2. Ветеринарно-санитарные правила по паразитологическому обследованию объектов внешней среды/ А.И. Ятусевич [и др.]. – Витебск: ВГАВМ, 2008. – 47 с.
3. Карасев Н.Ф., Михалочкина Е.И., Кочко Ю.П. Стронгилята желудочнокишечного тракта домашних и диких жвачных Белоруссии.// В кн.: Материалы международной научно-практической конференции. (Витебск, 28-29 сентября, 1996 г.) - Мн.,1996 - с.108-109.
4. Круковский, В.П. Экология и охрана водных ресурсов. / В.П. Круковский // Минск: Ураджай, 2000. – С. 95.
5. Лозановская, И.Н. Экология и охрана биосферы при химическом загрязнении / И.Н. Лозановская, Д.С. Орлов, Л.К. Садовникова // М.: Высш. школа, 1998. – С. 258.
6. Мероприятия по борьбе с паразитозами крупного рогатого скота в хозяйствах Витебской области: рекомендации / А.И. Ятусевич [и др.] ; Комитет по сельскому хозяйству и продовольствию Витебского облисполкома, Учреждение образования "Витебская государственная академия ветеринарной медицины", Кафедра паразитологии и инвазионных болезней животных. - Витебск, 2009. - 38 с.
7. Общая и ветеринарная экология: учебное пособие для студентов высших сельскохозяйственных учебных заведений / А.И. Ятусевич [и др.]; под ред. А.И. Ятусевич и В.А. Медведского – Минск : ИВЦ Минфина, 2009. – 304 с.
8. Основы ветеринарии: учебное пособие для студентов / А.И. Ятусевич [и др.]; ред. А.И. Ятусевич, В.В. Малашко. - Минск: ИВЦ Минфина, 2007. - 343 с.
9. Позин, С.Г. О некоторых закономерностях влияния водного фактора на вспышечную заболеваемость острыми кишечными инфекциями // Современная методология решения научных проблем гигиены. – Минск: Беларуская навука, 1997. – С. 65–72.
10. Романенко Н.А., Падченко И.К., Чебышев Н.В. Санитарная паразитология руководство для врачей –М.- «Медицина» - 2000. - 320с.
11. Ятусевич А.И., Карасев Н.Ф., Якубовский М.В. Паразитология и инвазионные заболевания животных: Учебник для ВУЗов / Под ред. А.И.Ятусевича. – Мн.: Ураджай, 1998. – 464 с. (на бел.яз).
12. Ятусевич, А.И. Мероприятия по профилактике гельминтозов крупного рогатого скота в условиях белорусского Полесья: (рекомендации) / А.И. Ятусевич, Р.Н. Протасовицкая, И.А. Ятусевич; Учреждение образования "Витебская государственная академия ветеринарной медицины". - Витебск, 2007. - 29 с.

УДК 004.8

РАЗРАБОТКА ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА ДЛЯ ДИАГНОСТИКИ ПАРАЗИТОЗОВ

В.М. Мироненко[1], Е.А. Корчевская[2]

[1] – УО «Витебская ордена «Знак Почета» государственная академия ветеринарной медицины»,
[2] – УО «Витебский государственный университет имени П.М. Машерова», г. Витебск, Республика Беларусь

(Поступила в редакцию 01.06.2012 г)

Аннотация. *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.*

Summary. *Development of artificial intelligence for parasitoses diagnostic. A tool for converting the initial image into a digital data vector has been developed. A neuronal net for identifying parasitological objects has been modelled. A software for the artifical intelligence for parasitological objects identification has been developed.*

Введение. 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 малоконтролируемыми и слабопрогнозируемыми.

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 паразитозов с использованием современных математических методов цифровой обработки и методов искусственного интеллекта.

Цель работы. Разработать искусственный интеллект 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 (рисунок 1).

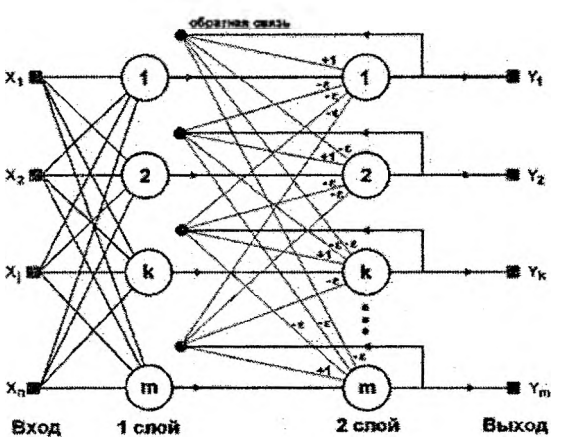


Рисунок 1 – Структурная схема сети Хемминга

Сеть Хемминга 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.

Выходной однонаправленный 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*M).

Результаты исследований и их обсуждение. Первая задача решена с помощью разработанного авторами алгоритма, который пред-

назначен для перевода объектов, изображенных на рисунке 2 в столбец входных данных.

