

УДК 004.932.72'1

О.С. ЛОГУНОВА, д-р техн. наук, зав. каф., ФГБОУ ВПО "МГТУ им. Г.И. Носова", Магнитогорск,
И.А. ПОСОХОВ, ст. преп., ФГБОУ ВПО "МГТУ им. Г.И. Носова", Магнитогорск,
А.Ю. МИКОВ, ст. преп., ФГБОУ ВПО "МГТУ им. Г.И. Носова", Магнитогорск

МЕТОДИКА ПОСТРОЕНИЯ ФУНКЦИИ ПРИНАДЛЕЖНОСТИ ДЛЯ КЛАССИФИКАЦИИ ИЗОБРАЖЕНИЙ СЕРНЫХ ОТПЕЧАТКОВ НА ОСНОВЕ НЕЧЕТКИХ МНОЖЕСТВ

Предложена методика классификации изображений серных отпечатков на основе нечетких множеств и правил принадлежности с использованием экспертных оценок. При исследовании причин неоднозначной классификации введены области изменения формы функции принадлежности: однозначной классификации, пустого множества, полного поглощения и неоднозначной классификации. Однозначно классифицировано 100% изображений. Ил.: 7. Библиогр.: 20 назв.

Ключевые слова: неоднозначная классификация, классификация изображений, нечеткие множества, правила принадлежности.

Постановка проблемы. Одним из источников получения информации о качестве непрерывнолитой заготовки являются серные отпечатки. Достоверность получаемой информации определяется методами распознавания объектов нерегулярной формы на изображениях серных отпечатков. Авторами работы проводились исследования по идентификации объектов на изображении с использованием статистических методов [1], морфологических операций [2] и адаптивных нечетких деревьев с динамической структурой [3]. Однако, известные процедуры распознавания изображений, изложенные в [4 – 6], не позволяют получить достоверную информацию без предварительной классификации полученных изображений. Таким образом, остается актуальной проблема повышения достоверности информации, получаемой при распознавании серных отпечатков непрерывнолитой заготовки.

Анализ литературы. В настоящее время ведутся активные исследования в области классификации изображений и объектов. Среди известных решений можно указать результаты работ, которые ведутся во

многих странах мира, в том числе и в России. Одним из походов к решению задачи классификации является создание библиотеки изображений по категориям. Например, в работе [7] исследовали семь категорий изображений для построения системы векторной классификации. В работе приводится теория выбора с линейно разделяемыми объектами в оптимальной гиперплоскости. Авторами было проведено более 2670 испытаний с классами: *airplanes, birds, boats, buildings, fish, people, vehicles*. В ходе исследования авторы применяли в качестве ядра распределение Гаусса, Лапласиан и распределение χ^2 . При построении классификатора авторы добились точности классификации от 11 до 16 %. Авторы [8] предлагают использовать Support Vector Machines (SVM) для классификации мультиточечных изображений. В работе приводится метод выбора гиперпланов. Однако, авторы не говорят о проблемах в использовании методов при увеличении количества гиперпланов. Испытание метода проводилось в области распознавания объектов на сельскохозяйственной карте Восточной Англии для определения полей с однотипными культурами. Примеры приведенных изображений определяют объекты регулярной формы.

Достаточно много работ посвящается распознаванию лица человека и его элементов. Для этого предлагается использовать автоматическую классификацию на основе карты характерных точек. Например, в работе [9] предлагается использование двухмерного вейвлет-преобразования на основе огибающей волны для выделения основных точек лица. Применение этого метода позволило добиться 82 % уровня верной идентификации лица человека. Недостатками метода являются чувствительность к качеству изображений и мимическому изменению основных элементов лица.

Одним из методов классификации объектов является определение характерных точек заранее заданной текстуры [10, 11]. В работе [7] предлагается приближенная базовая модель сегментации изображения на основе оценки яркости точек. Авторы работы применяли алгоритм для изображений головного мозга. В результате была получена классификация изображений с различными текстурами с точностью до 84,4%. В работе [11] рассматривался статистический подход к классификации текстур из отдельных изображений, который базируется на определении качества освещения, положения камер и условий обработки изображения. Метод основан на использовании фильтров, устойчивых к вращению изображения, оценки гистограммы изображения и оценки формы гистограммы. За основу принятия решений о классе изображения принята процедура k -средних (k -Means), которая является

чувствительной к выбору исходных центров сгущения. Количество правильно классифицированных текстур для учебных примеров составило 98%. Задача классификация изображения решалась также и с помощью аппарата нечетких множеств и нечеткой логики. Первые работы по применению нечеткого аппарата к классификации изображений появились в конце 80-х – начале 90-х годов 20 века и показали хорошие результаты распознавания картографических изображений с объектами регулярной формы [12 – 14].

