

За аналог усовершенствованного АМИП взят кардиорегистратор «РИК-2000» (Фирма СЭМ, г. Новосибирск). Отличием усовершенствованной структуры АМИП является отсутствие отдельных блоков ФНЧ и ФВЧ. В функциональную структуру усовершенствованного АМИП дополнительно введены ЦФ интерполяции, ЦФ масштабирования и ЦФ ортогонализации. Поступающий в микроконтроллер поток цифровой информации представляет собой последовательность коэффициентов сплайнового вейвлет-разложения входного сигнала ЭКГ.

Таким образом, усовершенствованный АМИП характеризуется по отношению к аналогу улучшенными техническими характеристиками и расширенными функциональными возможностями. Во-первых, повышается помехоустойчивость к широкополосным помехам и увеличивается точность измерения входного сигнала ЭКГ за счет использования высокоточных интегрирующих АЦП с разрядностью 16 бит, реализующих сплайновые весовые функции. Во-вторых, выполняются в реальном масштабе времени алгоритмы непрерывно-дискретного и дискретно-непрерывного сплайнового вейвлет-преобразования входного сигнала до пятого уровня разложения при максимальной тактовой частоте 1–2 кГц, что позволяет выявить «тонкую структуру» сигнала ЭКГ. В-третьих, аппаратно устанавливается гладкость сплайновых вейвлет и выбирается масштаб базисной функции.

#### БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. *Бурукина И.П.* Анализ особенностей проектирования автономных измерительных медицинских приборов // Биотехнические, медицинские и экологические системы и комплексы (Биосистемы–2006): Сборник статей XIX Всероссийской научно-практической конференции студентов, молодых ученых и специалистов. – Рязань. – 2006. – С. 180–184.
2. *Бурукин, И. П.* Использование многократного интегрирования с ШИМ в медицинских приборах // Наука на рубеже тысячелетий: Сборник статей 3-й Международной заочной научно-практической конференции. – Тамбов. – 2006. – С. 150–155.

УДК 616.71

**М.А. Сидорова, Н.А. Ерушова**

#### **СИСТЕМА СКРИНИНГОВОГО ИССЛЕДОВАНИЯ ПАРАМЕТРОВ ГЕМОСТАЗА**

В настоящее время одной из важнейших проблем медицины является высокая смертность населения России из-за сердечно-сосудистых заболеваний. Данный класс заболеваний практически всегда сопровождается нарушениями гемодинамики и, конкретно, тромбозами, опасными увеличением риска внезапной смерти. В Европе смертность от сердечно-сосудистых заболеваний снижается, а в России – продолжает расти. Ежегодно из-за осложнений тромбозов в нашей стране погибает 1 млн человек [1]. В связи с этим особую значимость приобретает проблема качественной диагностики тромбозов и эмболий с целью своевременного предотвращения осложнений данных заболеваний.

Несмотря на обилие различных методов и средств диагностики тромботических состояний, практически всегда процесс постановки диагноза длителен и сопряжен с множественными анализами крови и повторяющимися через определенный промежуток времени томографическими, ангиографическими или другими неинвазивными методами. Вместе с тем все эти исследования в некоторых случаях не могут дать адекватный результат, хотя и требуют затрат времени и материальных ресурсов, поэтому для назначения ком-

плекса диагностических мероприятий целесообразно производить скрининговое исследование, позволяющее получить предварительный диагноз и с достаточной точностью определить вероятность возникновения той или иной патологии.

Система скринингового исследования, разработанная авторами, создана на основе нейронных сетей, производящих систематизацию параметров биохимии крови и разделение их на нормальные и патологические.

На вход нейронной сети подаются значения параметров, характеризующих свертывающую способность крови. Предполагается, что параметры получены путем исследования проб крови для каждого отдельного пациента. Таким образом, нейронная сеть должна анализировать значения параметров свертывания и классифицировать состояние каждого отдельного пациента в выборке как нормальное или патологическое.

В случае выявления патологических состояний, другая сеть производит дальнейшую классификацию и выявляет у пациента либо склонность к кровоточивости, либо склонность к тромбообразованию.

