

МЕТОД НЕЙРОСЕТЕВОГО МОДЕЛИРОВАНИЯ И ЕГО ИСПОЛЬЗОВАНИЕ ДЛЯ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ РАЗВИТИЯ СОМАТИЧЕСКОЙ ПАТОЛОГИИ У ЛИЦ СТАРШИХ ВОЗРАСТНЫХ ГРУПП

Прохоренко И.О.

НОУ ВПО «Медицинский институт «РЕАВИЗ», Самара, Россия (443001, г. Самара, Чапаевская, 227), e-mail: mail@reaviz.ru

С целью прогнозирования развития и тяжести течения распространенной соматической патологии у пациентов старших возрастных групп создана нейросетевая модель, позволяющая на основании исходных данных пациента, его психологического профиля, выявленного на основании опросника Кеттелла, с точностью 66-89% определять вероятность возникновения депрессии, метаболического синдрома, инфаркта миокарда, в том числе с зубцом Q, остеопороза. Полученные данные позволяют сделать вывод о том, что применение нейросетевых алгоритмов для прогнозирования на ближайшую перспективу оправдано и может обеспечить приемлемую ошибку прогноза. Кроме конкретного прогноза, компьютерной программой определяется уровень уверенности для каждого диагноза в отдельности, что позволяет врачу оптимизировать план лечения пациента и заранее принять необходимые профилактические меры.

Ключевые слова: нейросетевое моделирование, прогнозирование, геронтология, соматическая патология.

METHOD OF NEURAL NETWORK MODELLING AND ITS USAGE IN FORECASTING SOMATIC PATHOLOGY DEVELOPMENT AT PATIENTS OF SENIOR AGE GROUPS

Prokhorenko I.O.

Medical Institute «REAVIZ», Samara, Russia (443001, Samara, Chapayevskaya St., 227), mail@reaviz.ru

A special neural network model has been created in order to forecast development and severity of a widespread somatic pathology at patients of senior age groups. This model lets us define the probability of depression, metabolic syndrome, myocardial infarction (including non Q-wave MI), osteoporosis development with 66-89% accuracy on the ground of patients' background data and psychological profile (according to Cattell questionnaire). Collected data let us draw a conclusion that usage of neural network algorithm with the purpose of forecast for the short-term is feasible and can achieve acceptable forecast mistake. Apart from accurate forecast computer program can define level of confidence in each diagnosis individually. This allows a doctor optimise treatment plan and take all the necessary prophylactic measures beforehand.

Keywords: neural network modelling, forecasting, gerontology, somatic pathology.

Введение. Общеизвестно, что в возникновении полиморбидной соматической патологии в пожилом возрасте играют роль многочисленные факторы внешней и внутренней среды. Последствия для здоровья человека перенесенных стрессов одинаковой силы и продолжительности могут быть различными у каждого из нас по причине неодинаковой или индивидуальной резистентности к ним. По данным ряда исследователей, продолжительность жизни прямо коррелирует с устойчивостью конкретного человека к стрессам [3; 4; 6].

На важность психосоциального стресса в развитии сердечно-сосудистой патологии, особенно осложненного течения, указывается и в последних российских рекомендациях экспертов ВНОК, которые базируются на результатах клинико-эпидемиологических исследований, убедительно свидетельствующих о высоком риске фатальных и не фатальных кардиоваскулярных осложнений в условиях острого или хронического психоэмоционального

стресса [2]. Это особенно актуально в свете последних данных о том, что в настоящее время 70% населения РФ живет в состоянии хронического стресса [5].

Возможность прогнозировать развитие соматической патологии еще до развития заболеваний позволит проводить раннюю профилактику данной патологии, а также прогнозировать течение уже имеющейся патологии и корректировать медикаментозные схемы лечения.

Целью проведенной нами экспериментальной работы было создание компьютерной нейросетевой модели прогнозирования развития соматической патологии на основе психологических девиаций в личности пациента.

Материалы и методы. Вся работа по отбору, обучению и тестированию нейронных сетей была выполнена на базе специализированного модуля статистического пакета STATISTICA Neural Networks версии 7.0.

На первом этапе происходило формирование обучающей выборки. Из неё сеть автоматически исключала некоторое количество значений для создания контрольной и тестовой выборок, необходимых для контроля над процессом обучения. Часть данных была зарезервирована для проверки эффективности созданной нейросетевой модели и качества ее прогноза.