Изложенные основы получили развитие в современных исследованиях [15 – 20]. Однако, несмотря на множество существующих исследований, остаются нерешенными проблемы классификации изображений с множеством объектов нерегулярной формы, низкой контрастности, низкого качества и контрастности.

Цель статьи – разработка математического обеспечения для классификации изображений серных отпечатков для дальнейшего эффективного применения методов сегментации.

Методика каскадной классификации изображений. В методику классификации изображений включено три каскада. Каждый последующий каскад классификации предусмотрено применять для изображений, находящихся в области неоднозначной идентификации по результатам оценки предыдущего шага. Каждый построенный каскад отличается от предыдущего количеством идентификационных признаков и сложностью функций принадлежности. Первый каскад использует правила идентификации изображения, построенные на основе трех формообразующих характеристик гистограммы: положение порога яркости; положение максимума яркости слева от порога; положение максимума яркости справа от порога. Второй каскад, наращивая количество идентификационных признаков с 3 до 256, использует три меры сходства, характеризуя дисперсию для оценки рассеяния расстояния относительно среднего значения каждого класса. Третий каскад используется только для изображений, не прошедших однозначную идентификацию на предыдущих двух каскадах. Учитывая невозможность идентификации изображений на основе детерминированных параметров гистограммы, принято решение ввести лингвистические переменные, термы и правила для идентификации изображений в классы. Методики, построенные на нечетких правилах, включают экспертные оценки и позволяют учесть скрытые закономерности при формализации процессов.

Учитывая, что 31% изображений после применения двух методик, основанных на формообразующих характеристиках гистограмм и

расстояния, остаются в области неоднозначной идентификации, была разработана методика классификации изображений серных отпечатков на основе нечетких множеств и правил нечеткой логики.

Термы и функции принадлежности для устранения неоднозначной идентификации изображений. Наиболее сложным этапом в применении нечетких множеств к решению прикладных задач является определения лингвистических переменных и их термов. Для решения задачи классификации изображений введем структурированную лингвистическую переменную – *Image* (Изображение), которая в своем составе содержит три компонента: T , m , M , где T – абсцисса точки для положения порога яркости; m – абсцисса точки положения максимума яркости слева от порога; M – абсцисса точки положения максимума яркости справа от порога. На рис. 1 приведена структура лингвистической переменной *Image* с указанием всех составляющих.

Особенностью переменной *Image* является включение в ее структуру трех элементов, описывающих формообразующие характеристики, для которого должны быть определены термы и функции принадлежности. Каждая из компонент лингвистической переменной *Image* принимает три значения: "Принадлежит классу A "; "Принадлежит классу B "; "Принадлежит классу C ", которые образуют множество термов (рис. 1).

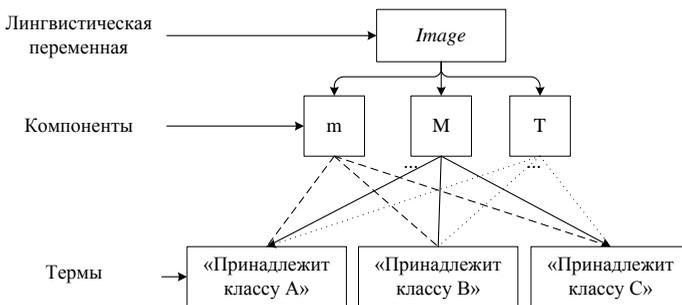


Рис. 1. Структура лингвистической переменной "Изображение"

Рассмотрим общие случаи расположения областей идентификации переменной *Image* для построения функции принадлежности. При рассмотрении эталонных гистограмм возникает четыре вида областей: области однозначной идентификации (рис. 2), область неоднозначной идентификации (перекрытие областей рис. 3), область "пустого множества", в которую не включено ни одно из эталонных изображений

и область "полного поглощения". Для каждого из случаев запишем в общем виде функцию принадлежности μ_i , $i = \overline{1, 3}$, где i – обозначение классов.

