

ПРОМЫШЛЕННАЯ ЭЛЕКТРОНИКА, АВТОМАТИКА И СИСТЕМЫ УПРАВЛЕНИЯ

УДК 621.74.08-412:004.42

Посохов И.А., Логунова О.С., Миков А.Ю., Мацко И.И., Павлов В.В.

КАСКАДНАЯ КЛАССИФИКАЦИЯ ИЗОБРАЖЕНИЙ СЕРНОГО ОТПЕЧАТКА ПОПЕРЕЧНОГО ТЕМПЛЕТА НЕПРЕРЫВНОЛИТОЙ ЗАГОТОВКИ

В работе представлены результаты исследования изображений серных отпечатков поперечного темплетта непрерывнолитой заготовки. Авторами работы определена проблема низкой достоверности информации о качестве заготовок. Визуальная оценка изображения приводит к субъективной оценке с большим вкладом человеческого фактора. Авторами разработана схема размещения точек контроля для сбора графической информации в процессе получения заготовок.

Предложено ввести три класса изображений по признаку отношения яркости объекта (темплета) к основному фону. По нарастанию сложности алгоритмов авторами предложена каскадная методика классификации изображения. Методика включает оценку изображения по формообразующим характеристикам гистограммы, по расстоянию до эталонных нормированных гистограмм и на основе методов нечеткой логики.

Результаты опытной эксплуатации каскадной методики упрощенная методика по формообразующим характеристикам однозначно идентифицировала 22 % всех изображений, по оценке расстояния до эталонных нормированных гистограмм – 70 % от оставшихся и только оценка при применении методов нечеткой логики однозначно идентифицировала все оставшиеся изображения. Сто процентный успех классификации достигается только при применении всех каскадов разработанной методики.

Ключевые слова: изображения серных отпечатков, гистограмма изображения, формообразующие характеристики, расстояния между объектами, правила идентификации объектов, каскадная классификация.

ВВЕДЕНИЕ

В представляемой статье рассматривается проблема повышения достоверности классификации изображений серного отпечатка стальной заготовки. Серный отпечаток – это изображение, полученное в ходе производственного процесса и используемое для оценки качества металла визуальным способом. Использование визуального осмотра приводит к получению экспертных оценок с высоким влиянием человеческого фактора и снижению достоверности информации о качестве продукции. Получаемая информация передается в систему управления производством стали. Авторами в предыдущих исследованиях [1] была предложена система интеллектуальной поддержки управления производством непрерывнолитой заготовки с использованием результатов обработки графической информации серного отпечатка [2, 3].

Управление объектами и процессами в современных условиях характеризуется быстрым изменением условий внешней среды, включая экономическую, социальную, научную и промышленные сферы. Инновационные технологии, рождающиеся в промышленной сфере, требуют повышения оперативности и качества принимаемых решений о возможных вариантах создания и модификации систем в условиях определенной и неопределенной информации. Наличие современных методов обработки информации позволяет в системах принятия решений использовать информацию числового, текстового и графического типа. Принятие решений на основе графической информации является наиболее сложной задачей. Сложность задачи определяется этапами предварительной обработки, которые предшествуют сегментации и распознаванию изображения [1].

Автоматическая сегментация исходного изображения показала чувствительность стандартных алгоритмов классификации к качеству изображения.

Устранение ошибок сегментации возможно при выполнении предварительной обработки изображений, которая должна быть проведена по индивидуальной траектории в зависимости от свойств изображения. Авторы предлагают выполнять предварительную обработку изображения по индивидуальной траектории, которая определяется в зависимости от класса этого изображения.

В настоящее время ведутся активные исследования в области классификации изображений и объектов, входящих в структуру этого изображения. Среди известных решений можно указать результаты работ, которые ведутся во многих странах мира, в том числе и в России.

Одним из подходов к решению задачи классификации является создание библиотеки изображений по категориям. Например, в работе [4] 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 [5] предлагают использовать Support Vector Machines (SVM) для классификации мультиточечных изображений. В работе приводится метод выбора гиперпланов. Однако авторы работы 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 предла-

© Посохов И.А., Логунова О.С., Миков А.Ю., Мацко И.И., Павлов В.В.

гается использовать автоматическую классификацию на основе карты характерных точек. Например, в работе [6] 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 работы этого метода являются чувствительность к качеству изображения и мимическому изменению основных элементов лица.

Одним из методов классификации объектов является определение характерных точек заранее заданной текстуры [7, 8]. В работе [4] 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 [8] 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 составила 98%. Задача классификации 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 [9-11].

Изложенные основы получили развитие в современных исследованиях [12 – 17]. Однако, несмотря на множество существующих исследований, остаются нерешенными проблемы классификации изображений с множеством объектов нерегулярной формы, низкой контрастности, низкого качества и контрастности.

Указанные проблемы определили цель научного исследования: повышения эффективности функционирования многостадийного металлургического производства на основе направленного воздействия человека по результатам обработки и анализа графической информации о качестве непрерывнолитой заготовки. Для достижения цели в ходе проведения научных исследований решались следующие задачи:

- 1) выполнение **теоретико-информационного анализа** многостадийного металлургического процесса как сложной системы и определения роли графической информации в системе оценки качества металлургической продукции;
- 2) разработка **адаптивной методики каскадной классификации графической информации** о качестве непрерывнолитой заготовки, включающей оценку формообразующих характеристик гистограмм яркости, меры сходства с эталонными гистограммами и положения теории нечетких множеств;
- 3) проектирование и разработка **системы принятия**

решений об идентификации объектов нерегулярной формы на изображениях серных отпечатков непрерывнолитой заготовки, включающей алгоритмы и программное обеспечение для обработки и визуализации графической информации;

4) проведение **вычислительного эксперимента по оценке чувствительности и надежности** методики классификации и системы принятия решений к условиям эксплуатации в промышленных условиях.

В рамках приведенной статьи авторы излагают решение второй задачи.

Объектом исследования в работе является изображение серных отпечатков, получаемых на стадии контроля качества непрерывнолитой заготовки при ее переходе от стадии непрерывной разливки к стадии обработки давлением. Предметом исследования является математическое обеспечение системы принятия решений о качестве заготовки на основе сегментации изображения серного отпечатка.

МЕТОДИКА

Типовые изображения каждого класса в порядке возрастания этого отношения приведены на **рис. 1**.



