

РАСПОЗНАВАНИЕ ОБЪЕКТОВ В ЛАБИРИНТНЫХ ДОМЕННЫХ СТРУКТУРАХ

Брагин А.В.¹, Логунов М.В.¹, Никитов С.А.², Пьянзин Д.В.¹, Трифонов А.А.¹

¹Мордовский государственный университет им. Н.П. Огарёва,

²Институт радиотехники и электроники им. В.А. Котельникова РАН

Аннотация

Предложен классификатор объектов на цифровых изображениях лабиринтных доменных структур на основе нечёткой базы знаний. Проведена апробация классификатора для анализа изображений, состоящих из нескольких тысяч объектов. Разработанный классификатор может быть использован для анализа изображений различного происхождения, имеющих в своём составе круглые, эллиптические, гантелеобразные, полосовые и ветвистые объекты.

Ключевые слова: классификатор, доменные структуры, признаки объектов, распознавание объектов, нечёткая база знаний.

Введение

Системы компьютерного зрения находят широкое применение в научных экспериментах. Их использование позволяет автоматизировать процесс проведения исследований, повысить точность, сократить временные затраты и т.д. Одной из основных задач, решаемых такими системами, является распознавание исследуемых объектов на изображениях с целью их последующего анализа [1–3, 6].

При решении ряда задач возникает необходимость анализа лабиринтных структур, содержащих большое количество разнообразных объектов, отличающихся друг от друга формой и размерами. Примерами таких структур могут служить доменные структуры в магнитных материалах, содержащие круглые, эллиптические, гантелеобразные, полосовые и ветвистые домены.

В данной работе предлагается нечёткий классификатор лабиринтных доменных структур.

1. Регистрация и классификация доменных структур

Зарождение и формирование лабиринтной доменной структуры в магнитных материалах происходит под действием внешних магнитных и/или температурных полей. Регистрацию таких структур мы проводили с помощью цифровой камеры магнитооптическим методом с использованием эффекта Фарадея [5, 6]. На блок-схеме установки (рис. 1) показаны: И – источник света; СЛ – световой луч; Л – линзы; П, А – поляризатор и анализатор; ЭМ – электромагнит; МО – исследуемая магнитооптическая плёнка; цифровая камера.

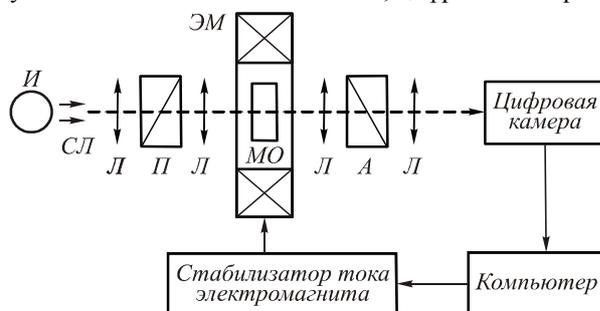


Рис. 1. Блок-схема магнитооптической установки

В размагниченном состоянии в магнитном материале, плёнке феррита-граната толщиной несколько микрон, обычно реализуется лабиринтная до-

менная структура, содержащая домены различной формы (рис. 2). Ширина лабиринтных доменов сравнима с толщиной плёнки.

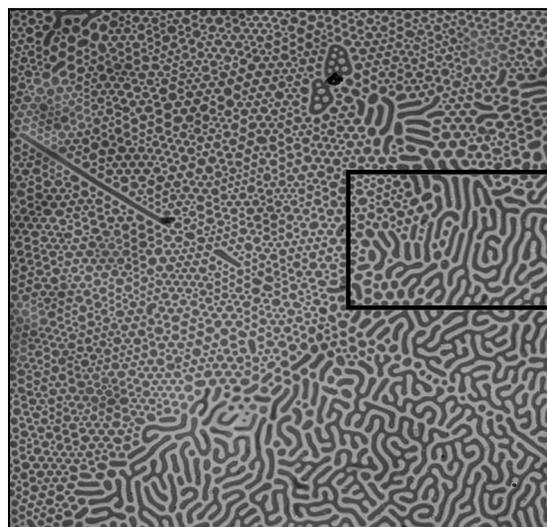


Рис. 2. Доменная структура в плёнке феррита-граната

Поиск информации о форме объектов является первым этапом в задачах формирования упорядоченных двумерных структур (рис. 3, центральная часть), представляющих интерес для управляемых магнитооптических устройств [5, 7].



