

УДК 004.8

В. М. МИРОНЕНКО*, кандидат ветеринарных наук, доцент
Е. А. КОРЧЕВСКАЯ**, кандидат физико-математических наук
С. С. МАЕВСКАЯ**, магистрант

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

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

**РАЗРАБОТКА ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА
ДЛЯ ДИАГНОСТИКИ ПАРАЗИТОЗОВ
НА ОСНОВЕ НЕЙРОННОЙ СЕТИ ХЭММИНГА**

Разработан способ преобразования исходного изображения в вектор числовых данных. Смоделирована нейронная сеть для идентификации паразитологических объектов. Разработана программная оболочка искусственного интеллекта для распознавания паразитологических объектов.

Ключевые слова: искусственный интеллект, нейронные сети, синоптические связи, паразитологические объекты.

Искусственный интеллект – это научное направление, в рамках которого ставятся и решаются задачи аппаратного или программного моделирования тех видов человеческой деятельности, которые традиционно считаются интеллектуальными. Замена человека-специалиста на системы искусственного интеллекта, в частности на экспертные системы, разумеется, там, где это допустимо, позволяет существенно ускорить и удешевить процесс производства. Системы искусственного интеллекта всегда объективны и результаты их работы не зависят от моментного настроения и ряда других субъективных факторов, которые присущи человеку. Нейронные сети – это одно из направлений исследований в области искусственного интеллекта, основанное на попытках воспроизвести нервную систему человека. А именно: способность нервной системы обучаться и исправлять ошибки, что должно позволить смоделировать, хотя и достаточно грубо, работу человеческого мозга. У нейронных сетей много важных свойств, но ключевое из них – это способность к обучению. Обучение нейронной сети в первую очередь заключается в изменении «силы» синаптических связей между нейронами. На сегодняшний день нейронные сети являются одним из приоритетных направлений исследований в области искусственного интеллекта.

Ежегодно во всем мире регистрируются многочисленные случаи гибели человека и животных в результате воздействия на них тех или иных биологических агентов. Зараженность опасными патогенами достигает в некоторых регионах до нескольких миллионов человек. Вспышки ряда болезней в настоящее время являются мало контролируруемыми и слабо прогнозируемыми. Основой эффективных превентивных мер является глобальный мониторинг биологической безопасности окружающей среды. Своевременное выявление опасных биологических агентов в исследуемых образцах тех или иных компонентов окружающей среды позволит своевременно принять адекватные меры.

В настоящее время сложность проведения глобального мониторинга биологической безопасности окружающей среды заключается в больших затратах, которые повлечет обработка получаемой информации. Исследование образцов рутинными методами требует использования значительного штата сотрудников и большие временные затраты. Так, тенденции развития промышленности и сельского хозяйства в условиях жесткой конкуренции требуют снижения затрат с одновременным повышением качества выполняемых работ, что может быть достигнуто заменой доли ручного труда автоматическими линиями. В связи с этим достаточно актуальна задача построения систем, позволяющих автоматизировать идентификацию паразитов путем использования современных математических методов цифровой обработки и методов искусственного интеллекта.

Цель работы. Разработать систему искусственного интеллекта на основе нейронной сети Хэмминга для распознавания паразитологических объектов.

Достижение цели исследования предполагает решение следующих задач:

1. Разработать способ преобразования исходного изображения в вектор числовых данных.
2. Смоделировать нейронную сеть для идентификации паразитологических объектов.
3. Разработать программную оболочку искусственного интеллекта для распознавания паразитологических объектов.

Материалы и методика исследований. Методологической базой исследования являются методы искусственного интеллекта, нейронных сетей, вычислительной математики, математического моделирования, объектно-ориентированного проектирования и программирования.

Искусственная нейронная сеть Хэмминга представляет собой сеть с двумя обрабатывающими слоями: первый слой – слой Хэмминга, второй слой – немного изменённая сеть Хопфилда (рис. 1). 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.

Построенная нейронная сеть состоит из двух слоев. Первый и второй слои имеют по m нейронов, где m – число образцов. Нейроны первого слоя имеют по n 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, при этом величина обычно обратно пропорциональна количеству образов. 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.

