯЦИИ

*И. М. Гостев\**

Московский государственный институт электроники и математики  
(технический университет), Москва

Работа является обзором научного направления по идентификации графических объектов на основе методов, названных автором геометрической корреляцией. Излагаются исторические предпосылки этих методов. Приводятся принципы формирования признаков, по которым построены методы распознавания. Рассматриваются методы идентификации, и проводится анализ качества их работы. Также рассмотрены статистические методы назначения классификационного допуска в этих методах и факторы, влияющие на точность идентификации.

This paper is a review of scientific direction on identification of graphic objects on the base of so-called geometric correlation methods. The historical presupposition of them is presented. We present resulting principles of forming the character properties on which methods of geometric correlation are constructed. The methods of identification and put out analysis of its functioning quality are examined. Statistical methods for setting a classification tolerance and factors which influence an identification precision are also examined.

PACS: 01.50.hv; 07.05.Kf; 07.05.Tp; 02.60.Ed

### **ВВЕДЕНИЕ**

Методы анализа и идентификации формы графических объектов были и остаются весьма актуальной научной проблемой для решения широкого ряда различных теоретических и народно-хозяйственных задач. Множество существующих работ в этой области можно разделить по нескольким направлениям, каждое из которых имеет свои особенности, обусловленные тематикой проблем, исследуемых авторами, найденными уникальными решениями и т. п. Обзор содержит изложение методологии, развиваемой автором в ряде работ, опубликованных в ведущих журналах России, и тем не менее в силу их небольших тиражей остающейся пока малоизвестной.

---

\*E-mail: igostev@gmail.com

В настоящей работе дан обзор направления, основанного на идентификации графических объектов на основе геометрической корреляции (ГК). Эти методы являются частью более общей методологии по обработке и пониманию изображений, базируемой на сигнатурном анализе. В разд. 1 дается краткий обзор исторических предпосылок, на основе которых появилось данное направление. В разд. 2 излагаются принципы формализации признаков, на которые опирается настоящая работа. В разд. 3 рассматривается представление элементарных принципов идентификации на основе введенной контурной функции. Разд. 4 содержит базовые понятия геометрической корреляции и их формальное определение. В разд. 5 излагается теория более сложных метрик на основе ГК, осуществляющая идентификацию на фрагментах контура. В разд. 6 обсуждаются области применимости метрик на основе ГК. В разд. 7 рассмотрены статистические методы назначения классификационного допуска для методов на основе ГК. В разд. 8 обсуждаются вопросы влияния различных факторов на значения метрик в методах на основе ГК и способы их устранения. В заключении подводятся итоги исследований в этом направлении.

## 1. ИСТОРИЧЕСКИЕ ПРЕДПОСЫЛКИ

Исходной точкой в этих исследованиях является анализ формы графических объектов с бесконечного расстояния, т.е. их силуэтов (контуров), а также предварительная обработка изображения, выделение набора признаков, а затем идентификация объектов, инвариантная к  $2d$ -аффинным преобразованиям на плоскости (сдвиг, масштаб, поворот) и зеркальному отражению.

Существует большое количество научных школ, в которых рассматривались аналогичные задачи, но здесь основным направлением работ является вычленение объекта из сцены и анализ его контуров по ряду формальных признаков или характеристик так, чтобы форма этого объекта могла быть идентифицирована с некоторой, заранее заданной точностью.

В такой постановке интуитивно понятно, что от качества и количества выбранных признаков зависит надежность распознавания. Поэтому некоторые авторы исследовали вопрос о том, как оценить качество разработанных методов [1]. Так, например, по одной из версий [2] используются оценки методов описания формы, сведенные к следующим пунктам:

- 1) трудоемкость алгоритмов (accessibility);
- 2) типизация форм, т.е. какие формы можно идентифицировать (score);
- 3) однозначность (uniqueness) описания объектов с учетом двунаправленности, т.е. с учетом возможности восстановления объекта по его описанию;

4) стабильность и чувствительность как степени влияния малых изменений формы на его описание или как возможность разделения объектов с небольшими отклонениями формы.

В настоящей работе будут последовательно изложены методы идентификации и их свойства согласно своей методологии, которая в некотором роде соответствует п.4 этой классификации. Кроме того, будут отдельно рассмотрены способы оценки качества для приведенных методов идентификации.

Общее количество статей и книг в области анализа форм и их идентификации в настоящее время исчисляется десятками тысяч. Это, с одной стороны, объясняется нестареющей актуальностью до конца не решенной задачи, так как окончательное ее решение связано с философской проблемой познаваемости мира, а с другой стороны, широким спектром технических, биологических, медицинских и иных направлений исследований, где данная проблема в настоящее время выходит на первое место.

Большое количество опубликованных работ опирается на преобразование объектов на изображении к их контурам и дальнейший их анализ и распознавание. Этот факт можно объяснить тем, что это направление исследований основано на ряде психологических и психофизиологических особенностей зрительного восприятия человека и прямо или косвенно базируется на результатах научных работ, выполненных в следующих нематематических направлениях:

- Теория визуального восприятия (visual perception). Для данного случая интерес представляют элементы этой теории визуальных форм, изложенные в работах Наке [3], Zusne [4] и di Mario [5].

- Гештальтпсихология [6–9], в основе которой лежит форма объектов, рассматриваемых очень тщательно. И несмотря на тот факт, что это представление не имеет вычислительных аспектов и реального практического применения, тем не менее в нем имеется несколько принципов представления формы [4], которые могут быть полезны при формировании признаков объектов (например, см. список законов о визуальной форме в [4]).

- Бихевиоризм (как частный случай нейропсихологии), и в особенности теория Хебба [10], следствия которой послужили толчком к проведению исследований, касающихся проблем «перцептивного научения», сенсорного голодания и влияния мозговой стимуляции, а также показали роль нейронных структур в механизме визуального восприятия. В этой теории форма — это только часть целого. Поскольку глаз воспринимает только простые элементы линии и углы, Хебб ввел понятие «cell assemblies», в котором реакция отдельных нейронов на единичные импульсы приводит к их объединению в группы для описания объекта. В чистом виде теория Хебба не имела практического использования, но оказала влияние на многие направления теории распознавания образов, и в том числе на нейронные сети.

- Определенный интерес вызывает теория Гиббсона, в которой предложена модель «гиббсоновского мира», где пространство не является геометрической или абстрактной сущностью, но визуальная реальность представляется некоторым набором пространственных форм [11], имеющих определенную классификацию.

- Марр [12, 13] продолжил изучение человеческого восприятия на основе техники «Shape from X», т.е. механизма восприятия, в котором за образец взят некоторый шаблон «X» для создания скетча сцены. Далее исследование первичного восприятия продолжается на основе изучения разрывов первых и вторых производных на изображении, образованных яркостными перепадами с использованием последовательных стадий анализа. В [14] эта теория развита с использованием лапласианов.

- Любопытна теория М.Лейтона [15], по которой форма всех объектов является искажением окружности, подвергшейся таким операциям, как сжатие, сдвиг, кручение, растяжение и т.п.

Необходимо заметить, что превалирующим объектом всех этих исследований является форма объекта, которая представлена в виде силуэта или контурной линии. И это не случайность, поскольку современные психофизиологические исследования подтверждают, что на первом месте у человека поставлен механизм обнаружения перепадов яркости, которые впоследствии используются в качестве контуров распознаваемых визуальных образов. На втором месте находится пространственная ориентация и классификация полученных линий, и только после распознавания самого объекта включаются процессы его цветового и яркостного описания.

Несмотря на то, что в математическом и вычислительном аспектах труды по психофизиологии не представляют значительного интереса, они послужили предпосылками для большого числа математических исследований по идентификации формы графических объектов. Все эти работы объединяет последовательное выполнение двух операций\*:

1. Построение одномерной функции из двумерной формы объекта.
2. Сравнение полученной функции с эталоном для ее идентификации.

Корректное математическое описание контуров можно найти в [16], а посмотреть сравнительные характеристики методов их получения, например, в [17]. Существует множество работ, в которых используются такие преобразования  $2d$ -формы в  $1d$ -функцию представления границы, среди которых наиболее известны:

---

\*Эти работы являются частным случаем общего направления, основанного на многоуровневом вычислении отдельных признаков объекта, а не только функции формы, и их дальнейшем использовании в процессе идентификации объекта.

1) *Функция тангенциального представления угла*, противоположного отрезку дуги [18], эта функция названа функцией поворота (turning) и в дальнейшем исследована в [19].

2) Использование *комплексной функции*, как в [20] или в [21], где функция определена параметрически  $x(t) + iy(t)$ , а  $t$  есть длина дуги. Это представление функции в математическом аспекте аналогично цепным кодам Фримана [22, 23].

3) *Сигнатурный анализ* (представление функции контура относительно центра тяжести) является наиболее распространенным и развитым подходом преобразования формы двумерного контура в одномерную функцию [24]. При этом существуют следующие варианты:

- *Функция точек границы* с равномерным шагом выборки  $\Delta t = \text{const}$ .
- *Функция углового поворота* при равном расстоянии между точками.
- Замена границы  $n$ -полигоном с равными гранями и после этого вычисление *функции отношения угла между стороной и радиусом-вектором* к этой стороне (вариантом является функция расстояния между центром тяжести и вершинами полигона или центрами каждой грани этого полигона).
- *Функция расстояния от центра до точек с высокой кривизной* (с прямым расчетом кривизны или с получением полигональной аппроксимации формы и использованием точек сопряжения как узловых с высокой кривизной).

4) Метод, называемый Arc Height\*, можно отнести к сигнатурному анализу. Он заключается в построении функции, которая образована перпендикуляром, проведенным от середины (точка  $O$ ) некоторой хорды  $AB$  к точке  $C$  на линии контура (см. рис. 1). Существует множество разновидностей этого метода, например [25].

Кроме перечисленных методов для описания контурной функции довольно широко применяются: ряды Фурье; функции энергетического напряжения [26]; направления, использующие стохастические методы, например, круговую авторегрессионную модель [27]; и многие другие.

Особое место занимает цепной код Фримана [22]. В нем описание контура дается через направления движения при его обходе в соответствии с матрицей смежности. Существует множество его вариаций, основанных на вычислении длин цепочек, обратного кода, приращений и т. п.

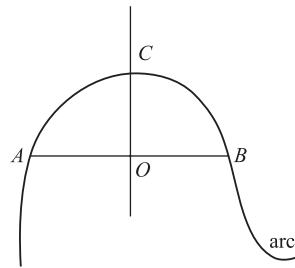


Рис. 1. Иллюстрация метода Arc Height

\*Хотя он и не использует центр тяжести объекта.

Несмотря на большое количество алгоритмов и их многообразие, необходимо отметить, что не все методы дают возможность идентификации объектов инвариантно к сдвигу, масштабу, повороту и зеркальному отображению. Здесь наиболее перспективными можно считать методы, основанные на сигнатурном анализе, однако при этом для получения описания формы объекта необходимо переходить от его вербального описания к жесткой формализации и иерархическому построению системы признаков. Именно эти вопросы рассматриваются в следующем разделе.

## 2. ПРИНЦИПЫ ФОРМАЛИЗАЦИИ ПРИЗНАКОВ

Приведенные выше методы преобразования контура в одномерную функцию нельзя назвать законченными и исчерпывающими по следующим причинам. Во-первых, в литературе не известны подходы, в которых формальные классификации объединяли бы признаки, полученные в результате различных преобразований. Во-вторых, отсутствует формальное математическое описание методов сигнатурного анализа, имеющего исключительное значение в современной теории распознавания графических образов. В-третьих, результаты многочисленных исследований показывают, что помимо формального определения объекта необходимо вводить некоторую иерархию признаков, ориентированную на применение различных методов, в том числе использующих сигнатурное представление контура объекта.

Рассмотрим понятие информационной составляющей некоторого вектора свойств, приписываемого некоторому объекту [28]. Пусть она определена как множество признаков  $I$ , состоящее из подмножеств  $I^{(i)} \subset I$ ,  $i = \overline{0, n}$ . Индекс  $i$  означает уровень подмножества. Так, например,  $I^{(0)}$  будет подмножеством первичных признаков,  $I^{(1)}$  — вторичных признаков и т.д. Таким образом, вся информационная часть вектора свойств будет состоять из

$$I = \bigcup_{i=0}^n I^{(i)}; \quad I^{(i)} \cap I^{(j)} = \emptyset; \quad i \neq j.$$

Кроме того, возможна ситуация, когда  $I^{(i)} = F(I^{(i-1)}, I^{(i-2)} \dots)$ .

Причем в реальных случаях некоторые подмножества  $I^{(i)}$  могут быть пусты или не использоваться, а процесс распознавания может быть построен с использованием как признаков отдельных уровней, так и их комбинаций.

Приведем примеры описания подмножеств  $I^{(i)}$  [29]. Пусть множество координат  $(x_i, y_i)$ ,  $i = \overline{1, k}$ , образует контур некоторого графического объекта на плоскости (рис. 2). Множество  $I^{(0)}$  первичных векторов свойств определим как множество точек на плоскости:

$$I^{(0)} = \{i_l^{(0)} = (x_l, y_l), \quad l = \overline{1, k}\},$$

образующих контур графического объекта, а  $k$  есть количество точек периметра этого объекта.

Пусть определено множество  $I^{(0)}$  некоторого объекта. Назовем элемент множества вторичных свойств  $\xi_0^{(1)} = \nu_0(I^{(0)}) \in I^{(1)}$  центром тяжести объекта, если

$$\xi_0^{(1)} = \left( x_c = \frac{1}{k} \sum_{l=1}^k x_l, \quad y_c = \frac{1}{k} \sum_{l=1}^k y_l \right).$$

Введем формальное описание сигнатурной функции следующим образом. Пусть определены элементы множеств  $I^{(0)}$  и  $I^{(1)}$  для некоторого объекта. Назовем функционалом преобразования сигнатуры контура

$$r = \nu_3(\nu_2(\nu_1(I^{(0)}, I^{(1)})))$$

следующую последовательность функций  $\nu$ , применяемых к  $I^{(0)}$  и  $I^{(1)}$ :

1.  $I^{(0')} = \nu_1(I^{(0)}, I^{(1)})$ , где  $\nu_1$  — функция преобразования декартовых координат в полярные в виде  $(R, \varphi) = \{((x - x_c)^2 + (y - y_c)^2)^{1/2}, \arctg x/y\}$ , т. е. получения набора  $I^{(0)}$  в полярных координатах  $I^{(0')} = (R_l, \varphi_l)$ ,  $l = \overline{1, k}$ .

2.  $I^{(0'')} = \nu_2(I^{(0')})$ , где  $\nu_2$  — функция сортировки множества  $I^{(0')}$  по углу  $\varphi$  в порядке его возрастания. Далее предполагается, что если встречаются две и более точек с одинаковым углом, то выбирается точка с максимальным значением вектора  $R$ .

3.  $r = \nu_3(I^{(0'')})$ , где  $\nu_3$  — функция интерполяции точек объекта по всей окружности с заданным фиксированным шагом, определенным как  $\Delta\varphi = 0,5, 1, 2 \dots$  угловых градусов, что дает 720, 360 и 180... точек развертки исследуемого контура в зависимости от требуемой точности представления объекта.

*Замечание 2.1.* Очевидно, что преобразования  $\nu_1$  и  $\nu_2$  будут однозначными только для выпуклых контуров графических объектов. Однако необходимо заметить, что эти преобразования осуществляются относительно центра тяжести объекта. Т.е. понятие выпуклости здесь определяется через число линий контура объекта, которые будет пересекать луч, идущий от его центра тяжести. Для выпуклого в этом смысле объекта это число всегда должно быть равно 1. В противном случае возникают неоднозначности в выполнении преобразований  $\nu_1$  и  $\nu_2$ , разрешаемые по п. 3 определения. Примеры разверток контурных функций приведены на рис. 3.

