

УДК 004.93'1

СПОСОБ РАСПОЗНАВАНИЯ ФОРМЫ ОБЪЕКТОВ ДОМЕННЫХ СТРУКТУР МАГНИТООПТИЧЕСКИХ МАТЕРИАЛОВ НА БАЗЕ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ПРЯМОГО РАСПРОСТРАНЕНИЯ

А. В. Брагин, М. В. Герасимов, Р. Р. Навлёттов, Д. В. Пьянзин
ФГБОУ ВО "МГУ им. Н. П. Огарёва",
430005, Республика Мордовия, г. Саранск, ул. Большевикская, д. 68

Статья поступила в редакцию 30 сентября 2018 г.

Аннотация. В статье предложен способ распознавания и классификации изображений объектов в лабиринтных доменных структурах магнитооптических материалов на базе нейронных сетей. Особенность структур заключается в существовании большого разнообразия форм, обусловленного эволюцией лабиринтной доменной структуры в разнообразные объекты. Составлена классификация различных форм доменных структур, основанная на практических результатах авторов и научных публикациях. Рассмотрены особенности классификации доменов, которые существенно влияют на выбор методов и алгоритмов решения поставленной задачи.

Классификация выполняется на основе анализа шести коэффициентов формы объектов двумя двухслойными нейронными сетями прямого распространения. Приведены структуры данных нейронных сетей, а также результаты их обучения.

Способ позволяет распознавать девять различных форм доменов, начиная от простых геометрических фигур и заканчивая сложными объектами, имеющими ветвистую структуру.

Предложенный способ может быть использован для анализа изображений объектов, схожих по форме с доменными структурами, которые можно встретить в различных сферах, связанных с электроникой, физикой, химией, биологией, медициной и др.

Приведен пример работы алгоритма на изображении пленки феррита-граната.

В настоящее время на базе предложенного способа разработано программное обеспечение, которое применяется на кафедре радиотехники ФГБОУ ВО «МГУ им. Н. П. Огарева» (г. Саранск) для исследования магнитооптических и полупроводниковых материалов.

Ключевые слова: нейронная сеть, распознавание объектов, классификация, домены, магнитооптические материалы.

Abstract. The article proposes a method for recognizing objects in the labyrinth domain structures of magneto-optical materials and classification using a neural network. Domain structure objects come in a variety of forms. The authors have compiled a classification of types of domain structures on the basis of practical results and a literature review. The features of domain classification that significantly affect the choice of methods and algorithms for solving problems are considered.

The classification is based on the analysis of six coefficients of object shape by two neural networks. The structures of neural networks and learning results are presented. This method allows recognizing nine types of domains with simple and complex shapes and can be used for analyzing images of objects in electronics, physics, chemistry, biology, medicine similar in form with domains.

An example of object image recognition in magneto-optical materials is presented. This method of recognition is implemented in the software.

The developed software is used at the Department of radio engineering of the Moscow state University. N. P. Ogareva", for the study of magneto-optical and semiconductor materials.

Keywords: neural network, object recognition, classification, domains, magneto-optical materials.

1. Введение

В ряде задач, связанных с исследованием свойств материалов электроники, магнитоэлектроники, возникает необходимость распознавать объекты различной формы. Примерами таких объектов являются изображения

доменных структур магнитооптических материалов, дефектов в структурах кристаллов полупроводников и т.д. [1, 2].

В работе предлагается способ распознавания изображений объектов лабиринтных доменных структур магнитооптических материалов на основе двух нейронных сетей прямого распространения, позволяющий классифицировать объекты по форме на девять различных видов.

Доменные структуры зарождаются и формируются в магнитных материалах под действием внешних магнитных и/или температурных полей. Регистрация изображений таких структур проводилась с применением цифровой камеры магнитооптическим методом с использованием эффекта Фарадея. Наличие информации о форме доменов в процессе исследования является важнейшим этапом в задачах формирования упорядоченных двумерных структур, представляющих интерес для управляемых магнитооптических устройств.

2. Доменные структуры магнитооптических материалов

Важнейшим свойством магнитоупорядоченных материалов является наличие в них доменной структуры. [1] На рис. 1 изображены типичные доменные структуры, наблюдаемые в магнитооптических материалах.

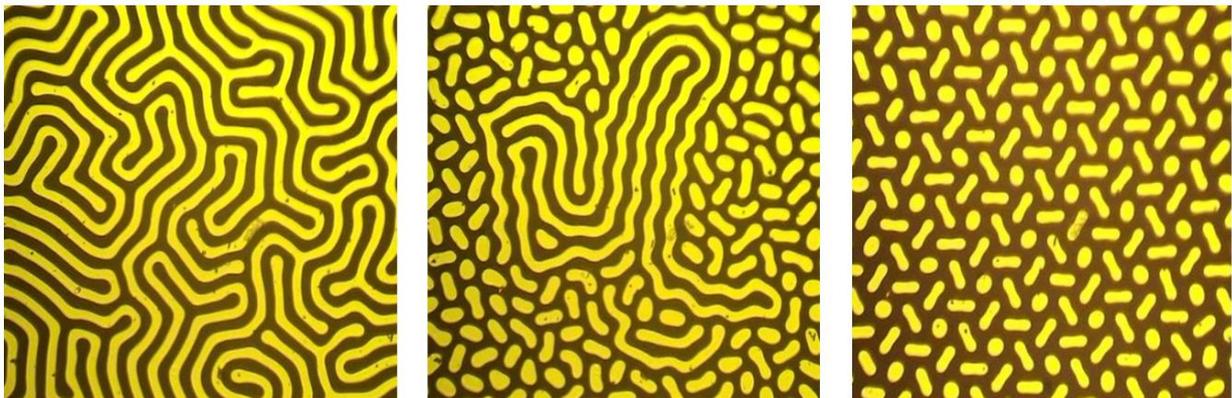


Рис. 1. Фотографии доменных структур.

В отсутствие внешнего магнитного поля протяженные образцы магнитоупорядоченных материалов разбиваются на домены – малые области вещества, самопроизвольно намагниченные до насыщения с характерными

размерами доменов от 0,1 до 100000 мкм [2].

