

УДК 616.01/-099:007

## НЕЙРОСЕТЕВОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЯ В КЛИНИЧЕСКОЙ ПРАКТИКЕ

Супильников А. А.

Чебыкин А. В.

Зарубина Е. Г., доктор медицинских наук, профессор  
НОУ ВПО «Медицинский институт РЕАВИЗ» (г. Самара, Россия)

**Резюме:** Основой работы самообучающихся нейропрограмм является нейронная сеть, представляющая собой совокупность нейронов - простых элементов, связанных между собой определенным образом. Структура взаимосвязей между нейронами в нейрокомпьютере или нейропрограмме аналогична таковой в биологических объектах. Искусственный нейрон имеет коммуникации с другими нейронами через синапсы, передающие сигналы от других нейронов к данному (дендриты) или от данного нейрона к другим (аксон). Кроме того, нейрон может быть связан сам с собой. Несколько нейронов, связанных между собой определенным образом, образуют нейронную сеть.

**Ключевые слова:** экспертная система, искусственная нейронная сеть, моделирование медицинской помощи.

**Резюме:** Основую роботи самопізнавальних нейропрограм є нейронна мережа, що являє собою сукупність нейронів - простих елементів, пов'язаних між собою певним чином. Структура взаємозв'язків між нейронами в нейрокомп'ютері або нейропрограмі аналогічна такій структурі у біологічних об'єктах. Штучний нейрон має комунікації з іншими нейронами через синапси, які передають сигнали від інших нейронів до даного (дендрити) або від даного нейрона до інших (аксон). Крім того, нейрон може бути пов'язаний сам із собою. Кілька нейронів, пов'язаних між собою певним чином, утворюють нейронну мережу.

**Ключові слова:** експертна система, штучна нейронна мережа, моделювання медичної допомоги.

**Summary:** Running of the self-learning neuroprograms is based on the neural network. Neural network is a total of neurons – prime elements linked in a certain manner. Neurons' interlinkage architecture in a neurocomputer or neuroprogram is analogue to the one in biological objects. An artificial neuron communicates with other neurons via synapsis which receives signals from other neurons to this one (dendrites) or transmits signals from this neuron to the others (axon). Neuron can also be linked to itself. Several neurons linked to each other in a certain manner form a neural network.

**Key words:** expert system, artificial neural network, medical aid modeling.

Прогнозирование риска осложнений в лечебном процессе в настоящее время является актуальной задачей, поскольку ее решение способствует снижению возможных тяжелых последствий, приводящих к инвалидности пациентов и летальным исходам. [2,3,5,11]. Более того, прогнозные оценки эффективности лечения позволяют снизить длительность пребывания в амбулаторно-поликлинических, стационарных условиях, что особенно важно в условиях страховой медицины и формированием рыночных расценок на различные виды медицинской помощи [15,16]. Необходимо отметить, что прогнозирование риска осложнений позволяет рационально планировать нагрузку на медучреждения, оптимизируя тем самым их деятельность [17].

Возможность прогнозирования риска представляет особый интерес и для экспертов медицинских страховых компаний, нуждающихся в объективных оценках качества

выполненной медпомощи в целом и выполнении лечебных мероприятий в каждом конкретном случае. В более широком смысле знание закономерностей позволяет изучить причины возникновения риска осложнений и разработать меры, направленные на его снижение [8,9,12,18].

Для прогнозирования риска осложнений было предложено использовать несколько подходов. В рамках наиболее известного из них рекомендованы экспертные оценки значимости факторов риска [3]. Эксперты, в зависимости от имеющихся у них опыта и знаний, сначала формируют состав факторов риска. Затем они оценивают влияние каждого из них, используя для этого балльную систему. Далее в соответствии с предполагаемым риском экспертами назначаются пороги, с которыми сравнивается сумма набранных баллов. Количество этих порогов обычно равно двум, что соответствует малой, средней и высокой степени риска [5].