На втором этапе происходило «обучение» нейронной сети по подаваемому на сеть набору обучающих данных. Для выбора оптимального типа сети обучение велось на нескольких его моделях: линейной сети, многослойном персептроне и сети с радиальной базисной функцией. Программа автоматически выбирала из заданного количества созданных моделей наилучшие. В ходе эксперимента выяснилось, что наиболее достоверный результат прогноза в нашем случае показывает многослойный персептрон. Оптимальная архитектура сети определялась опытным путём в ходе эксперимента.

Наилучшая модель выбиралась по показателю отношения стандартных отклонений, который представляет собой отношение стандартного отклонения ошибки прогноза к стандартному отклонению исходных данных. Модель считалась удачной, если отношение стандартного отклонения приближалось к нулю. Величина, равная единице минус отношение стандартных отклонений, равна доле объяснённой дисперсии модели.

Критерием успешного обучения являлось последовательное уменьшение ошибки на обучающем множестве, которая вычисляется как суммарное квадратичное отклонение значений на выходах НС в обучающей выборке от реальных значений, полученных на выходах НС [1].

Критерием остановки процесса обучения служил рост ошибки на контрольном множестве при продолжающемся уменьшении её или остановке на обучающем множестве. Это

говорило о «переобучении» сети, т.е. сеть слишком близко аппроксимировала выборку, в результате чего снижалось качество прогноза при подаче на сеть новых данных [1].

На третьем этапе мы провели контрольное испытание созданной модели путем сравнения прогнозируемых значений с набором известных данных, которые вообще не подавались на сеть для обучения и тестирования. Оценили качество прогноза и эффективность модели.

После отбора лучших сетей они были включены в разработанную нами компьютерную программу, написанную на языке C++ Borland Builder 6.0, предназначенную для практического использования в здравоохранении.

Нами были разработаны, обучены и протестированы нейронные сети для прогнозирования развития следующих патологических состояний: острого сердечно-сосудистого осложнения; Q-позитивного инфаркта миокарда; метаболического синдрома; остеопороза; депрессии.

Из всех обследованных пациентов сформировали три группы: обучающую – для обучения искусственной нейронной сети, тестирующую – для проверки качества обучения и контрольную – для нейросетевого прогнозирования развития и течения соматической патологии пациентов старших возрастных групп.

На первом этапе были выделены психологические и клинические признаки обследованных пациентов, послужившие входными параметрами Баз данных нейронной сети. Качественные признаки (например, наличие депрессии, злоупотребление алкоголем и т.д.), принимали всего два значения – 0 (нет признака) и 1 (есть признак).

Если значение параметра представляло собой выбор из нескольких вариантов, каждому из них присваивалось числовое значение с соответствующей расшифровкой (например, психологический профиль личности – 1, 2, 3 соответственно у представителей I, II, III групп наблюдения). Большинство клинических и лабораторных параметров имели числовое выражение.

Обучающие параметры для создания искусственной нейронной сети представлены в табл. 1.

Таблица 1 – Обучающие параметры искусственной нейронной сети

№ п/п	Параметр	Шифр
1.	Пол	1-2
2.	Возраст, лет	абс.
3.	Депрессия	0-1
4.	Злоупотребление алкоголем	0-1
5.	Психологический профиль	1-3

6.	Работающий	0-1
7.	Одинокий	0-1
8.	Общий холестерин, ммоль/л	абс.
9.	Индекс атерогенности	абс.
10.	Систолическое АД, мм.рт.ст.	абс.
11.	Кортизол вне обострения, нмоль/л	абс.
12.	Адреналин вне обострения, пг/мл	абс.
13.	Норадреналин вне обострения, пг/мл	абс.
14.	Кальций в бляшках, мг	абс.
15.	Магний в эритроцитах, ммоль/л	абс.
16.	Индекс Агатстона, баллы	абс.

Для обучения искусственных нейронных сетей создали обучающую выборку, которую составили 247 пациентов, 140 женщин (56,7%), 107 мужчин (43,3%), средний возраст $66,2 \pm 7,4$ лет. У всех больных были заданы выходные параметры: наличие или отсутствие острого сердечно-сосудистого осложнения (инфаркт, острое нарушение мозгового кровообращения, Q-позитивного инфаркта миокарда, метаболического синдрома, остеопороза, депрессии).