Регулярные доменные структуры (решетки, цилиндрические, полосовые, кольцевые и др.) представляет интерес для оптоэлектроники, спинэлектроники, магнитофотоники. Их можно использовать для управления светом (модуляция, дефлексия, концентрация световых пучков), а также для представления и обработки информации [1].

Доменные структуры очень разнообразны по форме, которая зависит от магнитной анизотропии и намагниченности материала, формы образца, наличия дефектов, температуры и магнитного поля, от вида обработки поверхности образца. Самая распространенная форма доменных структур, которая формируется в пленках магнитооптических материалах, - это лабиринтная, состоящая из изогнутых форм, характеризующих контур, который может иметь множество ответвлений, в том числе замкнутых.

Изображения объектов, схожих по форме с доменными структурами, можно встретить в различных сферах, связанных с электроникой [3], физикой [4, 5], химией, биологией, медициной и др..

Особенность лабиринтных структур в магнитооптических материалах, заключается в существовании большого разнообразия форм, обусловленного эволюцией лабиринтной доменной структуры в разнообразные объекты от полосовых и ветвистых до образования структур с гантелеобразной, эллиптической и цилиндрической формами (рис. 1) [6-9].

На рис. 2 приведена составленная авторами классификация различных форм объектов доменных структур, встречающихся в магнитных материалах. Классификация была составлена на основе полученных практических результатов, а также данных из научных публикаций [6-11].

Анализ изображений доменных структур имеет ряд особенностей, которые учитывались при разработке способа распознавания:

- большое количество объектов для распознавания (тысячи) на изображении;
- наличие разнообразных форм объектов;
- слабое отличие по форме между некоторыми объектами структуры, например,

круглыми, эллиптическими и гантелеобразными;

- форма полосовых и ветвистых объектов может иметь разнообразный вид, т.е. она заранее неизвестна, что существенно затрудняет процесс распознавания и анализа.

Элементы доменных структур						
Однородные		Неоднородные	Кольцевая	Спиральные	Лабиринтные	
					Без ветвлений	
					Полосовой	Изогнутый
						
Круг	Треугольник					
						
Овал	Октаэдр					
						
Гантель	Волнистый					
						
						

Рис. 2. Классификация форм доменных структур.

Данные особенности существенно влияют на выбор методов и алгоритмов решения задачи распознавания лабиринтных структур. В качестве методов распознавания указанных объектов использовались многослойные нейронные сети прямого распространения.

3. Распознавание изображений с применением нейронных сетей

Нейронные сети представляют собой распределенные и параллельные вычислительные системы, способные к адаптивному обучению путем анализа положительных и отрицательных воздействий и моделирующие простые биологические процессы, протекающие в человеческом мозге. Преобразовательным элементом в таких сетях является искусственный нейрон (рис. 3) [12].

Функционирование нейрона описывается следующими выражениями:

$$v = \sum_{j=1}^n \omega_j x_j, \quad (1)$$

$$y = \varphi(v + b), \quad (2)$$

где x_j – входные сигналы; ω_j – синаптические веса; $\varphi(\cdot)$ – функция активации, выполняющая ограничение амплитуды выходного сигнала нейрона; b –

пороговый элемент; v – линейная комбинация входных воздействий; y – выходной сигнал нейрона; n – количество входов.

На рис. 4 приведены функции активации, которые получили распространение в искусственных нейронных сетях [12, 13].

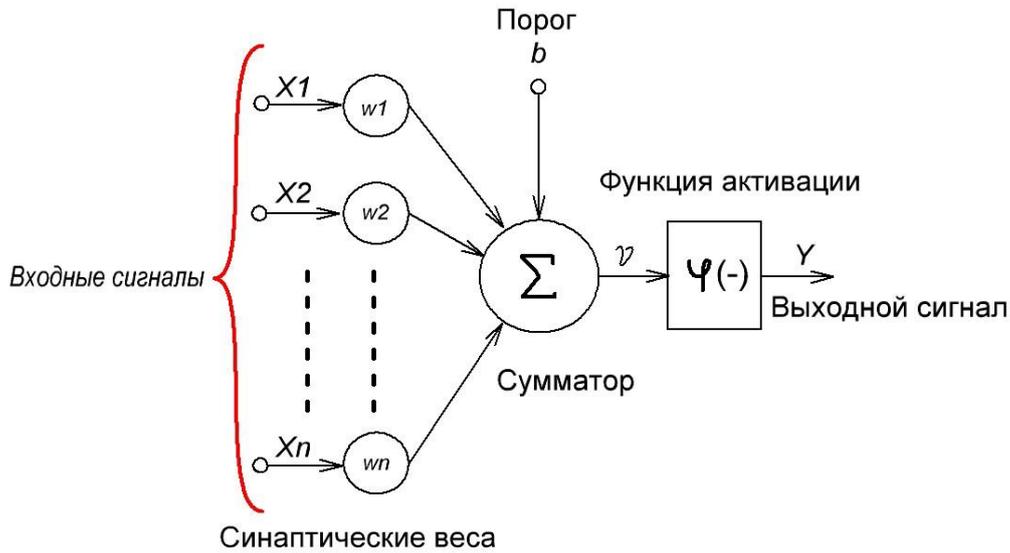


Рис. 3. Модель искусственного нейрона.

