

Использование нейронных сетей для идентификации ооцист эймерий крупного рогатого скота

В.М. Мироненко*, Е.А. Корчевская**

*Учреждение образования «Витебская ордена “Знак Почета” государственная академия ветеринарной медицины»

**Учреждение образования «Витебский государственный университет имени П.М. Машерова»

Наличие большой variability оптических свойств внутри одного класса объектов природного происхождения является основной проблемой идентификации.

Цель – изучение возможности применения различных архитектур нейронных сетей к задаче распознавания паразитологических объектов.

Материал и методы. Объектом исследования являются цветные цифровые изображения ооцист эймерий крупного рогатого скота. В статье использовались методы: математического моделирования, объектно-ориентированного программирования, вычислительный эксперимент и др.

Результаты и их обсуждение. В результате проведенного анализа существующих методов идентификации объектов был выбран метод искусственных нейронных сетей как один из наиболее перспективных подходов для решения задачи распознавания ооцист эймерий крупного рогатого скота. Авторами разработана признаковая модель изображений паразитологических объектов, а также адаптированы и реализованы различные виды архитектур нейронных сетей для распознавания ооцист эймерий крупного рогатого скота.

Заключение. Нейронные сети могут быть использованы для идентификации ооцист эймерий крупного рогатого скота. Эффективность протестированных нейронных сетей (сеть Кохонена, Хемминга, многослойный перцептрон и сеть с адаптивным резонансом) зависит от вида эймерий и при использованных настройках колеблется в пределах 21,21%–100%.

Ключевые слова: искусственная нейронная сеть, ооцисты эймерий крупного рогатого скота, распознавание образов, программирование.

Application of Neuron Networks for Identification of Cattle Oocytes of Ameri

V.M. Myronenko*, E.A. Korchevskaya**

*Educational establishment «Vitebsk “Sign of Honor” Order State Academy of Veterinary Medicine»

**Educational establishment «Vitebsk State P.M. Masherov University»

Presence of big variability of optical properties within one class of natural origin objects is the main issue of identification.

Aim of the research: to study the possibility of application of different architectures of neuron networks to the problem of identification parasite objects.

Material and methods. The object of the research is color digital pictures of cattle oocytes of ameri. Main methods of the research are mathematical modeling methods, methods of object oriented programming, calculation experiment.

Findings and their discussion. As a result of analysis of the existing methods of object identification the method of artificial neuron networks was chosen as one of the most promising approaches to solve the problem of identification of cattle oocytes of ameri. The authors elaborated a feature model of the images of parasite objects; different types of architectures of neuron networks for identifying of cattle oocytes of ameri are also adapted and implemented.

Conclusion. Neuron networks can be used to identify cattle oocytes of ameri. The efficiency of the tested neuron networks (Kohonen, Hemming networks, multi layer **peceptron** as well as network with adaptive resonance) depends on ameri type and, with the applied adjustments, varies between 21,21%–100%.

Key words: artificial neuron network, cattle oocytes of ameri, identification of images, программирование.

Диагностика паразитологических заболеваний базируется, прежде всего, на идентификации и классификации паразитозов. В некоторых случаях диагноз может быть поставлен опытным диагностом на основе качественных различий объектов, что требует больших временных и человеческих ресурсов. Когда эти различия не заметны человеческому глазу, а также для избегания рутинной работы принимать решение могут специальные компьютерные программы.

В настоящее время известно множество методов распознавания изображений, однако самыми малоизученными остаются искусственные нейронные сети, индуцированные биологией, так как они состоят из элементов, функциональные возможности которых аналогичны большинству элементарных функций биологического нейрона, и демонстрируют удивительное число свойств, присущих мозгу. Например, они обучаются на основе опыта, обобщают предыдущие прецеденты на новые случаи и извлекают существенные свойства из поступающей информации, содержащей излишние данные. Искусственные нейронные сети могут менять свое поведение в зависимости от внешней среды. После предъявления входных сигналов вместе с требуемыми выходами они самонастраиваются, чтобы обеспечивать требуемую реакцию.

В теории нейронных сетей существуют две актуальные проблемы, одной из которых является выбор оптимальной структуры нейронной сети, а другой – построение эффективного алгоритма обучения нейронной сети.