Для снижения влияния субъективных факторов, влияющих на оценки баллов и величину порогов, было предложено использовать статистические методы и, в частности, метод дискриминантного анализа [16]. В рамках этого подхода должна быть составлена представительная выборка наблюдений, отвечающих требованиям однородности и независимости. Количество  $N$  таких наблюдений должно быть достаточно большим (по крайней мере,  $N > 60$ ). Вероятность ошибки прогнозирования снижается при увеличении числа  $N$  наблюдений. В рамках этого метода положительное значение дискриминантной функции связывают с высоким риском осложнения, а отрицательное - с низким (при значении 0 - решение не принимается). Структура дискриминантной функции, включая состав независимых переменных (признаков), должна быть предварительно задана. Далее ее коэффициенты (параметры) подгоняются с использованием известных методов наименьших квадратов. Анализируя значения полученных оценок коэффициентов, состоящих при независимых переменных, можно судить о степени их влияния на результаты прогнозирования.

В рамках следующей тенденции для снижения влияния субъективных факторов и ограничений статистических методов предложено использовать искусственные нейронные сети [4,6,7,10,13,19]. Они обычно состоят из нескольких слоев нейронов, соединенных между собой синаптическими связями. В соответствии с известной парадигмой коннекционизма, выход каждого нейрона в одном слое соединен со всеми входами нейронов в другом слое. Нейронные сети должны иметь определенную архитектуру и состоять из заданного числа слоев и нейронов. Обучение нейронной сети сводится к подгонке межнейронных связей (синаптических весов), удовлетворяющих минимуму эмпирической функции потерь (числу ошибок классификации осложнений). Обученные таким образом нейронные сети способны эффективно решать задачи прогнозирования, однако из-за огромного количества межнейронных соединений, реализуемые ими правила трудно интерпретируются в форме, привычной для практических врачей. Кроме того, для обучения требуются достаточно представительные выборки классифицированных примеров, что является ограничивающим фактором. Для решения этих проблем используются известные методы самоорганизации А.Г. Ивахненко [8].

Основная цель проведенного нами нейросетевого анализа заключалась в поиске наиболее эффективного метода принятия решения врачом.

Нами было проведено исследование с применением многослойного персептрона, результаты которого сравнивались по эффективности с результатами, полученными по патометрическому алгоритму [13,14]. Выбор (первоначальный) переменных был сплошным. В дальнейшем в ходе обучения были отобраны наиболее актуальные входные параметры. Переменные с номинальными значениями были представлены в числовом виде. Вопрос о том, сколько наблюдений нужно иметь для обучения сети, часто оказывался непростым. Известен ряд эвристических правил, увязывающих число необходимых наблюдений с

размерами сети (простейшее из них гласит, что число наблюдений должно быть в десять раз больше числа связей в сети). На самом деле это число зависит также от (заранее неизвестной) сложности того отображения, которое нейронная сеть стремится воспроизвести.

Во многих реальных задачах нам приходилось иметь дело с не вполне достоверными данными. Значения некоторых переменных могли быть искажены шумом или частично отсутствовать. Пакет STATISTICA имеет специальные средства работы с пропущенными значениями (они могут быть заменены на среднее значение этой переменной или на другие ее статистики), так что если не так много данных, включали в рассмотрение случаи с пропущенными значениями (хотя, конечно, лучше этого избегать) [1]. Кроме того, нейронные сети достаточно устойчивы к шумам.

Проведенный нейросетевой анализ включал отбор входных признаков, рассматриваемых при обследовании указанных групп пациентов. Были спроектированы и обучены пять MLP-сетей. Разработанные нейронные сети имели похожую структуру. В первом (входном) слое у всех сетей было по 165 нейронов по исходному числу признаков, в промежуточном слое – от 13 до 21 нейрона, и в выходном слое – по 1 нейрону для вывода ответа НС. Причем нейронная сеть позволяла получать ответ в количественном виде – размере прогнозируемого итогового показателя физической недееспособности после лечения.

В дальнейшем нейросетевое моделирование включало обучение и тестирование описанных MLP-сетей. Обучение MLP-сетей проводилось методом обратного распространения ошибки.

Архитектура сети в виде многослойного перцептрона (MLP) используется сейчас наиболее часто. Она была предложена в работе Rumelhart, McClelland (1986) и подробно обсуждается в руководствах по нейронным сетям (например, Bishop, 1995). Каждый элемент сети строит взвешенную сумму своих входов с поправкой в виде слагаемого и затем пропускает эту величину активации через передаточную функцию, и таким образом получается выходное значение этого элемента. Элементы организованы в послойную топологию с прямой передачей сигнала. Такую сеть легко можно интерпретировать как модель вход-выход, в которой веса и пороговые значения (смещения) являются свободными параметрами модели. Сеть может моделировать функцию практически любой степени сложности, причем число слоев и число элементов в каждом слое определяют сложность функции. Определение числа промежуточных слоев и числа элементов в них является важным вопросом при конструировании MLP (Haykin, 1994).