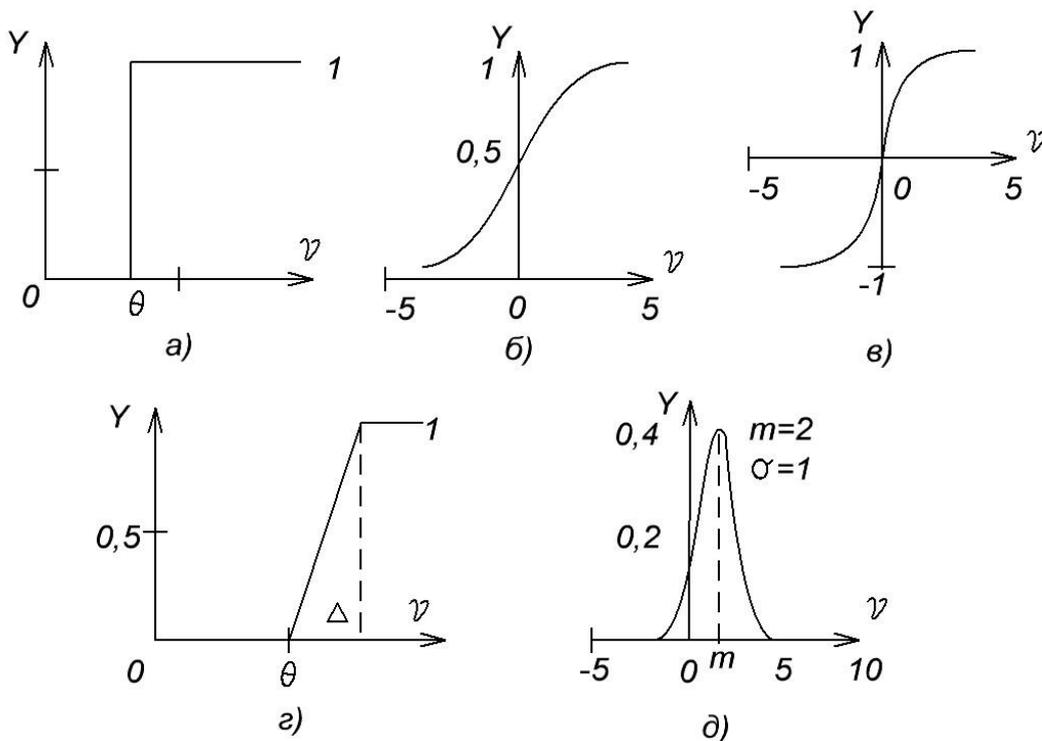


Рис. 4. Вид функций активации: а) жесткая ступенька; б) сигмоида; в) гиперболический тангенс; г) пологая ступенька; д) гауссова кривая.

В общем случае выделяют два основных класса архитектур нейронных сетей – это сети прямого распространения и рекуррентные сети (сети с обратной связью).

В сетях прямого распространения сигналы передаются строго в одном направлении от входного (сенсорного) слоя к выходному. Если между входным и выходным слоями в сети есть один или несколько скрытых (ассоциативных) слоев, то такая сеть называется многослойной. К сетям прямого распространения относятся однослойный и многослойный персептрон, сети радиальных базисных функций.

Рекуррентные нейронные сети отличаются наличием как минимум одной обратной связи. В сетях с обратными связями информация с последующих слоев передается на предыдущие слои. Наличие обратных связей оказывает непосредственное влияние на способность рекуррентных сетей к обучению и на их производительность. Примерами таких сетей являются соревновательные сети, сеть Кохонена, сеть Хопфилда, модели теории адаптивного резонанса [12].

Обучение нейронной сети заключается в изменении внутренних параметров сети таким образом, чтобы на выходе искусственной нейронной сети генерировался вектор значений, совпадающий с результатами примеров обучающей выборки. Существуют различные алгоритмы обучения, отличающиеся друг от друга способом настройки синаптических весов нейронов [12, 13].

4. Алгоритм распознавания изображений доменных структур на базе нейронных сетей

Постановка задачи распознавания предполагает, что начальная информация о классах задается выборкой векторных признаковых описаний объектов доменных структур, представляющих все девять классов. В качестве таких признаков использовались пять геометрических признаков – коэффициенты формы (таблица 1) и число Эйлера (топологический признак).

Было сформировано изображение доменных структур с девятью типами классифицируемых объектов. Общее количество объектов составляло 11000. В качестве входных данных использовался характеристический вектор, содержащий шесть исходных признаков, описывающих форму объектов.

На рис. 5 приведены расположения объектов в пространстве информативных признаков, представленных в таблице 1.

Таблица 1. Коэффициенты формы

№ п/п	Название коэффициента	Выражение для расчета
1	Коэффициент округлости	$k_{\text{окр}} = \frac{4\pi S}{P^2}$ <p>где S – площадь объекта; P – периметр объекта.</p>
2	Коэффициент заполнения	$k_{\text{зап}} = \frac{S}{hl}$ <p>где h и l – размеры описанного вокруг объекта прямоугольника.</p>
3	Эксцентриситет эллипса	$e = \sqrt{1 - \left(\frac{b}{a}\right)^2}$ <p>где b и a большая и малая полуось эллипса.</p>
4	Коэффициент компактности	$k_{\text{ком}} = \frac{S}{S_1}$ <p>где S_1 – площадь выпуклого многоугольника, в который вписан объект.</p>
5	Отношение периметров	$k_{\text{пер}} = \frac{P_{\text{объекта}}}{P_{\text{прямоуг.}}}$ <p>где $P_{\text{объекта}}$ – периметр объекта, $P_{\text{прямоуг.}}$ – периметр описанного вокруг объекта прямоугольника.</p>