Всего создано 5 баз данных (для каждого прогнозируемого состояния).

Для проверки качества обучения созданной нейросети провели тестирование. В группу тестирования вошли 372 пациента, 216 женщин (58,1%) и 156 мужчин (41,9%), средний возраст $68,8 \pm 4,9$ лет. Процесс тестирования отличался тем, что выходные параметры в программу не заносились, они были известны только пользователю. Так происходил выбор нейросети, которая более правильно распознавала предлагаемые ей примеры.

Сравнение результатов прогнозирования лучших нейронных сетей и наличие реальных заболеваний показало достаточно высокое качество разработанных сетей. Отсюда был сделан вывод о том, что подготовленный прогноз можно считать состоятельным, а применение нейронных сетей высокоэффективно и надежно.

Результаты и их обсуждение

Прогнозирование развития острого сердечно-сосудистого осложнения. В качестве алгоритма обучения использовался квазиньютоновский метод (BFGS – алгоритм назван по именам авторов: Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno) – стандартный метод обучения для многослойного персептрона. Входными данными нейросети были все 16 параметров (табл. 1), имеющие наиболее высокие корреляции с прогнозируемым результатом в группах обучения и тестирования ($r \geq 0,6$).

Выходной параметр определял прогнозирование острого сердечно-сосудистого осложнения в процентах.

В нашем исследовании получено правильное прогнозирование развития острого сердечно-сосудистого осложнения в 66,67% случаев.

Для прогнозирования развития Q-позитивного инфаркта миокарда входными данными нейросети являлись те же 16 параметров, что и в случае прогнозирования острого сердечно-сосудистого осложнения (табл. 1). Кроме того, дополнительным входом являлся результат прогнозирования острого сердечно-сосудистого осложнения.

Выходной параметр определял прогнозирование в процентах инфаркта с зубцом Q при условии возникновения острого сердечно-сосудистого осложнения в процентах.

В нашем исследовании получено правильное прогнозирование развития острого сердечно-сосудистого осложнения в 88,89% случаев.

Прогнозирование развития метаболического синдрома. Проверка разработанных нейронных сетей показала правильный прогноз в 77,78% случаев.

Входными данными нейросети были 11 параметров: депрессия, злоупотребление алкоголем, психологический профиль личности, наличие работы у пациента, проживание в семье, индекс атерогенности, величина систолического артериального давления, уровень кортизола, адреналина, норадреналина вне обострения, имеющие коэффициент корреляции с метаболическим синдромом в обучающей группе и группе тестирования $r \geq 0,6$.

Выходной параметр определял прогнозирование развития метаболического синдрома в процентах.

Прогнозирование развития остеопороза. Проверка разработанных нейронных сетей показала лучший правильный прогноз в 88,89% случаев.

Входными данными нейросети были 9 параметров: пол, наличие депрессии, злоупотребление алкоголем, психологический профиль личности, наличие у пациента работы, проживание в семье, показатели кортизола, адреналина, норадреналина вне обострения, имеющие коэффициент корреляции с T-критерием в группах обследованных $r \geq 0,6$.

Прогнозирование развития депрессии предлагается проводить в случае отсутствия результатов обследования на наличие данного состояния у пациента. В подобной ситуации выходные сигналы данной нейронной сети могут быть входными для нейросетей, определяющих прогноз развития острого сердечно-сосудистого осложнения, Q-позитивного инфаркта миокарда, метаболического синдрома, остеопороза.

Входными параметрами нейросети были 5 качественных и 1 количественный критерии, влияющие на развитие депрессии: пол, наличие депрессии, злоупотребление алкоголем,

психологический профиль личности, наличие у пациента работы, проживание в семье, уровень кортизола вне обострения,.

Таким образом, в ходе проведенного исследования нами были отобраны 5 нейронных сетей с наилучшими возможностями по прогнозированию соматической патологии на основе психологических девиаций в личности пациента. Отобранные нейросети показали точность прогноза от 66,67 (острое сердечно-сосудистое осложнение) до 88,89% (Q-позитивный инфаркт миокарда, остеопороз, депрессия).