Оптимизация нейронной сети направлена на уменьшение объема вычислений при условии сохранения точности решения задачи на требуемом уровне. Параметрами оптимизации в нейронной сети могут быть:

- размерность и структура входного сигнала нейросети;

- синапсы нейронов сети. Они упрощаются с помощью удаления из сети или заданием «нужной» или «оптимальной» величины веса синапса;

- количество нейронов каждого слоя сети: нейрон целиком удаляется из сети, с автоматическим удалением тех синапсов нейронов следующего слоя, по которым проходил его выходной сигнал;

- количество слоев сети.

Вторая проблема заключается в разработке качественных алгоритмов обучения нейросети, позволяющих за минимальное время настроить ее на распознавание заданного набора входных образов.

Цель – исследование возможности применения различных архитектур нейронных сетей к задаче распознавания паразитологических объектов.

Для этого решались следующие задачи: выделение признаков изображений и построение модели – признакового описания исходного изображения; адаптация нейронной сети Кохонена для распознавания паразитозов; разработка математической модели сети с адаптивным резонансом; построение многослойного персептрона и обучение его методом обратного распространения ошибки и генетическими алгоритмами; построение математической модели сети Хемминга и адаптация ее для распознавания паразитологических объектов.

Материал и методы. Объектом исследования являются цветные цифровые изображения ооцист эймерий крупного рогатого скота. Методы изучения: математического моделирования, искусственного интеллекта, объектно-ориентированного программирования, численные, вычислительный эксперимент.

Многослойный персептрон. Схема двухслойного персептрона показана на рис. 1.

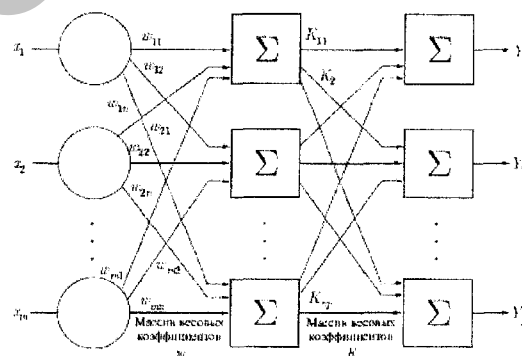


Рис. 1. Многослойная нейронная сеть.

На каждый нейрон входного слоя поступает один из рассчитанных признаков. Каждый из них умножается на вес, и произведения суммируются. Эта сумма, обозначаемая NET, должна быть вычислена для каждого нейрона сети. После того как величина NET вычислена, она модифицируется с помощью активационной функции и получается сигнал OUT. В качестве активационной функции выбран сигмоид [1]:

$$\text{OUT} = \frac{1}{1 + e^{-\text{NET}}}.$$

Сигмоид, который иногда называется также логистической, или сжимающей, функцией, сужает диапазон изменения NET так, что значение OUT лежит между нулем и единицей.

Сеть обучается, чтобы для некоторого множества входов давать желаемое множество выходов. Каждое такое входное (или выходное) множество рассматривается как вектор. Обучение осуществляется путем последовательного предъявления входных векторов с одновременной подстройкой весов в соответствии с определенной процедурой. В процессе обучения веса сети постепенно становятся такими, чтобы каждый входной вектор выработывал выходной вектор [1].

Обучение происходило методом обратного распространения ошибки и генетическими алгоритмами.

Метод обратного распространения ошибки заключается в распространении сигналов ошибки от выходов сети к ее входам, в направлении, обратном прямому распространению сигналов в обычном режиме работы. Обратное распространение использует разновидность градиентного спуска, то есть осуществляет спуск вниз по поверхности ошибки, непрерывно подстраивая веса в направлении к минимуму.

Генетические алгоритмы для подстройки весов скрытых и выходных слоев применяются следующим образом. Каждая хромосома (решение) представляет собой вектор из весовых коэффициентов. Хромосома $a = (a_1, a_2, a_3, \dots, a_n)$ состоит из генов a_i , которые могут иметь числовые значения. Популяцией называют набор хромосом (решений). Начальная популяция в представленной работе выбирается случайно, значения весов лежат в промежутке $[-1.0, 1.0]$. Для обучения сети к начальной популяции используются простые операции: селекция, скрещивание, мутация, в результате чего генерируются новые популяции.