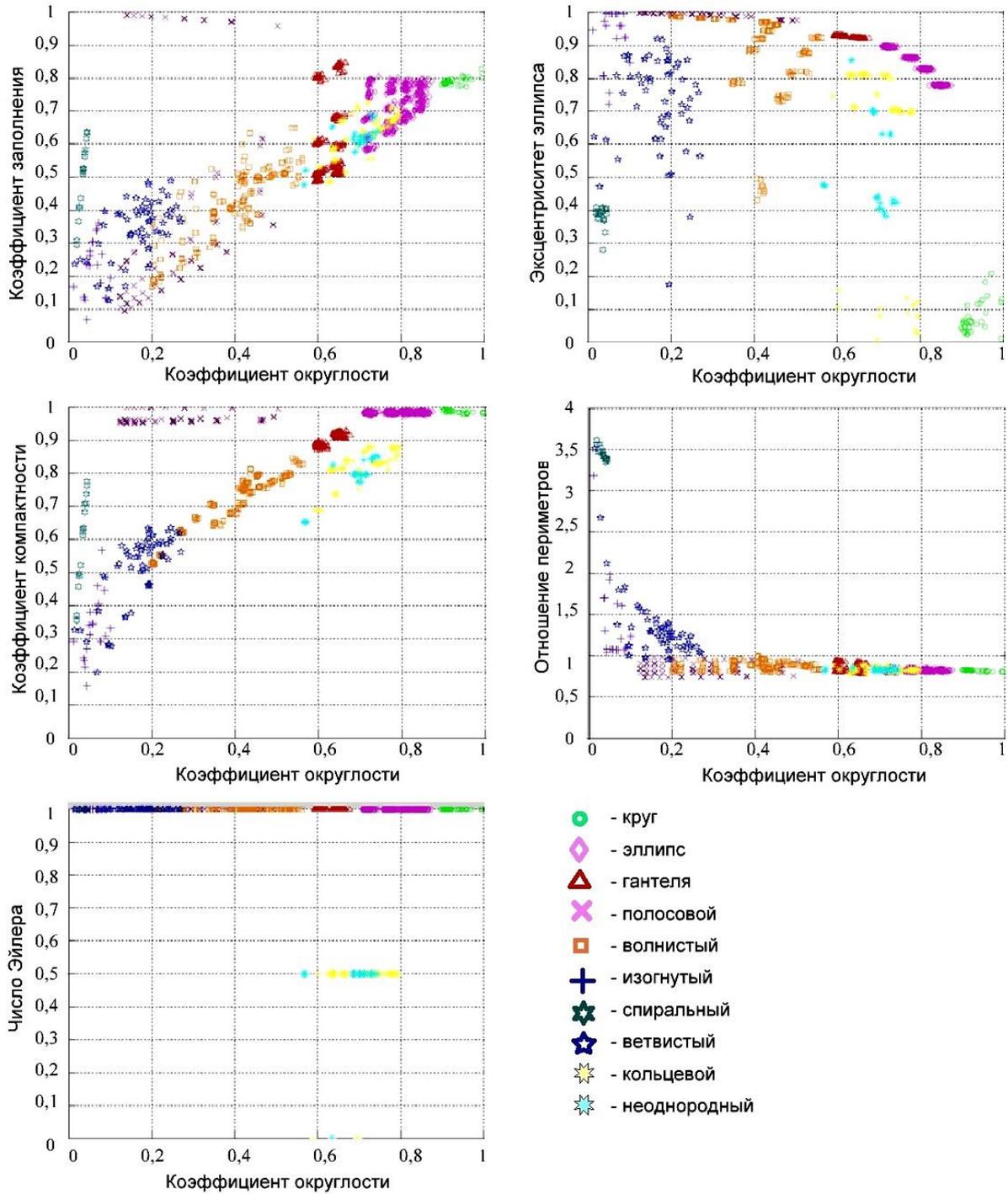


Рис. 5. Разделение объектов на классы в системе информативных признаков.

Из полученных результатов видно, что классы накладываются друг на друга, поэтому плохо разделимы. Предлагается выполнять классификацию данных объектов в несколько этапов, согласно приведенной на рис. 6 структуре с применением двух нейронных сетей прямого распространения.

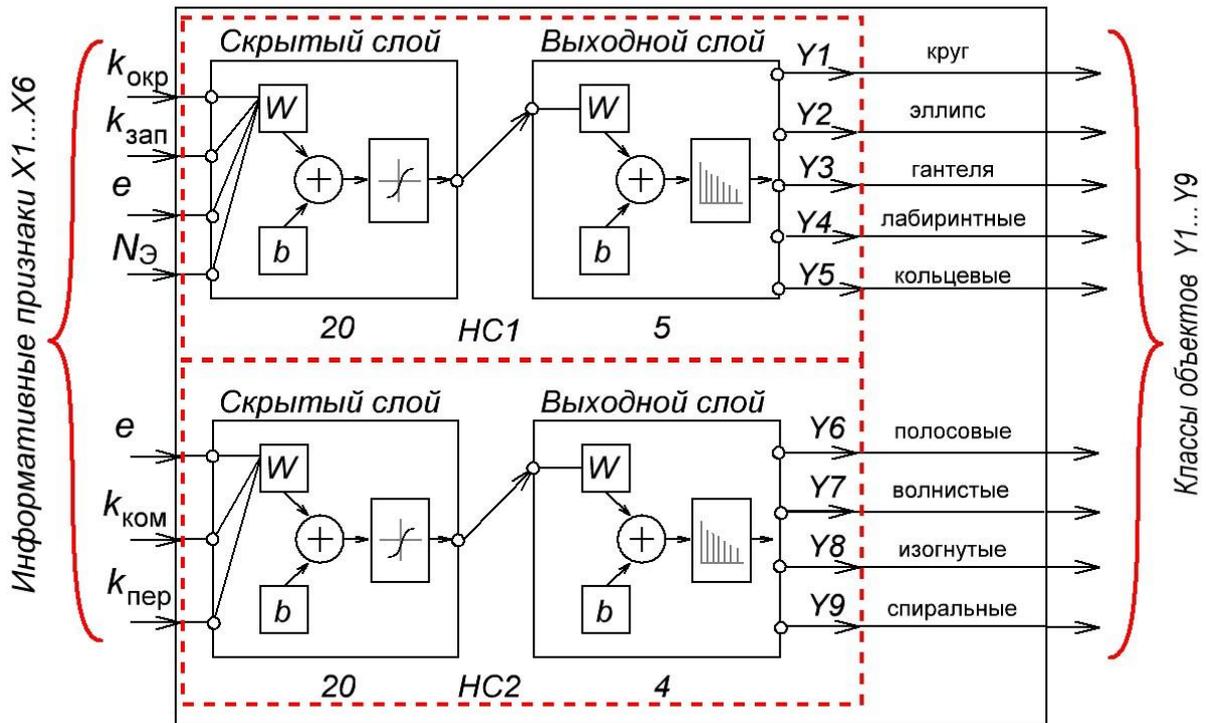


Рис. 6. Структура алгоритма для распознавания объектов доменных структур различной формы.