Подготовленные лучшие нейронные сети в дальнейшем были дополнены сгенерированными модулями на языке программирования C++ (такую возможность предоставляет использованный пакет программ STATISTICA версии 7.0 или выше), которые были включены в готовую компьютерную программу для применения в медицинской практике. Таким образом, мы смогли внедрить полностью обученные нейронные сети в практическое программное приложение (рис. 1).

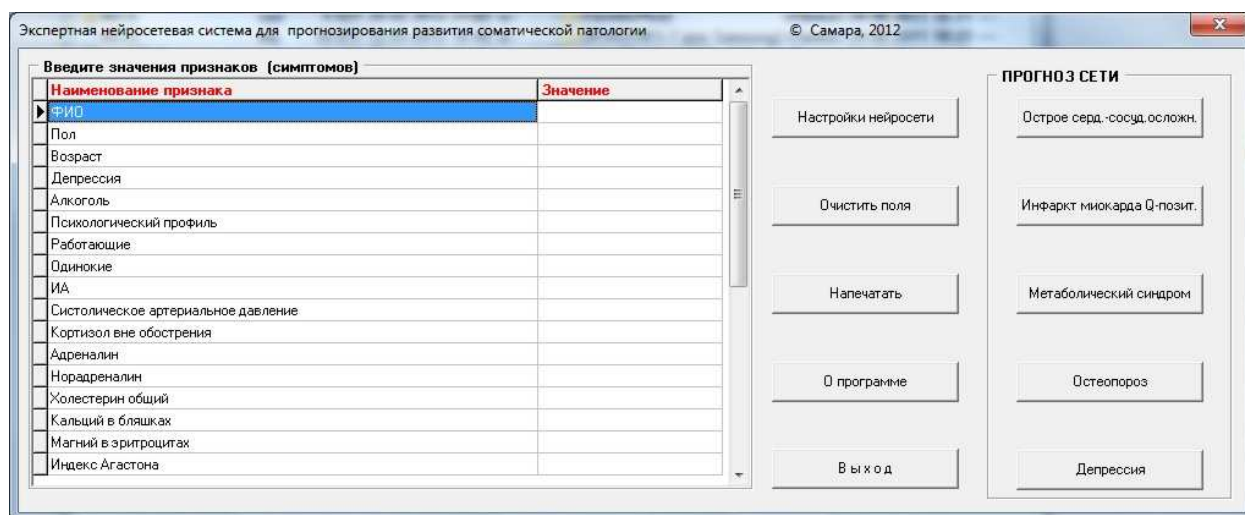


Рис. 1. Внешний вид основного окна разработанной компьютерной программы для прогнозирования развития соматической патологии.

Разработанная компьютерная программа позволяет использовать прогнозирование развития соматической патологии в практическом здравоохранении. Кроме конкретного прогноза, определяется уровень уверенности для каждого диагноза в отдельности, что дает врачу возможность оптимизировать план лечения пациента и заранее принять необходимые профилактические меры. При прогнозировании различных вариантов соматической патологии компьютерная экспертная система определяет вероятность прогноза (рис. 2). «Обучение» нейронной сети проводилось по подаваемому на сеть минимальному и максимальному набору обучающих данных, что позволяет использовать программу и при неполном комплекте параметров, запрашиваемых в диалоговом окне. Однако точность прогноза повышается при наличии максимального числа из выбранных для создания нейросети параметров.

