

УДК 004.93'1

НЕЙРОННАЯ СЕТЬ ДЛЯ РАСПОЗНАВАНИЯ ИЗОБРАЖЕНИЙ ДОМЕННЫХ СТРУКТУР МАГНИТООПТИЧЕСКИХ МАТЕРИАЛОВ

А. В. Брагин, ст. преподаватель кафедры радиотехники МГУ им. Н. П. Огарёва; bragin_av@mail.ru

Р. Р. Навлёттов, аспирант МГУ им. Н. П. Огарёва; navlyotov93@mail.ru

Д. В. Пьянзин, к.т.н., заведующий кафедрой радиотехники МГУ им. Н. П. Огарёва; pyanzin-dv@yandex.ru

В настоящее время при проведении исследований структур различных материалов широко применяются системы компьютерного зрения, позволяющие повысить качество получаемых результатов и сократить временные затраты. Для реализации таких систем широко применяются различные нейросетевые архитектуры. Рассматривается нейронная сеть для распознавания изображений лабиринтных доменных структур магнитооптических материалов, которые представляют в настоящее время интерес для различных устройств оптоэлектроники, спинэлектроники, магнитофотоники.

Целью работы является разработка нейронной сети прямого распространения для распознавания изображений лабиринтных доменных структур и их классификации по форме на круглые, эллиптические, гантелеобразные, полосовые и ветвистые объекты. Регистрация изображений доменных структур выполнялась с помощью магнитооптической установки, разработанной на кафедре радиотехники МГУ им. Н.П. Огарёва [6,9].

В результате работы построена и обучена двухслойная нейронная сеть прямого распространения, на базе которой разработано программное обеспечение для магнитооптической установки.

Ключевые слова: нейронная сеть, обучение, лабиринтная доменная структура, информативные признаки, магнитооптические материалы.

DOI: 10.21667/1995-4565-2016-57-3-117-121

Введение

Магнитооптические материалы представляют интерес для устройств оптоэлектроники, спинэлектроники, магнитофотоники и т.д. [4, 5]. При исследовании данных материалов требуется анализировать формирующиеся под действием внешних магнитных полей лабиринтные доменные структуры, которые могут состоять из тысячи объектов различной формы [4-7, 9]. Автоматизация процесса исследования таких структур требует разработки программного обеспечения, позволяющего распознавать и классифицировать изображения данных объектов и на основе полученной информации управлять процессами в магнитооптической установке. На рисунке 1 приведена фотография лабиринтной доменной структуры, содержащей круглые, эллиптические, гантелеобразные, полосовые и ветвистые объекты.

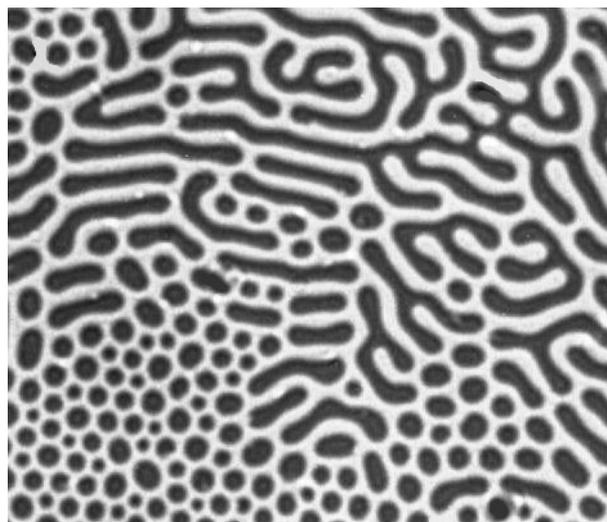


Рисунок 1 – Изображение лабиринтных доменных структур

Теоретическая часть

В настоящее время применяются различные методы распознавания изображений объектов, имеющие разнообразные способы реализации, которые отличаются точностью распознавания, выбором критериев, прецедентов, вычислительной трудоемкостью и т.д. [1, 2,]. Для решения поставленной задачи по распознаванию изображений лабиринтных доменных структур магнитооптических материалов использовалась нейронная сеть. Существуют различные нейросетевые архитектуры, к которым относятся: однослойный и многослойный персептроны, сеть радиальных базисных функций, соревновательные сети, сети Кохонена, сети Хопфилда и модели теории адаптивного резонанса [1, 3]. На выбор архитектуры искусственной нейронной сети, главным образом, влияют особенности и сложность решаемой задачи.

