

пенью точности имитировать и фиксировать результаты измерений градиентов температуры человеческого тела при наличии доброкачественной и злокачественной патологий.

Стенд является базой для создания целой серии аналогичного оборудования, позволяющего осуществлять метрологическое обеспечение проведения прецизионных измерений температуры поверхности кожи и ее градиентов в новой медицинской технологии диагностической контактной термографии с использованием прибора ДОТ.

В состав оборудования для метрологического обеспечения медицинской технологии ДКТ может входить и ряд других устройств, как для тренинга оператора вышеуказанного прибора, так и для проверки его функционирования (фантом груди с заложенными в нем имитаторами злокачественной и доброкачественной опухолей, стенд калибровки температурного датчика ДОТ и др.).

Автор выражает глубокую благодарность за методическую помощь и ценные советы при разработке стенда-имитатора патологий в организме человека академику АМТН, кандидату физико-математических наук Л.М. Клюкину.

Список литературы:

1. Разрешение Федеральной службы по надзору в сфере здравоохранения и социального развития № 2010/258 от 01.07.2010 г. на применение новой медицинской технологии «Скрининговая экспресс-диагностика и мониторинг опухолевых новообразований в молочных железах безопасным методом контактной термографии».
2. Регистрационное удостоверение № ФС 022а2004/1113-05 от 28.01.2005 г.

3. Klukin L.M., Namiot V.A. On thermal method of character of inclusions structure rating in semiinfinitely medium volume // Physics Letters A. 2001. Vol. 288. PP. 115-120.
4. Клюкин Л.М., Намиот В.А. О возможности исследования внутренних структур человеческого тела новым высокочувствительным тепловым методом // Международный медицинский журнал. 2001. № 2. С. 170-173.
5. Клюкин Л.М. Скрининг и мониторинг опухолевых новообразований с помощью метода диагностической контактной термографии // Медицинская техника. 2010. № 3. С. 7-12.
6. Уонг Х. Основные формулы и данные по теплообмену для инженеров. – М.: Атомиздат, 1979. С. 199.
7. Таблицы физических величин. – М.: Атомиздат, 1976. С. 164.
8. Клюкин Л.М., Намиот В.А. О возможности обнаружения малого тела в полубесконечном пространстве твердой среды // Письма в ЖТФ. 1980. Т. 10. С. 615-619.
9. Тепловидение в гастроэнтерологии. Атлас термограмм. – Ленинград, 1984. С. 3.

*Сергей Васильевич Михеев,
заведующий отделом
организации проведения экспертизы
и испытаний изделий медицинского назначения,
ФГУ «ВНИИИМТ» Росздравнадзора,
г. Москва,
e-mail: lab14@mail.ru*

М.А. Сидорова, Н.А. Сержантова, Л.А. Филиппова

ДИАГНОСТИКА И ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ИСХОДОВ ПЕРИТОНИТА С ПОМОЩЬЮ НЕЙРОСЕТЕВОЙ СИСТЕМЫ ИССЛЕДОВАНИЯ ПАРАМЕТРОВ ГЕМОСТАЗА

Аннотация

В статье рассмотрены вопросы разработки нейросетевой системы скринингового исследования параметров гемостаза, предназначенной для диагностики перитонита и прогнозирования исходов данного заболевания. Проведен анализ результатов классификации данных нейронными сетями, дана оценка эффективности работы нейросетевой системы.

Проблема нахождения функциональной зависимости по эмпирическим данным возникает перед многими исследователями в различных отраслях науки. Данная проблема обычно решается с помощью методов интерполяции или экстраполяции. Применяются различные статистические методы, в большинстве случаев сводящиеся к построению линейных регрессионных уравнений. Однако встречаются ситуации, когда найти зависимости с помощью такого подхода невозможно. В таких случаях применяются «интеллектуальные методы», такие как экспертные системы, нейронные сети, генетические алгоритмы и т. д. С помощью методов и алгоритмов интеллектуальной поддержки принятия решений решаются задачи сжатия массивов

эмпирической информации, прогнозирования, классификации, диагностики и т. д. Указанные выше методы находят свое применение и в медицине. Хотя в большинстве случаев в медицине традиционно применяется статистический анализ.

Анализ применения компьютерных технологий в медицинских учреждениях показывает, что в основном они внедряются в областях, связанных с обработкой документации, хранением и передачей данных, а также для статистического анализа. При этом некоторые важнейшие участки лечебно-диагностического процесса, такие как диагностика заболеваний, не используют возможности ЭВМ в полной мере. Во многом этому препятствуют особенности медико-биологической информации и

психологический аспект восприятия решений, продиктованных компьютером.