Рис. 3. Доменная структура на начальной стадии формирования упорядоченной 2D структуры

2. Методы распознавания объектов

Существующие методы распознавания объектов можно разделить на два класса по способу описы-

вающих их методов [4]: интенциональные методы, основанные на операциях с признаками, и экстенциональные, основанные на операциях с объектами.

Отличительной особенностью интенциональных методов является то, что в качестве элементов операций при построении и применении алгоритмов распознавания образов они используют различные характеристики признаков и их связей. Такими элементами могут быть отдельные значения или интервалы значений признаков, средние величины и дисперсии, матрицы связи признаков и т. п., над которыми производятся действия, выражаемые в аналитической или конструктивной форме. При этом объекты в данных методах не рассматриваются как целостные информационные единицы, а выступают в роли индикаторов для оценки взаимодействия и поведения своих атрибутов.

В экстенциональных методах каждый изучаемый объект рассматривается как целостная система, которая индивидуальна и имеет особенную диагностическую ценность. Такие методы характерны для операций определения сходства и различия объектов. Объекты в указанной группе методов играют роль диагностических прецедентов.

Рассмотренные классы имеют разнообразные методы реализации, которые отличаются вычислительной трудоёмкостью, точностью распознавания, выбором критериев, прецедентов и т. д.

В данной работе для классификации объектов использовали интенциональный метод и анализировали признаки каждого объекта. Выбор метода обусловлен тем, что объектами для анализа в лабиринтных структурах являются формы, геометрические признаки которых описываются известными зависимостями.

3. Морфологический анализ лабиринтных структур на основе системы признаков

При распознавании лабиринтных доменных структур применялся статистический подход к анализу на основе морфологических признаков объекта. Точность подбора признаков влияет на эффективность распознавания объекта, который описывается этим набором. К основным морфологическим признакам, как известно, относятся коэффициенты формы [1, 3, 6]: коэффициент выпуклости; коэффициент округлости; коэффициент заполнения; эксцентриситет эллипса с главными моментами инерции.

С целью определения диапазонов изменения коэффициентов формы объектов различных классов нами проанализированы несколько сотен изображений различных лабиринтных доменных структур с использованием среды MatLab. Как показали результаты анализа, для разделения объектов на круглые (класс d_1), эллиптические (класс d_2), гантелеобразные (класс d_3) и некруглые (полосовые, ветвистые: класс d_4) в качестве информативных признаков достаточно использовать коэффициент округлости k_1 и коэффициент заполнения k_2 . Функции принадлежности [7, 8, 13] $\mu(k)$ для объектов указанных классов в доменных структурах приведены на рис. 4. Функции принад-

лежности построены на основе распределения экспериментальных данных значений коэффициентов округлости и заполнения.

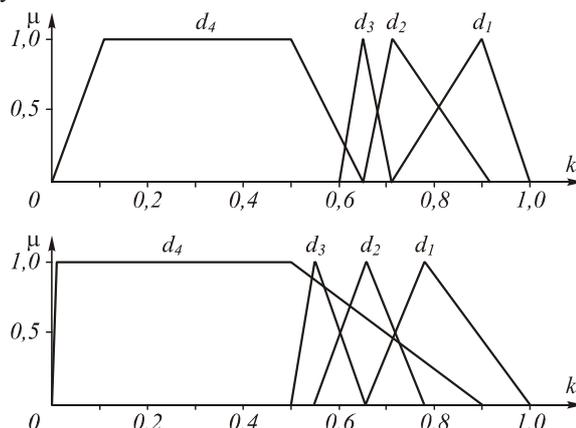


Рис. 4. Функции принадлежности $\mu(k)$ коэффициентов округлости k_1 и заполнения k_2 для классов d_1-d_4

Для описания распределения объектов, близких к круглым (классы d_1, d_2, d_3), использовалась треугольная функция принадлежности $\mu(k)$:

$$\mu(k) = \begin{cases} 0, & k \leq a \\ \frac{k-a}{b-a}, & a \leq k \leq b \\ \frac{c-k}{c-b}, & b < k < c \\ 0, & c \leq k \end{cases}, \quad (1)$$

где $[a, c]$ – диапазон изменения переменной, b – наиболее возможное значение переменной.