Рис. 1. Структура исследуемых изображений в терминах «Объект исследования – Фон»: а – типовое изображение класса А; б – типовое изображение класса В; в – типовое изображение класса С

На **рис. 1** номером 1 обозначен фон, номером 2 – объект исследования. Так как темплет занимает лишь часть изображения и его положение неопределенно, то было принято решение о разработке алгоритма поиска области изображения в пространстве серного отпечатка, содержащей объект исследования.

На основании визуального исследования полученной группы изображений выдвинута гипотеза о ее разделении на три класса:

- класс А: изображения с незначительным отличием яркости фона и объекта исследования;
- класс В: изображения со средним отличием яркости фона и объекта исследования;
- класс С: изображения с резким отличием яркости фона и объекта исследования.

В ходе визуального анализа полученных серных отпечатков выявлены особенности изображений:

- 1) изображение серного отпечатка всегда содержит объект исследования (непосредственно изображение поперечного сечения заготовки размером 100×100 или 150×170 мм) и окружающий фон (см. **рис. 1**);
- 2) положение поперечного сечения (изучаемого объекта) является неопределенным и координаты его положения не могут быть смоделированы известными методами (см. **рис. 1**);
- 3) изображения разделяются на три класса по отношению яркости объекта исследования и фона изображения.

Исходные растровые изображения серных отпечатков являются полноцветными и представлены в цветовой модели RGB. В этой модели каждый цвет представляется красным, зеленым и синим первичными цветами (компонентами). Цвет каждой точки изображения (пикселя) формируется в результате смешивания трех компонент. Число битов, используемых для представления каждого пикселя в RGB пространстве, называется глубиной цвета. Глубина цвета исходных изображений равна 24 битам, т.е. каждая из компонент – красная, зеленая, синяя – является 8-битовой. Суммарное число всевозможных цветов 24-битового RGB изображения составляет $(2^8)^3=16777216$.

Для определения принадлежности изображения к одному из трех предполагаемых классов построены гистограммы яркости и введено понятие формообразующих характеристик гистограммы.

В качестве формообразующих характеристик гистограммы определены:

- положение порога яркости – T ;
- положение максимума яркости слева от порога – m ;
- положение максимума яркости справа от порога – M ;
- значение функции яркости в каждой из указанных точек $F(m)$, $F(T)$ и $F(M)$ (**рис. 2**).

Для определения положения порогового значения яркости были использованы алгоритмы, приведенные в [20-24]. Согласно источникам [20-24] пороговое значение – это величина яркости, относительно которой гистограмма делится на две части.

Исследование структуры исходного изображения, гистограмм и методов классификации по принципу от простого к сложному привело к построению каскадной методики классификации серного отпечатка. 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 к каждому классу. На **рис. 3** приведена блок-схема алгоритма адаптивной методики каскадной классификации изображений серного отпечатка. Каждый из блоков 1 – 3 методики каскадной классификации содержит блоки адаптации.

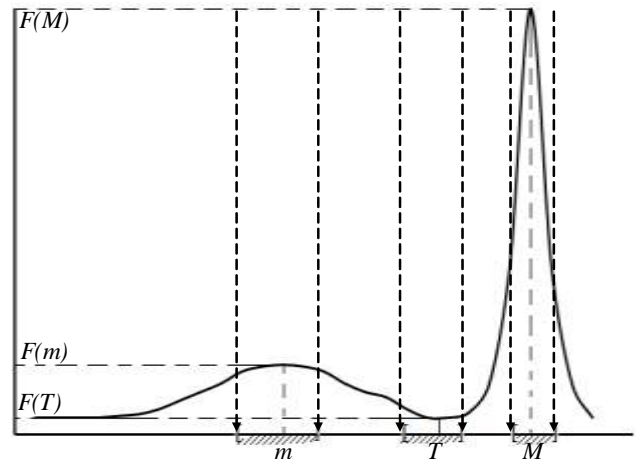


Рис. 2. Схема расположения параметров гистограммы изображения

Принадлежность изображения к выбранному классу позволила определить траекторию дальнейшей обработки информации о качестве непрерывнолитой заготовки согласно ОСТ 14-1-236-91 [25].

Учитывая, что 31% изображений после применения методик, основанных на формообразующих характеристиках гистограмм и расстояниях, остаются в области неоднозначной идентификации, была разработана методика классификации серных отпечатков на основе нечетких множеств.

Наиболее сложным этапом в применении нечетких множеств к решению прикладных задач является этап определения лингвистических переменных и их терм. Для решения задачи классификации изображений введем структурированную лингвистическую переменную – *Изображение*, которая в своем составе содержит шесть компонент: m , M , T , d_A , d_B , d_C , где T – положение порога яркости; m – положение максимума яркости слева от порога; M – положение максимума яркости справа от порога; d_A , d_B , d_C – расстояние Чебышева до эталонных гистограмм А, В и С соответственно. На **рис. 4** приведена структура лингвистической переменной – *Изображение*.

Каждая компонентА лингвистической переменной «Изображение» принимает три значения: «Принадлежит классу А»; «Принадлежит классу В»; «Принадлежит классу С».

Каждой компоненте основной лингвистической переменной сопоставим базовую числовую переменную и функцию принадлежности. На **рис. 5** и **6** показана структура двух лингвистических компонент, соответствующих базовой числовой переменной, и функция принадлежности, построенная на основе экспертной информации.