Однако именно в данном сегменте медицинских технологий наиболее актуальным является внедрение систем поддержки принятия решений. Прежде всего это обусловлено большим объемом и сложным характером анализируемых данных, которые врач не может учесть в своих выводах в полном объеме.

Острый перитонит в настоящее время представляет собой серьезную хирургическую проблему. Актуальность проблемы лечения острого разлитого перитонита обусловлена высокой частотой этого осложнения, увеличением удельного веса больных пожилого и старческого возраста, удручающе высокой летальностью при разлитом перитоните, достигающей в терминальной стадии заболевания 50...70 % [1]. Профилактика перитонита заключается в своевременном лечении хронических заболеваний органов брюшной полости, обострение которых может привести к возникновению перитонита, а также в ранней госпитализации и своевременном оперативном лечении острых хирургических заболеваний органов брюшной полости [2], [3]. Увеличение частоты перитонита как осложнения острых хирургических заболеваний и повреждений органов брюшной полости, рост числа больных пожилого и старческого возраста, сохраняющаяся высокая летальность у больных с острым разлитым перитонитом (ОРП) делают актуальным поиск средств эффективной диагностики, а также прогнозирования течения заболевания.

Современные подходы к диагностике перитонита основываются на клинических симптомах, дополненных лабораторными и инструментальными данными обследования больного. Клинические признаки во многом определяются причиной перитонита, локализацией его источника, а также сроками заболевания. Поскольку от времени установления диагноза и сроков выполнения лапаротомии зависят результаты лечения и исход, важно знать ранние признаки этого заболевания.

Внедрение системы предварительной диагностики параметров гемостаза позволит принять во внимание большое количество диагностических данных с учетом их значимости и тем самым повысить точность врачебного заключения.

В последние годы интерес к лабораторной диагностике системы гемостаза стремительно растет. В точной и оперативной информации о состоянии гемокоагуляции нуждаются врачи: кардиологи, хирурги, реаниматологи, акушеры-гинекологи, нейрофизиологи и многие другие специалисты. Параметры системы гемостаза являются важными для диагностики многих заболеваний.

При анализе параметров гемостаза возникает ряд трудностей, связанных с невозможностью разграничить диапазоны нормальных и патологических значений параметров. Проведенные авторами исследования показали, что для назначения комплекса диагностических мероприятий целесообразно производить скрининговое исследование, позволя-

ющее получить предварительный диагноз и с заданной точностью определить вероятность возникновения той или иной патологии системы гемостаза.

Для проведения исследования использовались реальные клинические данные о пациентах с разными исходами. Исход 1 – больные остались живы, исход 2 – больные умерли в отдаленном периоде (14 и более суток после поступления в лечебное учреждение), исход 3 – больные умерли в ближайшем периоде (2-3 суток после поступления в лечебное учреждение).

Диагностика является частным случаем классификации событий, причем наибольшую ценность представляет классификация тех событий, которые отсутствуют в обучающем наборе. Поэтому в качестве основы для построения скрининговой системы были выбраны нейронные сети, так как они способны обучаться, а также обобщать накопленную информацию и вырабатывать ожидаемую реакцию применительно к данным, не обрабатывавшимся в процессе обучения.

Нейронная сеть строится в два этапа:

- 1) выбор типа (архитектуры) сети;
- 2) подбор весов (обучение) сети.

На первом этапе необходимо определить, какие нейроны использовать (число входов, функции активации), каким образом следует соединить нейроны между собой, что взять в качестве входов и выходов сети.

Существуют несколько десятков различных нейросетевых архитектур, причем эффективность многих из них доказана математически [5].

При этом основными показателями являются объем обучающего множества и обобщающая способность сети.

Для проведения анализа работы нейронных сетей различной архитектуры при решении задач классификации биомедицинских данных были использованы средства *Neural Network Toolbox* пакета *MATLAB*.

Из доступных для моделирования нейронных сетей были выбраны нейронные сети, выполняющие задачи классификации: перцептроны, *LVQ*-сети, рекуррентные сети. На входы исследуемых сетей подавалось одно и то же обучающее множество, состоящее из структурированных значений параметров гемостаза. Для сетей, использующих алгоритмы обучения «с учителем», дополнительно создавалась матрица желаемых результатов.