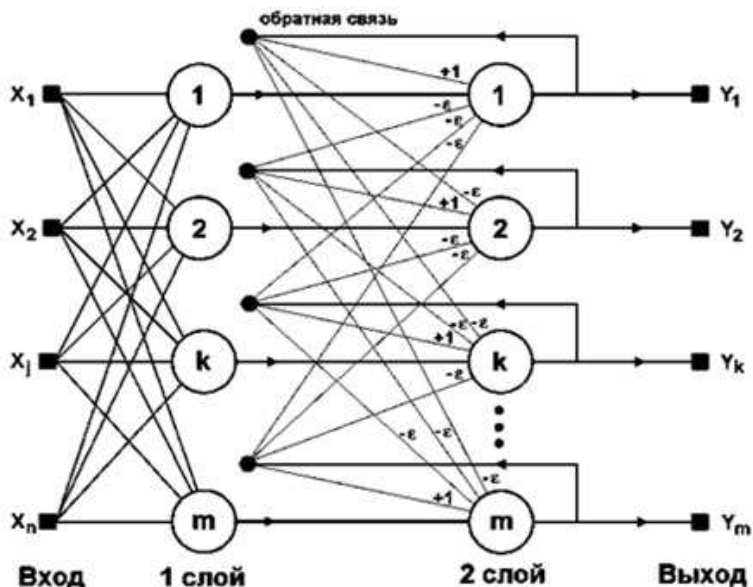


Рис. 1. Структурная схема сети Хемминга

Выходной односторонний слой формирует выходной вектор, соответствующий входному вектору.

Тип входных сигналов: бинарные векторы.

Тип выходных сигналов: целые числа.

Размерности входа и выхода ограничены при программной реализации только возможностями вычислительной системы, на которой моделируется нейронная сеть, при аппаратной реализации – технологическими возможностями. Размерности входных и выходных сигналов могут не совпадать.

Тип передаточной функции: линейная с насыщением.

Число синапсов в сети: $(N \cdot M)$.

Результаты исследований и их обсуждение. Первая задача решена с помощью разработанного авторами алгоритма, который предназначен для перевода объектов, примеры которых изображены на рисунке 2 в столбец входных данных.

Работа алгоритма состоит из нескольких этапов.

1. Бинаризация цифрового изображения. Процесс бинаризации изображения основан на сравнении яркости каждого пикселя $B(x,y)$ с пороговым значением яркости $B_T(x,y)$; если значение яркости пикселя выше значения яркости порога, то на бинарном изображении соответствующий пиксель будет «белым», или «черным» в противном случае.

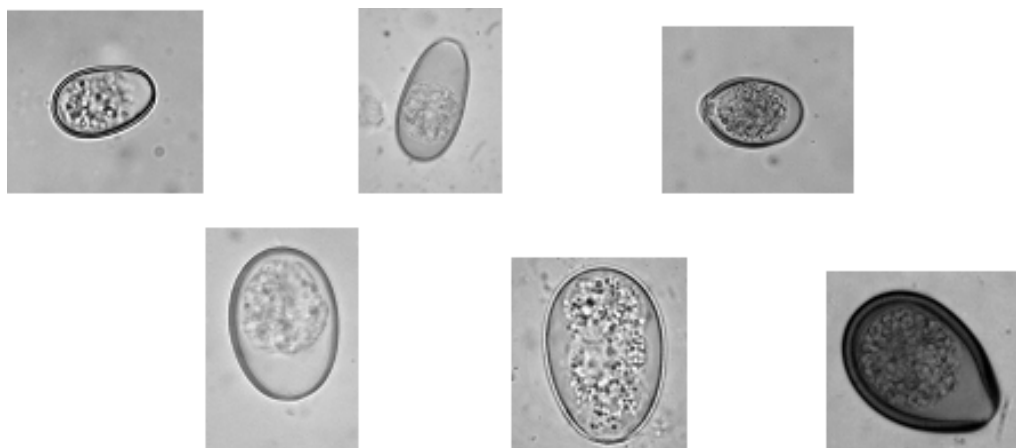


Рис. 2 – Идентифицируемые биологические микрообъекты

2. Удаление шумов. Цифровой шум – дефект изображения, вносимый фотосенсорами и электроникой устройств, которые их используют (цифровой фотоаппарат, видеокамеры). Цифровой шум проявляется в виде случайным образом расположенных элементов раstra (точек), имеющих размеры близкие к размеру пикселя. Цифровой шум отличается от изображения более светлым или тёмным оттенком серого и цвета (яркостной шум) и по цвету (хроматический шум). В разработанной электронной системе идентификации микрообъектов реализованы фильтр для устранения шума типа «соль и перец» и медианный фильтр. После чего происходит непосредственный процесс выделения контура.