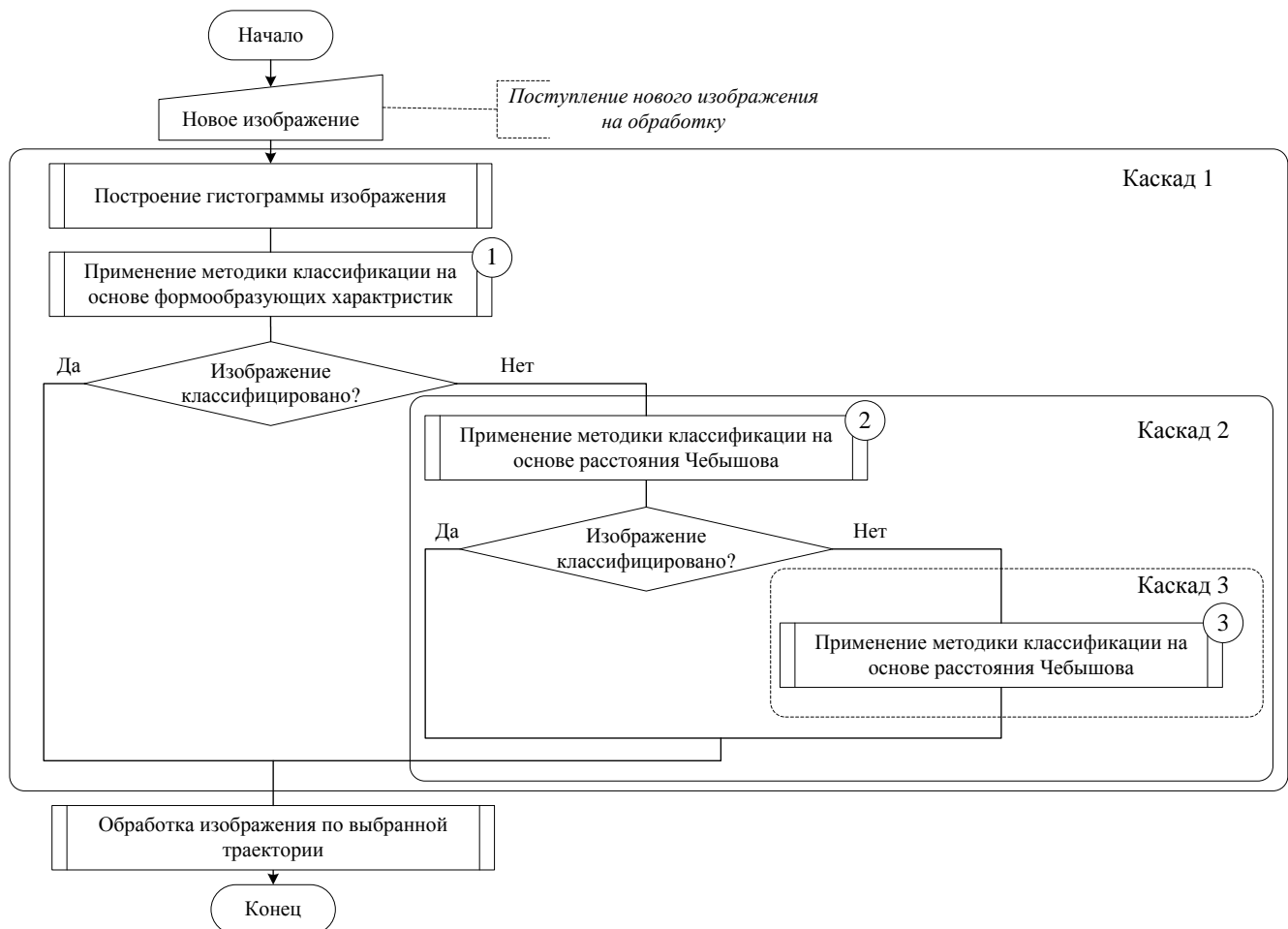


Рис. 3. Блок-схема алгоритма адаптивной методики каскадной классификации изображения серного отпечатка поперечного темплета непрерывнолитой заготовки

На рис. 5 введены обозначения: m_B – базовая числовая переменная, соответствующая лингвистической m ; m_{Amin} , m_{Bmin} , m_{Cmin} – нижняя граница базовой переменной m_B ; m_{Amax} , m_{Bmax} , m_{Cmax} – верхняя граница базовой переменной m_B ; μ_m – функция принадлежности для компоненты m . Значения верхней и нижней границ могут изменяться в процессе адаптации системы при поступлении новых изображений серного отпечатка в базу данных.

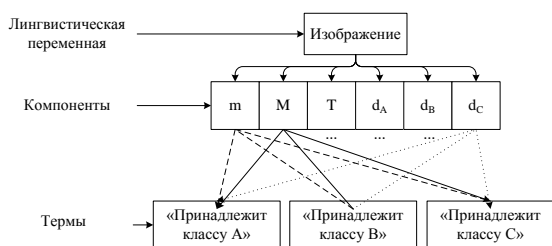


Рис. 4. Структура лингвистической переменной «Изображение»

На рис. 6 введены обозначения: M_B – базовая числовая переменная, соответствующая лингвистической M ; M_{Amin} , M_{Bmin} , M_{Cmin} – нижняя граница базовой переменной M_B ; M_{Amax} , M_{Bmax} , M_{Cmax} – верхняя граница базовой переменной M_B ; μ_m – функция принадлежности для компоненты M .

Блок-схема методики классификации изображений на основе нечетких множеств приведена на рис. 7. В алгоритме методики предусмотрены блоки дефаззификации для каждой лингвистической компоненты и

основной лингвистической переменной «Изображение» по наивысшей степени принадлежности.

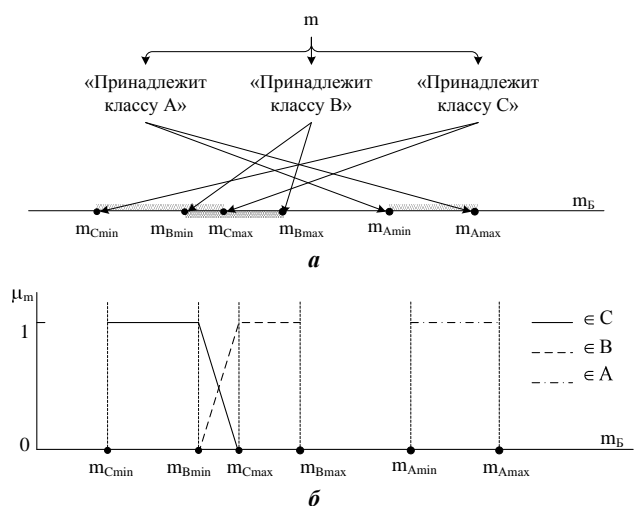


Рис. 5. Представление лингвистической компоненты m : а – структура переменной; б – функция принадлежности

Учитывая, что эта методика не допускает наличия областей неоднозначной идентификации, все рассматриваемые изображения будут отнесены к одному из трех введенных классов и для каждого класса определена траектория последующего выделения контура изучаемого объекта и его наполнение объектами нерегулярной формы, соответствующими нарушению сплошности металла.