Количество входных и выходных элементов определяется условиями задачи. Сомнения могут возникнуть в отношении того, какие входные значения использовать, а какие нет. Этот вопрос будет рассмотрен нами позже. В каждой нейронной сети предусматривался один промежуточный слой, число элементов в нем изначально равнялось полусумме числа входных и выходных элементов.

В нашей работе имелась выборка из  $n$  случаев, представленных исходами лечебных мероприятий, классификация которых не вызывает сомнений у одного или нескольких экспертов. Одна половина этой выборки представлена осложнениями в восстановительном периоде. Другая половина включала исходы с нормальным выздоровлением пациента в рамках установленного для этого времени.

Предполагалось, что в рамках конкретного вида лечебного воздействия каждый из случаев представлен результатами  $x_1, \dots, x_M$  клинических и лабораторных исследований при первичных диагностических мероприятиях. По мнению эксперта (экспертов) данный набор признаков в большинстве случаев позволяет получить достаточно точные оценки исхода лечения.

Требовалось извлечь из этой классифицированной выборки закономерность или правило, использование которого позволило бы удовлетворительно прогнозировать исход лечебных мероприятий. Это правило должно быть выражено в форме, удобной для использования и интерпретации практическими врачами.

Решение этой задачи сводилось к самоорганизации нейронной сети и ее представлению в виде компактной системы символьных (логических) уравнений, адекватно описывающих ее поведение. Использование символьной логики позволяет легко интерпретировать извлеченные правила на языке, близком к логике мышления человека. Представление знаний в такой форме дает медперсоналу информацию о том, что конкретно он должен предпринять в процессе лечебных мероприятий для того, чтобы сделать риск осложнений минимальным.

Мы отметили, чтобы самоорганизация искомой нейронной была возможной при следующих условиях. Во-первых, обучающая выборка может быть непредставительной: число  $n$  исходов не превышает нескольких десятков. Классификация имеющихся исходов, осуществляемая одним или несколькими экспертами, не исключает ошибок из-за отсутствия четких критериев. Разделяющая способность или информативная ценность признаков  $x_1, \dots, x_M$  предварительно не известна. Эти признаки могут быть разнородными: количественными, булевыми (принимающими значения 0 и 1) или номинальными.

Наряду с этим, для обучения не требуется устанавливать ни число слоев нейронной сети, ни количество нейронов в них. Обученная нейронная сеть должна состоять из минимального числа слоев и нейронов (т.е., иметь минимальную сложность). Количество синаптических связей должно быть минимальным. При всем этом обученная нейронная сеть должна допускать минимальное количество ошибок на классифицированной выборке. Время, необходимое для самоорганизации нейронной сети и реализации найденных правил, должно быть минимальным.

В то же время, обученная нейронная сеть должна быть адекватно представлена в виде компактной системы логических уравнений или продукций, используемых в экспертных медицинских системах. В обоих случаях вырабатываемые решения должны сопровождаться оценкой их принадлежности к классам нормального и осложненного исходов.

Перечисленным требованиям удовлетворяет предложенный нами алгоритм самоорганизации, позволяющий синтезировать нейронные сети оптимальной сложности. Для выбора наиболее значимых входных признаков нами использовался алгоритм отбора входных переменных, используемый при обучении MLP-сетей. В результате проведенной работы были отобраны 53 входных признака для обучения и работы будущей нейронной сети.

Проведение анализа чувствительности сети к входным переменным позволял сделать вывод об относительной важности входных переменных для конкретной нейронной сети и при необходимости была возможность удалять входы с низкими показателями чувствительности. Анализ чувствительности можно использовать с чисто информационными целями или чтобы произвести удаление входов. Анализ чувствительности вносит некоторую ясность в вопрос о полезности тех или иных переменных. Он позволяет выделить ключевые переменные, без которых анализ невозможен, и идентифицировать те, которые можно без ущерба исключить из рассмотрения.

Проверка полученной нейронной сети показала качество прогноза в виде значения средней относительной ошибки прогноза в 19,25 %. Данный результат оценивается как хорошая точность прогноза (Гамбаров Г.М., 1990). Необходимо отметить, что ошибки происходили, в основном, из-за отсутствия в кинической практике точных критериев классификации осложнений.