Вид функции принадлежности для областей однозначной идентификации по формообразующим характеристикам гистограммы. При наличии однозначной идентификации во всех трех классах получим вид функции принадлежности, приведенный на рис. 3. На рис. 2 введены обозначения: x – рассматриваемый компонент лингвистической переменной, $[0; 255]$ – область определения функции принадлежности согласно области существования гистограммы яркости.

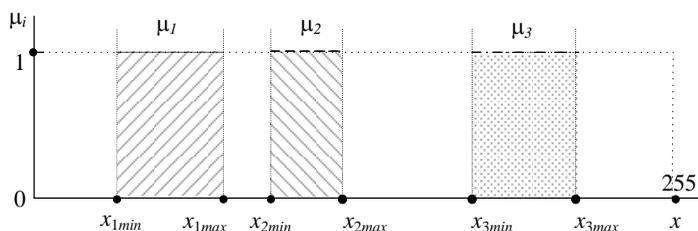


Рис. 2. Схема формирования функции принадлежности для областей однозначной идентификации

Условием существования схемы, приведенной на рис. 2, является упорядоченность интервалов выбранных характеристик гистограммы, и соответственно выполнение условия упорядочения формообразующих характеристик:

$$x_{1\min} < x_{1\max} < x_{2\min} < x_{2\max} < x_{3\min} < x_{3\max} \quad (1)$$

Вид функции принадлежности для области неоднозначной идентификации по формообразующим характеристикам гистограммы. После проведения второго каскада методики классификации остаются случаи неоднозначной классификации для двух групп. Для двух перекрывающихся областей возникает интервал, в котором возникает два решения о принадлежности переменной *Image* к рассматриваемым классам. На рис. 3 показана схема пересечения двух областей в процессе классификации изображений.

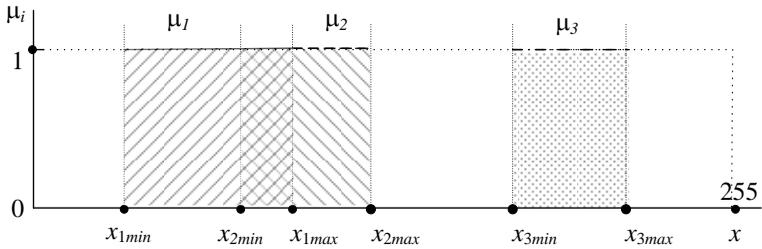


Рис. 3. Схема пересечения областей неоднозначной идентификации

В случае, показанном на рис. 3, возникает область пересечения на интервале $[x_{2min}, x_{1max}]$ и нарушается условие (1). Поэтому необходимо аксиоматически принять форму функции принадлежности для этого интервала.

Простейшим вариантов формы функции принадлежности является линейная "равновесная" модель (рис. 4, а) и более сложным вариантом усиление вероятности принадлежности классу на основе сочетания двух квадратичных функций (рис. 4, б) – "неравновесная" модель. При этом точка пересечения этих функции определяется в ходе адаптации или обучения системы классификации.

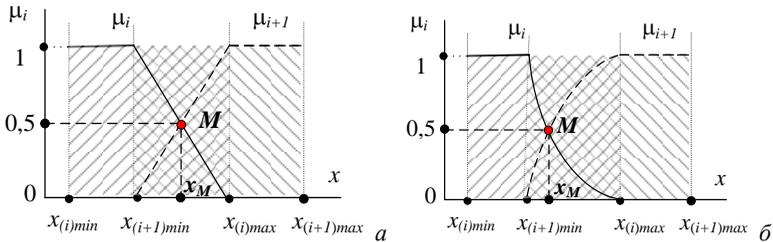


Рис. 4. Схема формирования функции принадлежности для пересекающихся областей: а – равновесная модель; б – неравновесная модель

На рис. 5 дополнительно введены обозначения: M – точка пересечения функций принадлежности для области неоднозначной классификации; x_M – абсцисса точки пересечения функций принадлежности.

Абсцисса точки M может смещаться от положения равновесия как влево, так и в право, сохраняя ординату. Сохранение ординаты позволяет определить аналитическую запись параболических функций

принадлежности при обучении системы. Запишем аналитический вид функции принадлежности для равновесной и неравновесной модели.