Пусть на  $[0, 360^\circ]$  определена функция  $r$ . Нормированной функцией  $r_N$  будем называть  $r$ -функцию, нормированную относительно принимаемого

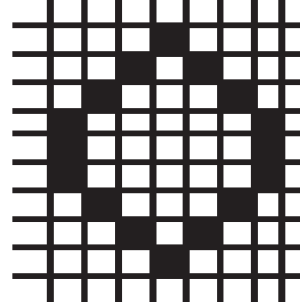


Рис. 2. Пример объекта, составленного из 16 точек



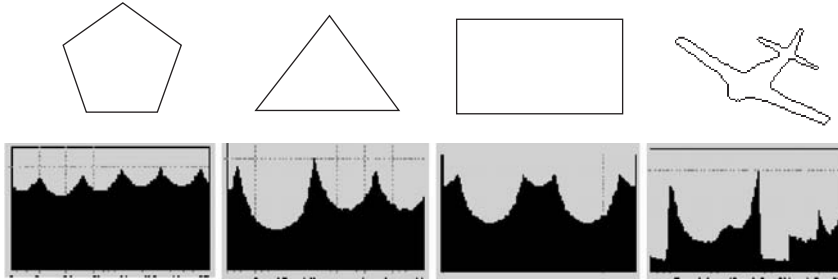


Рис. 3. Примеры разверток контурных функций

ею максимума на интервале  $[0, 360^\circ]$ . Коэффициентом нормирования назовем число  $\eta = 1/r_{\max}$ , где  $r_{\max}$  — максимальное значение, принимаемое функцией  $r$  на интервале  $[0, 360^\circ]$ . Далее в целях упрощения записи будем опускать индекс  $N$ , подразумевая, что функция  $r$  всегда нормированная\*.

Введем понятие обобщенной обработки изображений  $\text{Im}$  как некоторой последовательности функций:

$$\text{Im}_l = f_l(\text{Im}_{l-1}, \boldsymbol{\theta}_{f_l}, t_{f_l}), \quad l = \overline{1, L}, \quad (2.1)$$

где  $f_l$  — функции преобразования изображений, образующих множество  $F$ ;  $\boldsymbol{\theta}_{f_l} = (\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_m)$  — вектор параметров для функции  $f_l$  из множества  $\Theta$ ; а  $\boldsymbol{\tau}_f = (t_{f_1}, t_{f_2}, \dots, t_{f_L}) \in T$  — вектор номеров  $t_{f_l}$  функций  $f_l$  из  $F$ , определяющий последовательность их вызова. Множество векторов свойств объектов  $\omega_{\text{Im}} = (\bar{x}_i, i = \overline{1, k})$ , полученных из изображения  $\text{Im}$ , будем записывать

$$\omega_{\text{Im}} = \{I_\eta, \boldsymbol{\theta}_f, \boldsymbol{\tau}_f\}, \quad \eta = \overline{1, N}, \quad (2.2)$$

где индекс  $\eta$  обозначает объект множества  $\omega_{\text{Im}}$ ,  $I_\eta$  — информационную часть  $\eta$ -го вектора свойств, а  $\boldsymbol{\theta}_f = \{\boldsymbol{\theta}_{f_l}, l = \overline{1, L}\}$ .

Запишем теперь функцию распознавания  $\lambda$ , основанную на вычислении некоторой метрики в пространстве признаков, такую что

$$\lambda = \begin{cases} 1, & \rho(\mathbf{x}_{\text{Im}}, \mathbf{x}_s) < \varepsilon, \\ 0, & \rho(\mathbf{x}_{\text{Im}}, \mathbf{x}_s) \geq \varepsilon. \end{cases} \quad (2.3)$$

Здесь  $\mathbf{x}_{\text{Im}}$  и  $\mathbf{x}_s$  — векторы свойств текущего и эталонного объектов;  $\rho$  — некоторая метрика, а  $\varepsilon$  — классификационный допуск распознавания. Если  $\rho < \varepsilon$ , то считаем, что вектор  $\mathbf{x}_{\text{Im}}$  принадлежит к классу  $\omega_s$ , если  $\rho \geq \varepsilon$ , то не

\*В противном случае это будет специально оговорено.

принадлежит. Также будем полагать, что процедурная часть вектора свойств объекта  $\mathbf{x}_{\text{Im}}$  в этой функции не используется.

Пусть множество  $\omega_{\text{Im}}$  образовано векторами признаков всех графических объектов, выделенных из изображения  $\text{Im}$ . Представим процесс их идентификации в виде последовательности применения различных функций распознавания  $\lambda$  к элементам множества  $\omega_{\text{Im}}$ :

$$\omega_{\text{Im}}^q = \lambda_q(\omega_{\text{Im}}^{q-1}, \bar{x}_s, \bar{\theta}_{\lambda_q}, \varepsilon_{\lambda_q}), \quad q = \overline{1, Q}, \quad (2.4)$$

$$\omega_{\text{Im}}^q \subset \omega_{\text{Im}}^{q-1} \subset \dots \subset \omega_{\text{Im}}^0, \quad (2.5)$$

где  $\omega_{\text{Im}}^{q-1}$  и  $\omega_{\text{Im}}^q$  — подмножества из  $\omega_{\text{Im}}$  на  $q-1$ -м и  $q$ -м этапах распознавания;  $\lambda_q$  — функции, образующие множество методов распознавания  $\Lambda$ ;  $\theta_{\lambda_q} = (\gamma_1, \gamma_2, \dots, \gamma_m)$  — вектор параметров функции  $\lambda_q$ ;  $\varepsilon_{\lambda_q}$  — классификационный допуск для  $\lambda_q$ ;  $Q$  — число используемых методов распознавания. Выражение (2.5) означает, что нераспознанные на шаге  $q$  объекты отбрасываются в дальнейшем рассмотрении.

Порядок применения функций  $\lambda_q$  в (2.4) будем называть *методом последовательного взвешивания* (МПВ) [28] и представлять как

$$\lambda_{\Sigma} = \{\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_Q\}. \quad (2.6)$$

В (2.4)–(2.6) начальное множество векторов признаков  $\omega_{\text{Im}}$  принимается за  $\omega_{\text{Im}}^0$ , а результатом выполнения (2.4) будет искомое множество распознанных объектов  $\omega_{\text{Im}}^R$ . Теперь вектор свойств эталона можно записать в виде

$$\mathbf{x}_s = \{I_s, \theta_{\lambda}, \tau_{\lambda}\}.$$

Здесь  $\tau_{\lambda} = (t_{\lambda_1}, t_{\lambda_2}, \dots, t_{\lambda_Q})$  — вектор номеров в последовательности методов  $\lambda_{\Sigma}$  из (2.6);  $I_s$  — информационная часть вектора эталона;  $\theta_{\lambda} = \{\theta_{\lambda_1}, \theta_{\lambda_2}, \dots, \theta_{\lambda_Q}, \varepsilon_{\Sigma}\}$  — расширенный вектор параметров функций  $\lambda_q$ , где  $\theta_{\lambda_1} = (\gamma_1, \gamma_2, \dots, \gamma_M)$ ;  $\gamma$  — параметры метода распознавания  $\lambda_q$ , индекс  $M$  зависит от  $\tau_{\lambda_q}$  и определяет количество параметров в функциях  $\lambda_q$ , а  $\varepsilon_{\Sigma} = (\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_Q)$  — вектор классификационных допусков функций  $\lambda_q$ .

Теперь процесс распознавания, заключающийся в отнесении объектов изображения  $\mathbf{x}_{\text{Im}, \eta}$ ,  $\eta = \overline{1, N}$ ,  $\forall \mathbf{x}_{\text{Im}, \eta} \in \omega_{\text{Im}}$  к некоторому классу  $\omega_s$ , можно записать

$$\Phi(\omega_{\text{Im}}, \lambda_q, \mathbf{x}_s), \quad q = \overline{1, Q},$$

где  $\Phi$  — функционал идентификации, в котором определена последовательность методов распознавания  $\lambda$ , заданная  $\tau_{\lambda_{\Sigma}}$  для множества  $\omega_{\text{Im}}$ .

### 3. ЭЛЕМЕНТАРНЫЕ МЕТОДЫ ИДЕНТИФИКАЦИИ

Рассмотрим теперь, какой вид примут простейшие методы идентификации на основе введенной формализации признаков и контурной функции [29].

**Идентификация по количеству точек объекта.** Метод основан на сравнении количества точек в периметрах идентифицируемого объекта и эталона. Используется первый уровень представления признаков объекта  $I^{(0)}$ .

*Определение 3.1.* Назовем

$$\lambda_R = \begin{cases} 1, & |n_{\dot{\gamma}} - n_O| < \varepsilon_N, \\ 0, & |n_{\dot{\gamma}} - n_O| \geq \varepsilon_N \end{cases}$$

*функцией распознавания по количеству точек* (идентификация по контуру). Здесь  $n_S$  и  $n_{\dot{\gamma}}$  являются количеством точек контура эталона и тестируемого объекта соответственно, а  $\varepsilon_N$  — классификационный допуск, который определяет точность сравнения объектов.

Идентификация по контуру не инвариантна к масштабу и не может разделять объекты по форме, однако ее можно использовать на предварительном этапе в МПВ (см. [29]), когда необходимо классифицировать объекты по числу точек их периметра. Например, отделить большие объекты с количеством точек 100 и более от малых, образованных помехами (шумами), состоящими из 5–10 точек.

Еще одним направлением, где метод может быть использован, является необходимость идентификации объектов, описание формы которых не может быть получено. Примером таких образов могут быть дефекты прокраски ткани, когда на однородном фоне текстуры ткани располагаются объекты неправильной формы, подлежащие распознаванию. Описания формы таких дефектов нет и не может быть, однако априори известно, что дефектом считается объект, имеющий некоторые линейные размеры, превышающие некоторый порог. Их значения легко пересчитываются в количество точек периметра. Предполагается, что периметр дефекта значительно больше, чем контуры элементов текстуры исследуемой ткани. Пример распознавания таких дефектов приведен на рис. 4.

Здесь объекты, полученные от текстуры ткани, содержат от 3 до 15–30 точек, в то время как распознаваемый дефект содержит примерно 150–200 точек. Таким образом, определяя допуск для распознавания такого класса объектов равным  $\varepsilon_N > 100$ , можно отсеять все шумовые объекты и получить только искомые дефекты ткани\*.

---

\*В таком методе распознавания возможны ошибки из-за «слипания» мелких, текстурных контуров в один. Вероятность этого события практически невозможно вычислить. Для устранения таких событий необходимо обследование конкретного процесса и выбор методов предварительной обработки изображения таким образом, чтобы исключить подобные случаи.

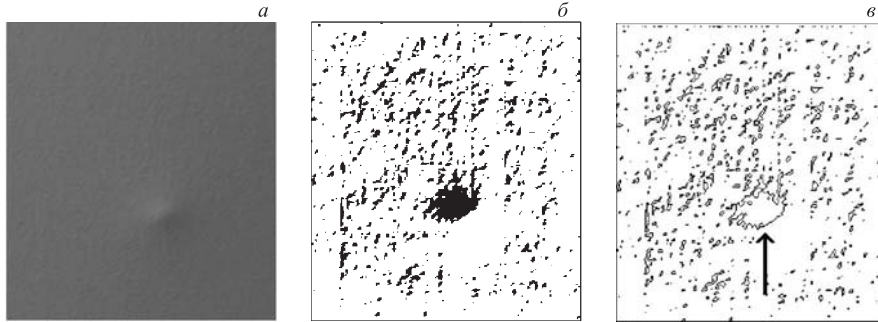
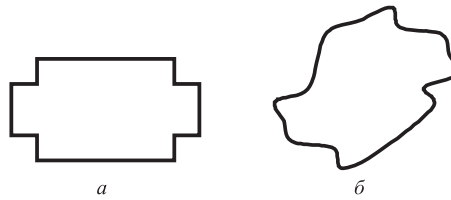


Рис. 4. *а)* Фрагмент ткани с дефектом прокраски. *б)* Тот же фрагмент на одном из этапов обработки изображения. *в)* Результаты после получения контуров, перед началом процесса распознавания. Легко заметить, что здесь не требуется применение сложных методов распознавания и достаточно использовать идентификацию по количеству точек для определения дефекта (показан стрелкой)

**Классификация по габаритам.** Рассмотрим еще один элементарный метод, который назовем распознаванием по габаритам. Понятие габаритов хорошо определено для геометрических фигур с четкими прямолинейными границами. Для любого известного объекта легко представить его расположение в пространстве и место, которое он занимает. Так легко определить габариты объекта, расположенного на рис. 5, *а*.



Для этого объекта габаритами будут высота и ширина прямоугольника, в который он может быть вписан. А что означают габариты для объекта, изображенного на рис. 5, *б*? Как определить и тем более измерить эти габариты, принимая во внимание, что фигура может быть повернута на некоторый угол относительно эталона? Ответ на эти вопросы дает метод, названный ЛН и использующий контурную функцию.

Рис. 5. Примеры фигур с определенными (*а*) и неопределенными (*б*) габаритами

**Определение 3.2** (метод ЛН). Пусть  $r$  определена на интервале  $[0, 360^\circ]$  с шагом  $1^\circ$ , тогда назовем габаритами графического объекта следующую тройку параметров  $\{i_1, i_2, i_3\} \in I^{(3)}$  такую, что

$$\begin{aligned}
 i_1 &= l_1 + l_2, & l_1 &= \max(r(\tau)), & \tau &\in [0, 360^\circ], & l_2 &= r(\tau_{\max} + 180^\circ), \\
 i_2 &= h_1 + h_2, & h_1 &= r(\tau_{\max} + 90^\circ), & h_2 &= r(\tau_{\max} + 270^\circ), \\
 i_3 &= \tau_{\max}, & & & & \text{так что } r(\tau_{\max}) &= l_1.
 \end{aligned}$$

Определим функцию распознавания по габаритам  $\lambda_{\text{ЛН}}$  (ЛН-метод) в виде

$$\lambda_{\text{ЛН}} = \begin{cases} 1, & \left( \left( \left| \frac{i_1^s - i_1^o}{i_1^s} \right| < \varepsilon_l \right) \cap \left( \left| \frac{i_2^s - i_2^o}{i_2^s} \right| < \varepsilon_h \right) \cap \left( \left| \frac{i_3^s - i_3^o}{i_3^s} \right| < \varepsilon_\varphi \right) \right), \\ 0, & \text{в остальных случаях.} \end{cases}$$

Здесь  $i_j^s$  и  $i_j^o$  — габариты эталона и текущего объекта, а  $\varepsilon_l$ ,  $\varepsilon_h$  и  $\varepsilon_\varphi$  — классификационные допуски, определяющие точность распознавания по длине, высоте и углу поворота объекта.

*Замечание 3.1.* Компонента  $i_3$  на практике используется очень редко.

Фактически формулы в определении 3.2 предназначены для поиска на контурной функции максимального значения и, отступая от него на угол в  $90^\circ$ , дают значение второго габарита объекта. Для идентификации может быть использован и третий параметр метода, который фиксирует угол поворота объекта относительно эталона.



Рис. 6. Объекты, нераспознаваемые методом ЛН (а) и распознаваемые (б)

Так же как и предыдущий, этот метод не может точно идентифицировать форму объекта (см. рис. 6), однако он классифицирует объекты по их «вытянутости». Поскольку в нем также не используется информация о форме, то, следовательно, его можно использовать для распознавания объектов, вербальное или математическое описание формы которых не нужно или не представляется возможным получить.

*Замечание 3.2.* Вышеприведенную трактовку понятия габаритов можно расширить путем введения дополнительных параметров  $i_j$  таких, что

$$\begin{aligned} i_j &= h_{j_1} + h_{j_2}, & h_{j_1} &= r(\tau_{\max} + \varphi_j), \\ h_{j_2} &= r(\tau_{\max} + \varphi_j + 180^\circ), & j &= 3, 4 \dots, \end{aligned}$$

где  $h_j$  будут играть роль «дополнительных» габаритов. Такие параметры могут в некоторых случаях повысить качество распознавания (увеличить вероятность правильного распознавания и уменьшить вероятность пропуска объектов распознавания). При стремлении количества параметров  $i_j$  к количеству отсчетов функции  $r_N$  фактически происходит переход к методам геометрической корреляции, которая требует значительно больших затрат в вычислительном отношении.