Для некруглых объектов использовалась трапецевидная функция:

$$\mu(k) = \begin{cases} 0, & k \leq a \\ \frac{k-a}{b-a}, & a < k < b \\ 1, & b \leq k \leq c \\ \frac{d-k}{d-c}, & c < k < d \\ 0, & d \leq k \end{cases}, \quad (2)$$

где $[a, d]$ – носитель нечёткого множества, $[b, c]$ – ядро нечёткого множества.

4. Классификация лабиринтных доменных структур на основе нечёткого логического вывода

Задача классификации состоит в отнесении объекта, заданного вектором информативных признаков $K = (k_1, k_2)$, к одному из наперёд определённых классов $\{d_1, d_2, d_3, d_4\}$, т.е. состоит в выполнении отображения вида [13]:

$$K = (k_1, k_2) \rightarrow y \in \{d_1, d_2, d_3, d_4\}. \quad (3)$$

Здесь y – выходной параметр нечёткого классификатора. Классификация на основе нечёткого логического вывода происходит по базе знаний вида:

$$\bigcup_{p=1}^4 \left[\bigcap_{i=1}^2 (k_i = a_i^{jp}) \text{ с весом } \omega_{jp} \right] \rightarrow y = d_j, j = \overline{1...4}, \quad (4)$$

где a_i^{jp} – нечёткий терм, которым оценивается переменная k в строчке с номером j_p ($p = 1, n$);

n_j – количество строчек-конъюнкций, в которых выход y оценивается нечётким термом $d_j, j = 1, m$;

m – количество термов, используемых для лингвистической оценки выходного параметра y .

На основе исходных данных (функции принадлежности коэффициентов формы, см. рис. 4) для построения нечёткого классификатора нами была сформирована нечёткая база знаний, представленная в табл. 1.

Таблица 1. Нечёткая база знаний для классификации объектов

k_1	k_2	ω_{jp}	y
Круглый	Круглый	1	d_1
Круглый	Эллиптический	0,85	
Круглый	Гантелеобразный	0,7	
Круглый	Некруглый	0,32	
Эллиптический	Круглый	0,64	d_2
Эллиптический	Эллиптический	1	
Эллиптический	Гантелеобразный	0,83	
Эллиптический	Некруглый	0,37	
Гантелеобразный	Круглый	0,48	d_3
Гантелеобразный	Эллиптический	0,75	
Гантелеобразный	Гантелеобразный	1	
Гантелеобразный	Некруглый	0,45	
Некруглый	Круглый	0,29	d_4
Некруглый	Эллиптический	0,45	
Некруглый	Гантелеобразный	0,6	
Некруглый	Некруглый	1	

Веса правил ω_{jp} были настроены в процессе обучения нечёткого классификатора. Обучение проводилось на основе порядка двухсот экспериментов.

Степени принадлежности объекта классификации, информативные признаки которого заданы вектором $K^* = (k_1^*, k_2^*)$, к классам d_j из базы знаний, рассчитываются следующим образом:

$$\mu_{d_j}(K^*) = \max_{p=1,4} \omega_{jp} \min_{i=1,2} [\mu_{d_j}(k_i^*)], j = \overline{1...4}. \quad (5)$$

В качестве решения выбирают класс с максимальной степенью принадлежности:

$$y^* = \underset{\{d_1, d_2, d_3, d_4\}}{\text{arg max}} (\mu_{d_1}(K^*), \mu_{d_2}(K^*), \mu_{d_3}(K^*), \mu_{d_4}(K^*)). \quad (6)$$

В качестве критерия разделения некруглых объектов на полосовые и ветвистые авторами был выбран критерий наличия либо отсутствия ветвлений у исследуемых объектов.