Для функции μ_i на интервале $[x_{(i+1)\min}, x_{(i)\max}]$ воспользуемся каноническим уравнением прямой, проходящей через две точки с координатами $(x_{(i+1)\min}, 1)$ и $(x_{(i)\max}, 0)$ для получения аналитической записи согласно рис. 4, а.

В итоге функция принадлежности μ_i примет вид

$$\mu_i = \begin{cases} 1, & \text{при } x \in [x_{(i)\min}; x_{(i+1)\min}]; \\ -\frac{1}{Q}x + L, & \text{при } x \in (x_{(i+1)\min}; x_{(i)\max}); \\ 0, & \text{при } x \in [x_{(i)\max}; x_{(i+1)\max}]. \end{cases}$$

Аналогичным образом, используя те же обозначения, получаем

$$\mu_{i+1} = \begin{cases} 0, & \text{при } x \in [x_{(i)\min}; x_{(i+1)\min}]; \\ \frac{1}{Q}x - R, & \text{при } x \in (x_{(i+1)\min}; x_{(i)\max}); \\ 1, & \text{при } x \in [x_{(i)\max}; x_{(i+1)\max}]. \end{cases}$$

где $R = \frac{x_{(i+1)\min}}{x_{(i)\max} - x_{(i+1)\min}}$ и $Q = x_{(i)\max} - x_{(i+1)\min}$.

При неравновесной модели для функции μ_i на интервале $[x_{(i+1)\min}, x_{(i)\max}]$ воспользуемся уравнением параболы, проходящей через три точки с координатами $(x_{(i+1)\min}, 1)$, $(x_{(i)\max}, 0)$ и $(x_M, 0,5)$ для получения аналитической записи согласно рис. 4, б. Абсцисса x_M задается в интерактивном режиме при обучении системы классификации и считается заранее известной.

В итоге функция принадлежности μ_i примет вид

$$\mu_i = \begin{cases} 1, & \text{при } x \in [x_{(i)\min}; x_{(i+1)\min}]; \\ a_i + b_i x + c_i x^2, & \text{при } x \in (x_{(i+1)\min}; x_{(i)\max}); \\ 0, & \text{при } x \in [x_{(i)\max}; x_{(i+1)\max}]. \end{cases}$$

Аналогичным образом, используя те же обозначения, получаем

$$\mu_{i+1} = \begin{cases} 0, & \text{при } x \in [x_{(i)\min}; x_{(i+1)\min}]; \\ a_{i+1} + b_{i+1}x + c_{i+1}x^2, & \text{при } x \in (x_{(i+1)\min}; x_{(i)\max}); \\ 1, & \text{при } x \in [x_{(i)\max}; x_{(i+1)\max}]. \end{cases}$$

Вид функции принадлежности для области "пустого множества" по формобразующим характеристикам гистограммы. Рассмотрим случай, при котором образуются области "пустого множества". Эти области образуются при построении гистограмм яркости, по которым не классифицируется ни одно из эталонных изображений, но любое новое изображение может иметь характеристики из этих областей (рис. 5). Для указанных областей также должны быть записаны функции принадлежности, которые могут быть построены по тому же принципу, что и области неоднозначной идентификации. Причем порядок следования границ интервалов должен соответствовать выражению (1).

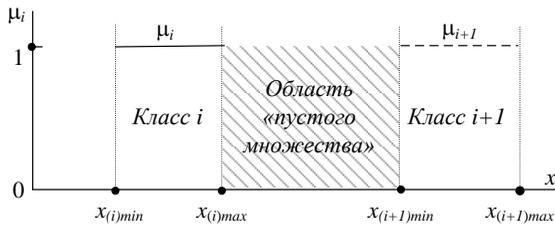


Рис. 5. Схема расположения областей "пустого множества"

В этом случае достаточно рассмотреть область между двумя непересекающимися интервалами (рис. 6). Запишем для каждой модели аналитическую форму функции принадлежности.

Для функции μ_i на интервале $[x_{(i)\max}, x_{(i+1)\min}]$ воспользуемся каноническим уравнением прямой, проходящей через две точки с координатами $(x_{(i)\max}, 1)$ и $(x_{(i+1)\min}, 0)$ для получения аналитической записи согласно рис. 6, а.