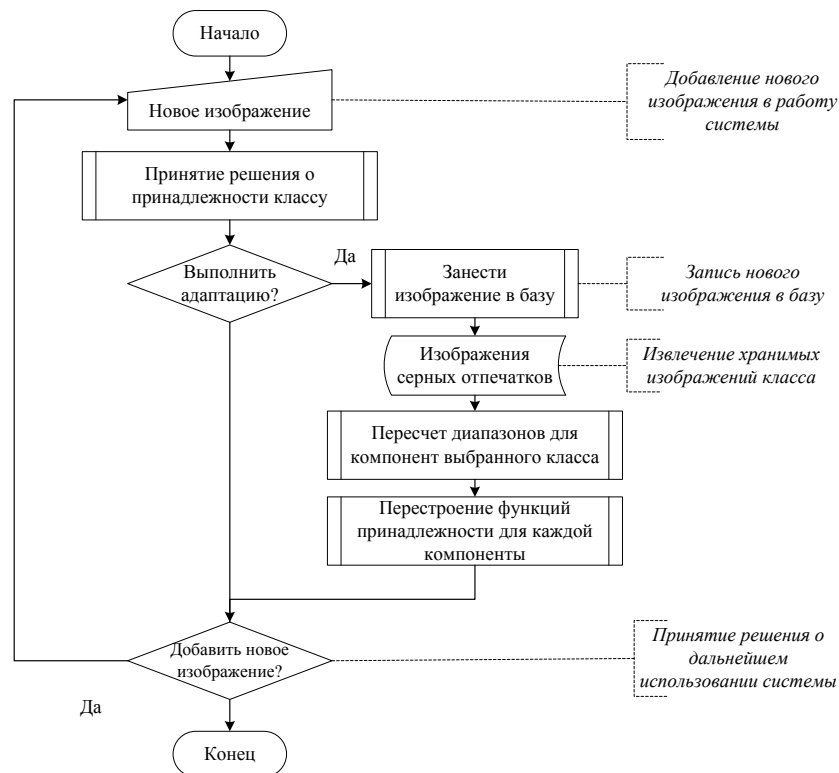


Рис. 7. Блок-схема методики классификации на основе теории нечеткой логики

РЕЗУЛЬТАТЫ

Реализация описанных методик выполнена в виде программного продукта «Cascade - Sulphur Print».

Для каждого класса изображений были получены гистограммы, имеющие характерные отличия в форме: 1) гистограммы изображений класса *A* унимодальны, так как фон и объект исследования имеют сравнительно одинаковую яркость. Значимые уровни яркости занимают узкую (10-15% в диапазоне [215, 255]) полосу, характеризуя низкий контраст изображений. Полоса смещена к левому краю, что свидетельствует о высокой яркости изображений;

2) для гистограмм изображений класса *B* характерно наличие двух выраженных пиков, сопоставимых по площади, так как фон и объект исследования имеют различную яркость. Значимые уровни яркости занимают полосу шириной 40-50% в диапазоне [140, 255] – изображение имеет нормальную контрастность;

3) гистограммы изображений класса *C* также имеют два пика, однако левый пик занимает более широкую полосу и меньшее максимальное значение. Фон и объект исследования имеют существенно отличающуюся яркость.

Ширина полосы значимых уровней яркости 70% в диапазоне [80, 255], что соответствует высококонтрастному изображению.

Оценка полученных гистограмм по каждому классу показала, что:

1) гистограмма полутонового изображения является достаточной для классификации изображений, так как отклонение положений порога и максимумов канальных гистограмм по сравнению с гистограммой полутонового изображения составляет не более 15%;

2) начальное предположение о разделении выборки изображений на три класса подтверждено результатами вычислительного эксперимента и появилась необ-

ходимость в разработке методики идентификации формы гистограммы изображении серного отпечатка.

Для каждого класса изображений построены усредненные нормированные гистограммы. Эти гистограммы были приняты как эталонные, на рис. 8 приведены эталонные гистограммы для каждого из классов.

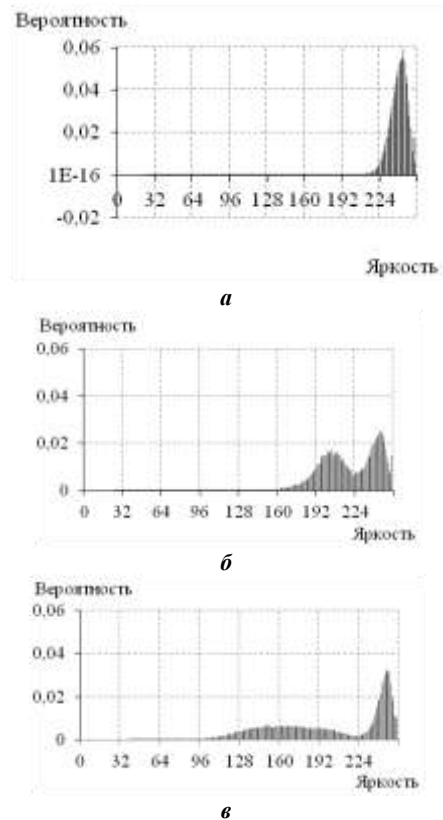


Рис. 8. Средние нормализованные гистограммы для классов изображений: а – для изображений класса *A*; б – для изображений класса *B*; в – для изображений класса *C*

Форма построенных гистограмм позволила выдвинуть гипотезу о возможности классификации изображений по форме гистограммы.

По результатам анализа гистограмм предложена адаптивная функция отображения каждого изображения в один из трех классов:

$$R = \sum_i \cdot m_{i\min} \leq m \leq m_{i\max} \wedge T_{i\min} \leq T \leq T_{i\max} \wedge M_{i\min} \leq M \leq M_{i\max},$$

где R – множество возможных решений, состоящее из четырех элементов $\{0, 1, 2, 3\}$, значение которого соответствуют группам изображений: 1 – группа A ; 2 – группа B ; 3 – группа C ; 0 – группа, объединяющая изображения, не входящие ни в одну из групп классификации; $m_{i\min}, m_{i\max}, T_{i\min}, T_{i\max}, M_{i\min}, M_{i\max}$ – эмпирические границы диапазона порога, максимума слева и максимума справа, определенные на основе эмпирического исследования и адаптируемые при обучении системы принятия решения о классификации изображений; m, T, M – количественные характеристики гистограммы изображения, выбранного для классификации: максимум слева, порог и максимум справа соответственно.