Нейронная сеть Кохонена. Самоорганизующиеся карты Кохонена – это нейросетевой метод,

предполагающий обучение без внешнего вмешательства. В нейросетевых методиках, предполагающих обучение с учителем, для нахождения образа или соотношения между данными требуется, чтобы один или более выходов были точно заданы вместе с одним или более входами нейросети. Карта Кохонена, напротив, отображает данные большей размерности на карте меньшей размерности, состоящей из решетки нейронов. Основу обучения самоорганизующихся нейронных сетей составляет конкуренция между нейронами [2]. Для реализации системы распознавания выбрана архитектура в виде однослойной сети, в которой каждый нейрон соединен со всеми компонентами N -мерного выходного вектора x .

Искусственная нейронная сеть Хэмминга представляет собой сеть с двумя обрабатываемыми слоями: первый слой – слой Хэмминга, второй слой – немного измененная сеть Хопфилда. Сеть Хэмминга реализует классификатор, базирующийся на наименьшей погрешности для векторов двоичных входов, где погрешность определяется расстоянием Хэмминга. Идея работы сети состоит в нахождении расстояния Хэмминга от тестируемого образа до всех образцов. Расстоянием Хэмминга называется число отличающихся битов в двух бинарных векторах. Сеть должна выбрать образец с минимальным расстоянием Хэмминга до неизвестного входного сигнала, в результате чего будет активизирован только один выход сети, соответствующий этому образцу [1].

Особенностями данной сети являются наличие обратных связей и особенный входной вектор. На вход сети Хэмминга поточечно поступает бинарный вектор размерности 160000, который описывает контур распознаваемого объекта. Предварительно необходимо пропорционально изменить размерность изображения до величины 400*400.

Построенная нейронная сеть состоит из двух слоев. Первый и второй слои имеют по 11 нейронов (количество классов). Нейроны первого слоя состоят из 160000 синапсов, соединенных с входами сети, образующими фиктивный нулевой слой.

Первый слой имеет однонаправленное распространение сигналов от входа к выходу и фиксированные значения весов.

Нейроны второго слоя связаны между собой ингибиторными (отрицательными обратными) синаптическими связями. Единственный синапс с положительной обратной связью для каждого нейрона соединен с его же аксоном. Таким образом, второй слой состоит из нейронов, связанных

обратными связями по принципу «каждый с каждым», при этом в каждом нейроне слоя существует автосвязь (связь входа нейрона со своим собственным выходом). Разные нейроны в слое связаны отрицательной (тормозящей) обратной связью с весом, выбранным для данной задачи: $-0,05$. С собственным входом нейрон связан положительной (возбуждающей) обратной связью с весом, равным $+1$. Пороговые веса нейронов приняты равными нулю. Нейроны этого слоя функционируют в режиме, при котором в каждой фиксированной ситуации активизируется только один нейрон, а остальные пребывают в состоянии покоя.

Выходной однонаправленный слой формирует выходной вектор, соответствующий входному вектору.

Проектирование нейронной сети на основе адаптивной резонансной теории (АРТ). Особенностью нейронных сетей с адаптивным резонансом является то, что они сохраняют пластичность при запоминании новых образов и в то же время предотвращают модификацию старой памяти. Нейросеть имеет внутренний детектор новизны – тест на сравнение предъявленного образа с содержимым памяти. При удачном поиске в памяти предъявленный образ классифицируется с одновременной уточняющей модификацией синаптических весов нейрона, выполнившего классификацию. Такую ситуацию называют возникновением адаптивного резонанса в сети в ответ на предъявление образа. Если резонанс не возникает в пределах некоторого заданного порогового уровня, то тест новизны считается успешным и образ воспринимается сетью как новый. Модификация весов нейронов, не испытавших резонанса, при этом не производится.

