

появлении первых симптомов заболевания и являются новым комплексным подходом к профилактике и лечению рака простаты.

## USING OF THE MORPHOSTRUCTURAL ANALYSIS AND LASER ATOMIC-EMISSION SPECTROMETRY FOR DIAGNOSTICATION OF PROSTATE CANCER

G.T. MASLOVA, M.A. SERGEY, J.I. BULOICHIK, A.P. ZAJOGIN, M.P. PATAPOVICH,  
A.S. MAVRICHEV, L.A. DERZHAVETS

### Abstract

The morphology of dried blood plasma from patients with oncopathology has been studied. The structural features characteristic for the dried drops of blood plasma from the patients with diagnosed carcinoma of the prostate have been revealed. Semiquantitative estimates of the spatial distribution of calcium over the surface of the dried drops of biological fluids have been obtained using laser atomic-emission spectrometry. Owing to the use of this method, one can have quantitative estimates of changes in the protein centers. The possibility for making more accurate diagnoses by means of attribution of the tumor to the types T2 and T3 or T4 is demonstrated. The obtained experimental results may form the basis for the development of early cancer diagnostic techniques.

*Keywords:* biological fluid, morphology drops, laser atomic emission spectrometry; spatial distribution.

### Список литературы

1. Шабалин В.Н., Шатохина С.Н. Морфология биологических жидкостей человека. М., 2001.
2. Аляев Ю.Г., Безруков Е.А., Шестунеров П.А. // Онкоурология. 2006. № 2. С. 45–50.
3. Jemal A., Bray F., Center M.M. et al. // CA: A Cancer Journal for Clinicians. 2011. Vol. 61. № 2. P. 69–90.
4. Lokhov P.G., Trifonova O.P., Maslov D.L. et al. // European Journal of Cancer Prevention: the Official Journal of the European Cancer Prevention Organisation (ECP). 2013. Vol. 22. № 4. P. 335–341.
5. Булойчик Ж.И., Веремчук А.Н., Русско Т.А. et al. // Вестник БГУ. Серия 1. 2015. № 2. С. 24–30.

УДК 004.891.3

## ЭКСПЕРТНАЯ СИСТЕМА КЛИНИЧЕСКОЙ ДИАГНОСТИКИ ОСТРОЙ ХИРУРГИЧЕСКОЙ ПАТОЛОГИИ БРЮШНОЙ ПОЛОСТИ

Е.М. ЛАШКЕВИЧ

*Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники  
П. Бровки, 6, Минск, 220013, Беларусь*

*Поступила в редакцию 11 ноября 2016*

Приведены результаты разработки экспертной системы клинической диагностики острой хирургической патологии брюшной полости, основанной на искусственной нейронной сети. Рассмотрены математические аспекты проектирования архитектуры нейросети и алгоритма ее функционирования. Указаны особенности программной реализации экспертной системы.

*Ключевые слова:* экспертная система, искусственная нейронная сеть, клиническая диагностика, аппендицит, перитонит, гепатит.

## Введение

Пациентов, каждый день поступающих в приемные отделения медицинских учреждений с жалобами на потерю аппетита, тяжесть, дискомфорт или боли в животе, тошноту, рвоту, достаточно много. Однако поставить диагноз при таких жалобах затруднительно, поскольку указанные симптомы могут быть свидетельствовать о совершенно разных заболеваниях, как, например, гепатит, аппендицит, функциональное расстройство кишечника. Окончательный диагноз возможно поставить только по анализу крови пациента.

Указанные заболевания могут вызвать серьезные последствия для здоровья пациента, что обуславливает необходимость быстрого и квалифицированного решения диагностической задачи. Использование в процессе обследования информационных диагностических систем позволяет сократить время на постановку диагноза, может служить вспомогательным средством для молодых врачей, врачей в медицинских учреждениях районного и сельского уровня. Таким образом, целью исследования было разработать экспертную систему клинической диагностики аппендицита, перитонита, гепатита, функционального расстройства кишечника, острой респираторной инфекции по результатам общего анализа крови, основанную на искусственной нейронной сети (ИНС).

## Теоретический анализ

Проектирование искусственной нейронной сети затрагивает следующие аспекты.

*Набор параметров.* Перечень определяемых экспертной системой заболеваний включает в себя: аппендицит, перитонит, гепатит, функционально расстройство кишечника, острая респираторная инфекция. Перечисленные заболевания требуют для своей идентификации наличия сведений по следующим показателям общего анализа крови: WBC, RBC, HGB, HCT, MCV, MCH, MCHC, PLT, LYM%, MXD%, NEUT%, LYM#, MXD#, NEUT#, RDW-SD, RDW-CV, PDW, MPV, P-LCR. Данные параметры образуют входной образ, подаваемый на входы проектируемой нейронной сети.