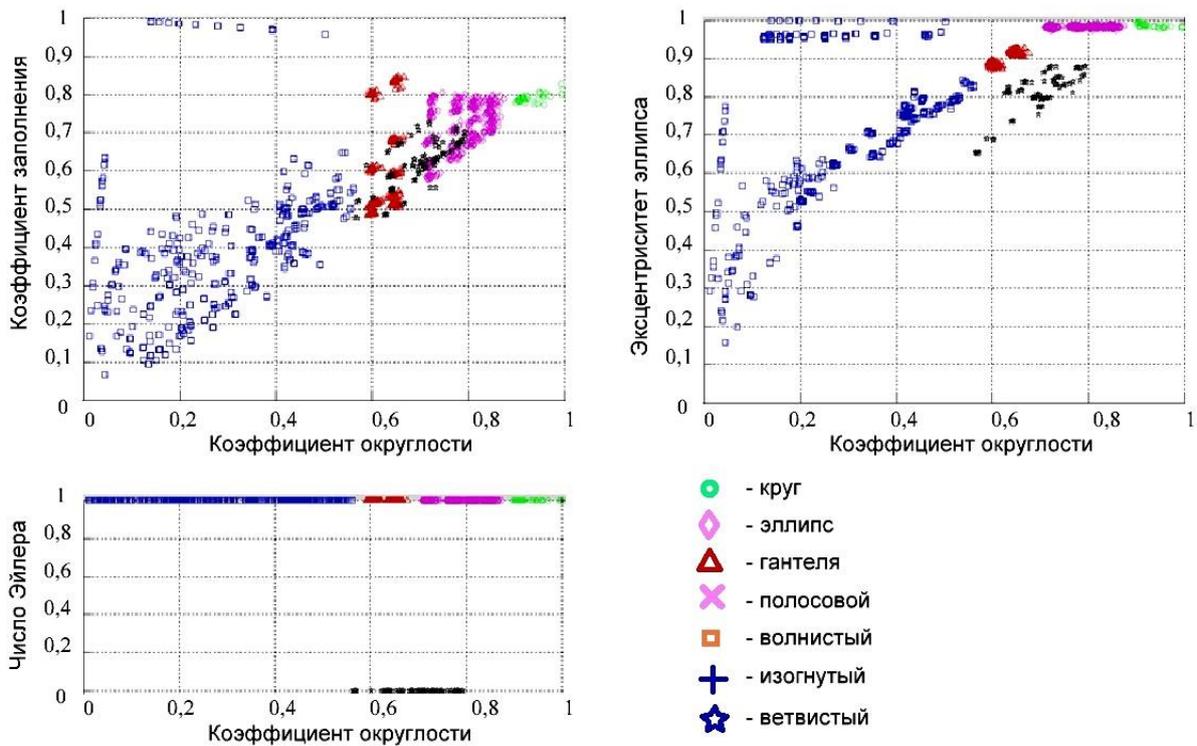


Рис. 7. Разделение объектов на классы в системе информативных признаков K_1 .

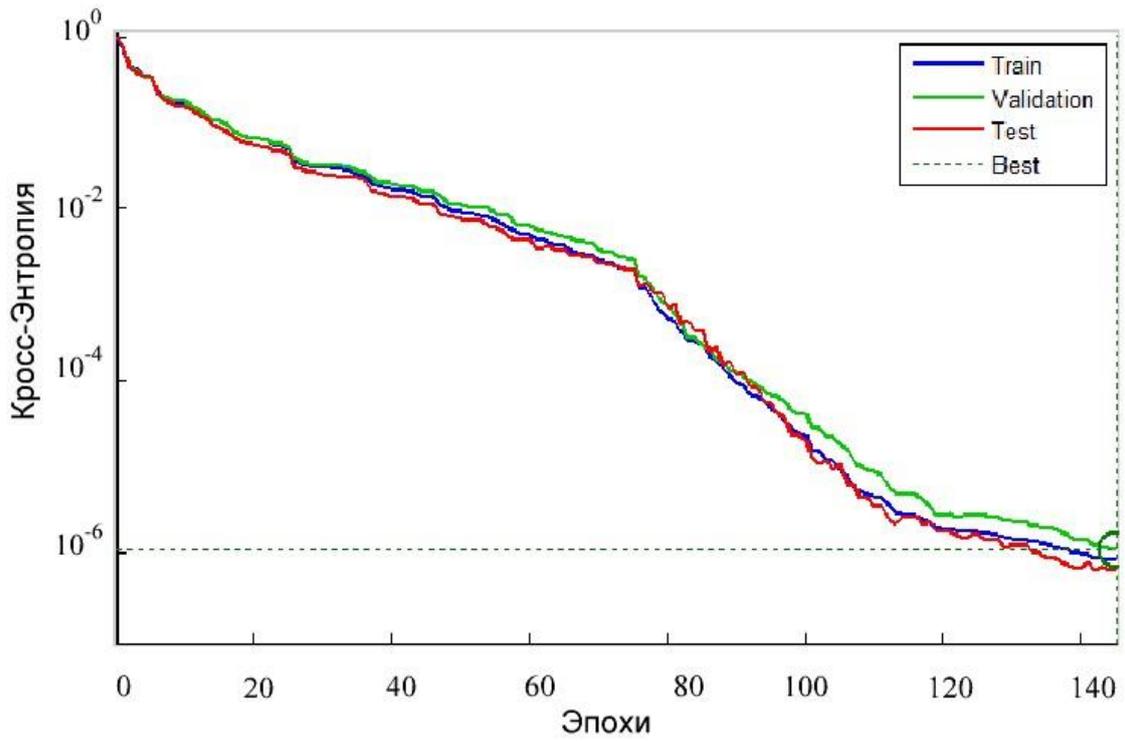
Классифицируемый объект задается вектором информативных признаков $K = (k_{\text{окр}}, k_{\text{зап}}, e, k_{\text{ком}}, k_{\text{пер}}, N_3)$. Первая нейронная сеть использует четыре информативных признака $K_1 = (k_{\text{окр}}, k_{\text{зап}}, e, N_3)$ и относит объект к одному из классов $\{y_1, y_2, y_3, y_4, y_5\}$. Расположение объектов в пространстве информативных признаков K_1 приведено на рис. 7. В данном случае классы объектов могут быть разделены.