**Классификация по компактности.** Довольно часто форму фигуры характеризуют через понятие *компактности* (compactness) [30], которое показывает отклонение ее формы от наиболее сгруппированного объекта на плоскости в евклидовом пространстве — окружности (рис. 7). Компактность инвариантна к сдвигу, повороту и масштабу ( $2d$ -аффинным преобразованиям), а также к зеркальному отображению, но зависит от плотности (разрешающей способности) изображения и записывается как

$$C = L^2/S,$$

где  $C$  — компактность;  $L$  — длина контура фигуры (количество точек), а  $S$  — площадь фигуры (число точек, ограниченное контуром). Теоретически самой компактной фигурой является окружность, для которой значение компактности равно  $4\pi$ . Однако на практике удобнее считать значение компактности окружности равным 1, т. е. поделенным на коэффициент, равный  $4\pi$ . Тогда пределы изменения компактности будут находиться в интервале  $[1, \infty]$ , что является достаточно хорошей характеристикой для предварительных этапов идентификации в методе последовательного взвешивания.

**Определение 3.3.** Функцию распознавания по компактности запишем в виде

$$\lambda_C = \begin{cases} 1, & |C_S - C_O| < \varepsilon_C, \\ 0, & |C_S - C_O| \geq \varepsilon_C, \end{cases}$$

где  $C_S$  и  $C_O$  — компактность эталона и объекта, а  $\varepsilon_C$  — классификационный допуск по компактности.

Использование понятия компактности будет более полно рассмотрено далее.

**Классификация по площади.** Рассмотрение понятия «площади фигуры» приводит к необходимости вычисления двойного интеграла вида (0-го момента объекта)

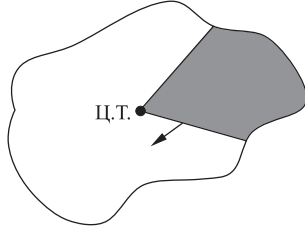
$$A = \int \int \text{Im}(x, y) dx dy.$$

Обычно такой интеграл вычисляется путем замены переменных и сведения его к интегралу по контуру. В дискретном случае его вычисление проводится путем замены двойных интегралов на двойную сумму. Однако для реального объекта такой способ вычисления не всегда удобен, особенно для объектов с невыпуклым периметром, так как требует значительных вычислительных затрат, и этот метод уже нельзя относить к элементарным.



Рис. 7. Компактная (а) и некомпактная (б) форма фигур

Используя понятие контурной функции (КФ), можно ввести суррогатное понятие площади объекта в виде площади, лежащей под контурной функцией и вычисляемой как сумма площадей треугольников, имеющих основание на



КФ, и стороны — радиусы-векторы относительно центра тяжести. На рис. 8 фрагмент такой площади закрашен серым цветом.

**Определение 3.4.** Пусть функция  $r(\varphi)$  определена и непрерывна на  $[0, 360^\circ]$  в полярной системе координат, а также ограничена на  $[0, 1]$ . Тогда площадью объекта будем называть

Рис. 8. Вычисление площади фигуры

$$S = \frac{1}{2} \frac{1}{360} \sum_{\varphi=0}^{359} r(\varphi) \Delta x,$$

исходя из того, что значения в КФ отстоят на  $1^\circ$  друг от друга. Множитель  $1/2$  учитывает тот факт, что вычисляется площадь треугольников, а не площадь элементарных прямоугольников. Фактически значение  $S$ , вычисленное по этой формуле, подменяет реальную площадь фигуры.

**Определение 3.5.** Для  $r(\varphi)$ , заданной на  $[0, 360^\circ]$  в полярной системе координат, функцией распознавания по площади будет

$$\lambda_S = \begin{cases} 1, & |S_s - S_o| < \varepsilon_{Sq}, \\ 0, & |S_s - S_o| \geq \varepsilon_{Sq}, \end{cases}$$

где  $S_s$  и  $S_o$  — компактность эталона и объекта;  $\varepsilon_{Sq}$  — классификационный допуск по площади.

Очевидно, что критерий распознавания по  $S$ , так же как и в предыдущих методах, не может претендовать на однозначную идентификацию объектов по форме, но с его помощью тоже можно получить некоторые полезные результаты при минимальных вычислительных затратах. Например, на рис. 9 изображена группа объектов, которые имеют подобную форму, но разделяются на различные классы в смысле критерия  $S$ .

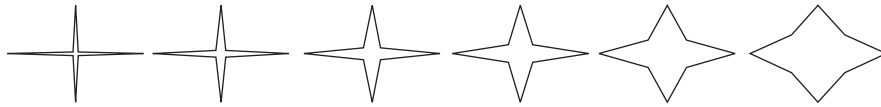


Рис. 9. Пример подобных фигур

Очевидно, что жесткой границы между двумя соседними фигурами не существует, на рисунке они имеют площадь, возрастающую слева направо. Однако введение критерия  $S$  может помочь в ограничении их числа при рас-

смотрении большого количества подобных фигур и сэкономить общее время идентификации при использовании более точных алгоритмов в МПВ.

*Замечание 3.3.* Разумеется, данное определение площади не всегда будет корректно отражать реальную площадь объекта. Здесь справедливо Замечание 2.1.

#### 4. ИДЕНТИФИКАЦИЯ, ОСНОВАННАЯ НА ГЕОМЕТРИЧЕСКОЙ КОРРЕЛЯЦИИ

Методы, рассматриваемые в настоящем разделе, позволяют не только однозначно определить форму объектов, но и вычислить значение угла, на который объект повернут относительно эталона. В связи с тем, что их формальное описание близко формулам математической корреляции, им было дано название геометрической корреляции.

**Геометрическая корреляция 1.** Для определения понятия геометрической корреляции введем несколько вспомогательных функций [29].

**Определение 4.1.** Пусть имеется множество точек в полярной системе координат  $g_i \in G^{(0)} = [0, 360^\circ]$ , так что  $g_i \leq g_{i+1}$ ,  $i = \overline{0, M}$ , где  $M = 360k$ ,  $k = 1/3, 1/2, 1, 2, \dots$ , и  $\Delta g = g_{i+1} - g_i = \text{const}$ . Пусть функции  $x(\varphi)$  и  $y(\varphi)$  определены и непрерывны на  $G^{(0)}$ . Запишем  $\eta_{xy}(\varphi, \tau)$  как функцию разности значений  $x$  и  $y$  в дискретных точках интервала  $G^{(0)}$

$$\eta_{xy}(\varphi, \tau) = x(\varphi) - y(\varphi - \tau), \quad \varphi, \tau \in G^{(0)}. \quad (4.1)$$

Определим функцию отклонения  $\delta_{xy}(\tau)$  для  $x$  и  $y$  в дискретных точках на  $G^{(0)}$  как

$$\delta_{xy}(\tau) = \frac{1}{360} \sum_{\varphi=1}^{360} |\eta_{xy}(\varphi, \tau)|, \quad \text{где } \varphi, \tau \in G^{(0)}. \quad (4.2)$$

Функция отклонения  $\delta_{xy}(\tau)$  выражает среднее отклонение функции  $x$  от функции  $y$  на интервале  $[0, 360^\circ]$  при сдвиге функции  $y$  относительно функции  $x$  на некоторый угол  $\tau$ .

Пусть  $x$  — контурная функция эталона, а  $y$  — некоторого объекта. Для метрики  $\rho_{G1} = \min_{\tau} \delta_{x,y}(\tau)$  определим функцию распознавания на основе геометрической корреляции 1 (ГК1) как

$$\lambda_{G1} = \begin{cases} 1, & \rho_{G1} < \varepsilon_{G1}, \\ 0, & \rho_{G1} \geq \varepsilon_{G1}, \end{cases} \quad (4.3)$$

где  $\varepsilon_{G1}$  есть классификационный допуск распознавания по ГК1.

Теперь если  $\lambda_{G1} = 1$ , то результатом распознавания будет номер классифицированного объекта в списке анализируемых объектов, его координаты и



некоторое значение угла  $\tau$ , соответствующее минимуму  $\delta$ . Угол  $\tau$  определяет угол поворота объекта по отношению к эталону.

Функция  $\rho_{G1}$  учитывает все отклонения формы распознаваемого объекта относительно эталона. Точность распознавания этого метода тем выше, чем

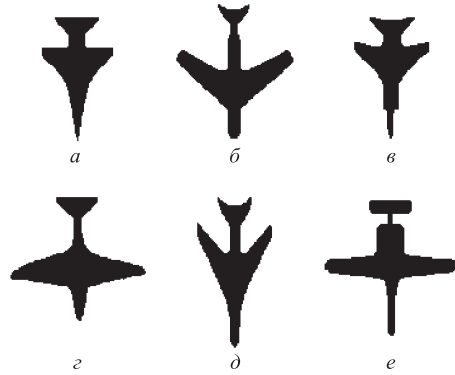


Рис. 10. Пример объектов для идентификации формы

большее количество точек  $M$  используется при вычислении  $\rho_{G1}$  в функциях  $x$  и  $y$ .

Все примеры объектов, приведенные на рис. 10, однозначно идентифицируются при помощи метода ГК1 по заранее сформированным эталонам.

Необходимо отметить, что вычислительная сложность метрики ГК1 не зависит от сложности формы объекта. Она возрастает с ростом числа точек множества  $G$ , так же как и точность идентификации.

### Геометрическая корреляция 2.

**Определение 4.2.** Пусть функция  $\sigma_{xy}(\varphi, \tau)$ , вычисляемая как среднее отклонение функции  $\eta_{xy}(\varphi, \tau)$  (4.1) от функции  $\delta_{xy}(\tau)$  (4.2) на  $G^{(0)}$ , имеет вид

$$\sigma_{xy}(\tau) = \frac{1}{360} \sum_{\varphi=1}^{360} |\delta_{xy}(\tau) - \eta_{xy}(\varphi, \tau)|, \quad (4.4)$$

где  $\varphi, \tau \in G^{(0)}$ , тогда для метрики  $\rho_{G2} = \min_{\tau} \sigma_{x,y}(\tau)$  запишем функцию распознавания на основе геометрической корреляции 2 (ГК2) как

$$\lambda_{G2} = \begin{cases} 1, & \rho_{G2} < \varepsilon_{G2}, \\ 0, & \rho_{G2} \geq \varepsilon_{G2}, \end{cases} \quad (4.5)$$

где  $\varepsilon_{G2}$  есть классификационный допуск распознавания по ГК2.

Теперь если  $\lambda_{G2} = 1$ , то результатом распознавания будет номер классифицированного объекта в списке анализируемых объектов, его координаты и некоторое значение угла  $\tau$ , соответствующее минимуму  $\sigma$ . Значение  $\tau$  будет определять угол поворота распознанного объекта по отношению к эталону.

Функция  $\rho_{G2}$  более точно учитывает все отклонения формы распознаваемого объекта относительно формы эталона. Этот метод обладает большей точностью распознавания, чем ГК1, за счет вычисления оценки отклонения  $\eta$  от  $\delta$ , но и вычислительная сложность его несколько выше за счет некоторых

дополнительных вычислительных операций\*. Так же как и в предыдущем методе, точность будет тем выше, чем большее количество точек используется при вычислении  $\rho_{G2}$  в функциях  $x$  и  $y$ . Все объекты, приведенные на рис. 10, однозначно распознаются при помощи как метода ГК1, так и ГК2.

## 5. МЕТОДЫ ГЕОМЕТРИЧЕСКОЙ КОРРЕЛЯЦИИ НА ЧАСТИ КОНТУРА

На реальных изображениях всегда присутствуют искажения, обусловленные геометрическими искажениями раstra (обычно по краям), существованием шумов различной природы, плохой фокусировкой, и, наконец, самый нежелательный вид искажений вызван неудачными условиями освещенности объектов.

Примером такого освещения может быть снимок аэродрома при восходе или закате солнца, а также его освещение в ночное время с помощью прожекторов, показанное на рис. 11.

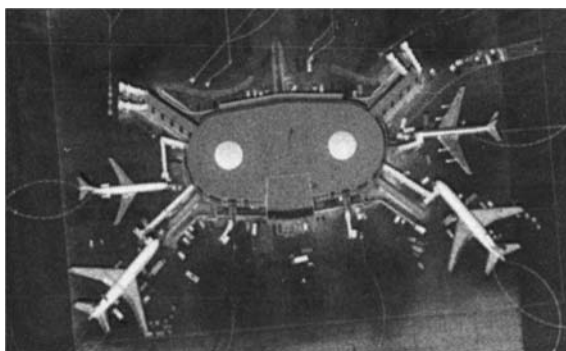


Рис. 11. Пример освещения аэродрома в ночное время

На этом снимке видно, что фюзеляжи самолетов освещены значительно сильнее, чем их крылья. Получение неискаженных контуров самолетов даже при использовании различных методов предварительной обработки\*\* здесь невозможно (рис. 12).

Из трех представленных результатов (рис. 12) видно, что у одних самолетов контуры крыльев отделены от фюзеляжа, а у других слились со строени-

---

\*Особенности этого метода по сравнению с ГК1 рассматриваются ниже.

\*\*Были использованы методы Саппу, SUSAN и ДС [35].

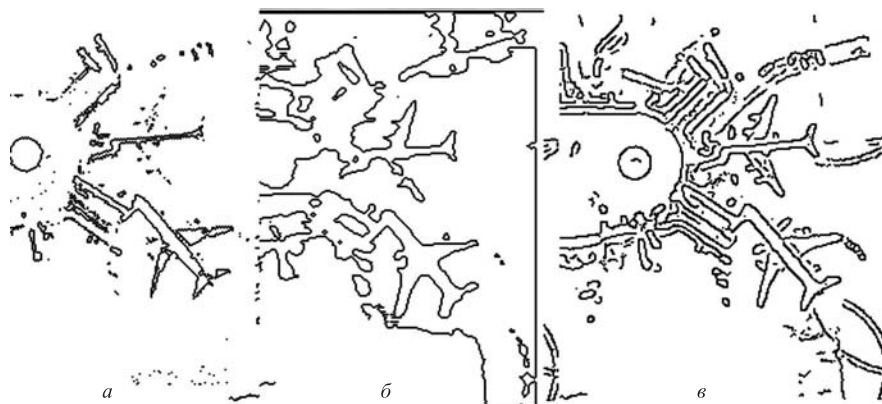


Рис. 12. Результаты обработки и выделения контуров рис. 11

ями аэродрома. В таких случаях идентификация объекта по целому контуру не имеет смысла.

Поскольку для реальных изображений после их предварительной обработки всегда будет существовать вероятность получения контуров объектов с искажениями формы, то необходимо использовать специальные методы их идентификации [31]. А так как сами искажения и место их расположения невозможно охарактеризовать, то необходимо использовать для классификации те фрагменты контура, в которых искажения отсутствуют. Это означает, что при использовании процесса распознавания, основанного на методах ГК, его нужно проводить не на всем множестве точек  $G^{(0)}$ , а только на его части.



Рис. 13. Пример объекта с зеркальной осью симметрии

избыточность, которую можно исключить из рассмотрения практически без уменьшения вероятности пропуска объекта. Например, самолет имеет осевую (зеркальную) симметрию, как показано линией на рис. 13, и его контур фак-

Из визуального анализа контуров реальных объектов видно, что большинство из них имеют достаточно сложную форму периметра. В понятие сложности здесь включается как большое количество изгибов, так и низкая повторяемость фрагментов по сравнению с контурами других объектов (в том числе и шумовой природы) внутри рассматриваемого кадра. Этот анализ показывает, что информативная составляющая контура может иметь

тически обладает двойной информационной избыточностью. Поэтому можно ввести методы распознавания объектов с использованием контурной функции при условии частичного использования контура объекта.

Поставленная задача допускает несколько вариантов ее решения, однако при ее практической реализации возникает несколько затруднительных факторов, которые необходимо учитывать. Во-первых, исследуемые методы идентификации основаны на контурных функциях, вычисление которых базируется на положении центра тяжести контура объекта. Простое отбрасывание его части будет приводить к смещению этого центра и, следовательно, к изменению (искажению) контурной функции. Во-вторых, часть контура нельзя просто исключить из рассмотрения, так как это может увеличить вероятность ложного опознавания за счет существования объектов, принадлежащих к разным классам, но имеющих одинаковые фрагменты периметра. В-третьих, при проведении идентификации по части контура появляется проблема хиральности как частный случай энантиоморфизма, т. е. существования частей контура, которые несовместимы на плоскости\*, но могут быть совместимы через свое зеркальное отображение. Примером проявления хиральности является показанное на рис. 14, *а* изображение рук. Полученные контуры (рис. 14, *б*) свидетельствуют о невозможности их совмещения на плоскости. По отношению к фрагментам одного объекта это показано на рис. 14, *в*. Здесь правая и левая части самолета несовместимы на плоскости, но интуитивно понятно, что одной из них достаточно для однозначной идентификации всего этого объекта.



