

## Агломеративные алгоритмы выделения инвариантных характеристик изображений

*Зо Вин Хтет, В.Д. Колдаев*

*Национальный исследовательский университет «МИЭТ»*

## Agglomerative Algorithm of Invariant Characteristics of Images

*Zaw Win Htet, V.D. Koldaev*

*National Research University of Electronic Technology, Moscow*

Рассмотрены методы выделения объектов изображений посредством инвариантных функций моментов, организации иерархических аггломеративных алгоритмов, промежуточных и главных моментов инерции. Проведен синтез методов цепного кодирования контуров изображений и моментных инвариантных функций.

*Ключевые слова:* аггломеративные алгоритмы; инвариантные характеристики; цепной код; моменты второго и третьего порядка.

The methods of allocating images by the invariant function of the moments, the organization of the hierarchical agglomerative algorithms, intermediate and main moments of inertia have been considered. The synthesis of the method for chain coding the contours of images has been presented and the method of the moment invariant features has been realized.

*Keywords:* agglomerative algorithms; invariant characteristic; chain code; the procedure of the second and third moments.

**Введение.** Вопросы сегментации изображений являются фундаментальными в системах компьютерного зрения и автоматизированных производственных системах (АПС), выполняющих обработку и анализ графической информации. Сегментация представляет собой начальный этап построения формального описания данных, качество выполнения которого определяет успех решения задачи распознавания изображений. При описании формы объекта в качестве базисных элементов используется иерархический набор примитивов и их комбинаций: координат точек, ребер, а для объемного изображения – плоских граней.

Несмотря на разнообразие практических задач обработки изображений, они сводятся к решению следующих проблем [1]: фильтрация и улучшение визуального восприятия изображения; восстановление отсутствующих участков (из-за сбоев передачи изображений или сильных помех отдельные участки изображений могут отсутствовать); обнаружение объектов, их идентификация и классификация на фоне мешающих изображений; оценка геометрических трансформаций и совмещение изображений. В процессе наблюдения все изображения или отдельные его части могут перемещаться

вследствие динамики сцены, движения приемника или несовершенства его конструкции и т.д. В результате одни и те же элементы изображения находятся на наблюдаемых кадрах в разных местах, т.е. возникают геометрические трансформации изображения.

**Постановка задачи.** Пусть имеется выборка объектов  $\Omega = \{\omega^{(1)}, \dots, \omega^{(N)}\}$ , сформированная в результате множества представителей из некоторой генеральной совокупности. Каждый объект исходной выборки  $\omega^{(i)}$  описывается вектором признаков  $x^{(i)} = x(\omega^{(i)}) = (x_1^{(i)}, \dots, x_k^{(i)}) \in R^k$ . Обычно выборка  $\Omega$  описывается матрицей коэффициентов попарного сходства/различия. При  $k$ -спектральной съемке значение  $x_j^{(i)}$ ,  $j \in \{1, \dots, k\}$ , характеризует спектральную яркость пикселя  $x^{(i)}$  в  $j$ -м диапазоне спектра.

Задача кластеризации заключается в разбиении выборки на сравнительно небольшое количество групп ( $M \geq 2$ ) объектов, или кластеров, так, чтобы элементы одного кластера были как можно более схожими, а элементы из разных кластеров существенно различались по заданному критерию сходства/различия.

Для построения описания изображения используются следующие признаки областей  $E_{ij}$ : площадь  $s_i$ ; средняя яркость  $g_i$ ; координаты центра тяжести  $(x_i, y_i)$ ; связность  $h_i$ ; длина внешнего контура  $p_i$ ; длина внутренних контуров  $q_i$ ; количество выступов (впадин) внешнего контура  $t_i$ ; максимальный  $a_i$  и минимальный  $b_i$  размеры ( $i$  – номер области). При этом в АПС решается задача оценки положения и ориентации системы координат, связанной с объектом, и формирования условий, согласно которым выбирается положение начала системы координат и ориентация ее осей относительно регистрируемого изображения. Особое место занимают методы выделения объектов изображений посредством инвариантных функций моментов.

