



2. Грибов Л.А., Дементьев В.А. Методы и алгоритмы вычислений в теории колебательных спектров молекул. М.: Наука, 1981. 356 с.
3. Березин К.В. Квантово-механические модели и решение на их основе прямых и обратных спектральных задач для многоатомных молекул: Автореф. дис. ... д-ра физ.-мат. наук. Саратов, 2004. 36 с.
4. Пулин В.Ф., Элькин М.Д., Березин В.И. Исследование динамики молекулярных соединений различных классов. Саратов, 2002. 546 с.
5. Frisch M.J., Trucks G.W., Schlegel H.B. Gaussian 03. Revision B.03. Pittsburg PA: Gaussian Inc., 2003.
6. Элькин П.М., Пулин В.Ф., Кладиева А.С. Методы оптической физики в экологическом мониторинге фосфорорганических соединений // Вестн. Саратов. гос. техн. ун-та. 2007. №2(25). С.177–182.
7. Свердлов Л.М., Ковнер М.А., Крайнов Е.П. Колебательные спектры многоатомных молекул. М., 1970. 550 с.
8. Элькин П.М., Пулин В.Ф., Гордеев И.И. Электронная структура и колебательные спектры бензофенона // Вестн. Саратов. гос. техн. ун-та. 2007. №2(25). С.51–56.
9. Organisation for the prohibition of chemical weapons. Cert. № DB/007. 2001.

УДК 681.322

РАЗРАБОТКА СИСТЕМЫ КЛАССИФИКАЦИИ И ДИАГНОСТИКИ ОФТАЛЬМОЛОГИЧЕСКИХ ЗАБОЛЕВАНИЙ НА ОСНОВЕ ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

В.В. Бакуткин, Ю.Н. Зайко*, А.С. Лепеско*, А.Н. Скиданов*

Центр коррекции зрения НУЗ ДКБ ст. Саратов-II ОАО РЖД
* Поволжская академия государственной службы
им. П.А. Столыпина
E-mail: yuriyz@mail.ru

Разработаны система и методика классификации и диагностики глазных заболеваний (или различных стадий конкретного заболевания – глаукомы) с помощью искусственных нейронных сетей (ИНС). Классификация выполняется с помощью самоорганизующихся сетей Кохонена, а диагностика – с помощью ИНС перцептронного типа

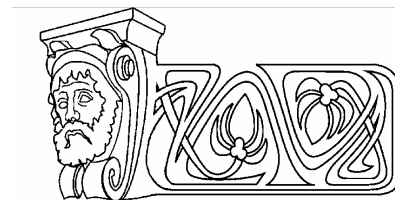
Developing the System of Classification and Diagnostics for Ophthalmology Diseases with the Help of Artificial Neural Networks

V.V. Bakutkin, Y.N. Zayko, A.S. Lepesko, A.N. Skidanov

The system and methodology of classification and diagnostics of ophthalmology diseases (or different stages of particular disease, namely, glaucoma) on the basis of artificial neural networks (ANN) are presented. Classification is made using the selforganising Kohonen maps. Diagnostics is performed with the help of ANN of perceptron type.

Введение

Понятие нейронных сетей появилось в прошлом веке. Нейронные сети моделируют работу нейронов мозга человека. С помощью нейронных сетей удалось решить много задач, которые трудно решить обычными способами, например: распознавание образов,



адаптивное управление, аппроксимация функционалов, прогнозирование, создание экспертных систем, организация ассоциативной памяти и т.д. В задачах, где традиционные технологии бессильны, нейронные сети часто выступают как единственная эффективная методика решения.