В результате анализа диаграмм было выдвинуто предположение о наличии областей неоднозначной идентификации. Выполнив сортировку эмпирических параметров по возрастанию и проанализировав их расположение на оси яркости точек изображений, получили подтверждение выполненного предположения для исходного эмпирического материала.

Для каждого класса получено аналитическое правило принадлежности класса:

1) $\forall M \in M_{\min A}; M_{\max A} \Rightarrow A \subset B$, т.е. для любого кортежа (m, T, M) , где $M \in M_{\min A}; M_{\max A}$ гистограммы идентифицируются двумя значениями из множества R (рис. 9);

2) $\forall M \in M_{\min C}; M_{\max C} \Rightarrow A \subset C$, т.е. для любого кортежа (m, T, M) , где $M \in M_{\min C}; M_{\max C}$ гистограммы также идентифицируются двумя значениями из множества R (см. рис. 9);

3) $\forall m \in m_{\min B}; m_{\max B} \wedge \forall T \in T_{\min B}; T_{\max B} \wedge \forall M \in M_{\min C}; M_{\max C} \Rightarrow B \subset C$, т.е. для любого кортежа (m, T, M) , где $m \in m_{\min B}; m_{\max B}$, $T \in T_{\min B}; T_{\max B}$ и $M \in M_{\min C}; M_{\max C}$ соответствующая компонента гистограмм из класса C , гистограммы идентифицируются двумя значениями из множества R .

Представив полученные области неоднозначной идентификации в виде логических выражений получим:

$$\begin{aligned} 1: & M_{\min A} < M < M_{\max A} \rightarrow A \subset B \Rightarrow \\ & \Rightarrow M_{\min A} < M < M_{\max A} \vee A \subset B; \\ 2: & M_{\min C} < M < M_{\max C} \rightarrow A \subset C \Rightarrow \\ & \Rightarrow M_{\min C} < M < M_{\max C} \vee A \subset C; \\ 3: & m_{\min B} < m < m_{\max B} \wedge T_{\min B} < T < T_{\max B} \wedge \\ & \Rightarrow M_{\min A} < M < M_{\max A} \rightarrow A \subset C \Rightarrow \\ & \Rightarrow M_{\min B} < m < m_{\max B} \vee T_{\min B} < T < T_{\max B} \vee \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} & \vee M_{\min A} < M < m_{\max C} \vee B \subset C; \\ & M_{\min A} < M < m_{\max C} \rightarrow B \subset C \Rightarrow \end{aligned}$$

Тогда всю область неоднозначной идентификации можно записать в виде

$$\begin{aligned} X \in R & = m_{\min B} < m < m_{\max B} \wedge T_{\min B} < T < T_{\max B} \wedge \\ & \wedge M_{\min A} < M < m_{\max C} \\ & \rightarrow A \subset B \vee A \subset C \vee B \subset C. \end{aligned}$$

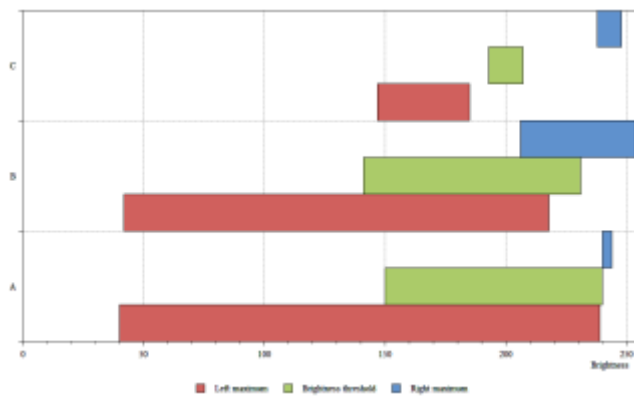


Рис. 9. Области неоднозначной идентификации отображения $X(R)$

В итоге получили:

- 1) при использовании методики классификации изображений на основе формообразующих характеристик гистограммы возникают области неоднозначной идентификации;
- 2) размер областей неоднозначной идентификации составляет: $m_B \cap m_C = 179; 185$, $T_B \cap T_C = 206; 207$, $M_A \cap M_B = 240; 244$, $M_A \cap M_C = 240; 244$, $M_B \cap M_C = 238; 248$;
- 3) количество изображений, которые при классификации попали в область неоднозначной идентификации, составило: 31% – между классами A и B ; 18% – между классами A и C ; 78% – между классами B и C ;
- 4) уточнение классификационных признаков можно произвести при увеличении точек сравнения с эталонной гистограммой.

На основе формообразующих гистограмм однозначно классифицировалось только 22 % исходных изображений.

Для оставшихся 78% неоднозначно идентифицированных изображений были рассчитаны расстояния трех видов и выполнена оценка принадлежности каждому классу. В качестве правила принадлежности было выбрано: изображение относится к заданному классу, если по всем трем видам расстояний получаем минимальное значение.

Если ввести обозначение S_{ij} – расстояние с номером i до класса с номером j , то получим матрицу:

Вид расстояния, i	Класс, j			
	A	B	C	
Чebyшева	1	S_{11}	S_{12}	S_{13}
Евклида	2	S_{21}	S_{22}	S_{23}
Манхэтеновское	3	S_{31}	S_{32}	S_{33}

Для введенных обозначений получили аналитическую запись условия принадлежности классу

$$\forall i = \overline{1,3} \exists j = \text{const } S_{i\min} = d_{ij} \rightarrow I \in K_j,$$

где $S_{i\min}$ – минимальное расстояние вида $i = \overline{1,3}$; I – формальное обозначение объекта-изображения; K_j – обозначение класса с номером $j = \overline{1,3}$.

На **рис. 10** приведены диаграммы с расчетными значениями расстояний каждого вида для однозначно классифицированного изображения. Для каждой серии рисунков получаем матрицу расстояний:

для **рис. 10, а**

	A	B	C
1	0,0320	0,0120	0,0230
2	0,0100	0,0022	0,0060
3	0,0038	0,0012	0,0037

для **рис. 10, б**

	A	B	C
1	0,0104	0,017	0,0095
2	0,0028	0,010	0,0085
3	0,0008	0,0041	0,0048

Для **рис. 10, а** все минимальные расстояния соответствуют классу Б, следовательно, изображение классифицируется однозначно. Для **рис. 10, б** получаем неоднозначную классификацию к классам А и С. Для этого случая необходимо перейти к третьему каскаду. На втором каскаде однозначно было идентифицировано 70% оставшихся изображений.