Контур изображения представляет собой совокупность его пикселей, в окрестности которых наблюдается скачкообразное изменение функции яркости. Общим для всех методов выделения контуров изображений является рассмотрение границы как области резкого перепада функции яркости изображения  $f(x, y)$ , отличает их вводимая математическая модель понятия «край» или алгоритм поиска краевых точек. Алгоритм нахождения границ на основе градиента (алгоритм Кэнни) заключается в последовательном применении следующих операций: гауссовская сглаживающая фильтрация; нахождение градиента яркости в каждом пикселе; нахождение максимальных пикселей; гистерезисная фильтрация максимальных пикселей.

Для формирования признаков распознавания объектов используется описание контуров дескрипторами, имеющими свойства инвариантности: цепные коды, сигнатуры, фурье-дескрипторы. В идеальном случае дескрипторы не должны зависеть от размеров, расположения и ориентации объекта, а должны содержать достаточный объем информации для надежной идентификации объектов. Сигнатура представляет собой описание границы одномерной функцией, например зависимостью расстояния до границы, до центра масс фигуры, от угла. Такая сигнатура инвариантна только к параллельному переносу.

**Методы распознавания на основе системы признаков.** В данных методах в качестве элементов сравнения используются признаки объекта и эталона, что позволяет сократить объем эталонных данных и время обработки информации. На практике признаки объектов всегда выделяются с некоторой погрешностью. Следовательно, необходимо выявлять и учитывать характер и степень возможного рассеяния оценок применяемых признаков для каждого из ожидаемых объектов, т.е. использовать гистограммы

распределения значений признаков. При большом числе возможных вариантов объектов рекомендуется многоступенчатый, иерархический алгоритм. При этом на каждой ступени распознавания используется какой-либо из признаков объекта (площадь, периметр, радиусы вписанных и описанных окружностей, моменты инерции, число и расположение углов и т.д.). Например, на нижних уровнях используются признаки, не требующие больших вычислительных затрат (площадь и периметр объектов), а наиболее информативные (моменты инерции) применяются на верхнем уровне, где число альтернатив минимально.

**Определение моментов инерции изображения объекта.** Обозначим главные искомые моменты инерции изображения объекта  $J_1$  и  $J_2$  (рис.1,а). Чтобы найти  $J_1$  и  $J_2$ , необходимо предварительно определить так называемые промежуточные моменты  $J_x$  и  $J_y$ , т.е. моменты инерции относительно вертикальной и горизонтальной осей системы координат, а также смешанный момент  $J_{xy}$  (рис.1,б).

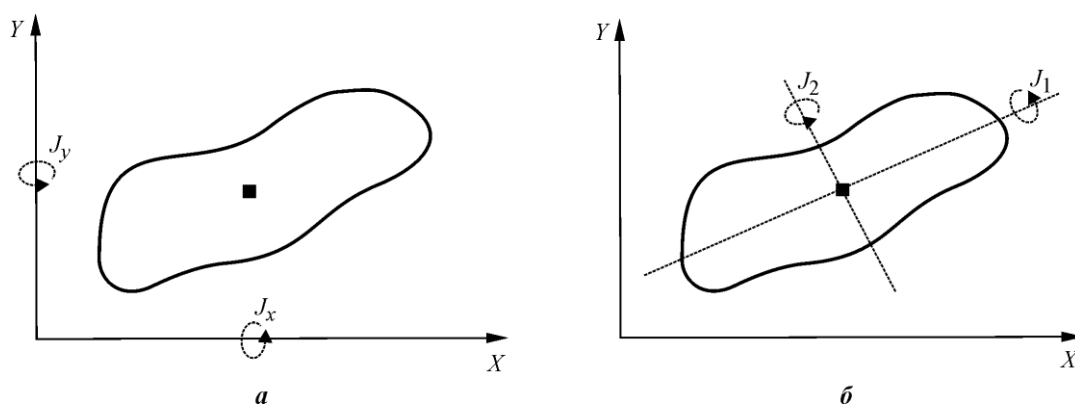


Рис. 1. Определение промежуточных (а) и главных (б) моментов инерции

Вычисления осуществляются в следующем порядке.

1. Определяются координаты центра тяжести (ЦТ) изображения объекта:

$$X_{\text{ЦТ}} = \frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (S_{ij} x_{ij})}{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N S_{ij}}; \quad Y_{\text{ЦТ}} = \frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (S_{ij} y_{ij})}{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N S_{ij}}.$$

2. Определяются промежуточные моменты  $J_x$ ,  $J_y$ ,  $J_{x,y}$ :

$$J_x = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N [(x_{ij} - X_{\text{ЦТ}})^2 S_{ij}]; \quad J_y = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N [(y_{ij} - Y_{\text{ЦТ}})^2 S_{ij}];$$

$$J_{xy} = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N [(x_{ij} - X_{\text{ЦТ}})(y_{ij} - Y_{\text{ЦТ}}) S_{ij}].$$

3. Рассчитываются главные моменты  $J_{1,2} = \frac{J_x + J_y}{2} \pm \sqrt{\frac{1}{4}(J_x - J_y)^2 + J_{xy}^2}$ .