*Архитектура сети.* Задачей проектируемой нейронной сети является классификация состояния пациента (предполагаемого диагноза). Классификатор организован в виде *многослойного полносвязного персептрона*. В связи с тем, что трехслойные сети довольно хорошо исследованы, *структура классификатора* включает три слоя. Входной слой сформирован девятнадцатью входами (показатели общего анализа крови), выходной слой – пятью выходами (диагноз). Скрытый слой в проектируемой нейронной сети – единственный. Необходимое количество нейронов определяли исходя и количества входных и выходных параметров и объема обучающей выборки по методике, приведенной в [1].

Функция активации нейронов выбрана сигмоидальной (в силу способности ограничивать выходное значение, возможности автоматического контроля усиления, дифференцируемости по всей области определения) [2]:

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-\alpha x}}. \quad (1)$$

Это удовлетворяет ограничению на вид функции для алгоритма обратного распространения ошибки [3], используемый в дальнейшем для обучения сети.

Генеральная выборка образов составлена врачами-экспертами. Отобранные примеры хранятся в базе данных экспертной системы. Нормализация входных переменных проводилась масштабированием входных переменных к диапазону [0,1].

*Общий алгоритм обучения сети.* Парадигма обучения данной сети – обучение «с учителем»: предоставляется набор обучающих образов в виде входного образа (вектор значений входных параметров) и связанного с ним эталонного выходного образа (вектор соответствующих эталонных значений выходных параметров). Алгоритмом обучения выбран метод обратного распространения ошибки [3] – распространение сигналов ошибки от выходов ко входам, в направлении, обратном прямому распространению сигналов в обычном режиме работы, с одновременной подстройкой синаптических весов. Критерием обученности в данном

методе является значение ошибки. Обучение достигается минимизацией функционала ошибки (среднеквадратичного отклонения текущих состояний выходов от требуемых).

Этап обучения ИНС с помощью процедуры обратного распространения ошибки в последовательном режиме обучения, когда на каждой итерации осуществляется поочередное предъявление входных образов, прямые вычисления синаптических весов и ошибки, а также обновление весовых коэффициентов по всем образам обучающего цикла (эпохи), включает следующие шаги.

1. *Прямой проход* – вычисление фактического отклика каждого нейрона в сети при распространении сигнала от входа к выходу. Аргумент активационной функции  $v_m^{(l)}$ , т.е. взвешенная сумма его входных сигналов, может быть записан в общем виде:

$$v_m^{(l)} = \sum_{k=1}^K y_k^{(l-1)} \cdot w_{mk}^{(l)}, \quad (2)$$

$$y_m^{(l)} = f_m^{(l)} = f(v_m^{(l)}), \quad (3)$$

где  $l$  – номер слоя,  $l = \overline{1, L}$ ,  $L$  – количество слоев нейросети;  $y_k^{(l-1)}$  – выход нейрона слоя  $(l-1)$ ,  $k = \overline{1, K}$ , он же вход нейрона слоя  $l$ ;  $w_{mk}^{(l)}$  – весовой коэффициент синаптической связи, соединяющий некоторый  $k$ -ый нейрон слоя  $(l-1)$  с  $m$ -ым нейроном слоя  $l$ ,  $m = \overline{1, M}$ ,  $M$  – число нейронов в слое  $l$ ;  $y_m^{(l)}$  – выход нейрона слоя  $l$ ;  $f(v_m^{(l)})$  – сигмоидальная функция активации.

Для каждого слоя в структуру слоя включается «нулевой» нейрон ( $y_0^{(l)}$ ), задающий смещение, с постоянным выходным состоянием +1.

Вычисление функционала среднеквадратической ошибки обучающей выборки между фактическим выходом сети и целевым вектором обучающей пары выполняется по формуле:

$$E(w) = \frac{1}{2} \sum_{m,n} (y_m^{(l)}(n) - d_m(n))^2, \quad (4)$$

где  $y_m^{(l)}(n)$  – реальное выходное состояние нейрона  $m$  слоя  $l$  нейросети при подаче на ее входы  $n$ -го образа;  $d_m(n)$  – желаемое выходное состояние этого нейрона.

Суммирование выполняется по всем нейронам выходного слоя и по всем обрабатываемым сетью образам. Величина ошибки является минимизируемой целевой функцией нейросети.

2. *Обратный проход – адаптация и обновление синаптических весов.* Согласно [1], метод обратного распространения ошибки является методом градиентного спуска в пространстве весов, т.е. минимизация целевой функции ведется поиском направления изменения весов, уменьшающих значение энергии среднеквадратической ошибки, и означает подстройку весовых коэффициентов.