Сеть АРТ представляет собой векторный классификатор. Входной вектор классифицируется в зависимости от того, на какой из множеств

ва ранее предъявленных образов он похож. Свое классификационное решение сеть АРТ выражает в форме возбуждения одного из нейронов распознающего слоя. Если входной вектор не соответствует ни одному из хранящихся в памяти образов, создается новая категория путем запоминания образа, идентичного новому входному вектору. Если определено, что входной вектор похож на один из ранее запомненных с точки зрения определенного критерия сходства, зафиксированный системой будет изменяться (обучаться) под воздействием нового входного вектора таким образом, чтобы стать более похожим на этот входной вектор [3].

Запомненный образ не будет изменяться, если текущий входной вектор не окажется достаточно похожим на него. Таким образом, решается дилемма стабильности–пластичности. Новый образ может создавать дополнительные классификационные категории, однако он не может заставить измениться существующую память.

На рис. 2 показана конфигурация сети АРТ, представленная в виде пяти функциональных модулей. Она включает два слоя нейронов: так называемые «слой сравнения» и «слой распознавания». Приемник 1, Приемник 2 и Сброс обеспечивают управляющие функции, необходимые для обучения и классификации.

Результаты и их обсуждение. Задача распознавания изображений разбивается на две части: на задачу приведения изображений к виду, удобному для распознавания, и собственно задачу распознавания. В связи с этим возникла потребность в разработке методов и средств построения формальных описаний изображений.

Для решения первой задачи проведен анализ различных моделей изображений, используемых как в когнитивной психологии, так и в анализе изображений. Исследованы следующие классы моделей изображений:

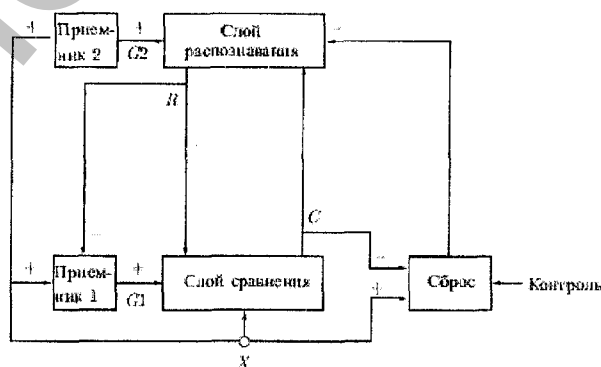


Рис. 2. Конфигурация сети АРТ.

1. Классы моделей, порождаемые методами когнитивной психологии:

Класс 1: модели, основанные на сопоставлении эталонов.

Класс 2: модели, основанные на наборе признаков.

Класс 3: модели, основанные на преобразовании Фурье.

Класс 4: структурные модели.

2. Классы моделей, порождаемые методами представления и обработки изображений:

Класс 1: тоновые и цветные изображения.

Класс 2: двухуровневые (или представляемые в нескольких «цветах») изображения.

В результате проведенного анализа была вы-

делена признаковая модель изображений как наиболее часто применяемая как в когнитивной психологии, так и в анализе изображений.

В качестве признаков выбраны геометрические инвариантные к повороту, сдвигу и масштабированию показатели.

Вторая задача решалась с помощью нейронных сетей. В результате вычислительных экспериментов была выбрана архитектура многослойного персептрона с 10 входами (признаки) и 11 выходами (количество видов распознаваемых объектов), состоящая из трех слоев. Вероятность скрещивания составляет 0,76, вероятность мутации – 0,003. Результаты работы сети представлены в табл. 1.

Таблица 1

Результаты анализа качества классификации с помощью многослойного персептрона

Название группы образов	Количество изображений в группе	Количество верно классифицированных изображений	Процент верной классификации
<i>E. alabamensis</i>	33	21	63,64%
<i>E. auburnensis</i>	26	13	50,00%
<i>E. bovis</i>	28	14	50,00%
<i>E. brasiliensis</i>	54	45	83,33%
<i>E. bukidnonesis</i>	23	23	100,00%
<i>E. cylindrica</i>	38	26	68,42%
<i>E. ellipsoidalis</i>	42	25	59,52%
<i>E. zuernii</i>	22	14	63,63%
<i>E. subspherica</i>	38	19	50,00%
<i>E. wyomingensis</i>	47	30	63,83%
<i>E. canadensis</i>	7	6	85,71%