Для нейронной сети было выполнено контролируемое обучение, т.е. обучение с «учителем» [3, 12]. Использовался метод шкалированных связанных градиентов с функцией ошибки - кросс-энтропия [12, 13]. Для обучения сети было сформировано изображение с 1403-мя идеальными объектами, расположенными под различными углами и имеющими разный размер. Обучение сети проводилось на основе конструктивного подхода, в соответствии с которым обучение начинается на нейронной сети небольшого размера, которая постепенно увеличивается до тех пор, пока по результатам тестирования не будет достигнута требуемая точность. Минимальная ошибка распознавания была получена при 20 нейронах в скрытом слое.

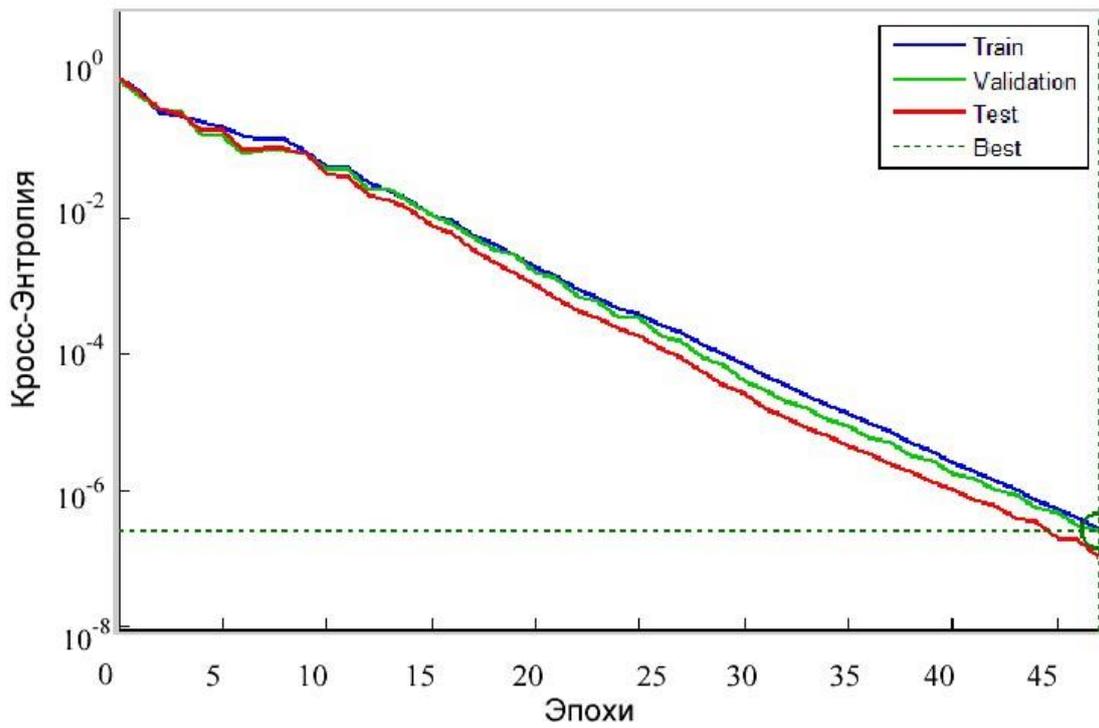
На рис. 8а показано, как изменяется кросс-энтропия от количества эпох обучения для обучающей, тестовой и подтверждающей выборки из обучающего множества.

Вторая нейронная сеть использует три информативных признака $K_2 = (e, k_{\text{ком}}, k_{\text{пер}})$ и классифицирует объекты на четыре класса $\{y_6, y_7, y_8, y_9\}$. Расположение объектов в пространстве информативных признаков K_2 показано на рис. 9. В данном случае также видно, что указанные классы могут быть разделены.

Для обучения второй нейронной сети было сформировано изображение с 574-мя идеальными объектами. Применялись аналогичные первой нейронной сети методы обучения. На рис. 8б показано как изменяется кросс-энтропия от количества эпох обучения для обучающей, тестовой и подтверждающей выборки из обучающего множества.



а)



б)

Рис. 8. Эффективность обучения: а) первой нейронной сети; б) второй нейронной сети.