Среди задач обработки изображений известны такие как фильтрация и восстановление изображений, сегментация изображений, сжатие изображений. Проблемы распознавания изображений кроме классической задачи распознавания фигур заданной формы на изображении ставят новые задачи распознавания линий и углов на изображении, распознавания края изображения. В целом проблема распознавания образов состоит из двух частей: обучения и непосредственного распознавания. Обучение осуществляется путем показа отдельных объектов с указанием их принадлежности тому или другому образу. В результате обучения распознающая система должна приобрести способность отвечать



одинаковыми реакциями на все объекты одного образа и различными – на все объекты различных образов. Очень важно, что процесс обучения должен завершиться путем показов конечного числа объектов без каких-либо других подсказок. В качестве объектов обучения могут быть либо картинки, либо другие визуальные изображения (буквы), либо различные явления внешнего мира, например звуки, состояния организма при медицинском диагнозе, состояние технического объекта в системах управления и др. В процессе обучения указываются только сами объекты и их принадлежность образу. За обучением следует процесс распознавания новых объектов, который характеризует действия уже обученной системы. Автоматизация этих процедур и составляет проблему обучения распознаванию образов. В том случае, когда человек сам разгадывает или придумывает, а затем навязывает машине правило классификации, проблема распознавания решается частично, так как основную и главную часть проблемы (обучение) человек берет на себя.

Основной компонент нейронной сети – нейрон – выглядит как устройство, напоминающее усилитель с большим числом входов и одним выходом. Другим важным компонентом искусственных сетей (ИНС) являются связи между нейронами. Различие между подходами и методами в теории ИНС заключается в деталях представлений о работе нейрона и, конечно, в представлениях о работе связей. Устройства нейроинформатики являются связевыми системами. В отличие от цифровых микропроцессорных систем, представляющих собой сложные комбинации процессорных и запоминающих блоков, нейропроцессоры содержат память, распределенную в связях между простыми процессорами. Тем самым основная нагрузка на выполнение конкретных функций процессорами ложится на архитектуру системы, детали которой, в свою очередь, определяются межнейронными связями.

В последние десятилетия в мире бурно развивается новая прикладная область математики, специализирующаяся на ИНС [1–6].

Нейросетевые методики, используемые для решения задач распознавания изображений

Среди задач распознавания образов, имеющих непосредственное отношение к офтальмологии, можно выделить следующие:

- кластеризация (классификация) изображений;
- диагностика;

Первая задача возникает, когда перед врачом-офтальмологом стоит проблема разбиения множества первичных изображений больного глаза на некоторые устойчивые классы (кластеры) для последующей диагностики.

Вторая задача связана непосредственно с диагностикой, т.е. отнесением новых изображений к уже существующим классам.

Для решения первой задачи используют самоорганизующиеся карты Кохонена [7, 8]. Вторая задача решается с помощью ИНС типа многослойного перцептрона [1].

Самоорганизующиеся нейронные сети (карты) Кохонена (СНСК) обеспечивают топологическое упорядочивание входного пространства образов. Они позволяют топологически непрерывно отображать входное n -мерное пространство в выходное m -мерное, причем, $m \ll n$. Входной образ проецируется на некоторую позицию в сети, кодируемую как положение активированного узла. В отличие от большинства других методов классификации и кластеризации, топологическое упорядочивание классов сохраняет на выходе подобие во входных образах, что является особенно полезным при классификации данных, имеющих большое количество классов. Например, при классификации локальных участков изображений может быть очень большое число классов, в которых переход от одного класса к другому практически непрерывен, затрудняя определение границ классов. Сети такого типа состоят из одного слоя (не считая входного), который также может быть организован в n -мерную решётку в зависимости от размерности выходного пространства. Каждый нейрон промежуточного слоя связан со всеми входными нейронами. Настройка весов сети осуществляется методом конкурентного обучения, в процессе которого изменяются только веса нейрона-



победителя, имеющего максимальную активность. Существует также метод, в котором изменяются и веса нейронов, соседних с победителем. В самоорганизующихся картах Кохонена (СКК), в отличие от векторных квантователей, нейроны решётки имеют связи с соседними нейронами, сила связей зависит от расстояния между ними. Для СНСК характерна высокая скорость обучения.

Решение задачи классификации различных стадий глаукомы [9]

Традиционно термин «глаукома» объединяет большую группу заболеваний глаза, характеризующуюся постоянным или периодическим повышением внутриглазного давления из-за нарушения оттока влаги из глаза. Следствием повышения давления является развитие характерных для глаукомы нарушений зрительных функций и атрофии с экскавацией зрительного нерва (рис. 1).