3. Выделение контура. В качестве алгоритма выделения был использован алгоритм «жука». Суть алгоритма заключается в следующем: жук начинает движение с белой области по направлению к черной, как только он попадает на черный элемент, он поворачивает налево и переходит к следующему элементу, если этот элемент белый, то жук поворачивает направо, иначе – налево. Процедура повторяется до тех пор, пока жук не вернется в исходную точку. Координаты точек перехода с черного на белое и с белого на черное описывают границу объекта.

4. Для разрешения проблемы разного расположения и разной длины контуров объекта разработан метод, который, помимо приведения к единой длине, производит сглаживание контура. Для начала фиксируется длина контура, которая будет использоваться в системе распознавания. Затем, для каждого исходного контура создается новый контур нужной длины с помощью интерполяционного полинома. Выбор длины контура был выбран экспериментально. С одной стороны, большая длина означает большие затраты на вычисления. С другой стороны – малая длина несет меньше информации, и точность распознавания снижается. Экспериментально для нашей задачи была выбрана длина равная 400.

Таким образом, разработан алгоритм, который преобразует цифровые данные в числовую информацию, инвариантный относительно поворота, сдвига и масштабирования.

На рисунке 3 изображен модифицированный контур с помощью разработанного алгоритма.

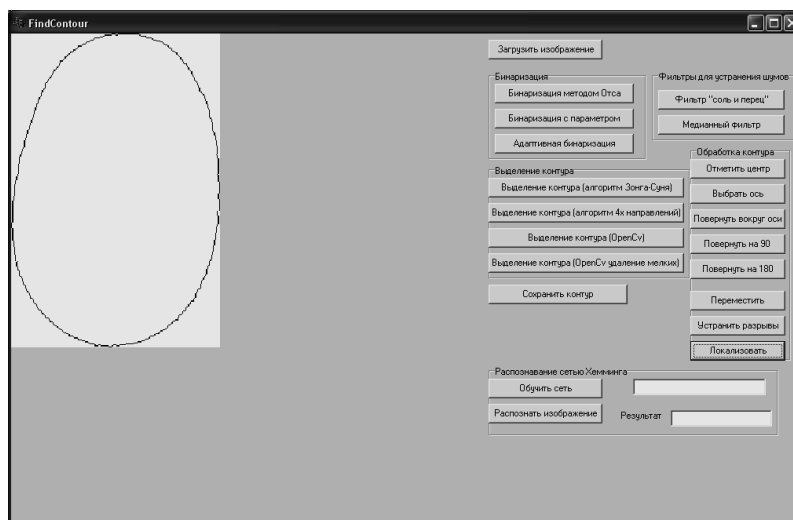


Рис. 3. Пример исходного образца

Решение второй задачи. Установлено количество входов сети – 160000. Количество выходов M совпадает с количеством групп эталонных изображений и равняется 12. Вес отрицательной обратной связи второго слоя был экспериментально принят равным – 0.05.

Для того чтобы списки весовых коэффициентов синапсов первого слоя содержали образы эталонных контуров необходимо провести процедуру обучения.

Алгоритм обучения сети Хэмминга, адаптированный для данной задачи, выглядит так:

1. На вход сети подается i -й образ.
2. Образ по координатам подается на входы i -го нейрона. Если k -я точка образа принадлежит множеству, содержащему контур, то весу k -го входа присваивается значение 0.5, в противном случае – 0.5.
3. Переход на шаг 1, пока не исчерпаны все эталонные образы.

При нажатии на кнопку «Обучить сеть» происходит обучение сети Хемминга, в результате которого списки весовых коэффициентов синапсов первого слоя будут содержать образы эталонных контуров.

После обучения можно переходить к распознаванию. Общий алгоритм распознавания для сети Хэмминга состоит из четырех этапов:

- I. Подача распознаваемого образа на входы сети;
 1. Выбирается очередной нейрон;
 2. Обнуляется его выход;
 3. Локализованный образ по координатам подается на входы i -го нейрона. Если k -я точка образа принадлежит множеству элементов контура, то к значению выхода прибавляется значение веса k -го входа, в противном случае это значение вычитается;
 4. Значение выхода пропускается через функцию линейного порога;
 5. Переход на шаг 1, пока не исчерпаны все нейроны первого слоя.
- II. Передача данных с первого слоя на второй;

1. Обнуляется счётчик итераций;
2. Запоминаются выходы нейронов в списке результатов предыдущего прохода;
3. Перебирается сеть по нейронам;
4. i -й нейрон посылает свой выход на i -й вход каждого нейрона;
5. Каждый нейрон, принимая значения, накапливает их;
6. Переход на шаг 4, пока не будут обработаны все нейроны;
7. Накопленные суммы каждый нейрон посылает на свой выход;
8. Переход на шаг 2, пока выходы нейронов на текущей итерации не совпадут с выходами на предыдущей или пока счётчик числа итераций не превысит некоторое значение.