Ориентация изображений в АПС чаще всего определяется в предположении, что объекты находятся на известной рабочей плоскости в одном из устойчивых состояний. В настоящей работе предлагается иерархический (агломеративный) метод определения

ориентации объектов по их двумерным изображениям с использованием степенных моментов функций, по которым определяются главные оси центрированного изображения [2, 3].

**Выделение образов посредством инвариантных функций моментов.** Центральным моментом порядка  $k$  случайной величины  $X$  является математическое ожидание величины  $(X - M(X))^k$ :  $\mu_k = M(X - M(X))^k$ ,  $k = 1, 2, 3, \dots$ . Математическое ожидание произведения  $(X - a)^k (Y - b)^s$  – момент порядка  $(k + s)$ . Если  $a = b = 0$ , то моменты называются начальными, если  $a = M(X)$  и  $b = M(Y)$ , то – центральными.

Выведем соотношения, связывающие центральные и начальные моменты различных порядков [3, 4]:

$$\mu_2 = \sum_{i=1}^n (x_i - m_x)^2 p_i = \sum_{i=1}^n x_i^2 p_i - 2m_x \sum_{i=1}^n x_i p_i + m_x^2 \sum_{i=1}^n p_i = \alpha_2 - 2m_x^2 + m_x^2 = \alpha_2 - m_x^2,$$

где  $\alpha_2$  – начальный момент второго порядка случайной величины:

$$\alpha_2 = \sum_{i=1}^n x_i^2 p_i.$$

Аналогично для третьего центрального момента получим

$$\mu_3 = \sum_{i=1}^n (x_i - m_x)^3 p_i = \sum_{i=1}^n x_i^3 p_i - 3m_x \sum_{i=1}^n x_i^2 p_i + 3m_x^2 \sum_{i=1}^n x_i p_i - m_x^3 \sum_{i=1}^n p_i = \alpha_3 - 3\alpha_2 m_x + 2m_x^3.$$

Для процедур аналитического описания двумерных моментов центральные моменты можно выразить через одномерные:

$$M_{00} = m_{00} \equiv M; \quad M_{10} = M_{01} = 0; \quad M_{20} = m_{20} - M \bar{x}^2;$$

$$M_{11} = m_{11} - M \bar{x} \bar{y}; \quad M_{02} = m_{02} - M \bar{y}; \quad M_{30} = m_{30} - 3m_{20} \bar{x} + 2M \bar{x}^3.$$

Обозначим начальный момент как  $m_{ij}$ , а  $i$  и  $j$  – его порядок:

$$M_{21} = m_{21} - m_{20} \bar{y} - 2m_{11} \bar{x} + 2M \bar{x}^2 \bar{y}; \quad M_{12} = m_{12} - m_{02} \bar{x} - 2m_{11} \bar{y} + 2M \bar{x} \bar{y}^2;$$

$$M_{03} = m_{03} - 3m_{20} \bar{y} + 2M \bar{y}^3.$$

Вычисление инвариантных характеристик основано на синтезе метода моментных инвариантов и метода цепного кодирования контуров изображений (моменты, вычисленные посредством цепного кода, обозначены  $U_{pq}$ , где  $p, q$  – порядок момента).

Предусмотрен расчет инвариантной функции моментов вида  $(U_{20} + U_{02})$  с помощью цепного кода для контура изображения эллиптической формы. Это дает возможность в дальнейшем использовать синтез методов абсолютных инвариантных функций моментов и метода цепного кодирования для анализа выражений синтезированных моментов второго и третьего порядков, являющихся аргументами в полной системе абсолютных инвариантных функций моментов [4, 5].