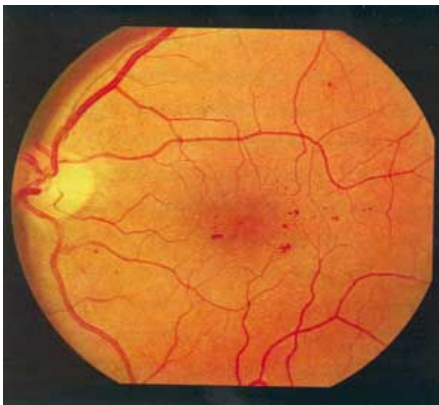


Рис. 1

Глаукома разделяется на врожденную и приобретенную. Врожденная глаукома встречается не так часто, и лечение (хирургическое) проводят в детских отделениях больниц в раннем возрасте. На практике, чаще всего, приходится сталкиваться с первичной открытоугольной глаукомой, которая вначале протекает незаметно для человека (нет ухудшения зрения, боли, «пелены»). Это, в свою очередь, приводит к прогрессированию заболевания и врачам-офтальмологам приходится сталкиваться с тяжелыми, запущенными случаями, когда встает вопрос только о сохранении остаточного зрения, а порой –

о снятии болевого синдрома, чтобы сохранить глаз.

В приобретенных формах глаукомы выделяют: возрастную (первичную открытоугольную и закрытоугольную глаукомы), вторичную, которая связана с травмами глаза и другими заболеваниями глаза или организма (например, сахарный диабет), последствиями перенесенных глазных операций (например, катаракты) или воспалений (например, увеит, иридоциклит).

Вторым по встречаемости видом глаукомы является закрытоугольная. Она почти всегда проявляется острыми приступами (с выраженным болевым синдромом, ухудшением зрения). В данном случае требуется срочная помощь – госпитализация и проведение срочной антиглаукоматозной операции.

Важным моментом работы с ИНС является представление обучающих данных. ИНС оперируют числовой информацией. Для решения поставленных задач необходимо получить адекватное числовое представление изображений, соответствующих различным стадиям глаукомы.

Изначально изображения представлены в виде фотографий с расширением jpeg с шириной 300 точек и высотой 294 точки, горизонтальное и вертикальное разрешение – 96 точек на дюйм, размером 12 кб и глубиной цвета 24 бита (см. рис. 1).

Для дальнейшей работы с изображением, чтобы прочитать его по байтам, нам необходимо уменьшить размер картинки и убрать фон, так как эта информация является лишней. К тому же количество входов нейронной сети не превышает 127. Для обработки изображений нами использовался графический пакет Adobe Photoshop, который использует каналы в двух целях: для хранения цветовой информации и для хранения областей. Сначала убирается цвет изображения, так как с глубиной 24 бита оно представляет слишком большой массив данных. Для этого необходимо убрать RGB канал и установить значение «градиент серого цвета», что позволит нам убрать цвет и сделать рисунок монохромным с порогом 50% и глубиной цвета в 1 бит (рис. 2).



Рис. 2

Это позволяет нам представить графический образ большого глаза в виде массива байтов для обработки с помощью самоорганизующейся карты Кохонена и их дальнейшей классификации.

Термин «классификация» подразумевает отнесение некоторого образа к некоторому классу по совокупности признаков. Границы классов определены достаточно точно: образ относится к данному классу, если известно, что он обладает необходимым числом при-

знаков, характерных для этого класса. В результате предварительной обработки изображений был получен материал, использованный затем для работы с ИНС, частично показанный на рис. 3.