III. обработка данных вторым слоем;

IV. выбор распознанного образа.

Теоретически, второй слой должен работать пока его выходы не стабилизируются, но на практике количество итераций искусственно ограничивают.

Последний шаг – выбор из нейронов второго слоя с наибольшим значением на выходе. Его номер и есть номер класса.

Решение третьей задачи. С помощью разработанного алгоритма, обеспечивающего преобразование исходного цифрового изображения в вектор координат фиксированной длины и адаптированной для распознавания паразитологических объектов нейронной сети, создано программное обеспечение, позволяющее проводить обучение и распознавание образов.

На рисунке 4 изображено созданное приложение.

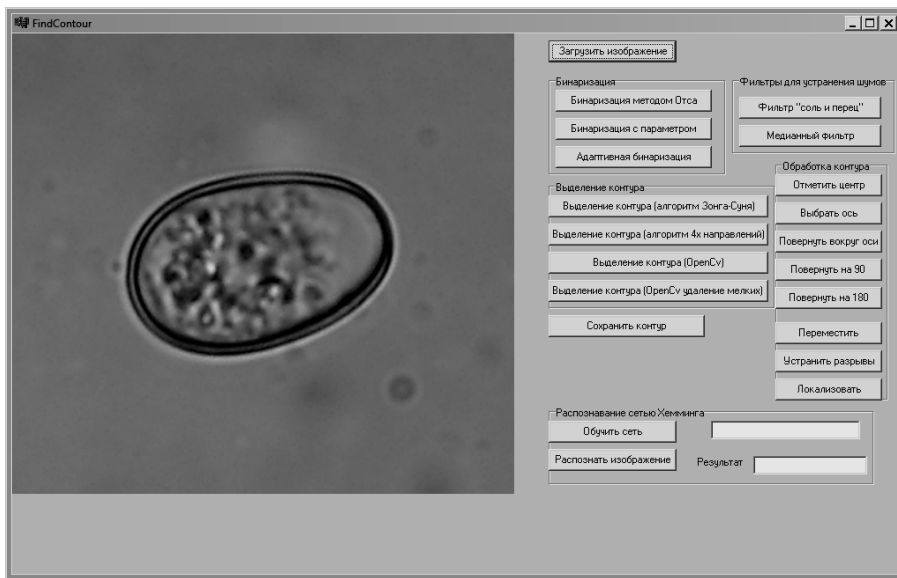


Рис. 4. Окно приложения с загруженным на форму изображением

Данное приложение позволяет проводить предобработку изображений, локализацию, обучение, распознавание.

Результат работы алгоритма распознавания можно увидеть на рисунке 5.