Работа сети состоит в вычислении выходов сети на основе известных входов с целью формирования желаемого отображения вход/выход. Конкретная задача определяет число входов и число выходов сети. Кроме числа нейронов в выходном слое сети, для проектировщика важно число нейронов в каждом слое. Большее количество нейронов в скрытых слоях обеспечивает более мощную сеть.

При решении с помощью нейронных сетей прикладных задач необходимо собрать достаточный и представительный объем данных для того, чтобы обучить нейронную сеть решению задач. Обучающий набор данных – это набор наблюдений, содержащих признаки изучаемого объекта [2].

В рассматриваемом случае в качестве входных значений выбирается матрица значений параметров гемостаза, при этом предполагается, что исследования не дублировались и для каждого пациента выявлено только по одному значению каждого параметра.

Нейронные сети работают с числовыми данными, взятыми, как правило, из некоторого ограниченного диапазона. На начальном этапе проектирования нейронной сети диапазоны данных были взяты авторами с учетом границ «нормы – патологии» параметров свертывания, приведенных в медицинских атласах и других специализированных источниках.

Значения параметров генерировали случайным образом с использованием MSExcel. Распределение выбрали равномерным с целью обеспечения эффективности распознавания нейронной сетью нормальных и патологических значений параметров. С помощью генератора случайных чисел были сформированы значения ошибки измерений, которая составляет 2 % от максимальной измеряемой величины (погрешность прибора). К каждому значению параметра прибавляли соответствующую ему случайную ошибку измерения. В конечном итоге получили набор значений измеряемых параметров, из которого в последующем сформировали матрицу входных значений.

Для решения задачи систематизации параметров свертывания авторы создали двухслойную нейронную сеть, в которой есть входной слой, скрытый и выходной (входной слой обычно не учитывается) [3]. Количество нейронов во входном слое соответствует числу подаваемых на вход параметров. Число нейронов выходного слоя определяется решаемой задачей: для задач обнаружения и разбиения на два класса количество выходов, а следовательно, и нейронов в выходном слое, равно двум.

В двухслойной сети, обучаемой по методу обратного распространения ошибки, рекомендуется использовать сигмоидальную функцию активации [2].

После того как определено количество слоев сети и число нейронов в каждом из них, нужно назначить значения весов и смещений, которые минимизируют ошибку решения. Это достигается с помощью процедур обучения. Путем анализа имеющихся в распоряжении входных и выходных данных веса и смещения сети автоматически настраиваются

таким образом, чтобы минимизировать разность между желаемым сигналом и полученным на выходе в результате моделирования. Эта разность носит название ошибки. Таким образом, процесс обучения – это процесс подгонки параметров той модели процесса или явления, которая реализуется нейронной сетью. Ошибка обучения для конкретной конфигурации нейронной сети определяется путем прогона через сеть всех имеющихся наблюдений и сравнения выходных значений с целевыми значениями [2, 3].

Для того чтобы обучить нейронную сеть, в MSExcel была создана матрица, содержащая как нормальные, так и патологические значения параметров свертывания – обучающее множество.

Помимо обучающего множества в MSExcel авторами разработана матрица желаемых результатов. На рис. 1 – 5 представлена структура нейронной сети net1. Задачей сети net1 является обнаружение нормы и патологии. Сеть обучается таким образом, чтобы на выходе 1 была единица, а на выходе 2 – ноль, в случае, если входные параметры в норме, и наоборот, если входные параметры соответствуют «области патологии».

После того как сеть обучена, необходимо проконтролировать ее работу, т. е. оценить эффективность работы нейронной сети в задаче обнаружения (классификации). С этой целью использовались контрольные и тестовые множества. Нейронная сеть net2 создается и функционирует аналогично сети net1 и предназначена для разделения патологических состояний.