Адаптация синаптических весов проводится по направлению от выходного слоя ко входному. Для каждого слоя рекурсивная формула для расчетов величины  $\delta_k^{(l)}$  слоя  $l$  из величин  $\delta_k^{(l+1)}$  слоя  $(l+1)$  имеет вид:

$$\delta_k^{(l)}(n) = \left[ \sum_{m=1}^M (\delta_m^{(l+1)}(n) \cdot w_{mk}^{(l+1)}(n)) \right] \cdot \alpha \cdot y_k^{(l)} \cdot (1 - y_k^{(l)}). \quad (5)$$

Для выходного слоя ( $l = 3$ ):

$$\delta_k^{(l)}(n) = (y_k^{(l)}(n) - d_k^{(l)}(n)) \cdot \alpha \cdot y_k^{(l)} \cdot (1 - y_k^{(l)}). \quad (6)$$

Подстройка весовых коэффициентов выполняется согласно формуле:

$$\Delta w_{mk}^{(l)}(n) = -\eta \cdot \delta_k^{(l)}(n) \cdot y_m^{(l-1)}(n), \quad (7)$$

где  $\eta$  – коэффициент скорости обучения,  $0 < \eta < 1$ .

При выборе значения скорости обучения учитывалось, что небольшая скорость за счет малой коррекции весов ведет к очень медленному обучению, а слишком большие коррекции весов и, соответственно, высокая скорость обучения могут привести к постоянной неустойчивости процесса обучения.

Корректировка значений синаптических весов нейросети выполняется по формуле:

$$w_{mk}^{(l)}(n) = w_{mk}^{(l)}(n-1) + \Delta w_{mk}^{(l)}(n). \quad (8)$$

Все образы подаются на рассмотрение сети снова и снова, эпоха за эпохой, пока на протяжении одной эпохи все значения реального вывода для каждого образца не попадут в допустимые рамки. Контроль переобучения нейросети выполняется методом кросс-проверки, для которого используется зарезервированное в основной выборке контрольное подмножество, по объему составляющее  $\frac{1}{4}$  часть от объема всей обучающей выборки.

### Методика эксперимента

Далее приведено программное приложение, разработанное для экспертной системы и состоящее из ряда модулей (рис. 1). Взаимодействие пользователя с экспертной системой начинается с момента запуска исполняемого файла «ExpertSystem.exe».

*Модуль обучения.* Предназначен для обучения сети «с нуля» (переобучения) или дообучения сети. Выборка обучающих образов хранится в отдельном csv-файле, который поставляется в комплектации системы. В исходном виде файл заполнен обучающими примерами, отобранными экспертом как наиболее информативными и целесообразными для обучения, которые могут быть заменены пользователем на собственные или дополнены.

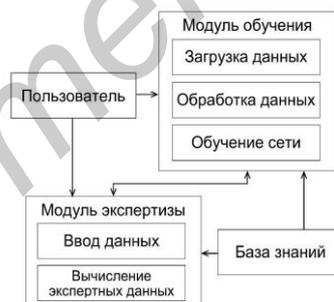


Рис. 1. Структурная схема экспертной системы

Модуль обучения состоит из трех основных подмодулей: подмодуль «Загрузка данных» выполняет загрузку данных из внешнего источника (csv файл); подмодуль «Обработка данных» работает с применением фильтра на основе регулярных выражений для контроля за правильностью данных, вводимых пользователем вручную и загружаемых из файла, и, при необходимости, приведение их к корректному виду; подмодуль «Обучение сети» выполняет корректировку весов связей нейронной сети.

*Модуль экспертизы.* Предназначен для постановки диагноза на основе введенных показателей общего анализа крови пациента. Модуль состоит из двух подмодулей: подмодуль «Ввод данных» анализирует введенные данные на корректность и проводит их нормализацию; подмодуль «Вычисление экспертных данных» подает входной образ подается на вход сети и запускает механизм классификации.

### Результаты и их обсуждение

Экспертная система реализована в виде десктопного приложения (рис. 2), запускается исполняемым файлом «ExpertSystem.exe» и не требует установки.

Рис. 2. Внешний вид окна ввода показателей крови

Требования к ресурсам персонального компьютера: операционная система – OS Windows XP и выше; ОЗУ – 256 МБ; дисковое пространство – 5 МБ; разрешение экрана – минимум 800×600. Входные данные представлены обучающими примерами, хранимыми в файле, и данными, вводимыми пользователем. Выходные данные – сохраненный экземпляр базы данных для обучения; файл с синаптическими весами связей полученный в результате обучения; диагноз, получаемый в результате проведения анализа. Программа не требовательна к системным ресурсам ПК. Постановка диагноза выполняется по введенным в соответствующие ячейки формы показателям крови после нажатия кнопки «Поставить диагноз». В окне вывода результатов работы программы отображается сообщение с указанием предполагаемого диагноза и процента его вероятности. Вероятность поставленного системой диагноза находится в пределах 70–90 %, что можно считать вполне удовлетворительным.