Далее данные заносятся на лист MS Excel в виде таблицы, из которой впоследствии загружаются в ИНС для определения числа кластеров, т.е. проведения классификации. Недостатком ИНС, используемых для решения этой задачи, является то, что надо заранее указать число кластеров. В нашем случае оно равно трем, что соответствует трем различным состояниям глаза, включая и норму. При работе с сетью Кохонена используется «обучение без учителя», при котором используются только входные параметры. Такие алгоритмы предназначены для нахождения кластеров во входных данных. В результате проведенного исследования видно, что самоорганизующаяся карта Кохонена выявила три разные группы и внутри групп имеется взаимосвязь данных (рис. 4).

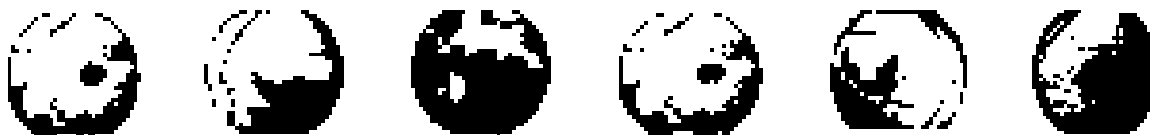


Рис. 3

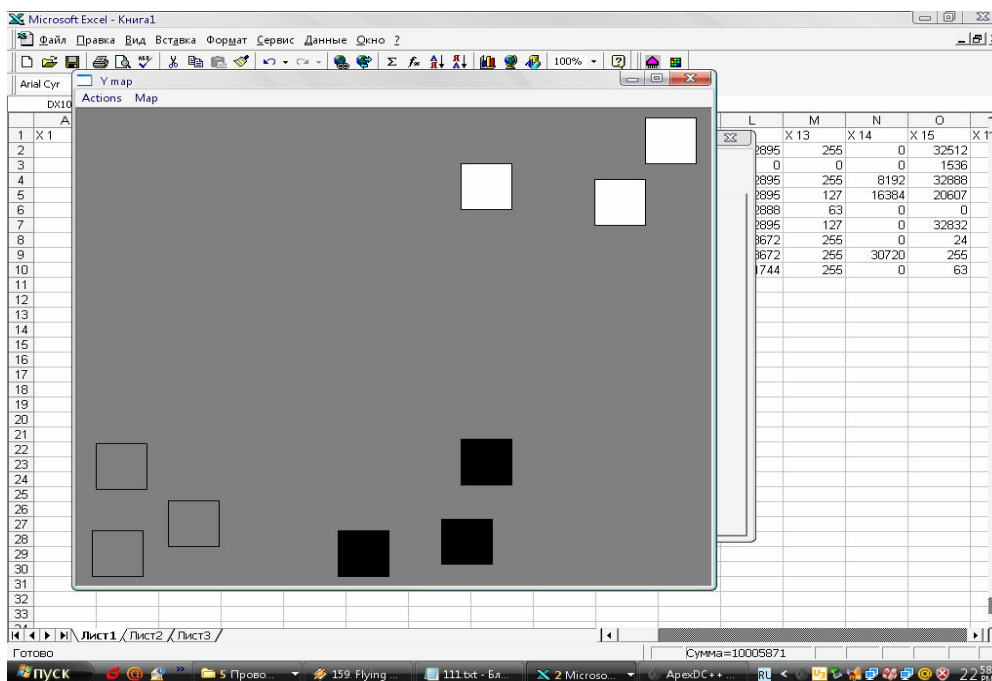


Рис. 4



Для проведения расчетов мы использовали пакет Excel Neural Package [1].

Решение задачи диагностики глаукомы [10]

Для решения задачи диагностики использовался экспериментальный материал, описанный выше. Он разбивался на две группы: обучающую выборку, состоящую из 6 изображений глаза пораженного глаукомой в разной стадии заболевания, включая норму (всего три различных состояния, по два изображения на каждое состояние), и контрольную выборку, состоящую из 3 изображений, соответствующих разным состояниям глаза.

Нейронная сеть, использовавшаяся для решения задачи, представляла собой многослойный перцептрон, характеризующийся следующими параметрами.

Число слоев нейронов в сети. В использованном нами пакете NeuroPro этот параметр может изменяться от 1 до 10. Дополнительно после последнего слоя нейронов создается слой выходных сумматоров с числом, равным числу выходных сигналов сети. Для создания нашей сети мы использовали 1 промежуточный слой нейронов (рис. 5).