Рис. 14. Примеры хиральности объектов или их частей

Для устранения влияния вышеприведенных затрудняющих факторов необходимо перестроить методы распознавания с учетом следующих аспектов. Следует проводить процесс идентификации не по всему контуру, а только по его части, при этом исключение участка из рассмотрения не должно приво-

---

\*На самом деле эта проблема существует и при распознавании по целым контурам, однако в этом случае два хиральных контура одного объекта рассматриваются как два различных объекта.

доть к смещению центра тяжести. Выбранный для классификации фрагмент не должен уменьшать вероятность правильного распознавания. Метод должен принимать во внимание наличие осевой симметрии (зеркальных частей) контура объекта.

Для описания таких методов необходимо ввести некоторые новые понятия и переопределить область определения контурной функции  $r$  — множество точек  $G^{(0)}$  на отрезке  $[0, 360^\circ]$  — в следующем виде.

**Определение 5.1.** Назовем *частичным множеством точек*  $G \subset G^{(0)}$  то, которое расположено в полярной системе координат и образовано множеством *контурных интервалов*  $g = [\tau', \tau'']$ ,  $\tau' \leq \tau''$ ,  $\tau', \tau'' \in [0, 360^\circ]$ , так что

$$G = \bigcup_{l=1}^L g_l = \bigcup_{l=1}^L [\tau'_l, \tau''_l] \text{ и } g_l \cap g_m = \emptyset, \quad l \neq m, \quad (5.1)$$

где  $L$  — число контурных интервалов. При  $\tau' = \tau''$  отрезок обращается в точку. Число точек  $N$ , из которых состоит  $G$ , вычислим как

$$N = \sum_{l=1}^L (\tau''_l - \tau'_l).$$

**Определение 5.2.** Пусть функция  $r(\tau)$  определена и непрерывна на  $G^{(0)}$  в полярной системе координат, тогда *зеркальной контурной функцией* будем называть  $z(\tau) = r(-\tau)$ .

**Определение 5.3.** Пусть функция  $x(\varphi)$  определена и непрерывна на  $G$ , а  $y(\varphi)$  — на  $G^{(0)}$  в полярной системе координат, тогда запишем  $\eta'_{xy}(\varphi, \tau)$  как *частичную функцию разности значений  $x$  и  $y$*

$$\eta'_{xy}(\varphi, \tau) = x(\varphi) - y(\varphi - \tau), \quad \varphi \in G, \quad \tau \in G^{(0)}. \quad (5.2)$$

В этой формуле разность значений двух функций вычисляется только на множестве контурных интервалов  $g \subset G$ , несмотря на то, что функция  $y(\varphi)$  определена на  $[0, 360^\circ]$ .

**Определение 5.4.** *Частичную функцию отклонения  $\delta'_{xy}(\tau)$  для  $x$  от  $y$*  вычислим в дискретных точках на  $G$  как

$$\delta'_{xy}(\tau) = \frac{1}{N} \sum_{\varphi \in G} |\eta'_{xy}(\varphi, \tau)|, \quad \varphi \in G, \quad \tau \in G^{(0)}. \quad (5.3)$$

**Определение 5.5.** *Частичную функцию среднего отклонения  $\sigma'_{xy}(\tau)$  для  $x$  от  $y$*  запишем как

$$\sigma'_{xy}(\tau) = \frac{1}{N} \sum_{\varphi \in G} |\delta'_{xy}(\tau) - \eta'_{xy}(\varphi, \tau)|, \quad \varphi \in G, \quad \tau \in G^{(0)}. \quad (5.4)$$

Количество частей  $g \subset G$  и их размер могут быть произвольными. Однако при практическом определении частей объекта рекомендуется использовать фрагменты, заключенные между плоскостями симметрии\*. Так для упрощения изложения будет использован один фрагмент объекта, имеющего зеркальную симметрию, при котором  $L = 1$ , а  $g = [0, 180^\circ]$ . Такой выбор был сделан из предположения о том, что фрагмент контура имеет большое количество перегибов, и можно считать, что каждая из зеркально расположенных частей в информативном смысле является достаточной для однозначной его идентификации. Для предотвращения сдвига центра тяжести контурная функция вычисляется по всему периметру объекта, а сравнение производится только по части контура на  $G$ .

Рассмотрим этот частный случай с одним фрагментом, пример которого показан на рис. 14, в. Здесь в качестве распознаваемого объекта используется контур самолета, идентифицируемый по одной из его зеркальных частей. Является ли использование такого фрагмента достаточным для проведения идентификации? Для приведенного примера очевидно — да. Можно ли использовать методы геометрической корреляции ГК1 и ГК2, вычисляемые на  $G$  при распознавании одного из приведенных фрагментов объекта? Очевидно, нет. Такой ответ обусловлен тем фактом, что при выборе одной половины контура объекта, вдоль зеркальной оси симметрии, не учитывается возможность того, что в идентифицируемом объекте искажения отсутствуют именно на исключенной из рассмотрения стороне эталона. Поэтому в тех случаях, когда выбранные фрагменты расположены на одной из симметричных частей объекта, процесс идентификации должен быть проведен дважды. Сначала по контурной функции  $r(\tau) \in G$ , а затем по ее зеркальному отражению\*\*  $z(\tau) \in G$ .

**Определение 5.6.** Для метрик типа  $\rho_{p1} = \min_{\tau} \delta'_{xy}(\tau)$  и  $\rho_{p1}^z = \min_{\tau} \delta'_{zy}(\tau)$  функцию *распознавания на основе идентификации по части контура I* (ИЧК1) на основе метода ГК1 запишем как

$$\lambda_{p1} = \begin{cases} 1, & (\rho_{p1} < \varepsilon_{p1}) \vee (\rho_{p1}^z < \varepsilon_{p1}), \\ 0, & (\rho_{p1} \geq \varepsilon_{p1}) \wedge (\rho_{p1}^z \geq \varepsilon_{p1}), \end{cases} \quad (5.5)$$

где  $x$  и  $y$  обозначают контурные функции эталона и объекта,  $\varepsilon_{p1}$  есть классификационный допуск ИЧК1, а  $\rho_{p1}(\tau)$  и  $\rho_{p1}^z(\tau)$  вычисляется на  $G$ . Равенство

\*Изложение методов проводится из соображений зеркальной симметрии. Однако все рассматриваемые методы можно распространить и на случаи осевой и центральной симметрии.

\*\*Здесь и далее используется предположение о невозможности существования у распознаваемых объектов зеркальной (плоскостной) симметрии более 2-го порядка. В противном случае изменяется формула определения  $z(\tau)$ , а процесс будет повторяться столько раз, сколько плоскостей симметрии имеет объект.

$\lambda_{p1} = 1$  будет означать успешную идентификацию объекта с получением угла поворота  $\tau$  относительно эталона. Особенности вычисления будут приведены ниже.

*Замечание 5.1.* При использовании более одного фрагмента контура с расположением по разные стороны от осей симметрии, а также при необходимости распознавать хиральные объекты как два отдельных класса



Рис. 15. Пример объекта, распознаваемого методом ИЧК1, с рис. 11

в формуле (5.5) части с зеркальной функцией исключаются, если же хиральные объекты необходимо относить к одному классу, то остаются.

Пример распознанного объекта при идентификации по методу ИЧК1 для  $L = 1$  и  $g = [0, 180^\circ]$  приведен на рис.15. Видно, что распознанный объект частично

утратил свои контуры. Пунктиром выделен фрагмент контура эталона, используемого при распознавании.

**Определение 5.7.** Для метрик типа  $\rho_{p2} = \min_{\tau} \sigma'_{xy}(\tau)$  и  $\rho_{p2}^z = \min_{\tau} \sigma'_{zy}(\tau)$  функцию идентификации по части контура 2 (ИЧК2) на основе ГК2 определим

$$\lambda_{p2} = \begin{cases} 1, & (\rho_{p2} < \varepsilon_{p2}) \vee (\rho_{p2}^z < \varepsilon_{p2}), \\ 0, & (\rho_{p2} \geq \varepsilon_{p2}) \wedge (\rho_{p2}^z \geq \varepsilon_{p2}), \end{cases} \quad (5.6)$$

где  $\varepsilon_{p2}$  есть классификационный допуск распознавания по ГК2.

Теперь если  $\lambda_{p2} = 1$ , то результатом распознавания будет номер классифицированного объекта в списке анализируемых объектов и значение угла  $\tau$ , соответствующее минимуму  $\sigma$ , будет определять угол поворота распознанного объекта по отношению к эталону.

При использовании методов ИЧК1-2 для идентификации на нескольких фрагментах контура необходимо определять положение каждого интервала вручную, задавая начальную и конечную точку. Однако такое определение границ фрагментов делает применение этой группы методов более сложным, чем другие методы, основанные на геометрической корреляции, так как пользователю бывает неудобно или затруднительно вручную определить размеры, место и число фрагментов на реальном контуре.

**Геометрическая корреляция по части контура по противоположным интервалам.** Идентификация объектов по части их контура, рассмотренная выше, предполагает необходимость задания вручную большого числа параметров распознавания. Во-первых, необходимо определить место и размер областей идентификации по (5.1) в виде интервалов и углов относительно

начала координат. Во-вторых, — значение классификационного допуска. Поскольку оно зависит от некоторых факторов, рассматриваемых в следующих разделах, практическое использование этих методов может вызвать определенное неудобство. Кроме того, потребность постоянного вычисления контурной функции на всем интервале  $[0, 360^\circ]$ , но с использованием только ее фрагмента не позволяет оптимизировать по скорости процесс идентификации.

Для устранения этих недостатков были созданы следующие методы. В них для идентификации выбирается несколько одинаковых отрезков равной ширины  $g$ , симметрично расположенных на противоположных сторонах контура относительно центра тяжести так, чтобы не допустить его смещения.

**Определение 5.8.** Назовем *множеством противостоящих интервалов*  $G_p$  совокупность таких фрагментов контура одинаковой ширины (в угловых градусах или точках контура), что

$$1. g_l^p = [\tau', \tau''], \quad \tau' \leq \tau'', \quad \tau', \tau'' \in [0, 360^\circ], \quad g_l^p \cap g_m^p = \emptyset, \quad l \neq m. \quad (5.7)$$

2. Ширина и расположение  $g_l^p$  относительно  $g_{l+1}^p$  определяется как

$$\begin{aligned} \tau'_{l+1} &= \tau'_l + 360^\circ/L, \quad L \geq 2, \quad 0 \leq |\tau'' - \tau'| \leq 360^\circ/L, \\ |\tau''_l - \tau'_l| &= |\tau''_m - \tau'_m| \quad \forall l, m = \overline{1, L}. \end{aligned} \quad (5.8)$$

3. Начальное положение  $g_l^p$  фиксировано и задано смещением  $\psi$

$$\tau'_1 = \psi; \quad \psi \in [0, 360^\circ/L]. \quad (5.9)$$

Здесь  $L$  — число противоположных интервалов на  $[0, 360^\circ]$  и аргумент  $\tau$  всегда подчиняется правилу  $\tau + 360^\circ = \tau$ . Примеры противостоящих интервалов, расположенные на окружности, показаны на рис. 16.

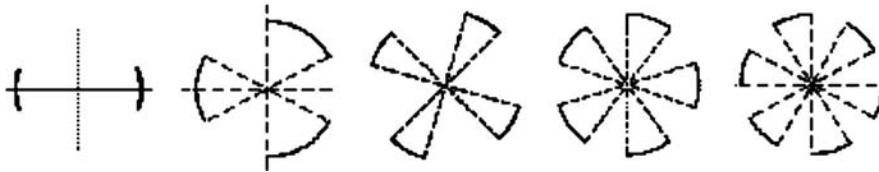


Рис. 16. Примеры противостоящих интервалов для  $l = 2, 3, 4, 5, 6$

**Замечание 5.2.** Идентификация объектов по части контура по противоположным интервалам фактически является объединением двух методов — геометрической корреляции и идентификации по габаритам (ЛН, см. разд. 2).



**Определение 5.9.** Для метрики типа  $\rho_{pi1} = \min_{\tau} \delta''_{xy}(\tau)$ , определенной на основе функций  $\eta''_{xy}(\varphi, \tau)$  и  $\delta''_{xy}(\tau)$ , вычисляемых по (5.2) и (5.3) на множестве  $G_p$ , запишем функцию идентификации по части контура по противоположным интервалам 1 (ИЧК–ПИ1) как

$$\lambda_{pi1} = \begin{cases} 1, & \rho_{pi1} < \varepsilon_{pi1}, \\ 0, & \rho_{pi1} \geq \varepsilon_{pi1}, \end{cases} \quad (5.10)$$

где  $\varepsilon_{pi1}$  есть классификационный допуск ИЧК–ПИ1.

**Определение 5.10.** Для метрики типа  $\rho_{pi2} = \min_{\tau} \sigma''_{x,y}(\tau)$ , определенной на основе функций  $\sigma''_{xy}(\tau)$  и вычисляемой по (5.2) и (5.4) на множестве  $G_p$ , запишем функцию идентификации по части контура по противоположным интервалам 2 (ИЧК–ПИ2) как

$$\lambda_{pi2} = \begin{cases} 1, & \rho_{pi2} < \varepsilon_{pi2}, \\ 0, & \rho_{pi2} \geq \varepsilon_{pi2}, \end{cases} \quad (5.11)$$

где  $\varepsilon_{pi2}$  есть классификационный допуск ИЧК–ПИ2.

Эти методы позволяют разделять объекты не только по их форме, но и по фрагментам этой формы. При их применении каждый из объектов на рис. 18 и 19 не только может быть отделен от класса окружности, но может и образовывать свой собственный.

*Замечание 5.3.* В формулах (5.10) и (5.11) не используется зеркальная функция, так как очевидно, что противоположные интервалы никогда не могут располагаться по одну сторону зеркально-симметричной фигуры при числе плоскостей симметрии меньше или равном числу противоположных интервалов. При этом предполагается, что хиральные объекты принадлежат к разным классам.

**Идентификация по части контура с автоматическим выбором расположения противоположных интервалов.** Поскольку места искажения контура в реальном случае на искомым объектах, принадлежащих одному изображению, могут находиться в заранее не определенных положениях, то основной проблемой в методах ИЧК1-2, ИЧК–ПИ1-2 будет способ определения положения интервалов  $g$  и  $g_p$ . Задание вручную некоторого фиксированного расположения (угла  $\psi$ ) и ширины интервалов позволяет получить устойчивые результаты только в отдельных случаях. Поэтому для решения этой проблемы необходимо модифицировать методы ИЧК–ПИ1-2 так, чтобы выбор оптимального расположения интервалов делался автоматически. Здесь понятие оптимальности основано на определении местоположения неискаженных фрагментов контура, по которым будет проводиться идентификация. Т.е. распознавание всегда должно выполняться по неискаженной его части, независимо от местоположения искажения. Решение задачи изложено ниже.

**Определение 5.11.** Пусть  $G^{(0)}$  есть множество точек на  $[0, 360^\circ]$  в полярной системе координат. Введем функцию преобразования  $v$  такую, что  $v : G^{(0)} \rightarrow G'_p$ , или с учетом ее параметров запишем

$$G'_p = v(L, G_p, \psi), \quad (5.12)$$

где  $L$  — число сегментов  $g_c^p$  с шириной  $\tau'' - \tau'$ , а  $\psi$  есть угол смещения множества  $G'_p$  от некоторого начального положения.

Число точек  $G^{(0)}$  и, следовательно,  $G'_p$ , характеризующее точность вычислений, рассчитывается по формуле  $N_G = 360k/l$ , где индексы  $k, l$  могут принимать значения  $1, 2, 3, \dots$

Использование функции  $v$  показывает, что место расположения множества противостоящих интервалов  $G'_p$ , определенное в (5.7)–(5.9), теперь имеет зависимость от угла смещения  $\psi$ . При  $\psi = 0$  множество  $G'_p$  полностью совместимо с  $G_p$ , а затем, в процессе идентификации, его положение будет смещаться на некоторый угол  $\Delta\psi$  по всему диапазону области определения  $\psi$  из (5.9).