На третьем каскаде однозначно идентифицированы все оставшиеся изображения. Результаты классификации представлены в **таблице**.

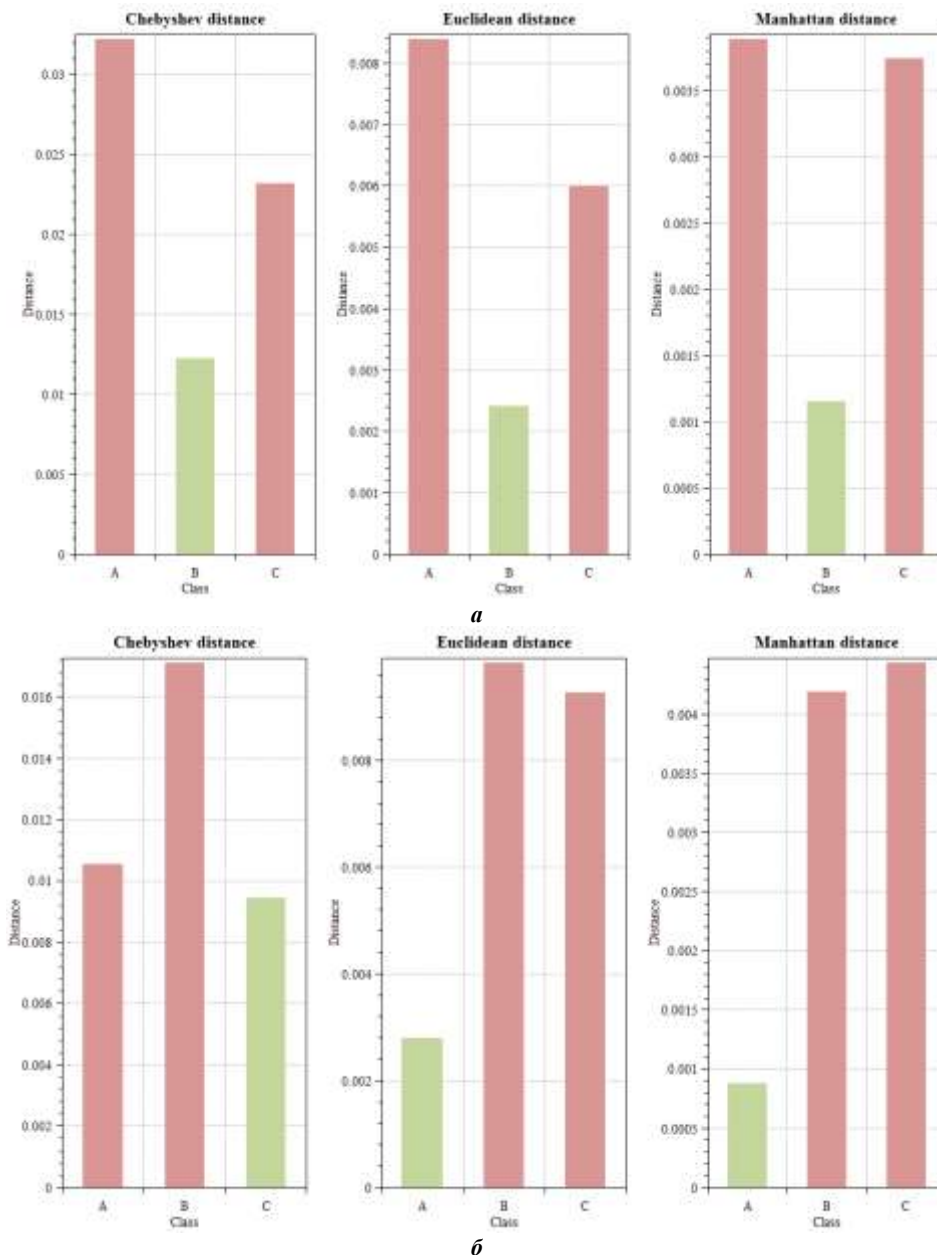


Рис. 10. Диаграммы с расчетными значениями расстояний каждого вида:

а – для однозначно классифицированного изображения; б – для неоднозначно классифицированного изображения

Результаты классификации изображений после применения методики каскадной классификации

№	Имя изображения в проекте	Результат классификации			
		визуальная	формообразующие характеристики	расстояния	нечеткие множества
1	29.tiff	A	A, B, C	C, A	A
2	30.tiff	A	A, B, C	C, A	A
3	31.tiff	A	A, B, C	C, A	A
4	32.tiff	A	A, B, C	C, A	A
5	01.tiff	B	B, C	B	B
6	02.tiff	B	A, B, C	C, B	B
7	03.tiff	B	B	B	B
8	04.tiff	B	B, C	C, B	B
9	05.tiff	B	A, B, C	C, B	B
10	06.tiff	B	B, C	C, B	B
11	07.tiff	B	B	B	B
12	08.tiff	B	B, C	B	B
13	09.tiff	B	B, C	B	B
14	10.tiff	B	B, C	C, B	B
15	11.tiff	B	B, C	B	B
16	12.tiff	B	B, C	C, B	B
17	13.tiff	B	B	B	B
18	14.tiff	B	B, C	B	B
19	15.tiff	B	B, C	B	B
20	16.tiff	B	A, B, C	B	B
21	17.tiff	B	A, B, C	B	B
22	18.tiff	B	A, B, C	B	B
23	19.tiff	B	B, C	B	B
24	20.tiff	B	A, B, C	B	B
25	21.tiff	B	B, C	B	B
26	22.tiff	C	B, C	C	C
27	23.tiff	C	B, C	C	C
28	24.tiff	C	B, C	C	C
29	25.tiff	C	B, C	C	C
30	26.tiff	C	A, B, C	C	C
31	27.tiff	C	A, B, C	C	C

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

1. По результатам эксперимента-обследования подготовлена база изображений серных отпечатков и на основе визуального изучения изображений выделены основные структурные части: «объект исследования» и «фон». По отношению яркости выделенных частей предложено все изображения разделить на три класса – А, В и С. Отнесение изображений к одному из выделенных классов определяет траекторию дальнейшей обработки каждого изображения.

2. В качестве основной характеристики изображения серного отпечатка выбрана гистограмма яркости. Для каждого предполагаемого класса выполнено построение нормированной эталонной гистограммы, форма которой может быть охарактеризована тремя основными формообразующим показателями и 256 уровнями яркости.