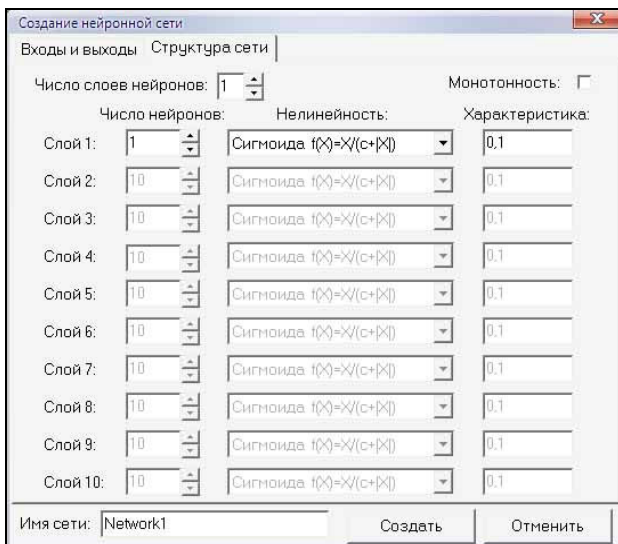


Рис. 5

Для каждого слоя нейронов возможно задание следующих характеристик.

Число нейронов в промежуточном слое. Может изменяться от 1 до 100. В нашем случае достаточно 1 нейрона (см. рис. 5).

Нелинейность – вид функции активации нейронов данного слоя. В использованной версии нейропакета (NeuroPro) реализована только сигмовидная нелинейность вида $f(A) = A / (c + |A|)$, где c – характеристика нейрона.

Характеристика – значение необучаемой константы c , используемой нелинейным преобразователем. Может изменяться в диапазоне от 0.0001 до 1. По умолчанию предлагается значение характеристики, равное 0.1. Чем больше значение характеристики, тем лучше интерполяционные и экстраполяционные способности обученной сети, но как правило это требует более длительного обучения.

Для оценки числа нейронов в скрытых слоях однородных нейронных сетей мы использовали формулу для оценки необходимого числа синаптических весов L_w в многослойной сети с сигмоидальными передаточными функциями [1]:

$$\frac{mN}{1 + \log_2 N} \leq L_w \leq m \left(\frac{N}{m} + 1 \right) (n + m + 1) + m,$$

где $n = 127$ – размерность входного сигнала, $m = 1$ – размерность выходного сигнала, $N = 6$ – число элементов обучающей выборки.

Оценив необходимое число весов, можно рассчитать число нейронов в скрытых слоях. Например, для двухслойной сети это число составит:

$$L = \frac{L_w}{n + m}.$$

Подставляя числовые данные, получим, что величина L заключена между 0 и 7. Мы выбираем значение $L = 1$.

Подготовленные данные для обучения нейросети заносятся в программу NeuroPro, после чего можно начинать обучение.

Обучение прекращается при достижении нулевого значения средней оценки на задачнике, в случае невозможности дальнейшего улучшения оценки либо при аварийных ситуациях (рис. 6).

После обучения нейронной сети выполняется тестирование ее прогностических возможностей. В качестве данных для тестирования берутся изображения, не вошедшие в обучающую выборку. Результат тестирова-

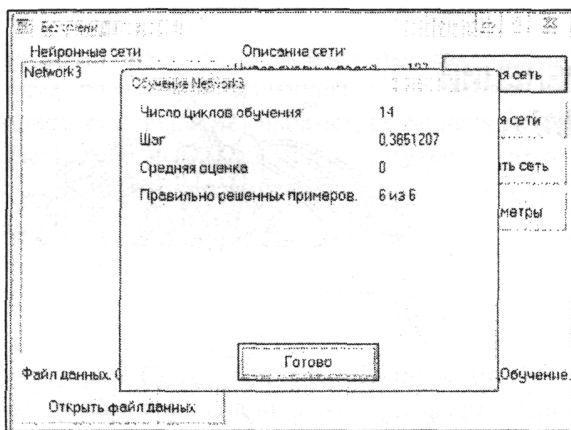


Рис. 6

ния сети представляет собой выходные данные для нейронной сети, а также значения прогноза этих полей нейронной сетью (рис. 7).