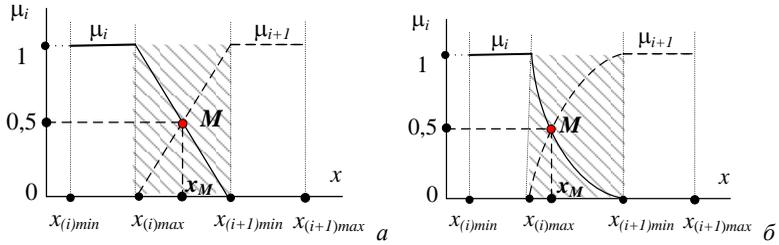


Рис. 6. Схема формирования функции принадлежности для пересекающихся областей: а – равновесная модель; б – неравновесная модель

В итоге функция принадлежности μ_i примет вид

$$\mu_i = \begin{cases} 1, & \text{при } x \in [x_{(i)\min}; x_{(i)\max}]; \\ \frac{1}{Q}x - R, & \text{при } x \in (x_{(i)\max}; x_{(i+1)\min}); \\ 0, & \text{при } x \in [x_{(i)\min}; x_{(i+1)\max}]. \end{cases}$$

Аналогичным образом, используя те же обозначения, получаем

$$\mu_{i+1} = \begin{cases} 0, & \text{при } x \in [x_{(i)\min}; x_{(i)\max}]; \\ -\frac{1}{Q}x + L, & \text{при } x \in (x_{(i)\max}; x_{(i+1)\min}); \\ 1, & \text{при } x \in [x_{(i+1)\min}; x_{(i+1)\max}], \end{cases}$$

где $L = \frac{x_{(i)\max}}{x_{(i)\max} - x_{(i+1)\min}}$ и $Q = x_{(i)\max} - x_{(i+1)\min}$.

При неравновесной модели для функции μ_i на интервале $[x_{(i)\max}, x_{(i+1)\min}]$ воспользуемся также уравнением параболы, проходящей через три точки с координатами $(x_{(i)\max}, 1)$, $(x_{(i+1)\min}, 0)$ и $(x_M, 0,5)$, для получения аналитической записи согласно рис. 6, б. Абсцисса x_M задается в интерактивном режиме при обучении системы классификации и считается заранее известной. В итоге функция принадлежности μ_i примет вид

$$\mu_i = \begin{cases} 1, & \text{при } x \in [x_{(i)\min}; x_{(i)\max}]; \\ a_i + b_i x + c_i x^2, & \text{при } x \in (x_{(i)\max}; x_{(i+1)\min}); \\ 0, & \text{при } x \in [x_{(i+1)\min}; x_{(i+1)\max}]. \end{cases}$$

Аналогичным образом, используя те же обозначения, получаем

$$\mu_{i+1} = \begin{cases} 0, & \text{при } x \in [x_{(i)\min}; x_{(i)\max}]; \\ a_{i+1} + b_{i+1} x + c_{i+1} x^2, & \text{при } x \in (x_{(i)\max}; x_{(i+1)\min}); \\ 1, & \text{при } x \in [x_{(i+1)\min}; x_{(i+1)\max}]. \end{cases}$$

Вид функции принадлежности для области "полного поглощения" по формообразующим характеристикам гистограммы. Область "полного поглощения" возникает при нарушении порядка следования отрезков (1). Возможно два варианта образования области "полного поглощения": перекрытие первым интервалов (рис. 7, а) и перекрытие вторым интервалом (рис. 7, б).

В этом случае для области поглощения необходимо назначить аксиоматические значения функции принадлежности. Как один из возможных вариантов примем, что:

– при соблюдении условия $(x_{(i+1)\min}; x_{(i+1)\max}) \in [x_{(i)\min}; x_{(i)\max}]$ (рис. 7, а)

$$\mu_i = \begin{cases} 1, & \text{при } x \in [x_{(i)\min}; x_{(i+1)\min}] \cup [x_{(i+1)\max}; x_{(i)\max}]; \\ 0, & \text{при } x \in (x_{(i+1)\min}; x_{(i+1)\max}), \end{cases} \quad \text{и } \mu_{i+1} = 0, \forall x;$$