Для учета этих особенностей достаточно включить в обучающую выборку соответствующие примеры осложненных и нормальных исходов. Определенный при помощи нейронной сети для полученных значений и реальных показателей физической

недееспособности критерий Стьюдента составил  $t = 1,1747$  ( $p = 0,2434$ ). Таким образом,  $p > 0,05$  и мы можем сделать вывод о недостоверности различий между полученными и предсказанными сетью значениями. Все вышесказанное подтверждает достаточное качество полученной нейронной сети и возможность ее практического применения в виде экспертной прогнозирующей компьютерной программы для врачей.

Подготовленная нейронная сеть была дополнена сгенерированным модулем на языке программирования С++ (такую возможность предоставляет использованный пакет программ STATISTICA версии 9.0), который был включен в готовую компьютерную программу для применения в медицинской практике. Таким образом, мы смогли внедрить полностью обученную нейронную сеть в практическое программное приложение.

Подготовленная нейронная сеть может практически использоваться для оценки интегрального показателя физической недееспособности при моделировании эффективности различных лечебных мероприятий. Это позволяет выбрать для конкретного пациента наиболее оптимальную тактику медицинской помощи.

### Литература

1. Боровков В. П. и соавт. Прогнозирование в системе STATISTICA в среде WINDOWS. –М.: Финансы и статистика, 2006
2. Бураковский В. И., Лищук В. А., Стороженко И. Н. // Применение математических моделей в клинике сердечно-сосудистой хирургии. - 1980. - С. 93-120.
3. Биологическая и медицинская кибернетика // под ред. Ю. А. Журавлева. - Киев, 1986.
4. Горбань А. Н., Россиев Д. А. Нейронные сети на персональном компьютере. - 1996.
5. Ежов А. А., Нечеткий В. Нейронные сети в медицине // Открытые системы. – 1997.-№4.- С.34-37.
6. Жарков В. И., Цыбин А. К., Малахова И. В. и др.// Вопросы организации и информатизации здравоохранения.-2006.№4.-С.3-7
7. Иванов А. И., Кисляев С. Е., Гелашвили П. А. Искусственные неронные сети в биометрии, медицине и здравоохранении: Монография.-Самара: «Офорт», 2004.-236с.
8. Ивахненко А. Г., Юрачковский Ю. П. Моделирование сложных систем по экспериментальным данным. - 1987.
9. Информационные технологии территориального управления. Специализированный выпуск «Телемедицина». – М.: ВНИИ проблем вычислительной техники и информатизации. – Т.40.-2003.
10. Каллан.Р. Основные концепции нейронных сетей.-М.:Издательский дом «Вильямс», 2001.- 287 с.
11. Комаров Ю. М. Системный анализ модели здоровья и здравоохранения: проблемы и решения. - В кн.: Моделирование в управлении здравоохранением (респ. сб. научн. тр.). - М, 1990, с. 34-47.
12. Котельников Г. П., Шпигель А. С. // Доказательная медицина // Самара, 2000,- с.11
13. Лысов Н. А., Минаев Ю. Л., Супильников А. А. Экспертная нейросетевая система для для оптимального хирургического лечения грыж // Свидетельство о государственной регистрации программ для ЭВМ №2011614266, 30.05.2011
14. Лысов Н. А., Чебыкин А. В., Минаев Ю. Л., Супильников А. А. Программа для ввода, обработки, анализа и хранения данных о больных с заболеванием позвоночника // Свидетельство о государственной регистрации программ для ЭВМ №2012615977, 29.06.2012.
15. Чеченин Г. И., Гасников В. К. Информатизация здравоохранения регионального уровня - Новокузнецк - Ижевск, 1996. - 170 с.
16. Шевченко Ю. Л., Шихвердиев Н. Н., Оточкин А. В. Прогнозирование в кардиохирургии. - 1998.
17. Щепин О. П., Стародубов В. И., Линденбрaten А. Л. Методологические основы и механизмы обеспечения качества медицинской помощи. – М.Медицина, 2002.- С.5-7.
18. Щетинин В. Г., Соломаха А. А. // Клин. лаб. диагн. - 1998. - №10. - С. 21-23.
19. Graven M., Shavlik J. // Advances In Neural Information Processing - 1993. - Vol 5. - P. 871-878