Предложен алгоритм определения наличия данных ветвлений, основанный на преобразовании успех/неудача [1] и включающий в себя следующие шаги:

- 1) Построение остова некруглого объекта [1].
- 2) Удаление паразитных компонентов остова.
- 3) Выполнение преобразования успех/неудача для остова объекта.
- 4) Подсчёт количества точек ветвлений объекта.

При наличии точек ветвлений некруглый объект относится к ветвистым, при их отсутствии – к полосовым доменам.

Были проведены экспериментальные исследования, связанные с расчётом среднеквадратичного отклонения σ между экспериментальными данными y_r и результатами моделирования нечёткого классификатора $f(P, \omega, K_r)$ на основе анализа контрольного тестового изображения, отличного от обучающего тестового изображения [13]:

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{r=1, M} (y_r - f(P, \omega, K_r))^2}, \quad (7)$$

где M – количество объектов на изображении; r – номер выборки; P – функции принадлежности.

В качестве контрольного тестового было выбрано изображение, включающее 560 объектов различной формы: круглые, эллиптические, гантелеобразные и некруглые.

На рис. 5 приведены сравнительные результаты между экспериментальными значениями и результатами моделирования, полученными с помощью разработанного нечёткого классификатора, на контрольном тестовом изображении. В результате экспериментальных исследований было получено значение среднеквадратичного отклонения $\sigma = 0,2$.

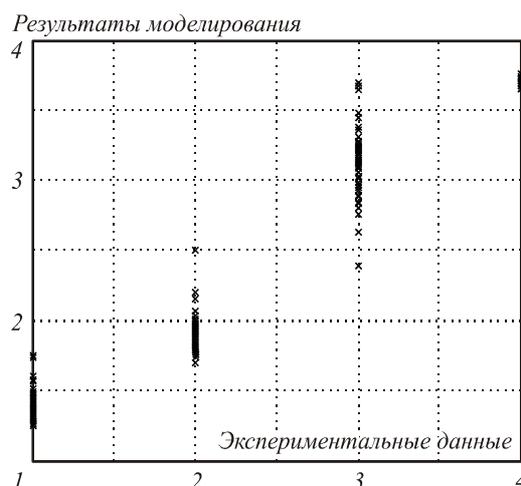


Рис. 5. Сравнительные результаты между экспериментальными данными и результатами моделирования (1 – круглые объекты, 2 – эллиптические, 3 – гантелеобразные, 4 – некруглые)

5. Пример работы классификатора

В качестве иллюстрации работы классификатора рассмотрим пример обработки изображения, содержащего круглые, эллиптические, гантелеобразные, полосовые и ветвистые домены (рис. 2, для наглядности выделен небольшой участок структуры для дальнейшей обработки). Обработка выполнялась в среде MatLab.

На рис. 6 приведено изображение для анализа после предварительной обработки, включающей в себя фильтрацию и бинаризацию [6, 12].

Для каждого объекта на бинарном изображении рассчитываются коэффициенты округлости k_1 и заполнения k_2 . После этого реализуется распознавание доменов на основе предложенной базы знаний.

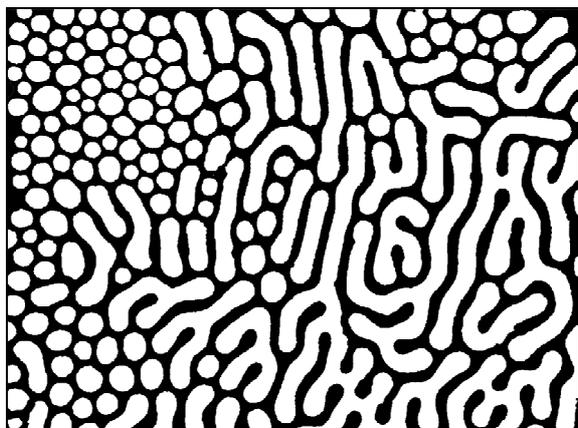


Рис. 6. Результаты предварительной обработки изображения

На рис. 7 показано распределение доменов по областям, которые соответствуют ранее упоминавшимся классам объектов $d_1 - d_4$.