### Заключение

В работе рассмотрен подход к построению программной системы классификации вида заболевания по показателям общего анализа крови, который основан на применении математического аппарата нейросетей как инструмента интеллектуального анализа данных.

Была предложена структура нейронной сети в виде многослойного полносвязного перцептрона с сигмоидальной функцией активации нейронов и обучаемой методом обратного распространения ошибки, позволяющая выполнять задачу классификации (постановки клинического диагноза) с приемлемым уровнем достоверности. Реализованное на базе искусственной нейронной сети программное приложение способно выполнять следующие функции: обучение нейросети с использованием файла обучающих образов; очистка и обработка данных для обучения и диагностики; корректировка уже имеющихся данных файла обучающих образов; редактирование некорректных данных вручную либо их удаление, воспользовавшись функцией массовой очистки данных; повторное обучение сети на новых данных; дообучение от достигнутого уровня обученности; сохранение полученных знаний; постановка диагноза. Результаты исследований позволяют судить о эффективности применения нейросетевых методов для решения данного рода задач. Продолжив работу в данном направлении возможно улучшить показатели работы данной системы и уменьшить количество входных параметров. Экспертная система прошла апробацию в учебном процессе на кафедре детской хирургии Белорусского государственного медицинского университета и подтвердила ожидаемый уровень качества работы.

## EXPERT SYSTEM OF CLINICAL DIAGNOSTICS ACUTE SURGICAL ABDOMINAL PATHOLOGY

E.M. LASHKEVICH

### Abstract

The results of the development of expert system for acute surgical abdominal pathology clinical diagnostic based on artificial neural networks are shown. The mathematical aspects of the

architecture design of artificial neural network and its functioning algorithm are considered. These features of the expert system software implementation are specified.

*Keywords:* expert system, artificial neural network, clinical diagnosis of appendicitis, peritonitis, hepatitis.

### Список литературы

1. *Круглов В.В., Борисов В.В.* Искусственные нейронные сети. Теория и практика. М., 2002.
2. *Хайкин С.* Нейронные сети. М., 2006.
3. *Короткий С.* Нейронные сети: алгоритм обратного распространения М., 1996.

УДК 537.531+ 591.463.1+612.11.112

## ЭФФЕКТЫ ДЛИТЕЛЬНОГО ЭЛЕКТРОМАГНИТНОГО ВОЗДЕЙСТВИЯ МОБИЛЬНОГО ТЕЛЕФОНА (1745 МГц) НА КРОВЬ И РЕПРОДУКТИВНУЮ СИСТЕМУ КРЫС-САМЦОВ

Г.Г. ВЕРЕЩАКО, Н.В. ЧУЕШОВА, В.И. ШАЛАТОНИН\*, Д.В. СУХАРЕВА

*Государственное научное учреждение «Институт радиобиологии НАН Беларуси»,  
Федюнинского, 4, 246007, Гомель, Беларусь*

*\*Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники  
П. Бровка, 6, Минск, 220013, Беларусь*

*Поступила в редакцию 16 ноября 2016*

Приведены данные исследований о влиянии длительной экспозиции электромагнитного поля мобильного телефона (1745 МГц) в ближайшем (1-е сутки) и отдаленном (30-е сутки) периодах на число лейкоцитов и лейкоцитарных элементов крови и показатели репродуктивной системы крыс-самцов. Установлено, что на 1-е сутки после воздействия ЭМП от мобильного телефона (1745 МГц) отмечаются некоторые отклонения гематологических показателей от контроля, особенно значимые для числа гранулоцитов после 3-месячного облучения; наблюдаются нарушения процесса сперматогенеза, а также снижение количества эпидидимальных сперматозоидов и падение их жизнеспособности. К 30-м суткам выявленные изменения исследуемых показателей в основном нормализуются, за исключением достоверного падения жизнеспособности зрелых половых клеток при 60-дневной и числа гранулоцитов при 90-дневной экспозиции.

*Ключевые слова:* электромагнитное поле, крысы-самцы, кровь, лейкоциты, сперматогенез, эпидидимальные сперматозоиды.

### Введение

В последние годы в связи с глобальным распространением мобильной связи проводятся многочисленные исследования электромагнитного воздействия мобильных телефонов и базовых станций на организм. Несмотря на противоречивые результаты по этой проблеме, большинство авторов указывают на негативные последствия электромагнитной экспозиции в диапазоне мобильной связи на нервную систему и наиболее чувствительные системы организма [1–3]. При этом особое внимание уделяется изучению влияния этого излучения на развивающийся организм, так как его чувствительность к различным антропогенным факторам среды в этот период значительно повышена. Принято считать необходимым ограничение использования мобильных телефонов в детском и подростковом возрасте, излучение которых может повлиять на их здоровье [4].