3. Разработана методика классификации изображения серного отпечатка на основе функции принадлежности по трем формообразующим признакам гистограммы. По результатам работы этой методики 22 % изображений были отнесены в область однозначной классификации.

4. Для изображений, отнесенных к области неоднозначной идентификации, построена методика, основанная на расчете расстояния Чебышева для 256 уров-

ней гистограммы. После использования этой методики классифицировано 70% оставшихся изображений.

5. Для устранения областей неоднозначной идентификации предложена методика, основанная на использовании теории нечетких множеств для сложноструктурированной лингвистической переменной «Изображение», содержащей шесть компонент. Для каждой компоненты введены терм-множества и функции принадлежности на основании рекомендаций экспертов. На третьем каскаде все изображения классифицированы однозначно.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Logunova O.S., Matsko I.I., Posohov I.V., Luk'ynov S.I. Automatic system for intelligent support of continuous cast billet production control processes, The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2014, no.74(9-12), pp. 1407-1418, doi: 10.1007/s00170-014-6056-4.
2. Matsko I.I. Snegirev Y.V., Logunova O.S. Data Acquisition and Preparation Methods for Continuously Cast Billets Quality Analysis Software, Applied Mechanics and Materials, 2012, no.110-116, pp. 3557-3562. Doi: 10.4028/www.scientific.net/AMM.110-116.3557
3. Logunova O.S. Internal-defect formation and the thermal state of continuous-cast billet, Steel in Translation, 2008, no.38(10), pp. 849-852, doi: 10.3103/S0967091208100148.
4. Chapeiie O., Haffner P., Vapnik V. Support Vector Machines for Histogram-Based Image Classification, IEEE Transac-

tions on neural networks, 1999, no. 10(5), pp. 1055 – 1064.

5. Foody, G. A relative Evaluation of MultiClass Image Classification by Support Vector Machines, IEEE Transactions on geoscience and remote sensing, 2008, no.42(6), pp.1335–1343.

6. Michael J.L., Budynek J., Akamatsu S. Automatic Classification of Single Facial Images, IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence, 1999, no.21(12), pp. 1357 – 1362.

7. Leemput K.V., Maes F., Vandermeulen D., Suetens P. Automated Model-Based Tissue Classification of MR Images of the Brain, IEEE Transactions on medical imaging, 1999, no.18(10), pp. 897 – 908.

8. Varma M. Zisserman A. A Statistical Approach to Texture Classification from Single Images, International Journal of Computer Vision, 2005, no.62(1/2), pp. 61–81.

9. Wang F. Fuzzy Supervised Classification of Remote Sensing Images, IEEE Transactions on geoscience and remote sensing, 1990, no.28(2), pp. 194–201.

10. Wang F., Newkirk R. Design and implementation of knowledge-base system for remotely sensed change detection, J. Imaging Techn, 1987, no.13, pp. 116 – 122.

11. Cannon R.L., Dave J.V., Bezdek J.C., Kolsky H.G. Segmentation of a thematic Mapper Image using the fuzzy c-means clustering algorithm, IEEE Trans. Geosci.Remote Sensing, GE-24, 1986, pp. 400–408.

12. Morlini I., Zani S. A New Class of Weighted Similarity Indices Using Polytomous Variables, Journal of Classification, 2012, no.29(2), pp. 199–226, doi: 10.1007 / s00357-012-9107-2.

13. Giordani P., Kiers H. FINDCLUS: Fuzzy Individual Differences CLUstering, Journal of Classification, 2012, no.29(2), pp. 170–198, doi: 10.1007 / s00357-012-9109-0.

14. Contreras P., Murtagh F. Fast, Linear Time Hierarchical Clustering using the Baire Metric, Journal of Classification, 2012, № 29(2), pp. 118-143, doi: 10.1007 / s00357-012-9106-3.

15. Bar-Hen A., Gey S., Poggi J.-M. Influence Measures for CART Classification Trees, Journal of Classification, doi: 10.1007/s00357-015-9172-4.

16. Шестаков А.Л., Свиридюк Г.А. О новой концепции белого шума // Обозрение прикладной и промышленной математики, 2012. № 19(2). С. 287-288.

17. Шестаков А.Л. Свиридюк Г.А., Худяков Ю.В. Динамические измерения в пространствах «шумов» // Вестник Южно-Уральского государственного университета. Серия: Компьютерные технологии, управление, радиоэлектроника, 2013. № 13(2). С. 4-11.

18. Poynton C. Rehabilitation of gamma, Photonics West'98 Electronic Imaging. International Society for Optics.

19. A Standard Default Color Space for the Internet – sRGB, M. Stokes, M. Anderson, S. Chandrasekar, R. Motta., 1996. URL: <http://www.w3.org/Graphics/Color/sRGB.html>.

20. Гонсалес Р., Вудс Р. Цифровая обработка изображений. М.: Техносфера. 2005. 1104 с.

21. Шапиро Л., Стокман Дж. Компьютерное зрение. М.: БИНОМ. Лаборатория знаний, 2006. 752 с.

22. Прэтт У. Цифровая обработка изображений: пер. с англ. М.: Мир, 1982. Кн. 1, 312 с.

23. Otsu N. A Threshold Selection Method from Gray-Level Histograms, IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 1979, no.9(1), pp. 62-66.

24. Ridler T.W. and S. Calvard, Picture thresholding using an iterative selection method, IEEE Trans. System, Man and Cybernetics, SMC-8, 1978, pp. 630-632.

25. ОСТ 14-1-236-91. Сталь. Метод контроля макроструктуры непрерывнолитой заготовки для производства сортового проката и трубных заготовок. Взамен ОСТ 14-4-73 в части непрерывнолитой заготовки квадратного сечения. – Введ. 1992–01–01. М.: Министерство металлургии СССР, 1991. 37 с.

INFORMATION IN ENGLISH

CASCADE CLASSIFICATION OF SULPHUR PRINT IMAGES OF CONTINUOUS CAST BILLET TRANSVERSE TEMPLATE

Posokhov I.A., Logunova O.S., Mikov A.Yu., Matsko I.I., Pavlov V.V.