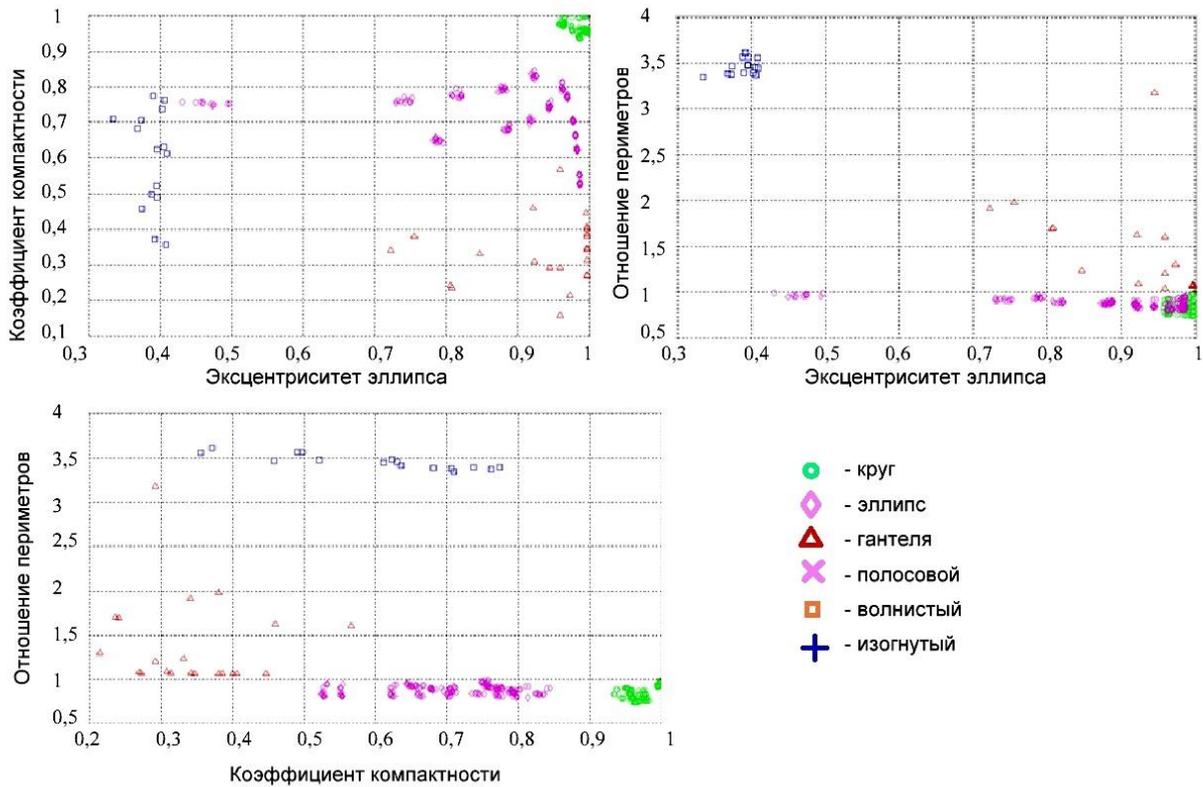


Рис. 9. Разделение объектов на классы в системе информативных признаков K_2 .

В качестве функции активации для нейронов скрытого слоя первой и второй сети использовалась тангенсальная функция, а для нейронов выходного слоя – конкурирующая функция с мягким максимумом.

На базе предложенного алгоритма было разработано программное обеспечение, которое в настоящее время применяется на кафедре радиотехники ФГБОУ ВО «МГУ им. Н. П. Огарева» (г. Саранск) для исследования магнитооптических и полупроводниковых материалов. Программное обеспечение подсчитывает общее количество объектов на изображении, а также по каждому классу в отдельности.

На рис. 10 приведен пример распознавания изображения доменной структуры пленки феррита-граната, полученного на магнитооптической установке [10, 15] и содержащей более 900 объектов различной формы. Каждый класс выделен своим цветом.

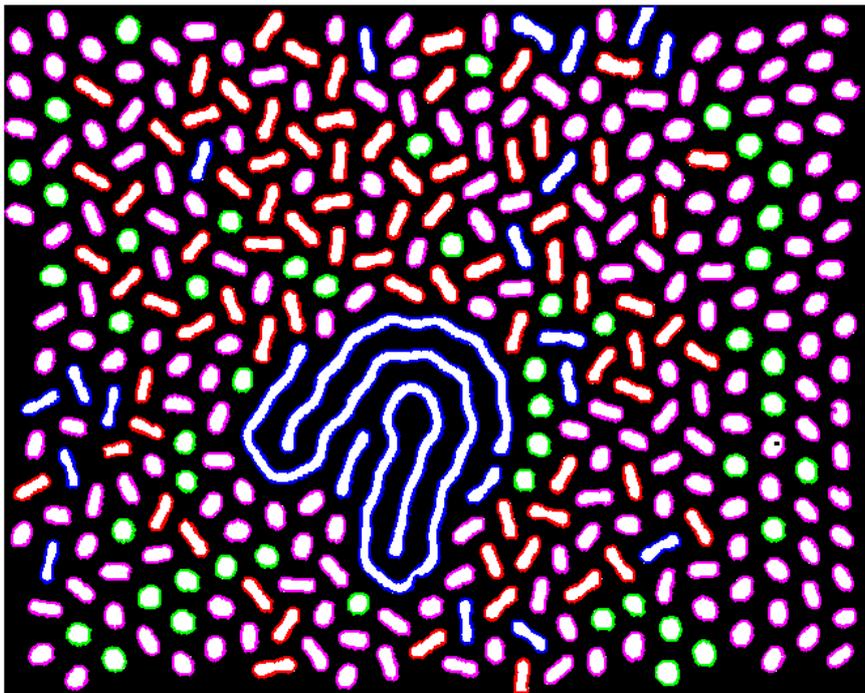


Рис. 10. Пример распознавания доменной структуры.