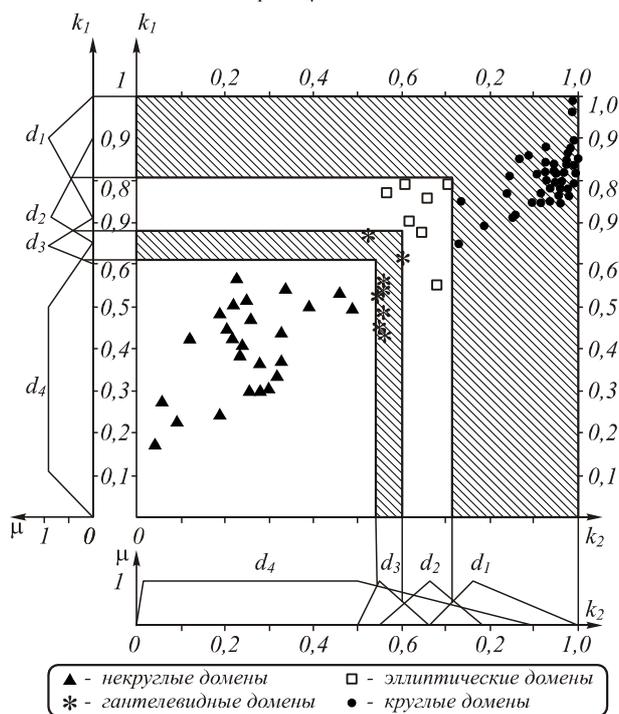


Рис. 7. Результаты распределения доменов по классам

При дальнейшем анализе для некруглых объектов выполняется построение остовов (рис. 8). К каждому объекту применяется преобразование успех/неудача, позволяющее определить наличие точек ветвлений у доменов. Для наглядности изображение на рис. 8 инвертировано, а найденные точки ветвлений выделены.

В табл. 2 приведены результаты классификации доменов для исходного тестового изображения.

На базе предложенного классификатора разработано программное обеспечение для распознавания объектов в лабиринтных доменных структурах. Программное

обеспечение используется совместно с магнитооптической установкой на кафедре радиотехники Мордовского государственного университета им. Н.П. Огарёва. Программное обеспечение позволяет анализировать изображения, содержащие тысячи доменов различной формы.

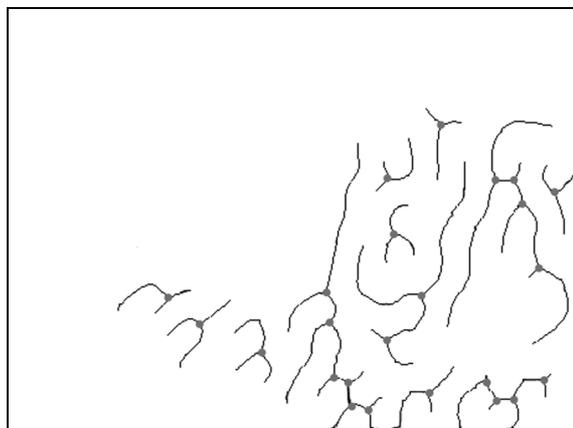


Рис. 8. Остовы некруглых доменов с найденными точками ветвлений

Таблица 2. Результаты классификации доменов

№	Тип формы	Кол-во
1	Круглый домен	119
2	Эллиптический домен	13
3	Гантелеобразный домен	12
4	Полосовой домен	16
5	Ветвистый домен	11

Заключение

Разработан и обучен нечёткий классификатор лабиринтных доменных структур, позволяющий распознавать круглые, эллиптические, гантелеобразные и некруглые объекты. Предложен алгоритм разделения некруглых объектов на полосовые и ветвистые. На базе нечёткого классификатора лабиринтных доменных структур разработано программное обеспечение, позволяющее распознавать объекты на изображениях различного происхождения, имеющих в своём составе тысячи объектов различной формы.

Благодарности

Работа выполнена при поддержке Министерства образования и науки РФ, ГК № 11.519.11.3023.