Наиболее распространены два основных класса архитектур нейронных сетей. Это сети прямого распространения, в которых нейроны объединяются в слои и рекуррентные сети [3], где имеются обратные связи. В работе реализована многослойная нейронная сеть прямого распространения (рисунок 2) для распознавания объектов указанных типов.

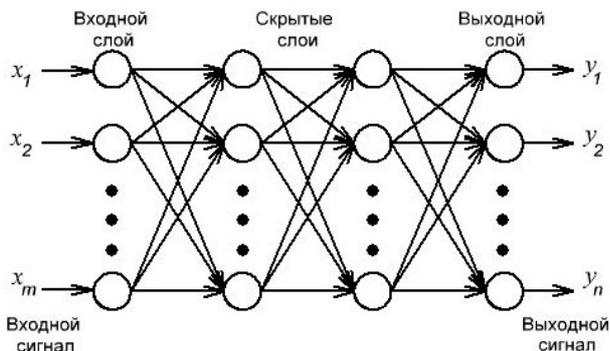


Рисунок 2 – Обобщенная структура многослойной нейронной сети прямого распространения

Сеть состоит из произвольного количества слоев нейронов. В математическом представлении функционирование нейрона описывается следующими уравнениями

$$v_k = \sum_{j=1}^m \omega_{kj} x_j, \quad (1)$$

$$y_k = \varphi(v_k + b_k), \quad (2)$$

где x_j – входные сигналы, ω_{kj} – синаптические веса, $\varphi(\cdot)$ – функция активации, b_k – пороговый элемент, v_k – линейная комбинация входных воздействий, y_k – выходной сигнал нейрона, m – количество входов, k – узел нейрона.

Нейроны каждого слоя соединяются с нейронами предыдущего и последующего слоев. Первый слой называется сенсорным или входным, внутренние слои называются скрытыми или ассоциативными, последний – выходным или результативным. Количество нейронов в слоях может быть произвольным. Обычно во всех скрытых слоях одинаковое количество нейронов. Количество нейронов и слоев связано со сложностью задачи, с количеством данных для обучения, с требуемым количеством входов и выходов сети, с имеющимися ресурсами (память и быстродействие вычислительной машины, на которой моделируется сеть) [3]. Число нейронов во входном слое соответствует количеству информативных признаков, характеризующих объекты. Число нейронов выходного слоя соответствует количеству распознаваемых классов. Число нейронов в скрытых слоях определяется эмпирически.

Важным свойством нейронных сетей является их способность обучаться и в результате обучения повышать свою производительность. Процесс обучения заключается в изменении внутренних параметров нейронной сети таким образом, чтобы на ее выходе генерировался вектор значений, совпадающий с результатами примеров обучающей выборки. Существует набор средств, представленный множеством алгоритмов обучения, каждый из которых имеет свои достоинства. Алгоритмы обучения отличаются друг от друга способом настройки синаптических весов нейронов.

Создание и моделирование работы нейронной сети осуществлялось с использованием пакета прикладных программ среды Matlab 2015b, в котором широко представлены основы теории и технологии применения нейронных сетей и их визуализация.

Экспериментальная часть

Для решения поставленной задачи были рассмотрены варианты структур нейронных сетей прямого распространения (однослойная, двухслойная, трехслойная). В качестве основной была выбрана двухслойная нейронная сеть.

Постановка задачи распознавания предполагает, что начальная информация о классах задается выборкой векторных признаков описаний объектов, представляющих все классы. В качестве таких признаков, описывающих круглые, эллиптические, гантелеобразные, полосовые и ветвистые домены, использовались девять коэффициентов формы [1, 2, 6, 7, 9]: коэффициент округлости; коэффициент заполнения; эксцентриситет эллипса; коэффициент компактно-

сти; отношение эквивалентного диаметра к большой оси эллипса; отношение сторон ограничивающего объект прямоугольника; отношение площадей объекта и ограничивающего его прямоугольника; отношение осей эллипса; отношение периметров. Как правило, исходная система признаков избыточна и включает признаки, не влияющие на классификацию или дублирующие друг друга [7].