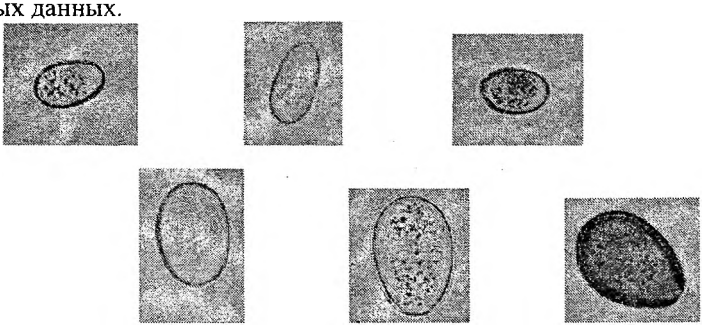


Рисунок 2 – Идентифицируемые биологические микрообъекты

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.

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 растра (точек), имеющих размеры близкие к размеру пикселя. Цифровой шум отличается от изображения более светлым или тёмным оттенком серого 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 распознава-

ния. 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 – 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.

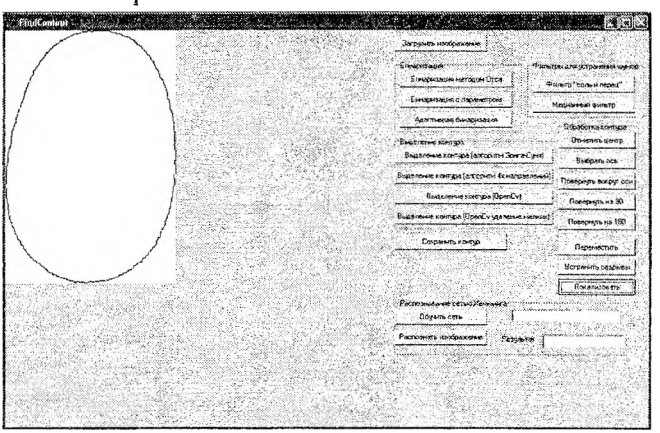


Рисунок 3 – Пример исходного образца

Решение второй задачи. Таким образом, количество входов сети – 160000. Количество выходов М 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 покоординатно подаётся 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 четырёх этапов:

I. Подача распознаваемого образа на входы сети;

1. Выбирается очередной нейрон;

2. Обнуляется его выход;

3. Локализованный образ покоординатно подаётся 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.

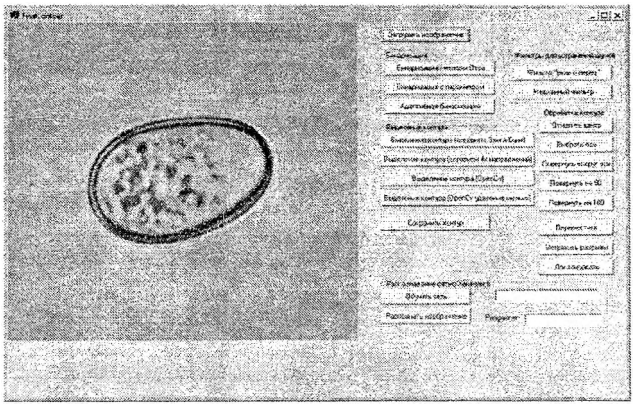


Рисунок 4 – Окно приложения с загруженным на форму изображением

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

Результат работы алгоритма распознавания можно увидеть на рисунке 5.

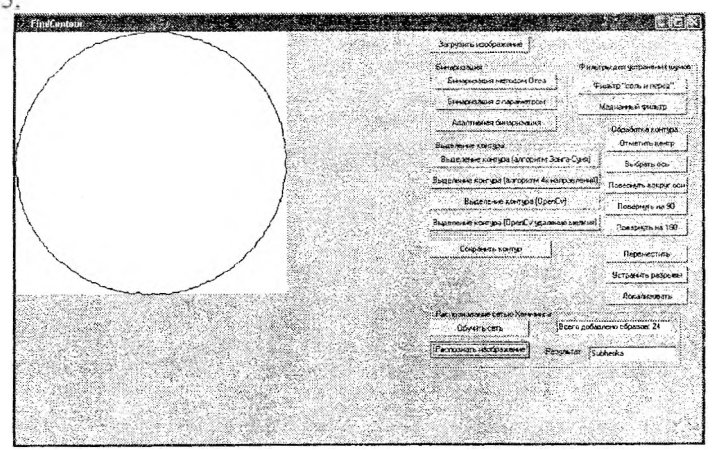


Рисунок 5 – Результат работы алгоритма распознавания

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: рода Fasciola – 100,00%; рода Trichocephalus – 100,00%; рода 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.

ЛИТЕРАТУРА

1. Абламейко, С.В. Обработка изображений: технология, методы, применение / С.В. Абламейко, Д.М. Лагуновский. – Мн.: Амалфея, 2000. – 304 с.
2. Архангельский, А.Я. C++ Builder 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: ТЕЛЕТЕХ, 2004. - 355с.
4. Галушкин, А.И. Нейронные сети. Основы теории / А.И. Галушкин. – М.: Горячая Линия – Телеком, 2010. - 496с.
5. Галушкин, А.И. Синтез многослойных систем распознавания образов / А.И. Галушкин. – М.: Энергия, 1974. - 368с.
6. Ерофеенко, В. Т. Основы математического моделирования: Курс лекций / В. Т. Ерофеенко, 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. - 382с.
9. Самарский, А.А. Математическое моделирование: Идеи. Методы. Примеры / А.А. Самарский, А.П. Михайлов. – М.: Физматлит, 2002. – 320 с.
10. Сотник, С. Л. Конспект лекций по курсу "Основы проектирования систем искусственного интеллекта" / С.Л. Сотник. – М.: 1998. – 90с.
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.