Таблица 2

Результаты анализа качества классификации с помощью нейронной сети Хемминга

Название группы образов	Количество изображений в группе	Количество верно классифицированных изображений	Процент верной классификации
<i>E. alabamensis</i>	33	20	60,61%
<i>E. auburnensis</i>	26	15	57,69%
<i>E. bovis</i>	28	14	50,00%
<i>E. brasiliensis</i>	54	43	79,63%
<i>E. bukidnonesis</i>	23	22	95,65%
<i>E. cylindrica</i>	38	25	65,79%
<i>E. ellipsoidalis</i>	42	25	59,52%
<i>E. zuernii</i>	22	11	50,00%
<i>E. subspherica</i>	38	27	71,05%
<i>E. wyomingensis</i>	47	30	63,83%
<i>E. canadensis</i>	7	5	71,43%

Таблица 3

Результат работы сети, построенной на основе архитектуры АРТ

Название группы образцов	Количество изображений в группе	Количество верно классифицированных изображений	Процент верной классификации
<i>E. alabamensis</i>	33	7	21,21%
<i>E. auburnensis</i>	26	13	50,00%
<i>E. bovis</i>	28	20	71,43%
<i>E. brasiliensis</i>	54	25	46,30%
<i>E. bukidnonesis</i>	23	19	82,61%
<i>E. canadensis</i>	7	4	57,14%
<i>E. cylindrica</i>	38	21	55,26%
<i>E. ellipsoidalis</i>	42	30	71,43%
<i>E. subspherica</i>	38	15	39,47%
<i>E. wyomingensis</i>	47	24	51,06%
<i>E. zuernii</i>	22	22	100%

Результатом работы нейронной сети Кохонена является набор кластеров. Кластером будет являться группа векторов, расстояние между которыми внутри этой группы меньше, чем расстояние до соседних групп. При тестировании созданного алгоритма на паразитологических объектах из 11 классов распознаваемых объектов было выделено 11. Карты Кохонена позволяют в исследуемых образцах идентифицировать все группы паразитологических объектов.

В табл. 2 представлены результаты распознавания паразитологических объектов с помощью сети Хемминга.

Результаты распознавания ооцист эймерий крупного рогатого скота с помощью сети с адаптивным резонансом представлены в табл. 3.

Заключение. Нейронные сети могут быть использованы для идентификации ооцист эймерий крупного рогатого скота. Эффективность протестированных нейронных сетей (сеть Кохонена, Хемминга, многослойный персептрон и сеть с

адаптивным резонансом) зависит от вида эймерий и при использованных настройках колеблется в пределах 21,21%–100%.

ЛИТЕРАТУРА

1. Суровцев, И.С. Нейронные сети / И.С. Суровцев, В.И. Ключкин, Р.П. Пивоварова. – Воронеж: ВГУ, 1994. – 224 с.
2. Нейрокомпьютерная техника: Теория и практика // Эврика [Электронный ресурс] / Ф. Уоссермен; пер. Ю.А. Зуева, В.А. Точенова. – 1992. – Режим доступа: <http://evrika.tsi.lv/index.php?name=texts&file=show&f=410>. – Дата доступа: 20.02.2014.
3. Арутюнян, А.Л. Современные реализации нейронных сетей адаптивного резонанса / А.Л. Арутюнян // Электроника и связь. – 2003. – № 20.

REFERENCES

1. Arutunian A.L. Elektronika i sviaz [Electronics and Communication], M., 2003, № 20.
2. Surovtsev I.S., Kliukin V. I., Pivovarova R.P. Neironniye seti [Neuron networks], Voronezh: VGU, 1994, 224 p.
3. Wasserman F. (Translation into Russian by Zuyev Yu.A.) Neirokompyuternaya tehnika: Teoriya i praktika [Neuro Computer Technology: Theory and Practice], 1992: <http://evrika.tsi.lv/index.php?name=texts&file=show&f=410>. – Access date: 20.02.2014.

Поступила в редакцию 03.03.2014. Принята в печать 21.04.2014

Адрес для корреспонденции: e-mail: korchevskaya.elena@tut.by -- Корчевская Е.А.