**Определение 5.12.** Пусть в функциях  $\eta'_{xy}(\varphi, \tau)$ ,  $\delta'_{xy}(\tau)$  и  $\sigma'_{xy}(\tau)$  из (5.2), (5.3) и (5.4) введена вариация угла  $\psi = 0, 360^\circ/L$  для области  $G'_p$ , тогда их запись с учетом зависимости от аргумента  $\psi$  имеет вид

$$\eta'''_{xy}(\varphi, \tau, \psi) = x(\varphi - \psi) - y(\varphi - \tau), \quad (5.13)$$

$$\delta'''_{xy}(\tau, \psi) = \frac{1}{N} \sum_{\varphi \in G'_p} |\eta'''_{xy}(\varphi, \tau, \psi)|, \quad (5.14)$$

$$\sigma'''_{xy}(\tau, \psi) = \frac{1}{N} \sum_{\varphi \in G'_p} |\delta'''_{xy}(\tau, \psi) - \eta'''_{xy}(\varphi, \tau, \psi)|, \quad (5.15)$$

где  $\varphi \in G'_p$ ,  $\tau \in [0, 360^\circ]$ ,  $\psi \in [0, 360^\circ/L]$ ,  $v(\psi) = \psi + t$ , а  $t = \text{const}$  есть размер шага сдвига множества  $G'_p$ . Вторым аргументом в функции  $x$  из (5.13) показывает, что начальное положение  $G'_p$  в контурной функции эталона зависит от угла  $\psi$ .

Необходимо еще раз отметить, что результат процесса идентификации будет определяться положением множества  $G'_p$ , задаваемого углом  $\psi$  в (5.12), который позволяет вращать противоположные интервалы (эталона) вдоль контура для определения такого положения, в котором части периметра не повреждены, и использовать эти фрагменты для распознавания. Таким образом, угол  $\psi$  используется как параметр оптимизации в следующих определениях.

**Определение 5.13.** Для метрики типа  $\rho_{a1} = \min_{\psi} \left( \min_{\tau} \delta'''_{xy}(\tau, \psi) \right)$ , вычисленной по функции  $\delta'''_{xy}(\tau, \psi)$  (5.14) на множестве  $G'_p$ , запишем функцию идентификации с автоматическим выбором расположения частей контура

по противоположным интервалам 1 (АВЧК1) как

$$\lambda_{a1} = \begin{cases} 1, & \rho_{a1} < \varepsilon_{a1}, \\ 0, & \rho_{a1} \geq \varepsilon_{a1}, \end{cases} \quad (5.16)$$

где  $\varepsilon_{a1}$  есть классификационный допуск АВЧК1.

**Определение 5.14.** Для метрики типа  $\rho_{a2} = \min_{\psi} \left( \min_{\tau} \sigma_{xy}'''(\tau, \psi) \right)$ , вычисленной по функции  $\sigma_{xy}'''(\tau, \psi)$  (5.15) на множестве  $G'_p$ , запишем функцию идентификации с автоматическим выбором расположения частей контура по противоположным интервалам 2 (АВЧК2) как

$$\lambda_{a2} = \begin{cases} 1, & \rho_{a2} < \varepsilon_{a2}, \\ 0, & \rho_{a2} \geq \varepsilon_{a2}, \end{cases} \quad (5.17)$$

где  $\varepsilon_{a2}$  есть классификационный допуск АВЧК2.

В формулах (5.16) и (5.17) метрику необходимо рассматривать как минимум функции от двух переменных. При практической реализации этих формул сначала ищется минимум по  $\tau$ , затем производится сдвиг множества  $G'_p$  на некоторый дискретный угол  $\Delta\psi$  (отражаемый в функции  $x$  в (5.13)). Эта операция поиска минимума по  $\tau$  последовательно выполняется для всей области определения  $\psi$ . Результирующее значение, сравниваемое с классификационным допуском, выбирается из минимума минимумов  $\delta_{xy}'''(\tau, \psi)$  или  $\sigma_{xy}'''(\tau, \psi)$  по  $\tau$ , полученных при прохождении по всем точкам  $\psi$  из  $[0, 360^\circ/L]$  с шагом  $t$ .

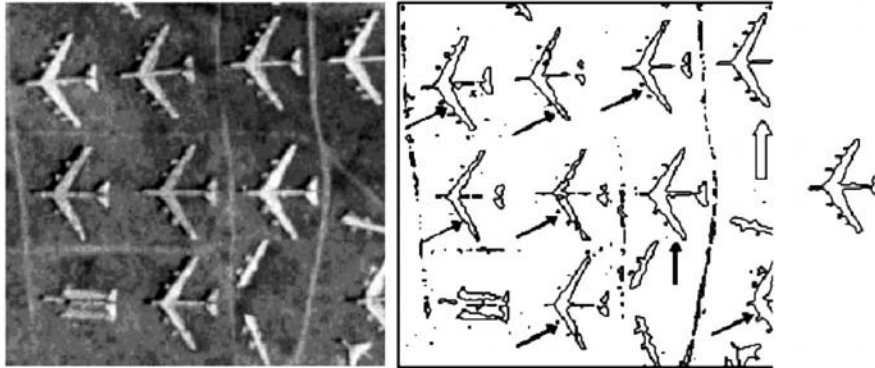


Рис. 17. Примеры распознавания по части контура методом АВЧК1

Пример идентификации объектов по методу АВЧК1 приведен на рис. 17. На его левой части показан фрагмент фотоснимка стоянки самолетов\*, кото-

\*Изображение размещено на сервере <http://terraserver-usa.com/>.

рая расположена в 17 км юго-восточнее г.Тусон, штат Аризона, США. Для идентификации использованы два противоположных интервала с шириной  $60^\circ$  и со сдвигом  $\Delta\psi = 10^\circ$ . В середине рисунка находится изображение после обработки и получения контуров. Стрелками показаны распознанные объекты — самолеты В-52. Справа расположен эталон, по которому проводилась идентификация и который не входит в представленный фрагмент. После предварительной обработки изображения легко заметить, что интересующие нас объекты утратили часть своих контуров. Объемной стрелкой показан единственный объект, распознаваемый при помощи методов ГК1-2.

## 6. ОСОБЕННОСТИ ИСПОЛЬЗОВАНИЯ ГЕОМЕТРИЧЕСКОЙ КОРРЕЛЯЦИИ

Одной из важнейших задач при проведении исследований новых методов идентификации является определение области их применимости. При этом качество распознавания необходимо оценивать внутри этой области. При использовании методов, основанных на геометрической корреляции, в самой задаче распознавания возникает множество вариаций ее постановки. Рассмотрим пример с рядом соседних объектов\*, близких друг другу и изображенных на рис. 18.

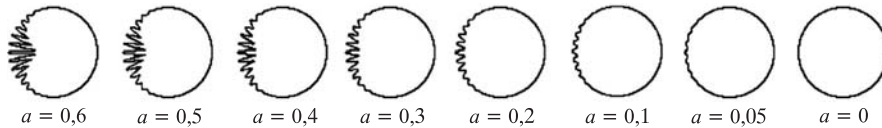


Рис. 18. Объекты, имеющие небольшие отличия соседних элементов и сильные отличия для крайних

В этом примере легко визуально охарактеризовать и разделить крайние объекты ряда, но трудно соседние. Здесь задачу идентификации можно ставить разными способами. Например, как задачу распознавания некоторого эталона, которым является один из объектов ряда. В этом случае при применении методов ГК получим устойчивую идентификацию объектов в класс эталона, в некоторой окрестности этого ряда. Вне окрестности объекты будут отнесены к другому классу (классам).

Однако можно предложить другую постановку вопроса, заключающуюся в распознавании не всей формы объекта, а его частей. Тогда такой ряд, с точки зрения этой постановки, образован одним классом объектов, каждый из

\*Форма объектов получена по формуле  $f(\theta) = 1 - a \sin(k\theta)^{16} \sin(m\theta)^2$ .

которых содержит фрагменты, принадлежащие к некоторому другому классу. В этой трактовке будем иметь устойчивую идентификацию представленных объектов, но в большее число классов.

Если предположить, что в этом ряду один класс объектов — окружность, то, используя метрики ИЧК1-2, легко отнести все объекты к этому классу.

Наконец, можно поставить задачу как распознавание именно фрагмента у объекта, который находится слева и характеризуется как помеха. Тогда именно эта часть всех объектов будет информативной и должна быть распознана. Так как любой метод имеет некоторую чувствительность, то в этом случае объекты рисунка будут разделены на два класса, содержащий и не содержащий этот фрагмент.

Таким образом, область работоспособности метода находится исходя из априорного знания формы объекта, подлежащего идентификации и условий ее проведения. Вне этой области любой метод теряет свою эффективность, а она сама фактически определяется на основе тех незначительных отклонений формы объекта, при наличии (отсутствии) которых объект переходит из одного класса в другой, а используемый метод не в состоянии их различать. Такие отклонения в процессе тестирования вызываются искусственно, для проверки области работоспособности метода в виде внесения шумовой составляющей в изображение и тем самым получения идентифицируемых объектов с отклонениями от формы. Изменения формы также можно вносить через изменение математического описания объекта, как это сделано на рис. 18 и 19, однако при таком изменении трудно контролировать величину отклонения формы как функцию некоторого параметра. Поэтому такой тип искажений используется только для решения специальных вопросов, выходящих за пределы области исследований настоящей работы.

Рассмотренные выше методы на основе геометрической корреляции фактически представляют собой интегральный критерий оценки близости двух функций, в котором ошибка определяется через отклонение одной функции от другой и пропорциональна площади, заключенной между ними. В силу того, что пространство, на котором определены исходные точки контуров, является дискретным, а также потому, что в реальных случаях всегда имеются ошибки, обусловленные шумами на изображении, эта площадь всегда имеет некоторое значение даже при идентификации объектов типа эталон–эталон (ЭЭ). Ее величина была определена в [32] и будет рассмотрена ниже на основе статистического анализа функций плотности распределения интегральных критериев\* в методах, основанных на геометрической корреляции.

---

\*Там же [32] показано, что эти функции имеют нормальный закон распределения, а среднее значение ошибки для критериев GK1 и GK2 при идентификации объектов типа ЭЭ не зависит от формы, размера и угла поворота объектов.

Однако интегральный критерий допускает возникновение ситуации, при которой одна из функций на некотором небольшом интервале может довольно сильно отклоняться от другой, но полностью совпадать на всей остальной части своей области определения. Примеры объектов, имеющих такие контурные функции\*, показаны на рис. 19. Каждая из фигур представляет собой окружность, на которую в некоторых местах наложены «шумы» в виде синусоидальных колебаний.

Использование окружности объясняется тем, что ее теоретическая контурная функция является константой, и, следовательно, среди всех других контурных функций чувствительность (по [33]) при идентификации объектов, близких к окружности, будет наихудшей.

Относится ли такой тип фигур к классу окружностей, зависит от способа идентификации. Так как классификационный допуск отражает интегральный характер методов ГК и в реальном случае метрики  $\rho$  при распознавании объектов типа ЭЭ имеют некоторое значение, отличное от 0, то совпадение контурных функций фигур на рис. 19 по всей окружности, за исключением небольшой их области, приводит к невозможности отделения этих фигур от класса окружностей\*\* в методах ГК1-2.

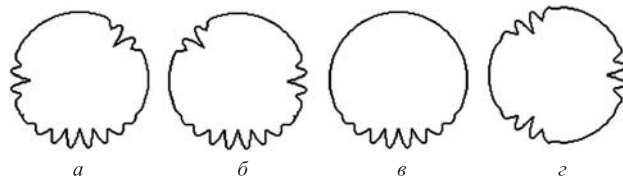


Рис. 19. Пример объектов с «деформированной» окружностью

Для разнесения этих объектов по разным классам необходимо локализовать место применения интегрального критерия. Это достигается сокращением величины области определения контурных функций с  $[0, 360^\circ]$  до  $G_p$  посредством использования отдельных фрагментов, как это сделано в методах ИЧК1, ИЧК2, ИЧК–ПИ1 и ИЧК–ПИ2. Так, например, класс фигуры рис. 19, в при использовании трех противоположных интервалов с шириной по  $60^\circ$  можно однозначно отделить от класса окружностей (задавая соответствующее положение фрагментов эталона) и от класса, образованного фигурами на рис. 19, а и г.

\*Фигуры такого класса вычислялись в полярной системе координат по формуле  $f(\theta) = 1 - \sin(n\theta)^8 \sin(m\theta)^2$ , где  $m$  и  $n \in \mathbb{R}$ .

\*\*Разумеется, этот результат будет зависеть от амплитуды синусоидальных колебаний в «шумовых» фрагментах. При большой амплитуде такие объекты образуют свой собственный класс.

Более того, эти методы можно применять для обнаружения на контуре объекта некоторой его части, которая подобна фрагменту, заданному на эталоне. Так как такие отдельные элементы периметра могут иметь свои плоскости симметрии, то в такой постановке задачи уже необходимо учитывать хиральность расположения таких частей на контурах, и если считать, что хиральные объекты принадлежат к тому же классу, то функции (5.10) и (5.11) необходимо доопределить, как это сделано в (5.5) и (5.6):

$$\lambda_{pi1} = \begin{cases} 1, & (\rho_{pi1} < \varepsilon_{pi1}) \vee (\rho_{pi1}^z < \varepsilon_{pi1}), \\ 0, & (\rho_{pi1} \geq \varepsilon_{pi1}) \wedge (\rho_{pi1}^z \geq \varepsilon_{pi1}), \end{cases} \quad (6.1)$$

$$\lambda_{pi2} = \begin{cases} 1, & (\rho_{pi2} < \varepsilon_{pi2}) \vee (\rho_{pi2}^z < \varepsilon_{pi2}), \\ 0, & (\rho_{pi2} \geq \varepsilon_{pi2}) \wedge (\rho_{pi2}^z \geq \varepsilon_{pi2}). \end{cases} \quad (6.2)$$

Для иллюстрации вышесказанного в процессе идентификации был использован класс некоторых фигур, примеры форм которых приведены на рис. 19. Применение методов ИЧК–ПИ1-2 делает возможным выделение таких объектов из класса окружностей. Кроме того, возможно разнесение этих фигур по разным классам. К первому относятся хиральные объекты рис. *a* и *b*, ко второму — рис. *в*, к третьему — рис. *г*. Использование в этом примере формул (6.1) и (6.2) помещает хиральные объекты в один класс, а (5.10), (5.11) приводит к их разделению на два класса. Другим, уже рассмотренным примером является распознавание контура самолета, приведенное на рис. 11. Здесь идентификация методами ИЧК–ПИ1-2 с тремя противоположными интервалами также оказывается успешной.

Анализ методов АВЧК1-2 с точки зрения их возможностей по идентификации показывает, что они занимают промежуточное положение среди исследованных методов идентификации по контурным функциям. Вычисление интегрального критерия для них осуществляется только на части контура, а положение противоположных интервалов изменяется, поэтому они не могут использоваться для распознавания некоторых фрагментов периметра и их пространственной ориентации, как методы ИЧК–ПИ1-2 с фиксированным углом  $\psi$ .

Однако для общей задачи классификации графических объектов методы АВЧК1-2 могут в некоторых случаях оказаться более предпочтительными, чем другие, основанные на ГК, особенно тогда, когда некоторая часть контура, но на ограниченном пространстве, сильно искажена, причем на изображении находится несколько объектов одного класса, а искажения на каждом из них расположены в разных местах. Из-за произвольного положения мест искажения на разных объектах (в общем случае), с учетом их возможного поворота на изображении, эффективность методов ИЧК–ПИ1-2 снижается из-за невозможности точного указания угла  $\psi$  для множества  $G_p$ . Также

снижается вероятность правильного опознавания и в методах ГК1-2 в силу интегральности критерия.

Кроме того, на реальных изображениях могут существовать классы объектов, представленные несколькими замкнутыми контурами, не связанными между собой. К такому классу относится совокупность частей самолета (крылья отделены от фюзеляжа), показанная на рис. 15, *a*.

Наиболее неудобными для пользователя, с точки зрения определения параметров, являются методы ИЧК1-2, так как в них необходимо указывать конкретные значения (в градусах) начала и конца контурных интервалов множества  $G$ . В реальной системе это можно сделать интерактивно, указав расположение этих интервалов на графическом изображении контура эталона.