После процедуры обучения нейронные сети различной архитектуры были протестированы на тестовых данных, одинаковых для всех нейронных сетей. Анализ результатов классификации биомедицинских данных нейронными сетями заключался в сравнении выходных множеств друг с другом и с контрольной матрицей желаемых результатов, а также в оценке вероятности верной классификации биомедицинских данных. В результате проведенных исследований в качестве инструментальной нейронной сети была выбрана сеть прямой передачи сигнала (*Feed-forward*). Число входов определялось количеством исследуемых параметров гемо-

стаза (13). Функция активации (нелинейная усиленная характеристика нейрона) была выбрана логистической сигмоидальной *logsig* для каждого из двух слоев. Выходов у нейронной сети два: первый выход несет информацию о нормальных значениях параметров гемостаза, второй выход отвечает за формирование единичного сигнала в случае, когда параметры гемостаза соответствуют области патологии.

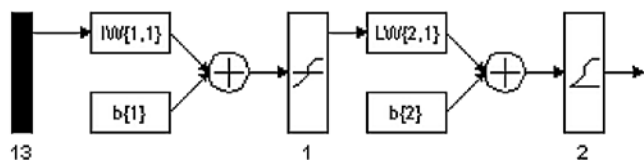


Рис. 1

Процесс функционирования нейронной сети, сущность действий, которые она способна выполнять, зависят от величин синаптических связей (весов). Задавая определенную структуру сети, можно найти оптимальные значения всех переменных весовых коэффициентов. Этот этап называется обучением нейронной сети.

По реальным клиническим данным из 100 значений, 50 значений – норма и 50 – патология (35 – исход 1; 10 – исход 2; 5 – исход 3), была создана и обучена нейронная сеть «норма-патология» («*n_p*») (табл. 1).

Таблица 1

Фрагмент обучающего множества в программе MS Excel

<i>P_01</i>	10,5	7	10	6,5	9	20
	30	21	25	30	26	23
	92	85	89	90	100	100
	48	32	25	30	30	27
	15	15	11	17	14	15
	4,5	19	4,5	3,5	3	3,5
	102	41	109	153	88	85
	308	89	261	336	100	120

Сеть обучалась таким образом, чтобы при подаче на входные нейроны набора значений, соответствующих патологии, на первый выход («Патология») выводилась единица, на второй выход («Норма») – ноль, а в случае, если на входные нейроны подаются наборы значений, соответствующие норме, – наоборот.

После обучения был проведен анализ результатов классификации биомедицинских данных нейронной сетью, который заключался в сравнении выходных множеств с контрольной матрицей желаемых результатов (табл. 2), а также в оценке эффективности работы нейронной сети. Для сравнения результатов работы нейронной сети с желаемыми результатами данные были импортированы в среду Excel. Несовпадение данных *T_1* и *t_1* в таблице (выделено серой заливкой) показывает случаи, когда нейронная сеть неверно классифицировала состояние пациента. Для облегчения интерпре-

тации результатов выходные значения в диапазонах 0...0,3 и 0,7...1 округлялись.

Таблица 2

Фрагмент выходных множеств с матрицей желаемых результатов

<i>T_1</i>	Патология	1	1	1	1	0	0
	Норма	0	0	0	0	1	1
<i>t_1</i>	Патология	0,9998	1	0,999	0,994	1	1
	Норма	0,0675	0,01	0,022	0,0023	0	0,061

Для оценки работы нейронной сети была подсчитана эффективность нейросетевой системы, включающая в себя такие показатели, как чувствительность и специфичность.

Чувствительность – доля больных, для которых был правильно поставлен диагноз наличия болезни, или, иными словами, вероятность правильного обнаружения заболевания.

Специфичность – доля здоровых, для которых было правильно диагностировано отсутствие болезни, или, иными словами, вероятность отсутствия ложного диагноза на контингенте здоровых или больных другой болезнью:

$$\text{чувствительность} = TP / (TP + FN) = 47 / 47 + 3 = 0,94;$$

$$\text{специфичность} = TN / (TN + FP) = 46 / 46 + 4 = 0,92,$$

где *TP* – число правильных диагностических заключений о заболевании на контингенте, имеющем это заболевание; *TN* – число правильных заключений об отсутствии заболевания на контингенте, имеющем это заболевание; *FP* – число ложных обнаружений заболеваний на контингенте, не имеющем этого заболевания; *FN* – число пропусков обнаружений заболеваний на контингенте больных данным заболеванием [6], [7].