Любой геометрической фигуре (изображению) на плоскости  $(x, y)$  могут быть поставлены ее двумерные моменты  $M_{pq}$  относительно осей координат. Для моментов второго и третьего порядков имеем шесть абсолютных ортогональных инвариантов:

$$\begin{aligned}
 & M_{20} + M_{02}; \quad (M_{20} - M_{02})^2 + 4M_{11}^2; \\
 & (M_{30} - 3M_{12})^2 + (M_{21} + M_{03})^2; \quad (M_{30} + M_{12})^2 + (M_{21} + M_{03})^2; \\
 & (M_{30} - 3M_{12})(M_{30} + M_{12}) \left[ (M_{30} + M_{12})^2 - 3(M_{21} + M_{03})^2 \right] + \\
 & + (3M_{21} - M_{03})(M_{21} + M_{03}) \left[ 3(M_{30} + M_{12})^2 - (M_{21} + M_{03})^3 \right]; \\
 & (M_{20} - M_{02}) \left[ (M_{30} + M_{12})^2 - (M_{21} + M_{03})^2 \right] + 4M_{11}(M_{30} + M_{12})(M_{21} + M_{03}).
 \end{aligned}$$

Асимметричный ортогональный инвариант имеет вид

$$\begin{aligned}
 & (3M_{21} - M_{03})(M_{30} + M_{12}) \left[ (M_{30} + M_{12})^2 - 3(M_{21} + M_{03})^2 \right] - \\
 & - (M_{30} - 3M_{12})(M_{21} + M_{03}) \left[ 3(M_{30} + M_{12})^2 - (M_{21} + M_{03})^2 \right].
 \end{aligned}$$

Связь между цепным кодом и декартовыми координатами  $x_i, y_i$  может быть представлена следующими уравнениями:

$$\begin{aligned}
 x_i &= x_0 + \sum_{j=1}^i P_x(N_j) = x_0 + \sum_{j=1}^i P_j; \\
 y_i &= y_0 + \sum_{j=1}^i P_y(N_j) = y_0 + \sum_{j=1}^i P'_j,
 \end{aligned}$$

где  $x_0, y_0$  – координаты начальной точки;  $P_x(N_j)$  и  $P_y(N_j)$  – приращения координат по осям  $x$  и  $y$  соответственно.  $P(N_j)$  – признак элемента цепного кода, принимающий значения из множества  $\{+1, 0, -1\}$ .

Для упрощения описания вместо  $P(N_j)$  будем употреблять  $P_j$ . С учетом свойства инвариантности цепного кода относительного переноса получим  $x_i = \sum_{j=1}^i P_j, y_i = \sum_{j=1}^i P'_j$ .

Выражение  $\bar{X}$  и  $\bar{Y}$  в цепном коде будет иметь вид

$$\bar{X} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^i P_j, \quad \bar{Y} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^i P'_j.$$

Анализ выражений моментов начинается с моментов второго порядка вида  $U_{20}$  и  $U_{02}$ :

$$U_{20} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left( \sum_{j=1}^i P_j - \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^i P_j \right)^2.$$

Учитывая, что для замкнутого контура справедливо  $\sum_{i=1}^i P_i = 0$ , получаем

$$\begin{aligned}
 U_{20} &= \frac{N+1}{N} \sum_{i=1}^N P_i^2 - \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N i P_i^2 + 2 \frac{N+1}{N} \sum_{i=1}^{N-1} P_i \sum_{j=i+1}^N P_j - \\
 &- 2 \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N-1} P_i \sum_{j=i+1}^N j P_j - \frac{1}{N^2} \sum_{i=1}^{N-1} i^2 P_i^2 - \frac{2}{N^2} \sum_{i=1}^{N-1} i P_i \sum_{j=i+1}^N j P_j.
 \end{aligned}$$

Из всех слагаемых, входящих в выражение момента  $U_{20}$ , только первое и третье не зависят от положения начальной точки в цепном коде контура.

Для момента  $U_{02}$  после аналогичных преобразований получим

$$U_{02} = \frac{N+1}{N} \sum_{i=1}^N P_i'^2 - \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N i P_i'^2 + 2 \frac{N+1}{N} \sum_{i=1}^{N-1} P_i' \sum_{j=i+1}^N P_j' - \\ - 2 \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N-1} P_i' \sum_{j=i+1}^N j P_j' - \frac{1}{N^2} \sum_{i=1}^{N-1} i^2 P_i'^2 - \frac{2}{N^2} \sum_{i=1}^{N-1} i P_i' \sum_{j=i+1}^N j P_j'.$$