Несмотря на неудобства, вызванные необходимостью задания большого числа параметров, использование предложенных методов оправдано для тех случаев идентификации, когда сильно искажена часть периметра объекта. В этих случаях именно ручное определение местоположения множества  $G$  дает возможность распознавания образов с низкой вероятностью пропуска объекта.

## 7. ОЦЕНКА ЧУВСТВИТЕЛЬНОСТИ МЕТОДОВ ГК

**Методология оценки чувствительности.** Сравнение эталона с эталоном в теоретической постановке вопроса должно давать нулевое значение метрики. Практически это наблюдается только в том случае, когда оба объекта идентичны друг другу с точностью до точки контура. Реально такого сходства не бывает, а метрики всегда имеют некоторые значения. Это вызвано тем, что на любом изображении присутствуют шумы и искажения. Поэтому значения метрик, вычисляемых между эталоном и объектами, принадлежащими к одному классу, при наличии помех должны образовывать некоторую функцию плотности распределения (ФПР) [32].

С другой стороны, результаты идентификации эталонного объекта с множеством неэталонных (произвольного типа) тоже должны образовывать некоторое распределение. Если предположить, что оба этих случая имеют нормальное распределение, то чувствительность метода можно оценить на основании сопоставления ФПР для комбинаций типа эталон–эталон (ЭЭ) с ФПР, образованной комбинацией эталон–не эталон (ЭН). Чем дальше друг от друга расположены значения их математических ожиданий и чем меньше величины их дисперсий, тем больше чувствительность метода. И, следовательно, тем лучше этот метод будет распознавать предъявленные ему образы.

Предположим, что классификатор разделяет пространство решений на две области  $\mathcal{R}_1$  и  $\mathcal{R}_2$  (рис. 20). Будем считать, что существует два типа ошибок: когда наблюдаемое значение  $x$  попадает в область  $\mathcal{R}_2$ , в то время как истинное состояние есть  $\omega_1$  — это означает пропуск объекта; либо когда



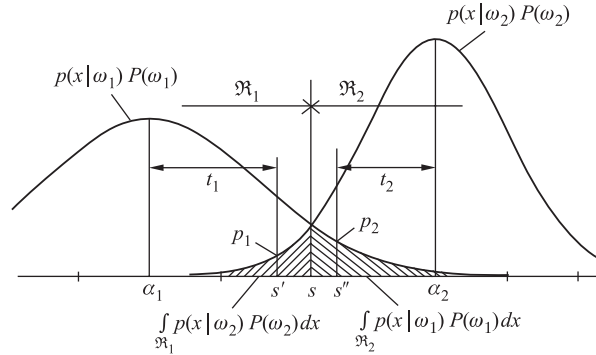


Рис. 20. Пример пересечения двух нормальных распределений

$x$  попадает в область  $\mathfrak{R}_1$ , в то время как истинное состояние объекта есть  $\omega_2$ , а это означает ложное опознавание. Так как события взаимоисключающие и составляют полное множество, то

$$\begin{aligned} P(\text{error}) &= P(x \in \mathfrak{R}_2, \omega_1) + P(x \in \mathfrak{R}_1, \omega_2) = \\ &= \int_{\mathfrak{R}_2} p(x|\omega_1)P(\omega_1) dx + \int_{\mathfrak{R}_1} p(x|\omega_2)P(\omega_2) dx. \end{aligned} \quad (7.1)$$

На рис. 20 показаны две заштрихованные области «хвостов» функций  $p(x|\omega_i)P(\omega_i)$ ,  $i = \overline{1, 2}$ .

Из рисунка очевидно, что минимальное значение ошибки по (7.1) достигается на границе областей  $\mathfrak{R}_1$  и  $\mathfrak{R}_2$ . Более общее решение дает широкоизвестный байесовский классификатор, обобщающий решение (7.1) на  $n$ -мерное пространство. Еще один из методов получения оптимального решения при известных нормальных распределениях основан на критерии Фишера [32], записываемом как

$$f = \frac{(\alpha_1 - \alpha_2)^2}{\sigma_1^2 + \sigma_2^2}. \quad (7.2)$$

Получаемое по формуле (7.2) число  $f$  дает значение, совпадающее с решением в байесовском классификаторе [33]. Фактически в одномерном случае значение  $f$  показывает оптимальное значение абсциссы разделяющей прямой, для которой равны значения двух вероятностей:  $p_1$  — ложного опознавания и  $p_2$  — пропуска объекта.

Однако в некоторых случаях для имеющихся двух распределений ставят задачу классификации объектов с заданными вероятностями  $p_1$  и  $p_2$ , которые не совпадают с оптимальными. Они показаны на рис. 20 ординатами  $s'$

и  $s''$ . Другими словами, может ли быть построен классификатор для двух распределений  $N_1 = N(\alpha_1, \sigma_1^2)$  и  $N_2 = N(\alpha_2, \sigma_2^2)$ , обеспечивающий заданные вероятности  $p_1 \neq p_2$ ? Теперь оптимальное решение, получаемое из (7.1) или (7.2), уже не может дать ответ на поставленный вопрос.

Пусть точка  $s'$  соответствует значению вероятности  $p_1$ , а точка  $s'' = p_2$ , тогда постановку задачи можно сформулировать так: найти точки  $s'$  и  $s''$  по значениям  $p_1$  и  $p_2$ , причем

- 1)  $(s' + s'')/2 = s$ ;
- 2)  $s'' - s' \geq 0$ .

Первое условие означает, что решение должно быть в области пересечения функций плотности вероятности, а второе, что  $s''$  всегда должно лежать правее  $s'$ . Предельный случай (равенство) означает вырождение отрезка  $[s', s'']$  в точку  $s$ .

*Лемма.* Пусть имеются два распределения с  $N_1 = N(\alpha_1, \sigma_1^2)$  и  $N_2 = N(\alpha_2, \sigma_2^2)$ , тогда для двух заданных вероятностей  $p_2$  для  $N_1$  и  $p_1$  для  $N_2$  и соответствующих им значений  $s''$  и  $s'$ , где  $s' = \alpha_1 + t_1$  и  $s'' = \alpha_2 - t_2$ , величина *модифицированного критерия Фишера* будет равна

$$f_m = \frac{1}{t_1 + t_2} \frac{(\alpha_1 - \alpha_2)^2}{t_1 \sigma_1^2 + t_2 \sigma_2^2}, \quad (7.3)$$

где  $t_1$  и  $t_2$  — весовые коэффициенты, вычисляемые по функции нормального интеграла ошибок  $\text{erf}(t)$  по заданным вероятностям  $p_1$  и  $p_2$  и отражающие величину среднего отклонения ( $\sigma^2$ ) для этих вероятностей. Формула (7.3) показывает, что если  $f_m \geq 1$ , то классификатор, удовлетворяющий вероятностям  $p_1$  и  $p_2$ , существует, а оптимальное решение лежит внутри интервала  $[s', s'']$ ; если  $f_m < 1$ , то не существует. Значение числа  $f_m$  в (7.3) показывает качество классификатора, и чем оно больше, тем выше качество классификатора.

Проверим теперь, можно ли построить классификатор, используя методы геометрической корреляции. Так для одной из серий экспериментов в методе ГК1 было получено распределение параметров функции плотности распределения (ФПР) для типа ЭЭ —  $N_{SS} = N(\alpha_1 = 2,246, \sigma_1^2 = 0,649)$ , а для ФПР типа ЭН —  $N_{SN} = N(\alpha_2 = 18,804, \sigma_2^2 = 0,774)$  [32]. Априори заданные значения вероятности пропуска объекта  $p_1 = 0,000001$  и ложного опознавания  $p_2 = 0,00001$  соответствуют по функции  $\text{erf}(t)$ , что  $t_1 = 5$  и  $t_2 = 4,5$  по (7.3). Получаем значение  $f_m = 5,9$ , что соответствует очень высокой чувствительности и, следовательно, высокому качеству метода идентификации.

Используя аналогично полученные статистические исходные данные для метода ГК2 с ФПР —  $N_{SS} = N(\alpha_1 = 1,566, \sigma_1^2 = 0,267)$  и  $N_{SN} = N(\alpha_2 = 14,394, \sigma_2^2 = 0,323)$ , получаем еще большее значение  $f_m = 20,56$ .

*Следствие.* Значение  $f_m$  позволяет численно определить качество метода идентификации и тем самым дает возможность сравнивать различные методы. Так, например, согласно (7.3), метод ГК2 более чем в три раза чувствительнее, чем ГК1.

**Оценка чувствительности при воздействии шумов.** Рассмотрим процесс оценки чувствительности методов геометрической корреляции на основе методов ГК1 и ГК2, а затем распространим эти результаты на другие методы этой группы. Для этого сначала по методу ГК1 для каждого из трех файлов (содержащих по 100 шт. в виде правильных пяти-, шести-, семиугольных звездных объектов разного размера и угла поворота) вычислялись значения метрики  $\rho = \min_{\tau} \delta(\tau)$  по трем различным эталонам, один из которых всегда совпадал с типом фигур на изображении (ЭЭ), а два других не совпадали (ЭН). В методе ГК2 вычисления проводились аналогично, но значения метрики определялись по формуле  $\rho = \min_{\tau} \sigma(\tau)$ .

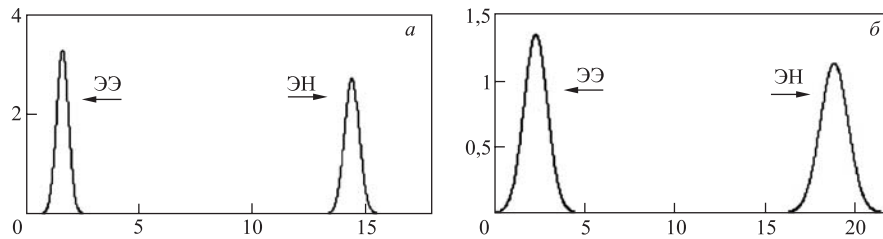


Рис. 21. Функции плотности распределения для типов ЭЭ (левые графики) и ЭН (правые графики) для методов ГК1 (а) и ГК2 (б)

Результаты экспериментов отражены на рис. 21 в виде функций плотности вероятности значений  $\rho_{GC1}$  и  $\rho_{GC2}$  в методах ГК1 и ГК2.

На основании полученных данных по ФПР  $\rho_{GC1}$  и  $\rho_{GC2}$  для методов ГК1 и ГК2 был сделан вывод о постоянстве величин их параметров ( $\alpha$  и  $\sigma$ ), которые не зависят от формы (типа), поворота и масштаба распознаваемых объектов. Кроме того, визуальный анализ представленных на рис. 21 результатов показывает, что суммарные ФПР для сочетаний идентифицируемых объектов типа ЭЭ и ЭН при использовании рассматриваемых методов не пересекаются, т. е. эти методы обладают высокой чувствительностью, так уже при  $t_1 = t_2 = 3$ , вычисленных по формуле (7.2), имеем  $f_m = 3,272$  для метода ГК1 по отношению к разным идентифицируемым классам.

**Зависимости метрик от шумов.** Кроме того, были исследованы вопросы зависимости чувствительности методов, основанных на геометрической корреляции, при воздействии шумов на исходное изображение объектов [37], для чего на объекты в вышеупомянутых файлах были наложены аддитивные

шумы с нормальным распределением. Уровень шумов изменялся от  $\sigma = 0,1$  (практически незаметный) до  $\sigma = 150^*$  (форма объектов сильно искажена).

В результате исследований были получены результаты, из которых следует, что аддитивное нанесение шумов на изображение типа  $y(\varphi) = x(\varphi) + n(\varphi)$  приводит к аддитивно-мультипликативной модели налагаемых на контур объекта шумов

$$y(\varphi) = x(\varphi) \tilde{w}(\varphi) + \tilde{n}(\varphi), \quad (7.4)$$

где  $\tilde{w}(\varphi) = w(\varphi) + \bar{w}$ ,  $\tilde{n}(\varphi) = n(\varphi) + \bar{n}$  означает, что шумы представляют собой центрированные случайные процессы со смещениями  $\bar{n}$  и  $\bar{w}$ . Вычислим (5.3) с учетом (7.4)

$$\begin{aligned} \delta_{xx}(\tau) |_{\tau=0} &= \\ &= \frac{1}{M} \sum_{\varphi=1}^M |x(\varphi) - x(\varphi - \tau) \tilde{w}(\varphi - \tau) - \tilde{n}(\varphi - \tau)| = \frac{1}{M} |\bar{x} - \bar{x}\bar{w} - \bar{n}|, \end{aligned} \quad (7.5)$$

где  $\bar{x}$  — среднее значение контурной функции (КФ), и аналогично (5.5) вычислим сумму  $\sigma(\tau)$  из (5.4) и получим

$$\begin{aligned} \sigma_{xx}(\tau) |_{\tau=0} &= \frac{1}{M} \sum_{\varphi=1}^M |\delta_{xx}(\tau) - x(\varphi - \tau) + x(\varphi - \tau) \tilde{w}(\varphi - \tau) + \tilde{n}(\varphi - \tau)| \geq \\ &\geq ||\bar{x} - \bar{x}\bar{w} - \bar{n}| - (\bar{x} - \bar{x}\bar{w} - \bar{n})|. \end{aligned} \quad (7.6)$$

Результаты показывают, что с возрастанием шумов значение сумм  $\delta$  и  $\sigma$  из (7.5) и (7.6) не должно изменяться до тех пор, пока величины смещений не станут соизмеримыми со значениями средних от контурных функций. Если же значения шума достигают среднего уровня сигнала  $\bar{x}$ , то в этом случае должно наблюдаться резкое возрастание значения метрик, что и наблюдается в экспериментальных данных, показанных на рис. 22.

Таким образом, смешанная аддитивно-мультипликативная модель наиболее полно удовлетворяет результатам численных экспериментов, в которых значения метрик не зависят от уровня шумов при их низких и средних значениях, т. е. в тех случаях, когда сохраняется нормальный закон распределения. Резкое возрастание значений метрик при дисперсии шумов  $\sigma_N > 100$  обусловлено двумя причинами: во-первых, появлением существенных искажений формы объекта, во-вторых, тем, что закон распределения шумов перестает быть нормальным.

---

\*Здесь дисперсия шумов измеряется в количестве градаций яркости при отклонении от некоторого среднего значения.

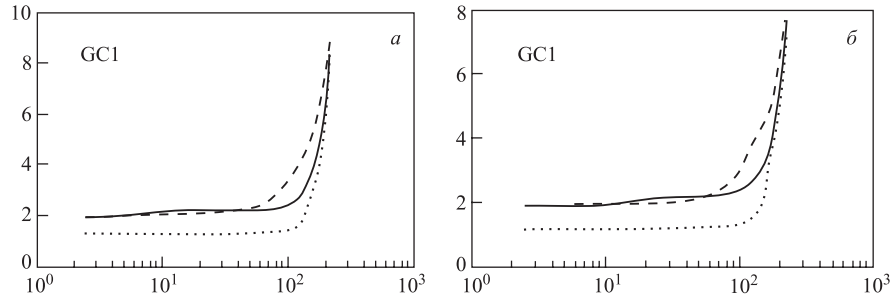


Рис. 22. Зависимость метрик от уровня шумов для трех объектов в методах ГК1 (а) и ГК2 (б)

Общим итогом этих исследований стала констатация факта о независимости значений метрик в методах ГК для комбинаций типа ЭЭ и ЭН при воздействии шумов. Это дает возможность назначения постоянной величины классификационного допуска (КД), которую не нужно изменять при вариации уровня шумов в широком диапазоне.

Аналогичные результаты были получены и для всех остальных методов, основанных на геометрической корреляции.

## 8. АНАЛИЗ ВЛИЯНИЯ КАЧЕСТВА ВХОДНОГО ИЗОБРАЖЕНИЯ НА ЗНАЧЕНИЕ КД

ФПР, рассмотренные в предыдущей главе, показали, что методы ГК имеют высокую чувствительность, которая определяется расстоянием между средними значениями ФПР в этих методах для комбинаций ЭЭ и ЭН и значительно превышает величину доверительного интервала даже при коэффициенте значимости  $\alpha = 0,0001$  от среднего ФПР ЭЭ. Более того, было показано, что точка пересечения хвостовых частей ФПР метрик для типов ЭЭ и ЭН для каждого метода идентификации имеет определенную величину, значение которой зависит только от практического способа вычисления КФ. Значение абсциссы этой точки может использоваться для назначения классификационного допуска в методах ГК [32].