Была выполнена минимизация количества признаков с помощью алгоритма кластеризации *k-means* [1,3]. Для этого было сформировано изображение доменных структур с четырьмя типами классифицируемых объектов. Общее количество объектов составляло 11000. В качестве входных данных использовался характеристический вектор, содержащий девять исходных признаков, описывающих форму объектов. Минимизация выполнялась в несколько этапов. На каждом этапе запускался процесс кластеризации, и вычислялись время работы процесса и средняя величина расстояния между центрами кластеров, а также средняя величина расстояния между центрами кластеров по каждому признаку, на основании которой из характеристического вектора исключался наименее информативный признак. На основании полученных результатов было выявлено, что для разделения объектов на четыре класса с высокой точностью достаточно трёх информативных признаков, таких как:

коэффициент округлости,

$$k_{окр} = \frac{4\pi \times S}{P^2}, \quad (3)$$

коэффициент заполнения

$$k_{зан} = \frac{S}{h \times l}, \quad (4)$$

и эксцентриситет эллипса

$$e = \sqrt{1 - \frac{b^2}{a^2}}, \quad (5)$$

где S – площадь объекта, P – периметр объекта, h и l – размеры описанного вокруг объекта прямоугольника, b и a большая и малая полуось эллипса.

На рисунке 3 представлены результаты разделения объектов на четыре кластера с указанием их центров.

Далее выполнялось контролируемое обучение нейронной сети, т.е. обучение с «учителем» [3]. Для этого было сформировано изображение с идеальными объектами, принадлежащими к разным классам (круглые, эллиптические, гантелеобразные, полосовые и ветвистые объекты), расположенные под различными углами и

имеющие разный размер (рисунк 4).

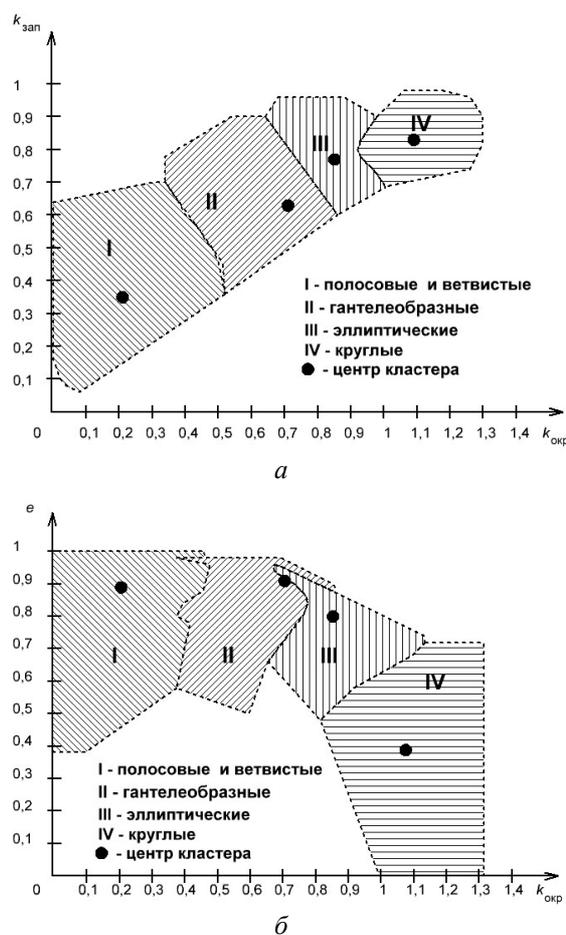


Рисунок 3 – Разделение объектов на классы в системе координат:

а – $k_{окр}$ и $k_{зан}$; б – $k_{окр}$ и e



Рисунок 4 – Примеры объектов, используемых для обучения

Для обучения двухслойной нейронной сети был выбран метод шкалированных связанных градиентов с функцией ошибки – кросс-энтропия [3]. 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. На рисунке 5 приведена зависимость ошибки распознавания от количества нейронов в

скрытом слое для двухслойной сети.

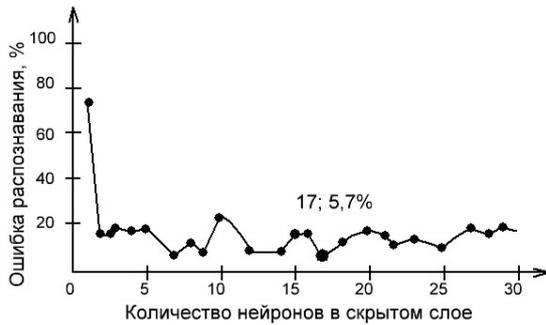


Рисунок 5 – Зависимость ошибки распознавания от количества нейронов в скрытом слое

В итоге было выбрано 17 нейронов для скрытого слоя.