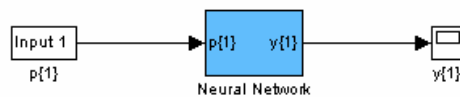


Рис. 1. Нейронная сеть net1

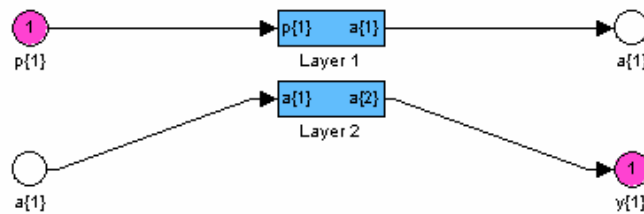


Рис. 2. Слои нейронной сети

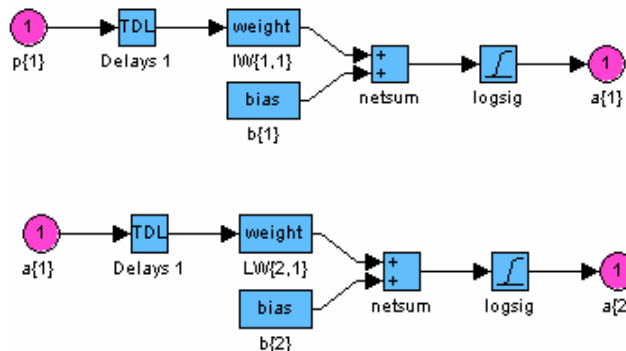


Рис. 3. Структура слоев нейронной сети

В дальнейшем сеть обучили и протестировали на реальных данных, предоставленных учреждениями здравоохранения г. Пензы.

Таким образом, совокупность двух нейронных сетей позволяет производить поэтапную систематизацию параметров биохимии крови, в результате которой на первом этапе выявляется отклонение тех или иных параметров от нормы, а на втором выделяются две области «патологии».

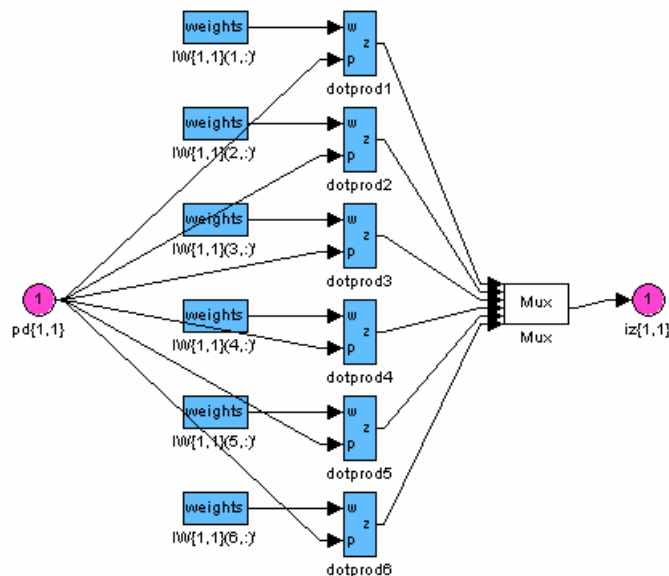


Рис. 4. Учет весовых коэффициентов первого слоя

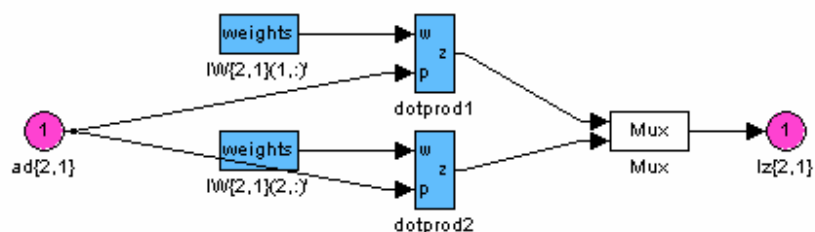


Рис. 5. Учет весовых коэффициентов второго слоя

В настоящее время авторами ведутся работы по созданию дружественного интерфейса, позволяющего использовать нейронные сети даже неподготовленному пользователю, а также значительно упростить процедуры формирования матрицы параметров, используемых для работы сети, ее обучения, тестирования и контроля.

#### БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Розина Н. Атеротромбоз – необходимо действовать – публикации // Фармацевтический вестник. – 2006. – №14.
2. Медведев В.С., Потемкин В.Г. Нейронные сети. MATLAB 6. – М.: ДИАЛОГ – МИФИ, 2002.
3. Рутковская Д. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы. – М.: Горячая линия – Телеком, 2006.