– при соблюдении условия $(x_{(i)\min}; x_{(i)\max}) \in [x_{(i+1)\min}; x_{(i+1)\max}]$ (рис. 7, б)

$$\mu_{i+1} = \begin{cases} 1, & \text{при } x \in [x_{(i+1)\min}; x_{(i)\min}] \cup [x_{(i)\max}; x_{(i+1)\max}]; \\ 0, & \text{при } x \in (x_{(i)\min}; x_{(i)\max}), \end{cases} \quad \text{и } \mu_i = 0, \forall x.$$

Фактически обнуление функции принадлежности на одном из интервалов исключает эту область из рассмотрения при принятии решения о принадлежности изображения одному из классов. Размер такой области составляет не более 4 % области определения функции принадлежности. На указанном интервале происходит скачкообразный "провал" в значениях функции принадлежности.

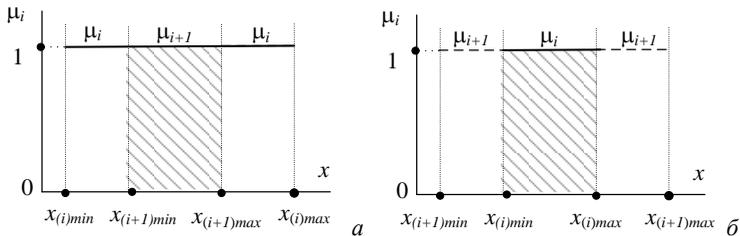


Рис. 7. Схема образования области "полного поглощения":
 a – перекрытие первым интервалом; b – перекрытие вторым интервалом

Выводы. Для устранения неоднозначной классификации изображений серных отпечатков предложена методика каскадной классификации, которая содержит три каскада принятия решений по формообразующим характеристикам гистограмм яркости, мерам расстояния до эталонных гистограмм и нечетким функциям принадлежности с использованием экспертных логических правил вывода. Каждый последующий каскад используется при наличии неоднозначной классификации на предыдущем шаге.

Для устранения областей неоднозначной идентификации изображения предложена методика, основанная на использовании теории нечетких множеств для сложно-структурированной лингвистической переменной *Image*, содержащей три компоненты: максимум яркости справа, порог яркости и максимум яркости слева. Для каждой компоненты введены терм-множества, определяющие принадлежность введенным классам A , B и C .

В предлагаемом математическом обеспечении при описании функции принадлежности введены понятия равновесной и неравновесные модели, представлена обобщенная методика построения этих моделей и ее применение при классификации изображений серных отпечатков. При построении функций принадлежности нечетких множеств введены понятия областей "пустого множества" и "полного поглощения", которые позволили однозначно идентифицировать изображения из нового потока ретроспективной информации.

Список литературы: 1. *Логунова О.С.* Оценка качества непрерывно литой заготовки статистическими методами с использованием программных средств / *О.С. Логунова, Д.Х. Девятов, Х.Х. Нуров* // Изв. высш. учеб. зав. Черная металлургия. – 2005. – № 9. – С. 54-58. 2. *Посохов И.А.* Технология обработки изображений заготовок на основе операций морфологического анализа / *И.А. Посохов, О.С. Логунова* // Математическое и программное обеспечение систем в промышленной и социальной сферах. – 2011. – № 1-2. – С. 191-196.