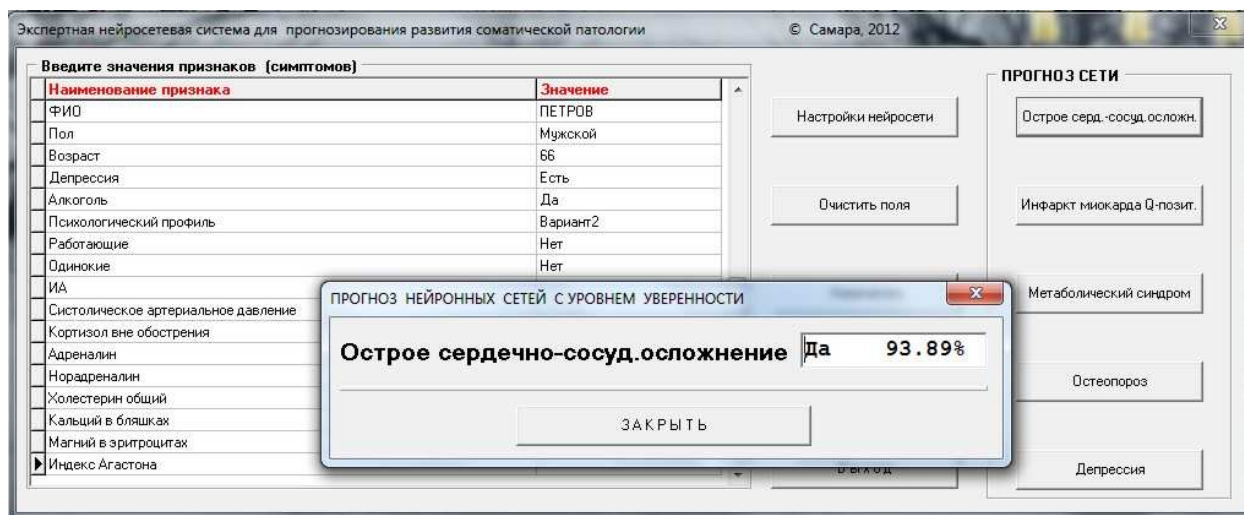


Рис. 2. Работа экспертной системы по прогнозированию острого сердечно-сосудистого осложнения.

Выводы

1. Нейросетевое прогнозирование развития соматической патологии позволяет с достаточной точностью получить прогноз возможного развития в будущем с вероятностью 66,67–88,89%. Полученные данные позволяют сделать вывод о том, что применение нейросетевых алгоритмов для прогнозирования на ближайшую перспективу оправданно и может обеспечить приемлемую ошибку прогноза.

2. В ходе исследований нами была подготовлена компьютерная программа, предназначенная для использования в практическом здравоохранении для прогнозирования развития соматической патологии на основе психологических девиаций в личности пациента. Таким образом, мы смогли внедрить полностью обученные нейронные сети в практическое программное приложение.

3. Кроме конкретного прогноза, компьютерной программой определяется уровень уверенности для каждого диагноза в отдельности, что позволяет врачу оптимизировать план лечения пациента и заранее принять необходимые профилактические меры.

4. Разработанные методики прогнозирования заболеваемости могут быть использованы в других областях медицины, гражданском и военном здравоохранении и процессе обучения медицинского персонала.

Список литературы

1. Головинова В.Ю. Анализ состояния здоровья и нейросетевое прогнозирование заболеваемости сотрудников федеральной противопожарной службы МЧС России : автореф. ... к.м.н.. – Самара, 2010 – 22 с.

2. Диагностика и коррекция нарушений липидного обмена с целью профилактики и лечения атеросклероза. Российские рекомендации (IV пересмотр) // Кардиоваскулярная терапия и профилактика. – 2009. – Т. 8. – № 6 : Приложение 3.
3. Прохоренко И.О., Зарубина Е.Г. Влияние особенностей личности на спектр катехоламинов и характер течения ишемической болезни сердца у лиц старших возрастных групп // Саратовский научно-медицинский журнал. – 2012. – Т. 8. – № 4. – С. 942-946.
4. Семенов В.Ф., Карандашов В.И., Михайлова Т.А. Стресс и старение человека // Вестник российской академии естественных наук. – 2011. – № 4. – С. 72-78.
5. Шилов А.М., Авшалумов А.Ш., Марковский В.Б. и др. Диагностическая значимость двойного динамического теста на катехоламины у больных с психосоматической патологией // Медицина и качество жизни. – 2009. – № 1. – С. 5-9.
6. Verbeke P. et al. Antiaging effects of mild hormesis and prolonging life // Cell. Biol. Internat. – 2001. – V. 25. – P. 845.

Рецензенты:

Сергеев Олег Степанович, доктор биологических наук, профессор, кафедра общей и клинической патологии: патологическая анатомия и патологическая физиология, Самарский государственный медицинский университет, г. Самара.

Лебедева Елена Алексеевна, доктор медицинских наук, профессор, кафедра госпитальной терапии с курсом трансфузиологии, Самарский государственный медицинский университет, г. Самара.