Затем были созданы нейронные сети, нацеленные на прогнозирование исхода патологии («*N_i1*», «*N_i2*», «*N_i3*»). Для обучения данных нейронных сетей сначала было использовано то же обучающее множество, что и для сети «*n_p*». Для дифференцирования патологий по исходам были скорректированы матрицы желаемых результатов: в них за патологические принимался только тот набор входных данных, который соответствовал исследуемому исходу. Однако проведенные исследования показали, что нейронные сети для решения задачи дифференцирования параметров гемостаза по исходам заболевания (перитонит), обученные таким образом, обладают низкой чувствительностью. Это можно объяснить тем, что на предыдущем этапе обучающее, контрольное и тестовое множества были репрезентативными (представительными) с точки зрения существа задачи. Если обучающие данные нерепрезентативны, то модель, как минимум, будет некорректной, а в худшем случае – бесполезной. Имеет смысл перечислить ряд причин, которые ухудшают качество обучающего множества:

Таблица 3

Фрагмент выходных множеств с матрицей желаемых результатов

T_{50}	Патология	1	1	0	1	0	0
	Условная норма	0	0	1	0	1	1
t_{50}	Патология	0,94118	0,27273	0,27273	0,94118	0,27273	0,27273
	Условная норма	0,058824	1	1	0,058824	1	1

Таблица 4

Фрагмент выходных множеств с матрицей желаемых результатов

T_{40}	Патология	1	1	0	1	0	1
	Условная норма	0	0	1	0	1	0
t_{40}	Патология	0,96374	0,96374	0,17131	0,17131	0,17131	0,17131
	Условная норма	0,047659	0,047659	0,82805	0,82805	0,82805	0,82805

Таблица 5

Фрагмент выходных множеств с матрицей желаемых результатов

T_{30}	Патология	1	1	0	1	0	0
	Условная норма	0	0	1	0	1	1
t_{30}	Патология	0,93333	0,93333	0,066666	0,066666	0,066666	0,066666
	Условная норма	5,66E-09	5,66E-09	1	1	1	1

1) сеть обучается тому, чему проще всего обучиться;
 2) на вход сети подается несбалансированный набор данных. Важное значение приобретают пропорции, в которых представлены данные различных типов. В данном случае последняя сеть, обученная на 50 нормальных и 5 патологических значениях, искажает результат в пользу нормальных значений, поскольку это позволяет алгоритму уменьшить общую погрешность (которая определяется в основном случаями нормы). Если в реальной популяции «хорошие» и «плохие» объекты представлены в другой пропорции, то результаты, выдаваемые сетью, могут оказаться неверными. В том случае, когда соотношение здоровые/больные равно 50/50, сеть будет ставить диагноз чересчур осторожно и может не распознать заболевание у некоторых больных. Если же сеть обучить на данных «с жалобами», а затем протестировать на «обычных» данных, то она будет выдавать повышенное число ошибочных заключений о наличии заболевания. В таких ситуациях обучающие данные нужно скорректировать так, чтобы были учтены различия в распределении данных (например, можно повторять редкие наблюдения или удалить часто встречающиеся), или же видоизменить решения, выдаваемые сетью, посредством матрицы потерь. Как правило, лучше всего постараться сделать так, чтобы наблюдения различных типов были представлены равномерно, и соответственно этому интерпретировать результаты, которые выдает сеть [8].

Так как на эффективность работы нейронной сети значительное влияние оказывает количественное соотношение нормальных и патологических значений в обучающем множестве, было принято решение уменьшить объем обучающих множеств

нейронных сетей (по исходам) с одновременным увеличением количества патологических значений.

По реальным клиническим данным, содержащим 50 значений, из них 25 значений нормы и 25 – патологии (15 – исход 1; 5 – исход 2; 5 – исход 3), была создана и обучена нейронная сеть, нацеленная на выявление наборов значений параметров гемостаза, соответствующих перитониту с наиболее вероятным первым исходом (« N_{i1} »). При этом вводилось понятие «условная норма», когда непатологическими считались все значения, не соответствующие исходу 1 (в том числе патологии с вероятным вторым или третьим исходом).

Был проведен анализ результатов классификации биомедицинских данных нейронной сетью, который заключался в сравнении выходных множеств с контрольной матрицей желаемых результатов (табл. 3), а также в оценке эффективности работы нейронной сети. Для сравнения результатов работы нейронной сети с желаемыми результатами данные были импортированы в среду Excel. Несовпадение данных T_{50} и t_{50} в таблице (выделено серой заливкой) показывает случаи, когда нейронная сеть неверно классифицировала состояние пациента. Для облегчения интерпретации результатов выходные значения в диапазонах 0...0,3 и 0,7...1 округлялись.