3. *Логунова, О.С.* Система интеллектуальной поддержки процессов управления производством непрерывной заготовки / *О.С. Логунова, И.И. Мацко, И.А. Посохов.* – Магнитогорск, 2013. – 176 с. 4. *Гонсалес Р.* Цифровая обработка изображений / *Р. Гонсалес, Р. Вудс.* – М.: 2005. – 1072 с. 5. *Прэтт, У.* Цифровая обработка изображений / *У. Прэтт.* – М.: 1982. – Кн. 1. – 312 с. 6. *Шаниро Л.* Компьютерное зрение / *Л. Шаниро, Дж. Стокман.* – СПб.: 2006. – С. 752. 7. *Chapelle O.* Support Vector Machines for Histogram-Based Image Classification / *O. Chapelle, P. Haffner, V. Vapnik* // IEEE Transactions on neural networks. – 1999. – № 10 (5). – P. 1055-1064. 8. *Foody G.* A relative Evaluation of MultiClass Image Classification by Support Vector Machines / *G. Foody* // IEEE Transactions on geoscience and remote sensing. – 2004. – № 42 (6). – P. 1335-1343. 9. *Lyons Michael J.* Automatic Classification of Single Facial Images / *Michael J. Lyons, Julien Budynek, Shigeru Akamatsu* // IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence. – 1999. – № 21 (12). – P. 1357-1362. 10. *Leemput K.V.* Automated Model-Based Tissue Classification of MR Images of the Brain / *K.V. Leemput, F. Maes, D. Vandermeulen, P. Suetens* // IEEE Transactions on medical imaging, 1999. – № 18 (10). – P. 897-908. 11. *Varma M.* A Statistical Approach to Texture Classification from Single Images / *M. Varma, A. Zisserman* // International Journal of Computer Vision. – 2005. – № 62 (1/2). – P. 61-81. 12. *Wang F.* Fuzzy Supervised Classification of Remote Sensing Images / *F. Wang* // IEEE Transactions on geoscience and remote sensing. – 1990. – № 28 (2). – P. 194-201. 13. *Wang F.* Design and implementation of knowledge-base system for remotely sensed change detection / *F. Wang, R. Newkirk* // J. Imaging Techn. – 1987. – № 13. – P. 116-122. 14. *Cannon R.L.* Segmentation of a thematic Mapper Image using the fuzzy c-means clustering algorithm / *R.L. Cannon, J.V. Dave, J.C. Bezdek, H.G. Kolsky* // IEEE Trans. Geosci.Remote Sensing. – 1986. – № GE-24. – P. 400-408. 15. *Morlini I.* A New Class of Weighted Similarity Indices Using Polytomous Variables / *I. Morlini, S. Zani* // Journal of Classification. – 2012. – № 29 (2). – P. 199-226. 16. *Giordani P.* FINDCLUS: Fuzzy Individual Differences CLUSTERing / *P. Giordani, H. Kiers* // Journal of Classification. – 2012. – № 29 (2). – P. 170-198. 17. *Contreras P.* Fast, Linear Time Hierarchical Clustering using the Baire Metric / *P. Contreras, F. Murtagh* // Journal of Classification. – 2012. – № 29 (2). – P. 118-143. 18. *Bar-Hen A.* Influence Measures for CART Classification Trees / *A. Bar-Hen, S. Gey, J.-M. Poggi* // Journal of Classification. – 2012. – № 32 (1). – P. 21-45. 19. *Шестаков А.Л.* О новой концепции белого шума / *А.Л. Шестаков, Г.А. Свиридюк* // Обзорные прикладной и промышленной математики. – 2012. – № 19 (2). – С. 287-288. 20. *Шестаков А.Л.* Динамические измерения в пространствах "шумов" / *А.Л. Шестаков, Г.А. Свиридюк, Ю.В. Худяков* // Вестник Южно-Уральского государственного университета. Серия: Компьютерные технологии, управление, радиоэлектроника. – 2013. – № 13 (2). – С. 4-11.

Bibliography (transliterated): 1. *Logunova O.S.* Ocenka kachestva neprerывno litoj zagotovki statisticheskimi me-todami s ispol'zovaniem programmyh sredstv / *O.S. Logunova, D.H. Devjatov, H.H. Nurov* // Izv. vyssh. ucheb. zav. Chernaja metallurgija. – 2005. – № 9. – P. 54-58. 2. *Posohov I.A.* Tehnologija obrabotki izobrazhenij zagotovok na osnove operacij morfologicheskogo analiza / *I.A. Posohov, O.S. Logunova* // Matematicheskoe i programnoe obespechenie sistem v promyshlennoj i social'noj sferah. – 2011. – № 1-2. – P. 191-196. 3. *Logunova O.S.* Sistema intellektual'noj podderzhki processov upravlenija proizvodstvom neprerывno litoj zagotovki / *O.S. Logunova, I.I. Macko, I.A. Posohov.* – Магнитогорск, 2013. – 176 p. 4. *Gonsales R.* Cifrovaja obrabotka izobrazhenij / *R. Gonsales, R. Vuds.* – М.: 2005. – 1072 p. 5. *Prjett U.* Cifrovaja obrabotka izobrazhenij / *U. Prjett.* – М.: 1982. – Кн. 1. – 312 p. 6. *Shapiro L.* Komp'yuternoe zrenie / *L. Shapiro, Dzh. Stokman.* – СПб.: 2006. – P. 752. 7. *Chapelle O.* Support Vector Machines for Histogram-Based Image Classification / *O. Chapelle, P. Haffner, V. Vapnik* // IEEE Transactions on neural networks. – 1999. – № 10 (5). – P. 1055-1064. 8. *Foody G.* A relative Evaluation of MultiClass Image Classification by Support Vector Machines / *G. Foody* // IEEE Transactions on geoscience and remote sensing. – 2004. – № 42 (6). – P. 1335-1343. 9. *Lyons Michael J.* Automatic Classification of Single Facial Images / *Michael J.*