Однако более детальные практические исследования показали, что, тем не менее, существуют классы объектов, у которых имеются некоторые отклонения параметров ФПР метрик ЭЭ и ЭН от их общего среднего значения, вычисленного по ансамблю этих функций для объектов одинакового типа. Рассмотрение этих вариаций для таких групп идентифицируемых образов показало существование зависимости средних значений ФПР от формы и размера. Поскольку теоретически такой зависимости быть не должно, то

это заставило провести еще более глубокий анализ факторов, влияющих на значение метрик КФ, связанных с дискретностью представления контуров.

**Компактность и размеры фигуры.** В [38] отмечается, что практически вычисленные значения компактности зависят только от разрешения, при котором был получен контур. Это означает, что контуры одинаковых по форме объектов, полученные при разной разрешающей способности считывающего устройства, будут иметь разное значение компактности ( $C$ ). Так как реальные фигуры на изображении всегда выполнены с некоторой точностью, определяемой разрешающей способностью носителя информации, то получаемые значения  $C$  несколько отличаются от теоретических\*.

Действительно, точность аппроксимации контура реального объекта на экране нельзя увеличить из-за фиксированного расстояния между точками (пикселями), однако с увеличением размеров фигуры увеличивается количество пикселей, ее образующих, поэтому уменьшается погрешность в ее представлении и, следовательно, уменьшается ошибка аппроксимации.

Еще в [30] было замечено, что для некоторого непрерывного контура  $g(x)$  и множества заданных точек  $y_i$ , аппроксимирующих его на дискретной координатной сетке, практически невозможно определить ошибку аппроксимации этого контура по формулам максимальной, абсолютной и среднеквадратической оценок:

$$\varepsilon_{\max} = \max_i |y_i - g(x_i)|, \quad \varepsilon_{abs} = \sum_{i=1}^M |y_i - g(x_i)|, \quad \varepsilon_{sq} = \sum_{i=1}^M [y_i - g(x_i)]^2.$$

А в [39] было доказано, что в общем случае эту ошибку дискретизации невозможно вычислить\*\*. Поэтому были проведены эксперименты по расчету значений  $C$  у различных групп реальных подобных фигур, которые показали, что ее значение в каждой группе возрастает с увеличением размера контура, но эта тенденция имеет некоторый предел.

Теоретически предельная компактность контура должна стремиться к значению, вычисленному для непрерывного случая. Практически она, тем не менее, всегда имеет погрешность, обусловленную ошибками аппроксимации кривых на дискретной сетке, значение которой (погрешности) уменьшается с ростом анализируемых фигур и стремится к нулю при уменьшении размеров ячейки такой сетки, но в реальном случае всегда имеет некоторое значение, зависящее от формы фигуры.

---

\*Вообще говоря, задаче об оценивании качества приближения к реальному периметру геометрической фигуры более двух тысяч лет. Еще Архимед ставил задачу нахождения периметра круга как предела среднего от последовательностей длин периметров, описанных и вписанных в этот круг правильных многоугольников при удвоении числа их сторон.

\*\*Это объясняется тем фактом, что приближение основано на расчете функции кривизны, вычисление которой для фигуры, имеющей резкие изломы (например, звезды), невозможно. У этой функции существуют точки разрыва, в которых ее невозможно определить.

Существует множество исследований, и в одном из последних [40] приводятся графики зависимости ошибки аппроксимации окружности на сетках различной величины. Эта ошибка в реальном случае составляет около 1 % от среднего радиуса окружности объекта.

Исходя из приведенных в [40] выкладок, можно вычислять значение компактности как функции от размера объекта. Поскольку понятие габаритов фигуры произвольной формы весьма условно, то в качестве параметра, выражающего зависимость компактности от размеров, было использовано среднее значение радиуса КФ, вычисленное на  $[0, 360^\circ]$  до ее нормировки [29], т. е.

$$r^{(m)} = \frac{1}{360} \sum_{\varphi=1}^{360} r(\varphi). \quad (8.1)$$

Теперь при идентификации методами ГК можно учитывать зависимость величины КД от компактности с учетом размеров фигуры. Подобная возможность будет рассмотрена ниже. Функции зависимости значения компактности от размера для различных фигур приведены на рис. 23.

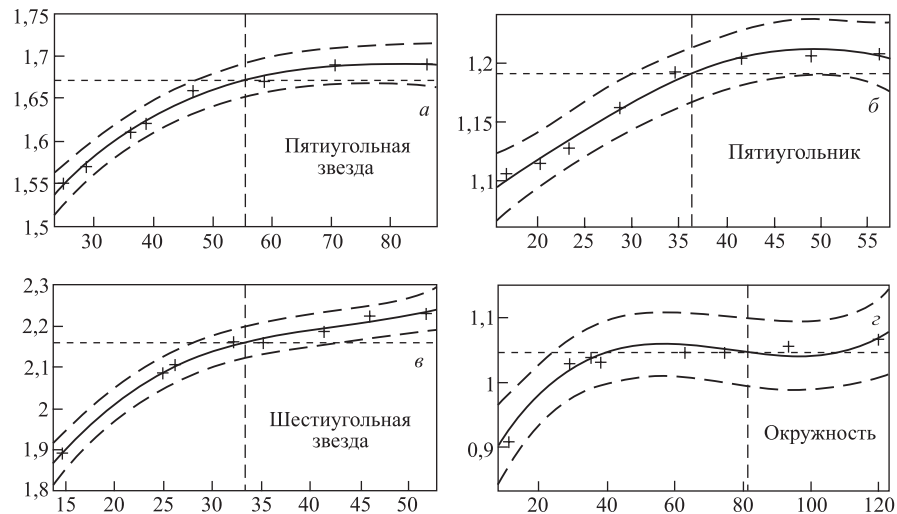


Рис. 23. Графики зависимости компактности от размера: пяти- и шестиугольные звезды (а, в), пятиугольник (б), окружность (г)

**Компактность и шум.** Вторым важным фактором, влияющим на величину КД, является изменение значения компактности в зависимости от искажения формы объекта при воздействии шумов. Если исходить из предположения, что на реальное изображение накладывается стационарный аддитивный гаус-

совский шум, то после фильтрации и дальнейшей его обработки отклонение точки от некоторой непрерывной кривой, образующей контур объекта, равновероятно в четырех направлениях\*. Однако известно, что применение фильтров нижних частот не только убирает шум, но и сглаживает острые края контуров объектов [41]\*\*.

Если из предположения о равновероятности направления отклонения некоторой точки контура от ее истинного положения при воздействии шумов следует некоторое постоянство площади фигуры, то сглаживание линии контура приводит к уменьшению длины периметра и, следовательно, к уменьшению значения компактности. Эти же причины, в свою очередь, приводят к изменению формы КФ и к увеличению значения метрики в методах ГК между КФ объекта и эталона.

Действительно, результаты исследований по воздействию шумов, проведенные на объектах, имеющих различную форму (и, следовательно, компактность), показали что:

- для фигур с компактностью, близкой к 1, ее значения практически не изменялись до уровня шумов, при которых форма контура начинает искажаться\*\*\* ( $\sigma_N = 125$ );
- для фигур с большой компактностью ее значения уменьшались с ростом шумов, однако эти изменения нельзя однозначно относить к воздействию шумов, так как с их ростом было необходимо пропорционально увеличивать размеры сглаживающей матрицы в фильтре нижних частот;
- способы отрисовки фигур на экране (обычно по алгоритму Брезенхем) не являются оптимальными по величине минимальной ошибки отклонения дискретных точек от непрерывной кривой с точки зрения интегральных критериев. Анализ показал, что существуют методы построения контуров, оптимальные с точки зрения евклидовой метрики и рассмотренные, например, в [42] и [43];
- для контуров объектов с низким значением компактности ее изменение при воздействии шумов с последующей фильтрацией приводит к более оптимальному их представлению на основе евклидовой метрики, а следовательно, и большей точности вычислений компактности, что согласуется с [44]. Однако это «улучшение» может вызывать значительные искажения фрагментов контура, а в итоге к ошибкам идентификации на основе методов ГК.

**ГК на основе среднеквадратичной метрики.** Один из путей компенсации зависимости значений метрик от компактности и дискретности представления

\*При четырехсвязности линии контура.

\*\*Поскольку в процессе обработки всегда присутствует низкочастотная фильтрация.

\*\*\*Использовался стационарный, аддитивный, несмещенный, гауссовский шум с параметром отклонения  $\sigma_N$ .



объекта заключается в замене метрики, основанной на модуле, на среднеквадратичную. В этом случае чувствительность метода несколько возрастет [45], что означает большее разнесение средних в ФПР для комбинаций ЭЭ и ЭН. Рассмотрим два варианта среднеквадратичных метрик с использованием ГК.

Пусть функции  $x(\varphi)$  и  $y(\varphi)$  определены и непрерывны на  $[0, 360^\circ]$  (в полярных координатах). Запишем  $\eta_{xy}(\varphi, \tau)$  как *функцию разности значений  $x$  и  $y$  в дискретных точках интервала  $[0, 360^\circ]$*

$$\eta_{xy}(\varphi, \tau) = x(\varphi) - y(\varphi - \tau), \quad \varphi, \tau \in [0, 360^\circ].$$

Вычислим  $\delta_{xy}^s(\tau)$  — *функцию среднеквадратичного отклонения  $x$  от  $y$  в  $M$  равномерно распределенных дискретных точках на  $[0, 360^\circ]$  как*

$$\delta_{xy}^s(\tau) = \left( \frac{1}{M} \sum_{\varphi=1}^M (\eta_{xy}(\varphi, \tau))^2 \right)^{1/2}, \quad \varphi, \tau \in [0, 360^\circ].$$

Функция  $\delta_{xy}^s(\tau)$  отражает величину среднеквадратичного отклонения  $x$  от  $y$  на интервале  $[0, 360^\circ]$  при сдвиге  $y$  относительно  $x$  на некоторый угол  $\tau$ . Определим *функцию распознавания на основе геометрической корреляции по среднеквадратичной метрике 1 (ГК1С)* как

$$\lambda_{\text{ГК1С}} = \begin{cases} 1, & \rho_{\text{ГК1С}} < \varepsilon_{\text{ГК1С}}, \\ 0, & \rho_{\text{ГК1С}} \geq \varepsilon_{\text{ГК1С}}, \end{cases} \quad \rho_{\text{ГК1С}} = \min_{\tau} \delta_{xy}^s(\tau), \quad \tau \in [0, 360^\circ], \quad (8.2)$$

где  $\rho_{\text{ГК1С}}$  — среднеквадратичная идентификационная метрика для метода ГК1С,  $x$  и  $y$  — нормированные КФ эталона и идентифицируемого объекта, а  $\varepsilon_{\text{ГК1С}}$  — КД распознавания по ГК1С.

Пусть функция  $\sigma_{xy}^s(\varphi, \tau)$ , вычисляемая как среднеквадратичное отклонение функции  $\eta_{xy}(\varphi, \tau)$  от функции  $\delta_{xy}^s(\tau)$ , имеет вид

$$\sigma_{xy}^s(\tau) = \left( \frac{1}{M} \sum_{\varphi=1}^M (\delta_{xy}^s(\tau) - \eta_{xy}(\varphi, \tau))^2 \right)^{1/2}, \quad \varphi, \tau \in [0, 360^\circ].$$

Введем *функцию распознавания на основе геометрической корреляции по среднеквадратичной метрике 2 (ГК2С)*

$$\lambda_{\text{ГК2С}} = \begin{cases} 1, & \rho_{\text{ГК2С}} < \varepsilon_{\text{ГК2С}}, \\ 0, & \rho_{\text{ГК2С}} \geq \varepsilon_{\text{ГК2С}}, \end{cases} \quad \rho_{\text{ГК2С}} = \min_{\tau} \sigma_{xy}^s(\tau), \quad \tau \in [0, 360^\circ], \quad (8.3)$$

где  $\rho_{\text{ГК2С}}$  — среднеквадратичная идентификационная метрика для метода ГК2С, а  $\varepsilon_{\text{ГК2С}}$  — КД распознавания по ГК2С.

Теперь если  $\lambda_{GC1s} = 1$  или  $\lambda_{GC2s} = 1$ , то результатом распознавания будет номер классифицированного объекта и его координаты в списке анализируемых образов и некоторое значение угла  $\tau$ , соответствующее минимуму  $\delta$  или  $\sigma$ , которое определит угол поворота распознанного объекта по отношению к эталону.

Из анализа методов, основанных на среднеквадратичной метрике, видно, что положение среднего в ФПР метрик  $\rho$  для типов ЭЭ не должно сильно отличаться от линейного варианта, так как значения разностей  $\eta_{xy}$  невелики на всем интервале определения  $\delta$  или  $\sigma$ . Но при вычислении расстояний между объектами разных классов (тип ЭН) значения квадратов разностей в метриках на всех точках интервала  $[0, 360^\circ]$  будут существенно больше. Поэтому применение среднеквадратичной метрики дает возможность повысить чувствительность методов геометрической корреляции за счет увеличения расстояния между средними значениями в ФПР между типами ЭЭ и ЭН.

**Влияние искажений контурной функции на методы ГК.** Если теоретически результаты идентификации методами ГК не зависят от формы объекта, то практически существует зависимость, обусловленная качеством изображения и методами получения из него контура. Другими словами, отклонение периметра образа от эталона вызывается шумами на изображении и цепочкой методов обработки, каждый из которых вносит некоторые искажения в итоговый вид контура. Особенно влияют на величину таких искажений фильтры низкой частоты (ФНЧ): их результат проявляется в виде сглаженных углов периметров объектов. Такое сглаживание автоматически приводит к искажению формы КФ и в конечном итоге к сдвигу положения среднего в ФПР метрик в методах ГК. А это изменение влечет за собой необходимость в коррекции значения КД.

С другой стороны, подобное сглаживание уменьшает значения компактности за счет уменьшения длины периметра объекта (скругление углов), и чем больше степень сглаживания, тем сильнее будет изменяться компактность у фигур, имеющих острые углы.

Так, для контура, изображенного на рис. 24, *а*, компактность равна 7,042. При обработке такой фигуры без шумов простым сглаживающим фильтром (маска  $3 \times 3$  с единичными коэффициентами) компактность уменьшается до 6,514, причем визуального изменения незаметно (рис. 24, *б*). Применение фильтра Гаусса показывает, что искажения контура еще более сильные: при  $\sigma_G = 1,6$  (размер маски  $11 \times 11$ ) компактность уменьшилась до значения 5,966 (рис. 24, *в*), а при  $\sigma_G = 2,4$  ( $15 \times 15$ ) до 5,069 (рис. 24, *г*). Справа на рис. 24, *д* и *е* приведены увеличенные фрагменты исходного контура до (рис. 24, *а*) и после обработки фильтром Гаусса (рис. 24, *г*) с  $\sigma_G = 2,4$ . На объекты, форма которых не содержит острых углов, фильтрация оказывает значительно меньшее воздействие.

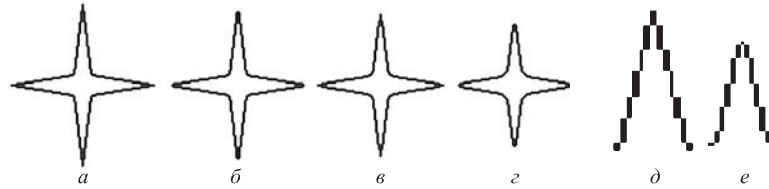


Рис. 24. Результат воздействия низкочастотной фильтрации на форму объекта. Справа два увеличенных фрагмента от фигур *a*) и *г*), на которых хорошо видна степень деформации лепестка до и после гауссовской фильтрации

Результаты проведенных экспериментов [45] показали, что:

- искажения КФ, получаемые при использовании в качестве ФНЧ гауссовского фильтра с  $\sigma_G = 2,0$  (что соответствует матрице свертки  $11 \times 11$ ), существенно выше, чем при использовании четырех сглаживающих последовательно включенных ФНЧ с матрицей  $3 \times 3$ ;
- воздействие шумов не так сильно искажает форму острых углов, как это делают ФНЧ;
- значение компактности с ростом шума уменьшается прямо пропорционально ее величине. В связи с тем, что входное изображение обязательно подвергается обработке и в том числе низкочастотной фильтрации, которая оказывает на компактность гораздо большее влияние, чем шум, на итоговое значение  $C$  (после обработки) шумовые искажения влияют в меньшей степени. На основании этого в настоящей работе влияние шумов на компактность не учитывается.