На рисунке 6 показано, как зависит значение кросс-энтропии от количества эпох обучения для основной, тестовой и подтверждающей выборок из всего множества. Минимальное значение кросс-энтропии для обучающей выборки было достигнуто на 76 – эпохе, далее было произведено 6 эпох подтверждения, в результате которых ошибка не изменилась, так как нейронная сеть запомнила все множество. В связи с этим процесс обучения был остановлен на 82 эпохе.

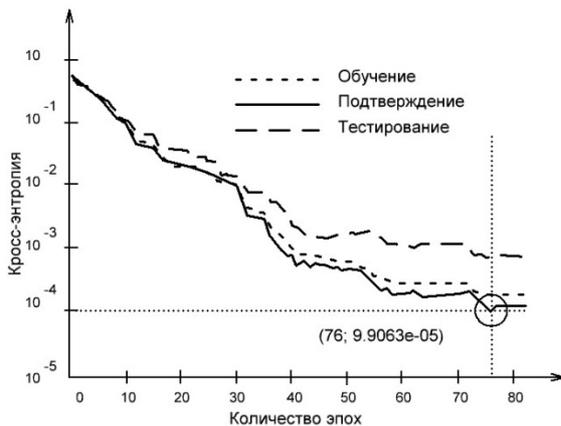


Рисунок 6 – Эффективность обучения нейронной сети

В качестве функции активации для нейронов скрытого слоя использовалась тангенсальная функция

$$y_k = th(v_k) = \frac{e^{v_k} - e^{-v_k}}{e^{v_k} + e^{-v_k}}, \quad (6)$$

а для нейронов выходного слоя – конкурирующая функция активации с мягким максимумом

$$y_k = \frac{e^{v_k}}{\sum_{i=1}^n e^{v_{ki}}}. \quad (7)$$

На базе созданной нейронной сети было

разработано программное обеспечение [8, 10], выполняющее следующие функции:

- загрузка исходного изображения;
- предварительная фильтрация и бинаризация изображения;
- удаление объектов, находящихся на краях изображения;
- вычисление признаков (коэффициент округлости, коэффициент заполнения и эксцентриситет эллипса);
- применение нейронной сети;
- получение изображения, границы объектов на котором окрашены разными цветами в соответствии с принадлежностью к определенному классу (круглые – зелёный цвет; эллиптические – пурпурный цвет; гантелеобразные – красный цвет; полосовые и ветвистые – синий цвет);
- подсчёт количества объектов для каждого класса и вывод результатов на экран.

Заключение

В статье предложена двухслойная нейронная сеть прямого распространения для распознавания круглых, эллиптических, гантелеобразных, полосовых и ветвистых объектов лабиринтной доменной структуры магнитооптических материалов. На базе данной сети разработано программное обеспечение, которое применяется для исследования магнитооптических материалов [8 – 10].

Библиографический список

1. Gonzalez R. C, Woods R. E., Eddins S. L. Digital Image Processing using MATLAB. - Pearson Education. 2004. 609 p.
2. Пытьев Ю. П., Чуликов А. И. Методы морфологического анализа изображений. – М.: ФИЗМАТЛИТ, 2010. 336 с.
3. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс, 2-е издание.: пер. с англ. - М.: Издательский дом "Вильямс", 2006, - 1104 с.
4. Летюк Л. М., Костишин В. Г., Гончар А. В. Технология материалов магнитоэлектроники. – М.: МИСИС, 2005. -352 с.
5. Zvezdin A. K., Kotov V. A. Modern magneto-optics and magneto-optical materials. – Bristol and Philadelphia: IOP Publishing, 1997. 386 p.
6. Брагин А. В., Логунов М. В., Никитов С. А., Пьянзин Д. В., Трифонов А. А. Распознавание объектов в лабиринтных доменных структурах // Компьютерная оптика. 2013. – Т. 37, № 2. С. 263-268.
7. Брагин А. В., Пьянзин Д. В. Выбор информативных признаков для распознавания изображений объектов лабиринтных доменных структур // Вестник Рязанского государственного радиотехнического университета. 2014. С. 21-25. № 47.
8. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2016612748. Программа для

распознавания изображений микрообъектов на базе нейронной сети прямого распространения / **Брагин А. В., Логунов М. В., Пьянзин Д. В., Навлёттов Р. Р.**

9. **Брагин А. В., Логунов М. В., Пьянзин Д. В.** Алгоритм распознавания объектов в лабиринтных

структурах // Труды РТИ им. Академика А. Л. Минца. – 2012. – Вып. 4 (48). С. 46-53.