Lyons, Julien Budyniek, Shigeru Akamatsu // IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence. – 1999. – № 21 (12). – P. 1357-1362. **10.** Leemput K.V. Automated Model-Based Tissue Classification of MR Images of the Brain / K.V. Leemput, F. Maes, D. Vandermeulen, P. Suetens // IEEE Transactions on medical imaging. – 1999. – № 18 (10). – P. 897-908. **11.** Varma M. A Statistical Approach to Texture Classification from Single Images / M. Varma, A. Zisserman // International Journal of Computer Vision. – 2005. – № 62 (1/2). – P. 61-81. **12.** Wang F. Fuzzy Supervised Classification of Remote Sensing Images / F. Wang // IEEE Transactions on geoscience and remote sensing. – 1990. – № 28 (2). – P. 194-201. **13.** Wang F. Design and implementation of knowledge-base system for remotely sensed change detection / F. Wang, R. Newkirk // J. Imaging Techn. – 1987. – № 13. – P. 116-122. **14.** Cannon R.L. Segmentation of a thematic Mapper Image using the fuzzy c-means clustering algorithm / R.L. Cannon, J.V. Dave, J.C. Bezdek, H.G. Kolsky // IEEE Trans. Geosci.Remote Sensing. – 1986. – № GE-24. – P. 400-408. **15.** Morlini I. A New Class of Weighted Similarity Indices Using Polytomous Variables / I. Morlini, S. Zani // Journal of Classification. – 2012. – № 29 (2). – P. 199-226. **16.** Giordani P. FINDCLUS: Fuzzy INdividual Differences CLUStering / P. Giordani, H. Kiers // Journal of Classification. – 2012. – № 29 (2). – P. 170-198. **17.** Contreras P. Fast, Linear Time Hierarchical Clustering using the Baire Metric / P. Contreras, F. Murtagh // Journal of Classification. – 2012. – № 29 (2). – P. 118-143. **18.** Bar-Hen A. Influence Measures for CART Classification Trees / A. Bar-Hen, S. Gey, J.-M. Poggi // Journal of Classification. – 2012. – № 32 (1). – P. 21-45. **19.** Shestakov A.L. O novej koncepcii belogo shuma / A.L. Shestakov, G.A. Sviridjuk // Obozrenie prikladnoj i promyshlennoj matematiki. – 2012. – № 19 (2). – P. 287-288. **20.** Shestakov A.L. Dinamicheskie izmerenija v prostranstvah "shumov". / A.L. Shestakov, G.A. Sviridjuk, Ju.V. Hudjakov // Vestnik Juzhno-Ural'skogo gosudarstvennogo universiteta. Serija: Komp'juternye tehnologii, upravlenie, radioelektronika. – 2013. – № 13 (2). – P. 4-11.

Поступила (received) 30.07.2015

Статью представил д-р техн. наук, проф. ВПО "МГТУ им. Г.И. Носова" Ячиков И.М.

Logunova Oxana, Dr.Sci.Tech, Professor
Nosov Magnitogorsk State University
Str. Lenin, 38, Magnitogorsk, Russia, 455000
tel./phone: (3519) 22-03-17, e-mail: logunova66@mail.ru
ORCID ID: 0000-0002-7006-8639

Posokhov Ivan, master
Nosov Magnitogorsk State University
Str. Lenin, 38, Magnitogorsk, Russia, 455000
tel./phone: +79615789068, e-mail: posohof@gmail.com
ORCID ID: 0000-0002-7006-8639

Mikov Fnfoly, master
Nosov Magnitogorsk State University
Str. Lenin, 38, Magnitogorsk, Russia, 455000
tel./phone: (3519) 22-03-17, e-mail: mikov.ayu@gmail.com
ORCID ID: 0000-0002-7006-8639