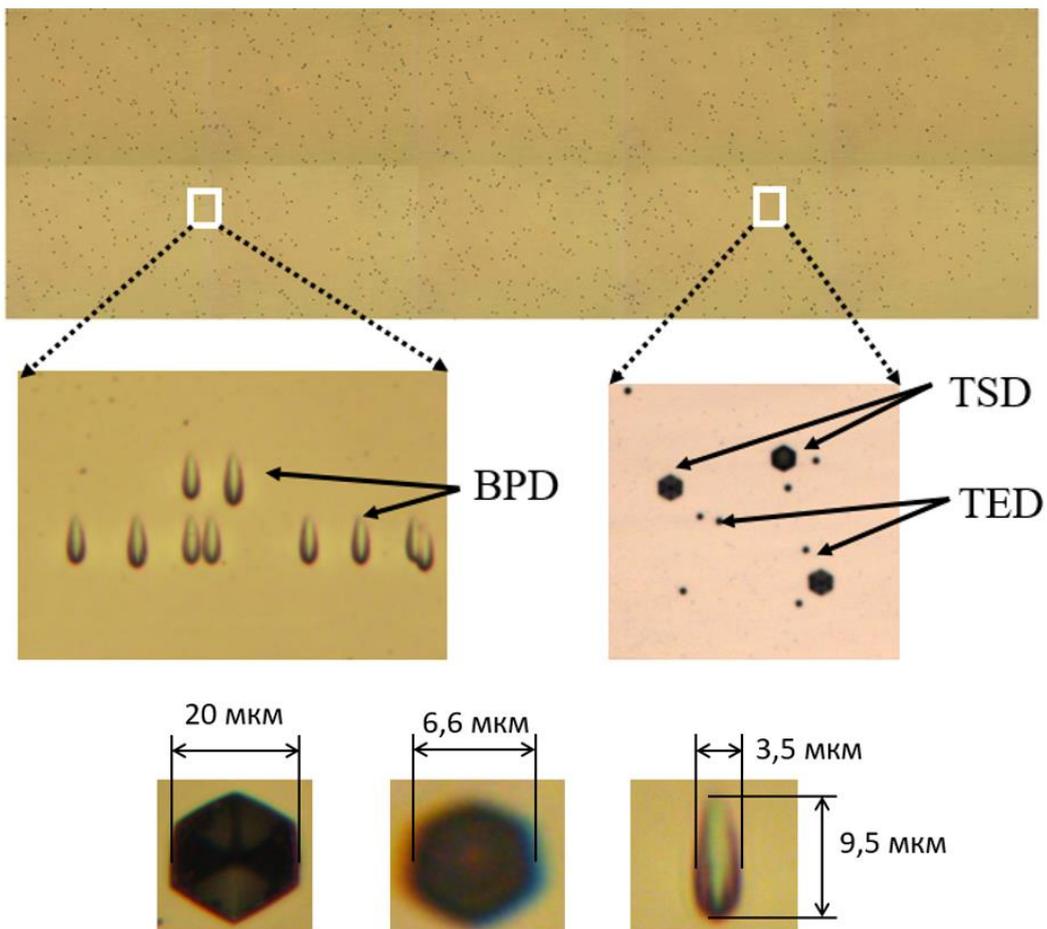


Рис. 11. Примеры изображений поверхности монокристалла карбида кремния.

На рис. 11 приведен пример мозаичного изображения поверхности монокристалла карбида кремния с винтовыми (TSD), пронизывающими краевыми (TED) и базисными (BPD) дислокациями [3, 5].

Как видно из приведенных изображений, дислокации имеют форму, схожую с объектами лабиринтной доменной структурой, поэтому могут также быть распознаны с применением описанного выше способа.

Заключение

Предложен способ распознавания изображений объектов лабиринтной доменной структуры магнитооптических материалов. В основе алгоритма распознавания лежат две двухслойные нейронные сети прямого распространения, позволяющие распознавать и классифицировать девять типов объектов, имеющих различные формы. В качестве информативных признаков объектов использовались шесть коэффициентов формы, на основе которых нейронные сети выполняли классификацию.

Предложенный способ может быть использован для распознавания изображений объектов, схожих по форме с доменными структурами.

Литература

1. Zvezdin A.K. Modern magneto-optics and magneto-optical materials/ A.K. Zvezdin, V.A. Kotov. – Bristol and Philadelphia: IOP Publishing, 1997. – 386 p.
2. Летюк, Л.М. Технология материалов магнитоэлектроники / Л.М. Летюк, В.Г. Костишин, А.В. Гончар. – М.: МИСИС, 2005. -352 с.
3. Брагин А.В., Логунов М. В., Пьянзин Д. В., Навлетов Р. Р., Ильин С. В. Распознавание изображений микрообъектов на базе нейронной сети прямого распространения // Третья Всероссийская научно-техническая конференция молодых конструкторов и инженеров «Минцевские чтения», Москва, Издательство МГТУ им. Н. Э. Баумана, 2016, с. 140-148.
4. Барыбин А. А. Физико-технологические основы макро-, микро- и наноэлектроники. Барыбин А. А., Томилин В.И., Шаповалов В.И.. - М: ФИЗМАТЛИТ, 2011. - 784 с.

5. Logunov M., Neverov V., Mamin B., Skvortsov D., Sidorov R. Study of Nanoscale Inhomogeneities in Silicon Carbide Crystals via Small-Angle X-Ray Scattering // Materials Science Forum, 2016, – V. 858. – P. 349-352. DOI: 10.4028/www.scientific.net/MSF.858.349.
6. Логунов М.В., Герасимов М.В. Формирование и эволюция гигантских динамических доменов в гармоническом магнитном поле // Физика твердого тела, 2003г., том 45, вып. 6, с. 1031.
7. Агашков А.В. Резонансная доменная фоторефрактивность в структуре жидкий кристалл-фотопроводящий ориентирующий слой // Журнал технической физики, 2010, том 80, вып. 7.
8. Мальцев В.Н., Кандаурова Г.С., Картагулов Л.Н. Динамическая устойчивость спиральных домена в переменном магнитном поле // Физика твердого тела, 2003, том 45, вып.4.
9. Кандаурова Г.С. Новые явления в низкочастотной динамике коллектива магнитных доменов // Успехи физических наук, 2002 г., том 172, №10.
10. Брагин А. В., Пьянзин Д. В. Выбор информативный признаков для распознавания изображений объектов лабиринтных доменных структуры // Вестник РГРТУ, 2014 г., № 1, с. 21-25.
11. Брагин А.В., Герасимов М.В., Логунов М.В., Пьянзин Д.В., Навлетов Н.Р., Спиринов А.В Программное обеспечение автоматизированной магнитооптической установки для формирования, регистрации и обработки изображений упорядоченных доменных структур // Прикладная информатика, 2016 г., Том 11. №6 (66). с. 129-136.
12. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс, 2-е издание.: Пер. с англ. - М.: Издательский дом "Вильямс", 2006, - 1104 с.: ил. - Парал. тит. англ.
13. Р. Гонсалес, Р. Вудс Цифровая обработка изображений. Москва: Техносфера, 2005. - 1072 с.
14. Брагин А. В. Логунов М. В., Никитов С. А., Пьянзин Д. В., Трифонов А. А. Распознавание объектов в лабиринтных доменных структурах // Компьютерная

оптика. 2013 г., том 37, № 2, с. 263-268. DOI: 10.18287/0134-2452-2013-37-2-263-268.

15. Брагин А.В., Логунов М.В., Пьянзин Д.В. Алгоритм распознавания объектов в лабиринтных структурах // Труды РТИ им. Академика А.Л. Минца, вып. 4 (48), 2012 г., с. 46-53.

Для цитирования:

А. В. Брагин, М. В. Герасимов, Р. Р. Навлёттов, Д. В. Пьянзин. Способ распознавания формы объектов доменных структур магнитооптических материалов на базе нейронных сетей прямого распространения. Журнал радиоэлектроники [электронный журнал]. 2018. № 10. Режим доступа: <http://jre.cplire.ru/jre/oct18/4/text.pdf>
DOI 10.30898/1684-1719.2018.10.4