Были подсчитаны чувствительность и специфичность нейросетевой системы:

$$\text{чувствительность} = TP / (TP + FN) =$$

$$= 43 / (43 + 7) = 16 / 25 = 0,64;$$

$$\text{специфичность} = TN / (TN + FP) = 1.$$

По реальным клиническим данным, содержащим 40 значений, из них 20 значений нормы и 20 – патологии (10 – исход 1; 5 – исход 2; 5 – исход 3), была создана и обучена нейронная сеть, нацеленная на выявление наборов значений параметров гемостаза, соответствующих перитониту с наиболее вероятным вторым исходом («N_i2»). При этом также вводилось понятие «условная норма», когда непатологическими считались все значения, не соответствующие исходу 2 (в том числе патологии с вероятным первым или третьим исходом).

Был проведен анализ результатов классификации биомедицинских данных нейронной сетью, который заключался в сравнении выходных множеств с контрольной матрицей желаемых результатов (табл. 4), а также в оценке эффективности работы нейронной сети. Несовпадение данных T_{40} и t_{40} в таблице (выделено серой заливкой) показывает случаи, когда нейронная сеть неверно классифицировала состояние пациента. Для облегчения интерпретации результатов выходные значения в диапазонах 0...0,3 и 0,7...1 округлялись.

Были подсчитаны чувствительность и специфичность нейросетевой системы:

$$\text{чувствительность} = TP / (TP + FN) =$$

$$= 43 / (43 + 7) = 16 / 20 = 0,8;$$

$$\text{специфичность} = TN / (TN + FP) = 1.$$

По реальным клиническим данным, содержащим 30 значений, из них 15 значений нормы и 15 – патологии (5 – исход 1; 5 – исход 2; 5 – исход 3), была создана и обучена нейронная сеть «N_i3», нацеленная на выявление наборов значений параметров гемостаза, соответствующих перитониту с наиболее вероятным третьим исходом («N_i1»). При этом также вводилось понятие «условная норма», когда непатологическими считались все значения, не соответствующие исходу 3 (в том числе патологии с вероятным вторым или первым исходом).

Был проведен анализ результатов классификации биомедицинских данных нейронной сетью, который заключался в сравнении выходных множеств с контрольной матрицей желаемых результатов (табл. 5), а также в оценке эффективности работы нейронной сети. Несовпадение данных T_{30} и t_{30} в таблице (выделено серой заливкой) показывает случаи, когда нейронная сеть неверно классифицировала состояние пациента. Для облегчения интерпретации результатов выходные значения в диапазонах 0...0,3 и 0,7...1 округлялись.

Были подсчитаны чувствительность и специфичность нейросетевой системы:

$$\text{чувствительность} = TP / (TP + FN) = 14 / 15 = 0,93;$$

$$\text{специфичность} = TN / (TN + FP) = 1.$$

Из данных, не использованных для обучения, было создано тестовое множество, которое пода-

валось на вход нейронных сетей. Оно формировалось следующим образом: было взято 3 значения патологий из исхода 3, 6 значений патологий из исхода 2, 8 значений патологий из исхода 1 и 10 значений нормы (табл. 6).

Таблица 6

Фрагмент тестового множества

P_x	20	11	6	6	13	0
	23	20	25	30	36	0
	100	87	106	87	108	0
	27	32	31	35	27	42
	15	14	15	14	15	18
	3,5	5,5	3	5	3	19
	85	223	95	51	118	0
	120	396	110	162	200	0

Сформированное тестовое множество было использовано для работы ранее созданных нейронных сетей, а именно: «n_p», «N_i1», «N_i2», «N_i3».