Литература

- Gonzalez, R.C. Digital Image Processing using MATLAB / R.C. Gonzalez, R.E. Woods, S.L. Eddins. – Pearson Education, 2004. – 609 p.
- Потапов, А.А. Новейшие методы обработки изображений / А.А. Потапов, Ю.В. Гуляев, С.А. Никитов [и др.]. – М.: ФИЗМАТЛИТ, 2008. – 496 с.
- Пытьев, Ю.П. Методы морфологического анализа изображений / Ю.П. Пытьев, А.И. Чуликов. – М.: ФИЗМАТЛИТ, 2010. – 336 с.
- Симанков, В.С. Адаптивное управление сложными системами на основе теории распознавания образов / В.С. Симанков, Е.В. Луценко. – Краснодар: ТУ КубГУ, 1999. – 318 с.

5. **Летюк, Л.М.** Технология материалов магнитоэлектроники / Л.М. Летюк, В.Г. Костишин, А.В. Гончар. – М.: МИСИС, 2005. – 352 с.
6. **Jähne, B.** Digital image processing / B. Jähne. – Springer Berlin Heidelberg New York, 2005. – 654 p.
7. **Заде, Л.** Понятие лингвистической переменной и ее применение к принятию приближенных решений / Л. Заде; пер. с англ. А.Н. Колмогоров, С.П. Новиков. – М.: Мир, 1976. – 165 с.
8. **Асаи, К.** Прикладные нечёткие системы / пер. с япон. К. Асаи, Д. Ватада, С. Иваи [и др.]; под ред. Т. Тэрано, К. Асаи, М. Сугэно. – М.: Мир, 1993. – 368 с.
9. **Zvezdin, A.K.** Modern magneto-optics and magneto-optical materials / A.K. Zvezdin, V.A. Kotov. – Bristol and Philadelphia: IOP Publishing, 1997. – 386 p.
10. **Логунов, М.В.** Формирование и эволюция гигантских динамических доменов в гармоническом магнитном поле / М.В. Логунов, М.В. Герасимов // Физика твердого тела. – 2003. – Т. 45. – С. 1031-1036.
11. **Леоненков, А.В.** Нечёткое моделирование в среде MATLAB и fuzzyTECH / А.В. Леоненков. – СПб.: БХВ-Петербург, 2005. – 736 с.
12. **Сойфер, В.А.** Анализ и распознавание наномасштабных изображений: традиционные подходы и новые постановки задач / В.А. Сойфер, А.В. Куприянов // Компьютерная оптика. – 2011. – Т. 35, № 2. – С. 136-144.
13. **Штовба, С.Д.** Проектирование нечётких систем средствами MATLAB / С.Д. Штовба. – М.: Горячая линия – Телеком, 2007. – 288 с.
3. **Pytjev, Y.P.** Methods of morphologic image analysis / Y.P. Pytjev, A.I. Chulikov. – Moscow: "Fizmatlit" Publisher, 2010. – 336 p. – (In Russian).
4. **Simankov, V.S.** Complex systems adaptive control based on the pattern identification theory / V.S. Simankov, E.V. Lutsenko. – Krasnodar: "KubGTU" Publisher, 1999. – 318 p. – (In Russian).
5. **Letjuk, L.M.** Technology of magnetic materials / L.M. Letjuk, V.G. Kostishin, A.V. Gonchar. – Moscow: "MSSAAI" Publisher, 2005. – 352 p. – (In Russian).
6. **Jähne, B.** Digital image processing / B. Jähne. – Springer Berlin Heidelberg New York, 2005. – 654 p.
7. **Zade, L.** The concept of a linguistic variable and its application to the adoption of approximate solutions / L. Zade; translated from English: A.N. Kolmogorov, S.P. Novikov. – Moscow: "Mir" Publisher, 1976. – 165 p. – (In Russian).
8. **Asai, K.** Applied fuzzy systems / Translated from Japanese. K. Asai, D. Watada, S. Iwai [et al.], edited by T. Terao, K. Asai, M. Sugeno. – Moscow: "Mir" Publisher, 1993. – 368 p. – (In Russian).
9. **Zvezdin, A.K.** Modern magneto-optics and magneto-optical materials / A.K. Zvezdin, V.A. Kotov. – Bristol and Philadelphia: IOP Publishing, 1997. – 386 p.
10. **Logunov, M.V.** Formation and Evolution of Giant Dynamic Domains in an AC Magnetic Field / M.V. Logunov, M.V. Gerasimov // Solid State Physics. – 2003. – V. 45.– P. 1081-1086. – (In Russian).
11. **Leonenkov, A.V.** Fuzzy modeling using MATLAB and fuzzyTECH / A.V. Leonenkov. – Saint-Petersburg: "BHV-Peterburg" Publisher, 2005. – 736 p. – (In Russian).
12. **Soifer, V.A.** Analysis and identification of nanoscale images: traditional methods and new statements of problem / V.A. Soifer, A.V. Kuprijanov // Computer optics. – 2011. – V. 35(2). – P. 136-144. – (In Russian)
13. **Shtovba, S.D.** Projection of fuzzy systems using MATLAB / S.D. Shtovba. – Moscow: "Hot Line – Telekom" Publisher, 2007. – 288 p. – (In Russian).