10. Патент «Способ распознавания и классификации формы объектов в лабиринтных доменных структурах» RU2522869 / **А. В. Брагин, М. В. Логунов, Д. В. Пьянзин, С. А. Никитов, А. А. Трифонов.**

UDC 004.93'1

NEURAL NETWORK FOR IMAGE RECOGNITION OF MAGNETOOPTIC MATERIALS DOMAIN STRUCTURES

A. V. Bragin, senior lecturer of Radio engineering department, N. P. Ogarev Mordovia State University; bragin_av@mail.ru

R. R. Navletov, post-graduate student, N.P. Ogarev Mordovia State University; navlyotov93@mail.ru

D. V. Pyanzin, PhD (technical sciences) associate professor of Radio engineering department, N.P. Ogarev Mordovia State University; pyanzin-dv@yandex.ru

Computer vision systems are often used to study the structure of materials allowing to improve the quality of the results and reduce the time spent. The basis of these systems is neural network architecture. The article describes a neural network for image recognition labyrinthine domain structure. Such a structure is formed in magneto-optical materials being necessary in optoelectronic devices, spin electronics, magnetophotonics.

The aim is to develop a neural network of direct distribution for image recognition labyrinthine domain structure and classification of shape (round, elliptical, dumbbell, bandpass and branched) objects. Registration of domain structures of images is a magneto-optical unit, developed at the Department of Radio Engineering of National Research Mordovia State University [6.9].

As a result two-layer neural network of direct distribution is built and trained, the software for magneto-optical system is developed.

Key words: neural network, training, labyrinthine domain structure, informative signs, magneto-optical materials.

DOI: 10.21667/1995-4565-2016-57-3-117-121

References

1. **Gonzalez R. C., Woods R. E., Eddins S. L.** Digital Image Processing using MATLAB, Pearson Education, 2004, 609 p.

2. **Pyt'ev Y. P., Chulikov A. I.** *Metody morfologicheskogo analiza izobrazhenij* (Methods of morphological image analysis), Moscow, FIZMATLIT, 2010, 336 p. (in Russian).

3. **Haykin S.** *Nejronnye seti: polnyj kurs* (Neural networks: a complete course), Moscow, "Williams" Publishing House, 2006, 1104 p. (in Russian).

4. **Letjuk L. M., Kostishin V. G., Gonchar A. V.** *Tehnologija materialov magnitoelektroniki* (Technology magneto-electronic materials), Moscow, MISA, 2005, 352 p. (in Russian).

5. **Zvezdin A. K., Kotov V. A.** Modern magneto-optics and magneto-optical materials, Bristol and Philadelphia, IOP Publishing, 1997, 386 p. (in Russian).

6. **Bragin A. V., Logunov M. V., Nikita S. A., Pyanzin D. V., Trifonov A. A.** Распознавание объектов в лабиринтных доменных структурах (Object recognition in the labyrinthine domain structures) // *Computer Optics*. 2013, no. 37, vol. 2, pp. 263-268 (in Russian).

7. **Bragin A. V., Pyanzin D. V., Vybor informativ-**

nyh priznakov dlja raspoznavanija izobrazhenij obektov labirintnyh domennyh struktur (Selection of informative signs to recognize images of objects labyrinth domain structures) // *Vestnik Rjazanskogo gosudarstvennogo radiotekhnicheskogo universiteta*. 2014. no. 47, pp. 21-25 (in Russian).

8. Certificate of state registration of the computer program no. 2016612748. *Programma dlja - izobrazhenij mikroobektov na baze nejronnoj seti prjamogo rasprostraneniya* (Recognition of microscopic images on the basis of a neural network of direct distribution) / **Bragin A. V., Logunov M. V., Pyanzin D. V., Navlyotov R. R.** (in Russian).

9. **Bragin A. V., Logunov M. V., Pyanzin D. V.** *Algoritm raspoznavanija obektov v labirintnyh strukturah* (Recognition Algorithm of objects in a maze pattern) // *Trudy RTI im. Akademika A.L. Minca*. 2012, Vol. 4 no. 48, pp. 46-53 (in Russian).

10. Patent. *Sposob raspoznavanija i klassifikacii formy obektov v labirintnyh domennyh strukturah* (Method of recognition and classification of objects in the form of labyrinth domain structures). RU2522869 / **Bragin A. V., Logunov M. V., Nikita S. A., Pyanzin D. V., Trifonov A. A.** (in Russian).