Из сравнения  $U_{20}$  и  $U_{02}$  видно, что приращение координат  $P'$  берется не по  $x$ , а по  $y$  в подвижной координатной системе для метода цепного кодирования. Анализ соответствующих выражений моментов второго порядка  $U_{11}$ ,  $U_{21}$  и  $U_{12}$  показывает, что для них не существует слагаемых, не зависящих от положения начальной точки в цепном коде контура. Для выражений моментов третьего порядка вида  $U_{30}$  и  $U_{03}$  получаем не зависящие от номера начальной точки слагаемые:

$$U_{30} = \frac{6(N+1)}{N} \sum_{i=1}^{N-2} P_i' \sum_{j=i+1}^{N-1} P_j' \sum_{k=j+1}^N P_k'; \quad U_{03} = \frac{6(N+1)}{N} \sum_{i=1}^{N-2} P_i' \sum_{j=i+1}^{N-1} P_j' \sum_{k=j+1}^N P_k'.$$

Обозначим слагаемые следующим образом:

$$I_1 = \sum_{i=1}^N P_i'^2; \quad I_2 = \sum_{i=1}^{N-1} \sum_{j=i+1}^N P_i' P_j'; \quad I_3 = \sum_{i=1}^{N-2} \sum_{j=i+1}^{N-1} \sum_{k=j+1}^N P_i' P_j' P_k'.$$

Аналогично могут быть обозначены выражения для  $I_1'$ ,  $I_2'$ ,  $I_3'$ . Если в последовательности  $\{P_i\}_{i=1}^n$ , соответствующей цепному коду  $C$ , содержится  $m$  раз приращение (+1) и  $k$  раз (-1), то для замкнутого контура следует  $m = k$ . Тогда

$$I_1 = 2m; \quad I_2 = \frac{1}{2} m(m-1) + \frac{1}{2} k(k-1) - mk = m(m-1) - m^2 = -m; \\ I_3 = \frac{m(m-1)(m-2)}{2} + \frac{mk(k-1)}{2} - \frac{k(k-1)(k-2)}{2} - \frac{mk(m-1)}{2} = \\ = \frac{m(m-1)(m-2)}{2} + \frac{m^2(m-1)}{2} - \frac{m(m-1)(m-2)}{2} - \frac{m^2(m-1)}{2} = 0.$$

Пусть  $m'$  – величина, аналогичная  $m$  для последовательности  $\{P_i\}_{i=1}^n$ . Тогда можно выделить восемь характеристик [6]:

$$S_1 = m; \quad S_2 = m'; \quad S_3 = m(m-1); \\ S_4 = m'(m'-1); \quad S_5 = m^2; \quad S_6 = (m')^2; \\ S_7 = m(m-1)(m-2); \quad S_8 = m'(m'-1)(m'-2).$$

Числовые значения  $m$  и  $m'$  получаются суммированием всех приращений (+1) в соответствующих последовательностях  $\{P_i\}_{i=1}^n$  и  $\{P_i'\}_{i=1}^n$ . Практическая реализация расчета показала, что характеристики  $S_3$ ,  $S_5$  и  $S_4$ ,  $S_6$  попарно имеют близкие значения, поэтому

для уменьшения избыточности при выделении объектов изображений используется одно из четырех сочетаний:  $(S_3, S_4)$ ;  $(S_3, S_6)$ ;  $(S_5, S_4)$ ;  $(S_5, S_6)$ .

Для оценки эффективности разработанного алгоритма проведено сравнение эффективности функционирования агломеративного и традиционных алгоритмов с «эталонным алгоритмом».

Следует отметить, что различия в эффективности проявляются по мере увеличения количества обрабатываемых изображений. Как видно из рис.2, разработанный алгоритм в 1,7–2 раза эффективнее традиционно используемых алгоритмов и по мере роста количества обрабатываемых изображений различия между традиционной методикой выделения объектов и предложенной становятся все более очевидными.