References

OBJECT IDENTIFICATION IN LABYRINTHINE DOMAIN STRUCTURES

A.V. Bragin¹, M.V. Logunov¹, S.A. Nikitov², D.V. Pyanzin¹, A.A. Trifonov¹

¹*N.P. Ogarev Mordovia State University,*

²*Kotel'nikov Institute of Radio Engineering and Electronics of RAS*

Abstract

Object classifier on digital images of labyrinthine domain structures based on a fuzzy knowledge base is proposed. Classifier approbation for the analysis of images that contains few thousands objects is realized. Projected classifier can be used for the analysis of different origin images that comprise bubble, elliptical, dumbbell shaped, stripe and ramified elements.

Key words: classifier, domain structures, object characteristics, object identification, fuzzy knowledge base.

Сведения об авторах



Брагин Анатолий Валерьевич, преподаватель кафедры радиотехники Мордовского государственного университета им. Н. П. Огарёва. Область научных интересов: системы машинного зрения; автоматизация эксперимента.

E-mail: bragin_av@mail.ru.

Anatoly Bragin, lecturer of Radio engineering department, N.P. Ogarev Mordovia State University. Research interests are machine vision systems, automation of experiment.



Логунов Михаил Владимирович, д.ф.-м.н., профессор, заведующий кафедрой радиотехники Мордовского государственного университета им. Н.П. Огарёва. Область научных интересов: магнитные и оптические свойства материалов электроники; приборы и техника эксперимента.

E-mail: logunov@mrsu.ru.

Mikhail Logunov, DSc, professor, head of Radio engineering department, N.P. Ogarev Mordovia State University. Research interests are magnetic and optical materials for electronics; scientific instruments.



Никитов Сергей Аполлонович, д.ф.-м.н., профессор, член-корреспондент РАН, зам. директора Института радиотехники и электроники им. В.А. Котельникова РАН. Область научных интересов: физика конденсированного состояния, магнетизм, телекоммуникации, информатика.

E-mail: nikitov@cplire.ru.

Sergey Nikitov, DSc, professor, corresponding member of RAS, vice-director of V.A. Kotel'nikov Institute of Radio Engineering and Electronics of RAS. Research interests are condensed matter physics, physics of magnetism, telecommunications, information science.



Пьянзин Денис Васильевич, к.т.н., доцент кафедры радиотехники Мордовского государственного университета им. Н.П. Огарёва. Область научных интересов: цифровая обработка сигналов, энергосбережение.

E-mail: pyanzin-dv@yandex.ru.

Denis Pyanzin, PhD, associate professor of Radio engineering department, N.P. Ogarev Mordovia State University. Research interests are digital processing of signals, energy saving.



Трифонов Андрей Александрович, студент 5 курса специальности «Радиотехника» Мордовского государственного университета им. Н. П. Огарёва. Область научных интересов: цифровая обработка сигналов.

E-mail: atrifonov90@mail.ru.

Andrei Trifonov, student, Radio engineering department, N.P. Ogarev Mordovia State University. Research interests are digital processing of signals.

Поступила в редакцию 2 октября 2012 г.