**Динамически назначаемый КД в методах ГК.** После определения природы вариаций среднего в ФПР метрик и получения их зависимости от компактности можно внести поправки в методы ГК. Для учета факторов, влияющих на величину КД, необходимо выполнить следующие действия. Во-первых, скорректировать значения компактности как функции от размера фигуры, для чего были использованы регрессионные полиномы, вычисленные по точкам графика зависимости  $C(r^{(m)})$ , взятого для каждого конкретного типа эталона (см. рис. 23). Примеры коэффициентов полиномов третьего порядка для некоторых фигур приведены в табл. 1. Во-вторых, необходимо скорректировать величину КД как функцию от компактности. Для этого использовалась зависимость  $\bar{\rho}(C)$  в методах ГК следующего вида:

$$\bar{\rho} = \beta_0 + \beta_1 C_S, \quad (8.4)$$

где  $\beta_0$  и  $\beta_1$  — значения коэффициентов полинома, а  $C_S$  — компактность эталона, вычисленная на предыдущем шаге. Значения коэффициентов  $\beta$  получены при помощи функции *polytool* из пакета MatLab на основании отсчетов средних значений ФПР метрик и соответствующих им значений компак-

ности, рассчитанных для различных объектов. Графики зависимости средних значений ФПР  $\bar{\rho}(C)$  для методов ГК1, ГК2, ГК1С и ГК2С приведены на рис. 25 (штриховыми линиями сверху и снизу показаны границы доверительных интервалов). Величины коэффициентов для расчетов  $\bar{\rho}(C)$  сведены в табл. 2.

Таблица 1

Тип объекта	$\beta_0$	$\beta_1$	$\beta_2$	$\beta_3$
Пятиконечная звезда	5,50e-007	-0,000147	0,01301	1,3075
Шестиконечная звезда	9,93e-006	-0,00127	0,05754	1,2903
Правильный пятиугольник	-1,35e-006	5,37e-005	0,004727	1,01288
Окружность	6,16e-007	-0,000141	0,01008	0,8305

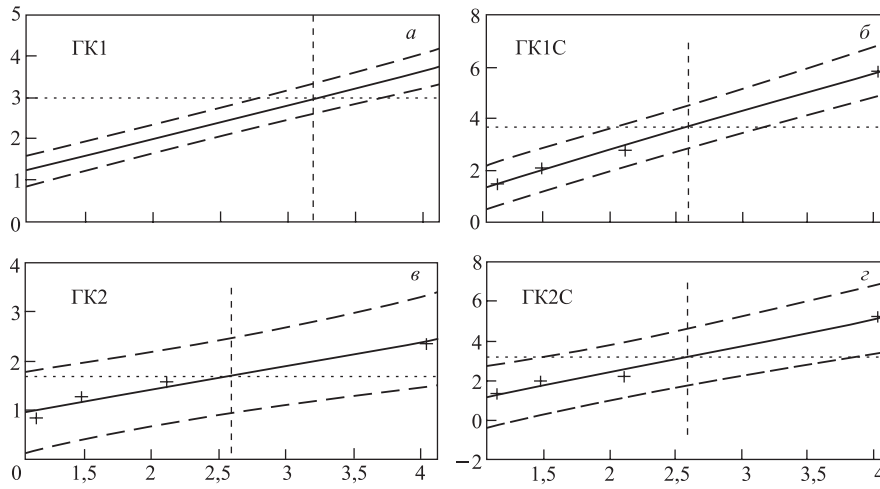


Рис. 25. График зависимости метрик  $\rho$  для методов ГК1 (а), ГК2 (в), ГК1С (б), ГК2С (г) от значения компактности. Штриховыми кривыми сверху и снизу показаны доверительные интервалы

Таблица 2

Тип метода	$\beta_0$	$\beta_1$
ГК1	0,826	0,322
Верхний доверительный интервал для ГК1	0,962	0,657
ГК2	0,486	0,434
Верхний доверительный интервал для ГК2	0,784	1,168
ГК1С	1,500	0,251
Верхний доверительный интервал для ГК1С	1,826	0,552
ГК2С	1,334	0,280
Верхний доверительный интервал для ГК2С	1,902	1,120

Для практического назначения КД удобно использовать ту же зависимость в виде коэффициентов линейного регрессионного полинома, определяющего функцию изменения верхней границы доверительного интервала от компактности. По следующей формуле получаем выражение для КД

$$\varepsilon_{GC} = \beta_0^U + \beta_1^U C_S, \quad (8.5)$$

где  $\beta_0^U$  и  $\beta_1^U$  — коэффициенты функции линейной регрессии для верхней границы доверительного интервала в методах ГК. Значения  $\beta_i^U$  для расчета КД по (8.5) приведены в табл. 2 (при уровне значимости  $\alpha = 0,01$ ).

Процесс идентификации будет состоять из трех шагов. На первом до построения КФ объекта\* по формуле (8.4) определяется величина  $r_0^{(m)}$ , по которой рассчитывается значение компактности эталона  $C_S$ , соответствующее размеру объекта,

$$C_S = \sum_{i=0}^3 \beta_i (r_0^{(m)})^i.$$

На втором шаге по этому значению вычисляется величина КД по (8.5) с использованием коэффициентов  $\beta_i^U$  из табл. 2 для соответствующего типа идентификации методом ГК. Далее происходит вычисление и сравнение метрик с полученным значением КД.

Таким образом, после проведения дополнительных исследований и анализа зависимости величин метрик в методах ГК от внешних факторов было установлено влияние:

- дискретности представления объекта (размеров) на величину его компактности;
  - компактности на значения метрик;
  - воздействия шумов и последующей обработки на компактность.
- Для устранения этих факторов были предложены следующие решения:
- проведение идентификации с эталоном, в котором заложены искажения, аналогичные тем, которые будут присутствовать на объектах в реальном процессе;
  - введение новых методов, основанных на алгоритмах геометрической корреляции, в которых линейная метрика заменена на среднеквадратичную. Это позволило увеличить чувствительность методов и уменьшить влияние компактности;
  - разработка методики, позволяющей использовать информацию о размерах и компактности при назначении КД в методах геометрической корреляции.

---

\*Это необходимо сделать до проведения нормировки КФ, так как после будет утрачена информация об истинных размерах идентифицируемого образа.

## ЗАКЛЮЧЕНИЕ

По итогам проведенного цикла исследований необходимо отметить следующие результаты:

1. Введенные автором методы идентификации объектов на основе геометрической корреляции дают возможность распознавать форму объектов с высокой точностью инвариантно к  $2d$ -аффинным преобразованиям. Чувствительность методов является очень высокой и варьируется в зависимости от мощности множества  $G$ . Использование этих методов позволяет не только идентифицировать форму с заранее заданной точностью, но и распознавать отдельные фрагменты контуров на объектах, имеющих подобную форму.

2. Анализ методов идентификации на основе геометрической корреляции по сравнению с другими классификаторами показал, что они занимают промежуточное место между метриками Хаусдорфа и Чебышева. Их отличие от первых заключается в ориентированности базового множества, и, следовательно, в значительно меньшей трудоемкости вычислений. С другой стороны, в отличие от чебышевских метрик, не требуется искать вальлепуссовский альтернанс, и, следовательно, нет необходимости решать системы линейных уравнений. Однако для достижения решения в метриках геометрической корреляции необходимо выполнить два вычислительных цикла по множеству  $G$ . Поэтому эту категорию метрик можно отнести к довольно трудоемким, однако необходимо отметить два положительных фактора. Во-первых, гарантированность получения решения за время, которое не зависит от размеров и сложности контура, а зависит только от числа точек множества  $G$ . Следствием чего является возможность оценки времени, необходимого на обработку некоторого изображения. Во-вторых, в этих методах можно регулировать соотношение время–точность. Если необходимо ускорить вычисления, то с уменьшением количества точек  $G$  скорость квадратично возрастает.

3. Статистическое исследование влияния шумов на значения метрик геометрической корреляции позволило теоретически и практически оценить их зависимость от уровня шума. Полученные результаты и, в частности, модифицированный критерий Фишера дают количественную оценку методов классификации, основанных не только на методах ГК. Интегральный характер метрик показывает, что данный подход и его результаты будут адекватны для широкого класса методов идентификации, использующих интегральные методы оценки параметров идентифицируемых объектов.

4. Выявлена зависимость метрик в методах идентификации на основе ГК от величины дискретности представления объектов (размеров) и их компактности. Разработана методика устранения этой зависимости, включающая две возможности: во-первых, замену линейных метрик на основе ГК на средне-квадратичные и, во-вторых, использование адаптивного метода назначения

классификационного допуска для компенсации влияния размеров и компактности.

Дальнейшие исследования изложенной методологии показали возможность ее распространения на идентификацию незамкнутых кривых [46], что существенно расширяет сферу их применимости и дает возможность их использования в ряде других математических, физических, биологических и других областей науки и техники.

#### СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. *Pavlidis T.* A Review of Algorithms for Shape Analysis // *Comp. Graphics and Image Processing*. 1978. No. 7. P. 243–258.
2. *Marr D., Nishihara H. K.* Representation and Recognition of the Spatial Organization of Three-Dimensional Shapes // *Proc. Roy. Soc. of London B*. 1978. V. 200. P. 269–294.
3. *Hake H. W.* Form Discrimination and the Invariance of Form // *Pattern Recognition: Theory, Experiments, Computer Simulations, and Dynamic Models of Form, Perception, and Discovery* / Ed. L. Uhr. 1966.
4. *Zusne L.* Visual Perception of Form. N. Y.: Acad. Press, 1970.
5. *di Mario V.* Filtering of the Input Image and Visual Perception of Geometrical Figures // *Biocybernetics of Vision: Integrative Mechanisms and Cognitive Processes* / Ed. C. Taddei-Ferretti. Singapore, 1997. V. 2. P. 94–103.
6. *Zusne L.* Contemporary Theory of Visual Form Perception: III // *The Global Theories*. Acad. Press, 1970. Ch. 4. P. 108–174.
7. *Wertheimer M.* Laws of Organization in Perceptual Forms. A Source Book of Gestalt Psychology / Ed. W. Ellis. Routledge & Kegan Paul, 1938.
8. *Koffka K.* Principles of Gestalt Psychology. London: Lund Humphries Publ., 1935.
9. *Köhler W.* Gestalt Psychology. N. Y.: Liveright, 1929.
10. *Hebb D. O.* The Organization of Behavior. N. Y.: Wiley, 1949.
11. *Gibson J. J.* The Perception of the Visual World. Boston: Mifflin, 1950.
12. *Marr D.* Vision. Freeman Publ., 1982.
13. *Marr D.* A Theory for Cerebral Neocortex // *Proc. Roy. Soc. of London*. 1970.
14. *Marr D., Hildreth E.* Theory of Edge Detection // *Proc. Roy. Soc. of London*. 1980.
15. *Leyton M.* Symmetry-Curvature Duality Computer Vision // *Graphics and Image Processing*. 1987. No. 38. P. 327–341.
16. *Гонсалес Р., Вудс Р.* Цифровая обработка изображений. М.: Техносфера, 2005. 1072 с.
17. *Гостев И.М.* Об одном методе получения контуров изображений // *Изв. РАН. ТИСУ*. 2004. № 3.

18. *Zahn C. T., Roskies R. Z.* Fourier Descriptors for Plane Closed Curves // IEEE Trans. on Comp. 1972. V. 21. P. 269–281.
19. *Chew P. P. et al.* Geometric Pattern Matching under Euclidean Motion // Proc. of the Fifth Can. Conf. on Comp. Geometry. Univ. of Waterloo, Ontario, 1993. P. 151–156.
20. *Granlund G. H.* Fourier Processing for Hand Printed-Character Recognition // IEEE Trans. Comp. 1972. V. 21, No. 2. P. 195–201.
21. *Hoffman D. D., Richards W. A.* Parts of Recognition, Cognition. 1984. V. 18. P. 65–96.
22. *Freeman H.* On the Encoding of Arbitrary Geometric Configurations // IRE Transac. on Electronic Comp. 1961. EC10:260-8.
23. *Pavlidis T.* Algorithms for Graphics and Image Processing. Berlin: Springer-Verlag, 1982.
24. *Ballard D. H., Brown C. M.* Computer Vision. Prentice-Hall. Inc., 1982. 548 p.
25. *Гостев И. М., Мирошкин А. В.* Математическая модель одного класса поисковых систем // Вестн. РУДН. Сер. «Прикладная и компьютерная математика». 2004. Т. 3, № 1. С. 93–98.
26. *Young I., Walker J., Bowie J.* An Analysis Technique for Biological Shape // Comp. Graphics and Image Processing. 1974. V. 25.
27. *Kashyap R., Chellappa R.* Stochastic Models for Closed Boundary Analysis: Representation and Reconstruction // IEEE Trans. on Information Theory. 1981. V. 27(5). P. 627–637.
28. *Гостев И. М.* О принципах построения эталона в системах распознавания графических образов // Изв. РАН. ТиСУ. 2004. № 5. С. 135–142.
29. *Gostev I. M.* Recognition of Graphic Patterns: Part 1 // Izv. Ross. Akad. Nauk. Teor. Sist. Upr. 2004. No. 1; Comp. Syst. Sci. 2004. V. 43(1). P. 129.
30. *Pratt W. K.* Digital Image Processing. N. Y.: John Wiley, 1978.
31. *Гостев И. М.* Об идентификации графических объектов по контурным фрагментам // Изв. РАН. ТиСУ. 2005. № 1. С. 144–151.
32. *Гостев И. М.* О моделировании и оценке классификационного допуска // Вестн. РУДН. Сер. «Прикладная и компьютерная математика». 2004. Т. 3, № 1. С. 85–92.
33. *Гостев И. М.* О модифицированном критерии Фишера // Изв. Тульск. ГУ. Сер. «Вычисл. техника, информ. технологии, сист. управления». 2005. Вып. 1. С. 35–39.
34. *Гостев И. М., Севастьянов Л. А., Покорны И.* Анализ качества методов идентификации графических объектов на основе геометрической корреляции. Сообщ. ОИЯИ P11-2005-98. Дубна, 2005.
35. *Fisher R. A.* Contribution to Mathematical Statistics. N. Y.: John Wiley, 1950.
36. *Фукунга К.* Введение в статистическую теорию распознавания образов. М.: Наука, 1979. 368 с.



37. *Gostev I. M.* Specific Features of the Calculation of Metrics in Identification of Graphical Objects by the Methods of Geometric Correlation // *Izv. Ross. Akad. Nauk. Teor. Sist. Upr.* 2007. No. 1; *Comp. Syst. Sci.* 2007. V. 46(1). P. 121.
38. *Haralick R. M.* A Measure of Circularity of Digital Figures // *IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics.* 1974. V. SMC-4. P. 394–396.
39. *Bennet J. R., MacDonald J. S.* On the Measurement of Curvature in a Quantized Environment // *IEEE Trans. Comp.* 1975. V. C-25, No. 8.
40. *Coeurjolly D., Klette R.* A Comparative Evaluation of Length Estimation of Digital Curves // *PAMI.* 2004. V. 26, No. 2.
41. *Pavlidis T.* Algorithms for Graphics and Image Processing. Rockville, Maryland: Comp. Sci. Press. 1982. P. 416.
42. *Dorst L., Smeulders A. W. M.* Length Estimators for Digitized Contours // *Comp. Vision, Graphics, and Image Processing.* 1987. V. 40. P. 311–333.
43. *Verwer B.* Local Distances for Transformation in Two and Three Dimensions // *Pattern Recogn. Lett.* 1991. V. 12.
44. *Borgefors G.* Distance Transformation in Digital Images // *Comp. Vision, Graphics, and Image Processing.* 1986. V. 34.
45. *Gostev I. M.* On Methods of Improvement of the Identification Quality of Graphical Objects in Geometric Correlation Methods // *Izv. Ross. Akad. Nauk. Teor. Sist. Upr.* 2005. No. 3; *Comp. Syst. Sci.* 2005. V. 44(3). P. 379.
46. *Гостев И. М., Севастьянов Л. А.* Об идентификации гладких пространственных кривых. Сообщ. ОИЯИ Р11-2007-102. Дубна, 2007.