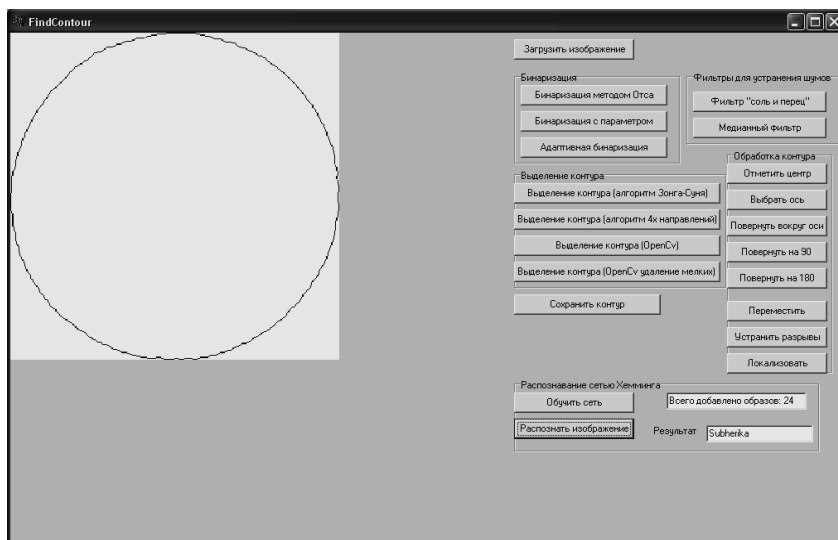


Рис. 5. Результат работы алгоритма распознавания

Анализ качества классификации. После разработки приложения экспериментальным путем был проведен анализ качества классификации образов. Процент верной классификации в тестировочной коллекции для ооцист эймерий составил: *E. alabamensis* – 63,16%; *E. auburnensis* – 50,00%; *E. bovis* – 50,00%; *E. brasiliensis* – 82,05%; *E. bukindonensis* – 100,00%; *E. cylindrica* – 66,67%; *E. ellipsoidalis* – 55,55%; *E. subspherica* – 70,37%; *E. wyomingensis* – 62,06%. Процент верной классификации в тестировочной коллекции для яиц гельминтов составил: *Fasciola* – 100,00%; *Trichocephalus* – 100,00%; *Capillaria* – 70,00%.

Заключение. Разработан способ преобразования исходного изображения в вектор числовых данных. Смоделирована нейронная сеть для идентификации паразитологических объектов. Разработана программная оболочка искусственного интеллекта для распознавания паразитологических объектов.

Список використаної літератури

1. *Абламейко С. В.* Обработка изображений: технология, методы, применение / С. В. Абламейко, Д. М. Лагуновский. – Мн.: Амалфея, 2000 – 304с.
2. *Архангельский А. Я.* СBuilder 6: справочное пособие: в 2 кн. / А. Я. Архангельский. – М.: Бином-Пресс, 2002. – 2 кн.
3. *Бодянский Е. В.* Искусственные нейронные сети: архитектуры, обучение, применения / Е. В. Бодянский, О. Г. Руденко. – М: ТЕЛТЕХ, 2004. – 355 с.
4. *Галушкин А. И.* Нейронные сети. Основы теории / А. И. Галушкин. – М.: Горячая Линия – Телеком, 2010. – 496 с.
5. *Галушкин А. И.* Синтез многослойных систем распознавания образов / А. И. Галушкин. – М.: Энергия, 1974. – 368 с.
6. *Ерофеев В. Т.* Основы математического моделирования: Курс лекций / В. Т. Ерофеев, И. С. Козловская. – Мн.: БГУ, 2002. – 195 с.
7. *Клюев С. А.* Компьютерное моделирование: Учебно-методическое пособие / С. А. Клюев // Волжский политехнический институт, 2009. – 89 с.

8. *Круглов В. В.* Искусственные нейронные сети. Теория и практика / В. В. Круглов. – М.: Горячая линия-Телеком, 2002. – 382 с.
9. *Самарский А. А.* Математическое моделирование: Идеи. Методы. Примеры / А. А. Самарский, А. П. Михайлов. – М.: Физматлит, 2002. – 320с.
10. *Сотник С. Л.* Конспект лекций по курсу "Основы проектирования систем искусственного интеллекта" / С. Л. Сотник. – М.: 1998. – 90 с.
11. *Терехов В. А.* Нейросетевые системы управления / В. А. Терехов, Д. В. Ефимов, И. Ю. Тюкин. – М.: Высшая школа, 2002. – 184 с.
12. *Форсайт Д. А.* Компьютерное зрение. Современный подход / Д. А. Форсайт, Д. Понс. – М.: Вильямс, 2004. – 928 с.
13. Проект «Вся биология». Основы экологии [Электронный ресурс]/ SBIO. – 2006 – 2012. – Режим доступа: <http://sbio.info/page.php?id=153> – Дата доступа: 15.04.2012.

РОЗРОБЛЕННЯ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ ДЛЯ ДІАГНОСТИКИ ПАРАЗИТОЗІВ НА ОСНОВІ НЕЙРОНО СІТКИ ХЕММІНГА / В. М. Мироненко, О. А. Корчевська, С. С. Маєвська

Створено спосіб переведення вихідного зображення в вектор числових даних. Модульовано нейрону сітку для ідентифікації паразитологічних об'єктів. Розроблено програмна оболонка штучного інтелекту для розпізнавання паразитологічних об'єктів.

Ключові слова: штучний інтелект, нейронні сітки, синаптичні зв'язки, паразитологічні об'єкти.

THE DEVELOPMENT OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE FOR PARASITES DIAGNOSTICS BY NEURAL HAMMING NETWORK / M.V. Mironenko, E.A. Korshevskaya, S.S. Maevskaya

It was developed a way to convert the original image into a vector of numerical data, simulated neural network to identify parasitological objects and developed artificial intelligence software shell for detection of parasitological objects.

Key words: artificial intelligence, neural networks, synaptic connections, parasitological objects.

Рецензент: доктор біологічних наук, професор **М.Ф. Суходуб**