Был проведен анализ результатов классификации биомедицинских данных (тестовое множество) нейросетевой системой, состоящей из четырех нейронных сетей: «n_p», «N_i1», «N_i2», «N_i3», который заключался в сравнении выходных множеств с контрольной матрицей желаемых результатов, а также в оценке эффективности работы нейронной сети. Были подсчитана чувствительность и специфичность:

$$\text{чувствительность «n_p»} =$$

$$= TP / (TP + FN) = 14 / 15 = 1;$$

$$\text{специфичность «n_p»} = TN / (TN + FP) = 0,96;$$

$$\text{чувствительность «N_i1»} =$$

$$= TP / (TP + FN) = 14 / 15 = 0,83;$$

$$\text{специфичность «N_i1»} = TN / (TN + FP) = 0,93;$$

$$\text{чувствительность «N_i2»} =$$

$$= TP / (TP + FN) = 14 / 15 = 1;$$

$$\text{специфичность «N_i2»} = TN / (TN + FP) = 0,99;$$

$$\text{чувствительность «N_i3»} =$$

$$= TP / (TP + FN) = 14 / 15 = 1;$$

$$\text{специфичность «N_i3»} = TN / (TN + FP) = 0,99.$$

Прогноз исхода заболевания можно получить, сопоставляя информацию с выходов нейросетевой системы, т. е. формируя шифр диагноза с различными исходами (табл. 7).

В данном случае шифр «0000» соответствует норме, шифр «1100» – перитонит с высокой вероятностью выздоровления пациента, шифр «1010» –

Таблица 7

Прогнозирование исхода заболевания (фрагмент)

Ф.И.О.	Исход	Нейронная сеть «п _р »	Нейронная сеть «N _{i1} »	Нейронная сеть «N _{i2} »	Нейронная сеть «N _{i3} »	Шифр
А#####	2	0,96115	0,10042	0,90909	2E-16	1010
А#####	1	0,96115	0,86442	0,00026	2E-16	1100
А#####	1	0,96115	0,80181	0,00026	2E-16	1100
Б#####	0	0,00455	5E-102	0,00026	2E-16	0000
Б#####	1	0,96115	0,90736	0,00026	2E-16	1100
Б#####	0	0,00455	0,00107	0,00026	2E-16	0000
Г#####	1	0,96115	0,84904	0,00034	2E-16	1100
Г#####	0	0,00455	7E-36	0,00026	2E-16	0000
Д#####	0	0,00455	0,00314	0,00026	2E-16	0000
Е#####	2	0,96115	1E-59	0,90909	2E-16	1010
К#####	0	0,00455	2E-106	0,00026	2E-16	0000
Л#####	2	0,96115	1E-107	0,90909	2E-16	1010
М#####	3	0,96115	0,08088	0,00026	0,94949	1001
М####	0	0,02077	3E-106	0,00026	2E-16	0000

перитонит с высокой вероятностью летального исхода в отдаленном периоде, шифр «1001» – перитонит с высокой вероятностью летального исхода в ближайшем периоде. Иные комбинации цифр в шифре свидетельствуют о неуверенном распознавании нормы/патологии нейронными сетями. В этом случае для уточнения диагноза необходимо проведение дополнительных диагностических мероприятий.

Таким образом, было выявлено, что метод, основанный на использовании нейронных сетей, обладает высокими чувствительностью и специфичностью и позволяет эффективно диагностировать перитонит, а также прогнозировать исход заболевания.

Список литературы:

1. Бондарев В.И. Разработка объективных критериев оценки тяжести острого перитонита и методов его патогенетической коррекции / Автореф. дисс... д-ра мед. наук. – Краснодар, 1986. 360 с.
2. Савчук Б.Д. Гнойный перитонит. – Медицина, 1979. 190 с.
3. Перитонит. Практическое руководство / Под ред. В.С. Савельева, Б.Р. Гельфанда, М.И. Филимонова. – М.: Литтерра, 2006. 208 с.
4. Гемостаз / <http://humbio.ru>.
5. Горбань А.Н., Дунин-Барковский В.Л., Кирдин А.Н. и др. Нейроинформатика. – Новосибирск: Наука. Сибирское предприятие РАН, 1998. 296 с.
6. Власов В.В. Эффективность диагностических исследований. – М.: Медицина, 1988. 256 с.
7. Клиническая эпидемиология. Диагностические тесты. Чувствительность и специфичность / <http://emb.org.ua>.
8. Электронный учебник. Statsoft. Нейронные сети / <http://www.statsoft.com/textbook/stneunet.html>.

Маргарита Александровна Сидорова,
канд. техн. наук, доцент,
Наталья Александровна Сержантова,
ассистент,
кафедра «Информационные технологии и
менеджмент в медицинских биосистемах»,
Пензенская государственная
технологическая академия,
Людмила Аркадьевна Филиппова,
канд. мед. наук, доцент,
кафедра анестезиологии, реаниматологии
и скорой медицинской помощи,
Пензенский институт усовершенствования
врачей,
г. Пенза,
e-mail: itmmbspgta@yandex.ru

* * * * *