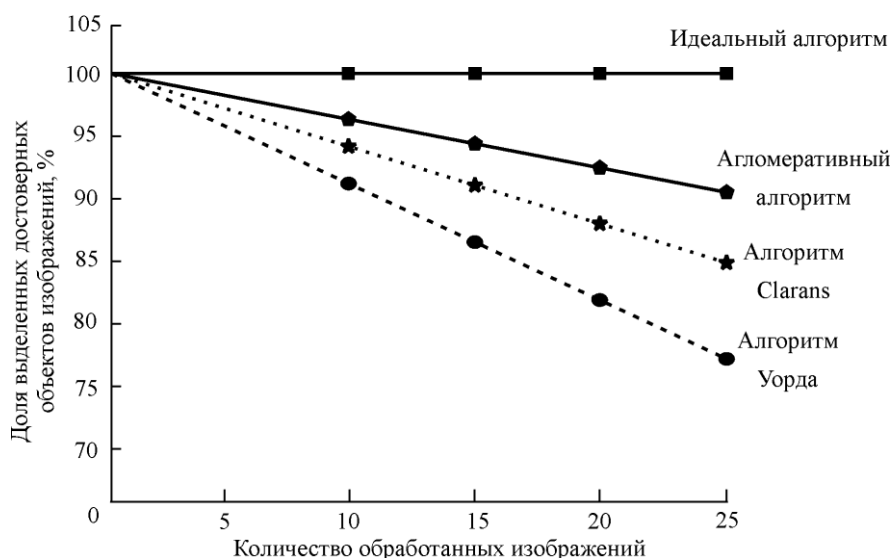


Рис.2. Сравнительный анализ алгоритмов выделения объектов изображений

Метод реализован в интерактивном режиме, что вносит специфику в алгоритмизацию процедур обработки изображений: изменение яркостного содержания изображений выполнено с возможностью коррекции распределения яркостей и сравнения различных результатов выделения объектов. На основе полученной информации вырабатываются корректирующие параметры, конкретизирующие объекты и их положение в пространстве.

**Заключение.** Использование агломеративных алгоритмов позволяет повысить эффективность распознавания образов объектов по контурам изображений при аддитивных помехах и пространственно неравномерном фоне.

Разработанный алгоритм может быть использован для решения задач распознавания изображений в АПС, в системах визуального оучувствления роботов и робототехнических систем, а также задач управления технологическими процессами при производстве изделий микроэлектроники.

### Литература

1. Колдаев В.Д. Критерии оценки контурной сегментации изображений в автоматизированных производственных системах // Наука 21 века: вопросы, гипотезы, ответы. – 2015. – №5(14) – С. 84–87.
2. Абрамов Н.С., Фраленко В.П. Определение расстояний на основе системы технического зрения и метода инвариантных моментов // Информационные технологии и вычислительные системы. – 2012. – №4. – С. 32–39.

3. **Жетимекова Г.Ж.** Распознавания для вариантных и инвариантных образов // Молодой ученый. – 2015. – №9 – С. 120–124.
4. **Дюран Б., Оддел П.** Кластерный анализ: *пер. с англ. Е.З. Демиденко / Под ред. А.Я. Боярского.* – М.: Статистика, 1977. – 128 с.
5. **Колдаев В.Д.** Методы формирования признаков изображений // Materiały X Międzynarodowej naukowo-praktycznej konferencji «Naukowa myśl informacyjnej powieki - 2014» (07–15 marca 2014 roku). – Vol. 27: Matematyka, Fizyka. – Przemysł: Nauka i studia, 2014. – С. 50–54.
6. **Lance G.N., Willams W.T.** A general theory of classification sorting strategies. 1. Hierarchical systems // Comp. J. – 1967. – №9. – P. 373–380.

Статья поступила  
после доработки 12 мая 2016 г.

**Зо Вин Хтет** – аспирант кафедры информатики и программного обеспечения вычислительных систем (ИПОВС) МИЭТ. *Область научных интересов:* формализация процесса контурной сегментации, идентификации и распознавания изображений, функционирующих в реальном масштабе времени в автоматизированных производственных системах, методологические подходы к разработке агломеративных алгоритмов выделения инвариантных характеристик изображений.

**Колдаев Виктор Дмитриевич** – доктор технических наук, профессор кафедры ИПОВС МИЭТ. *Область научных интересов:* формализация процесса контурной сегментации изображений и методика построения их автоматизированной обработки, анализ и формирование информационных массивов в системах принятия решений при создании изделий электронной техники, разработка субъектно-центрированных технологий обучения основам сегментации изображений.  
**E-mail: koldaev.v@mail.ru**

## **Информация для читателей журнала «Известия высших учебных заведений. Электроника»**

С тематическими указателями статей за 1996 - 2016 гг.,  
аннотациями и содержанием последних номеров на русском  
и английском языках можно ознакомиться на нашем сайте:

**<http://www.miet.ru>**