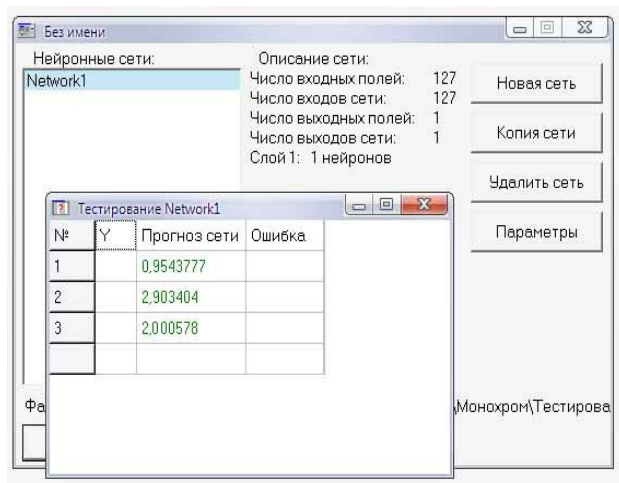


Рис. 7

Результаты тестирования показали, что программа в пределах заданной точности (0.1) распознала принадлежность контрольных примеров к нужным кластерам, которые в процессе обучения кодировались числами 1, 2 и 3.

Заключение

Изложенные результаты показывают перспективность использования ИНС как самоорганизующихся карт Кохонена, так и сетей перцептронного типа для решения задач офтальмологии.

Ближайшей целью этого направления является создание баз данных экспериментального материала, который впоследствии может использоваться для экспресс-диагностики глазных заболеваний.

Можно с уверенностью сказать, что данная методика может быть применена для решения поставленных задач и других глазных заболеваний.

Библиографический список

1. *Круглов В.В., Борисов В.В.* Искусственные нейронные сети. Теория и практика. 2-е изд., стереотип. М.: Горячая линия – Телеком, 2002.
2. *Горбань А.Н., Дунин-Барковский В.Л., Кирдин А.Н., Миркес Е.М., Новоходько А.Ю., Россиев Д.А., Терехов С.А., Сенаишова М.Ю., Царегородцев В.Г.* Нейроинформатика / Отв. ред. Е.А. Новиков. Новосибирск: Наука. Сиб. издат. фирма РАН, 2001.
3. *Бэстенс Д.Э., ван ден Берг В.М., Вуд Д.* Нейронные сети и финансовые рынки: Принятие решений в торговых операциях. М.: Изд-во ТВП, 1997.
4. *Боннер Р.Е.* Некоторые методы классификации // Автоматический анализ изображений. М.: Мир, 2002. С.205–234.
5. *Вапник В.Н., Червоненкис А.Ф.* Теория распознавания образов. М.: Наука, 1999.
6. *Миркес Е.М.* Нейрокомпьютер. Проект стандарта. Новосибирск: Наука. Сиб. издат. фирма РАН, 1998. С.264–282
7. *Кохонен Т.* Ассоциативная память. М.: Мир, 1980.
8. *Кохонен Т.* Ассоциативные запоминающие устройства. М.: Мир, 1982.
9. *Лепеско А.С.* Разработка системы распознавания образов на основе нейросетевого пакета Excel Neural Package: Дипломный проект / Поволж. акад. гос. службы им. П.А. Столыпина; Науч. рук. Ю.Н. Зайко. Саратов, 2007. 59 с.
10. *Скиданов А.Н.* Разработка системы распознавания статических изображений на основе нейросетевого пакета NeuroPro: Дипломный проект / Поволж. акад. гос. службы им. П.А. Столыпина; Науч. рук. Ю.Н. Зайко. Саратов, 2007. 57 с.