The article is concerned with the results of research of sulphur print images of transverse template of a continuous cast billet. It is believed that the reliability of information about the billet quality is quite low. Visual assessment of the image results in a subjective estimation, which is influenced greatly by human factor. The authors developed a scheme of control points distribution aimed at graphic information acquisition in the process of billet manufacture.

It was suggested to divide the images into three classes by the object (template) brightness-background ratio. In the course of algorithm sophistication the authors offered a cascade method of image classification. The method consists of image assessment by shape forming characteristics of the histogram, by the distance to the reference normalized histograms and on the basis of fuzzy logic methods.

The following results were obtained in the course of experimental operation of the cascade method: the simplified method making use of the shape forming characteristics uniquely identified 22% of all images, the simplified method taking into account the distance to the reference normalized histograms identified 70% of the remaining images and only fuzzy logic method made it possible to uniquely identify the rest of the images. The full classification can be achieved only when all cascades of the developed method are applied.

Keywords: sulphur print images, image histogram, shape

forming characteristics, distance between the objects, rules of object identification, cascade classification.

REFERENCES

1. Logunova O.S., Matsko I.I., Posokhov I.V., Luk'ynov S.I. Automatic system for intelligent support of continuous cast billet production control processes, The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2014, no.74(9-12), pp. 1407-1418, doi: 10.1007/s00170-014-6056-4.

2. Matsko I.I. Snegirev Y.V., Logunova O.S. Data Acquisition and Preparation Methods for Continuously Cast Billets Quality Analysis Software, Applied Mechanics and Materials, 2012, no.110-116, pp. 3557-3562. Doi: 10.4028/www.scientific.net/AMM.110-116.3557

3. Logunova O.S. Internal-defect formation and the thermal state of continuous-cast billet, Steel in Translation, 2008, no.38(10), pp. 849-852, doi: 10.3103/S0967091208100148.

4. Chapeie O., Haffner P., Vapnik V. Support Vector Machines for Histogram-Based Image Classification, IEEE Transactions on neural networks, 1999, no. 10(5), pp. 1055 – 1064.

5. Foody, G. A relative Evaluation of MultiClass Image Classification by Support Vector Machines, IEEE Transactions on geoscience and remote sensing, 2008, no.42(6), pp.1335–1343.

6. Michael J.L., Budynek J., Akamatsu S. Automatic Classification of Single Facial Images, IEEE Transactions on

- pattern analysis and machine intelligence, 1999, no.21(12), pp. 1357 – 1362.
7. Leemput K.V., Maes F., Vandermeulen D., Suetens P. Automated Model-Based Tissue Classification of MR Images of the Brain, IEEE Transactions on medical imaging, 1999, no.18(10), pp. 897 – 908.
 8. Varma M. Zisserman A. A Statistical Approach to Texture Classification from Single Images, International Journal of Computer Vision, 2005, no.62(1/2), pp. 61–81.
 9. Wang F. Fuzzy Supervised Classification of Remote Sensing Images, IEEE Transactions on geoscience and remote sensing, 1990, no.28(2), pp. 194–201.
 10. Wang F., Newkirk R. Design and implementation of knowledge-base system for remotely sensed change detection, J. Imaging Techn, 1987, no.13, pp. 116 – 122.
 11. Cannon R.L., Dave J.V., Bezdek J.C., Kolsky H.G. Segmentation of a thematic Mapper Image using the fuzzy c-means clustering algorithm, IEEE Trans. Geosci.Remote Sensing, GE-24, 1986, pp. 400–408.
 12. Morlini I., Zani S. A New Class of Weighted Similarity Indices Using Polytomous Variables, Journal of Classification, 2012, no.29(2), pp. 199–226, doi: 10.1007 / s00357-012-9107-2.
 13. Giordani P., Kiers H. FINDCLUS: Fuzzy INdividual Differences CLUStering, Journal of Classification, 2012, no.29(2), pp. 170–198, doi: 10.1007 / s00357-012-9109-0.
 14. Contreras P., Murtagh F. Fast, Linear Time Hierarchical Clustering using the Baire Metric, Journal of Classification, 2012, № 29(2), pp. 118-143, doi: 10.1007 / s00357-012-9106-3.
 15. Bar-Hen A., Gey S., Poggi J.-M. Influence Measures for CART Classification Trees, Journal of Classification, doi: 10.1007/s00357-015-9172-4.
 16. Shestakov A.L., Sviridyuk G.A. *O novoy kontseptsii belogo shuma* [New Concept of White Noise], *Obozrenie prikladnoy i promyshlennoy matematiki* [Overview of Applied and Industrial Mathematics], 2012, no.19(2), pp. 287-288.
 17. Shestakov A.L. Sviridyuk G.A., Khudyakov Yu.V. *Dinamicheskie izmereniya v prostranstvakh shumov* [Dynamic Measurements in the Region of “Noises”], Bulletin of the South-Ural State University. Series: Computer Technologies, Control, Radioelectronics, 2013, no. 13(2), pp. 4-11.
 18. Poynton C. Rehabilitation of gamma, Photonics West'98 Electronic Imaging. International Society for Optics.
 19. A Standard Default Color Space for the Internet – sRGB, M. Stokes, M. Anderson, S. Chandrasekar, R. Motta., 1996. URL: <http://www.w3.org/Graphics/Color/sRGB.html>.
 20. Gonsales R., Woods R. *Tsifrovaay obrabotka izobrazheniy* [Digital Image Processing], Moscow: Tekhnosfera, 2005, 1104 p.
 21. Shapiro L., Stockman J. *Kompyuternoe zrenie* [Computer Vision], Moscow, BINOM. Laboratory of knowledge, 2006, 752 p.
 22. Prett Y. *Tsifrovaay obrabotka izobrazheniy* [Digital Image Processing], translated form English, Moscow, Mir, 1982, book 1, 312 p.
 23. Otsu N. A Threshold Selection Method from Gray-Level Histograms, IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 1979, no.9(1), pp. 62-66.
 24. Ridler T.W. and S. Calvard, Picture thresholding using an iterative selection method, IEEE Trans. System, Man and Cybernetics, SMC-8, 1978, pp. 630-632.
 25. OST 14-1-236-91. Steel. Method of Macrostructure Control in Continuous Cast Billet for Bar Section and Tube Stock Production. In substitution of OST 14-4-73 in the part of Continuous Cast Billet, Intorduction, 1992–01–01, Moscow, Department of Metallurgy, USSR, 1991, 37 p.