

НЕЙРОСЕТЕВОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ ПРИ ПРОГНОЗИРОВАНИИ ХАРАКТЕРА ТЕЧЕНИЯ ВИБРАЦИОННОЙ БОЛЕЗНИ В СОЧЕТАНИИ С ХРОНИЧЕСКОЙ ОБСТРУКТИВНОЙ БОЛЕЗНЬЮ ЛЕГКИХ

Проф. В. А. КАПУСТНИК, О. Л. АРХИПКИНА

Харьковский национальный медицинский университет

Представлена нейросетевая модель прогнозирования развития вибрационной болезни в сочетании с хронической обструктивной болезнью легких (ХОБЛ). Выявлены наиболее чувствительные входные переменные как для вибрационной болезни, так и при ее сочетании с ХОБЛ, которые могут быть успешно использованы при скрининговом исследовании.

Ключевые слова: нейронные сети, вибрационная болезнь, хроническая обструктивная болезнь легких.

Актуальность проблемы прогнозирования особенностей развития патологического процесса в будущем безотносительно к характеру этого процесса определяется возможностью выявления значимых специфических показателей, существенно влияющих на течение заболевания и эффективность процедуры лечения. В последние годы для решения задач прогнозирования в медицине все чаще применяется нейросетевое моделирование [1–3]. Математические модели нейронных сетей (НС) имитируют мышление человека-эксперта. Подобно человеку, НС способны обобщать полученную в процессе обучения информацию и затем генерировать правильные выводы при анализе новой информации. Также мыслит врач, который, обращаясь к своим ранее накопленным знаниям и опыту и используя данные обследования больного, устанавливает диагноз и делает прогноз.

Метод нейросетевого моделирования воспроизводит полифункциональную синергетику реально существующих в живом организме естественных микропроцессов и представляет научно-практический интерес для клиницистов, поскольку формирует новый перспективный подход к математической обработке данных по комплексной диагностике функционального статуса больных [4, 5].

Целью работы явилось построение нейросетевой модели прогнозирования развития вибрационной болезни (ВБ) в сочетании с хронической обструктивной болезнью легких (ХОБЛ), способной отобразить конкретную лечебно-тактическую ситуацию и выявить значимые клинические, лабораторные, инструментальные показатели, влияющие на эффективность принимаемых решений в плане патогенетической терапии.

При построении НС был использован лицензионный пакет нейросетевого моделирования Statistica Neural Network (Stat. Soft. Inc.) [6]. В качестве экспериментальных данных выступали собственные материалы обследования пациентов,

находящихся на лечении в НИИ гигиены труда и профзаболеваний Харьковского национального медицинского университета. Все обследованные были лицами мужского пола в возрасте 45–55 лет и имели II стадию ВБ. Верификацию диагноза ХОБЛ проводили в соответствии с инструкциями МЗ Украины (приказ МЗ Украины от 19.03.2007 № 128) [4, 7]. Первую группу наблюдения составили 80 больных ВБ. Во вторую группу вошли 80 пациентов с ВБ в сочетании с ХОБЛ I–II стадии. Из исследования были исключены больные в фазе обострения. 20 практически здоровых мужчин-добровольцев этого же возраста составили группу контроля.

Каждого больного обследовали при поступлении и при выписке из клиники. Совокупность данных обследования являлась примером для предъявления НС. Учитывались следующие клинические, лабораторные и инструментальные показатели (всего 67 входных переменных для НС) для первой группы (ВБ) и второй группы (ВБ + ХОБЛ): возраст; длительность заболевания; параметры вибрации (стаж, средняя величина вибрации, ширина полосы частот вибрации, пороги вибрационной чувствительности ПВЧ-63, ПВЧ-125, ПВЧ-250); элементы соединительной ткани (содержание в сыворотке крови эластазы, гликозаминогликанов (ГАГ), свободного (СОП) и пептидносвязанного оксипролина (ПСОП), коллагенолитической активности (КА)); концентрации микроэлементов в сыворотке крови (магния, кальция, меди, неорганического фосфора); данные клинического анализа крови; данные биохимического анализа крови (содержание сахара, общего и прямого билирубина, аламинотрансферазы (АлАТ), мочевины, креатинина, холестерина, липопротеидов, тимоловая проба, протромбиновый индекс); физиологические параметры (систолическое (САД) и диастолическое (ДАД) артериальное давление, рост, вес, индекс массы тела (ИМТ)); данные спирографии (ЖЕЛ, ФЖЕЛ, ОФВ1, ин-

Таблица 1

Сравнительная оценка эффективности исследованных моделей

Мо-дель	Тип сети	Ошибка	Количество входов	Скрытое число переменных на латентном слое	Качество представителя
13	RBF	0,2591512	13	3	0,8003155
21	MLP	0,257015	11	4	0,7552579

декс Тиффно, МОС 25, 50, 75); холодной пробы, электротермометрии, динамометрии, выносливости.

Основными элементами НС являются искусственные нейроны, которые объединяются в сеть взвешенными связями, аналогичными дендритам нейронов головного мозга. Нейроны объединяются в слои. В общем случае искусственный нейрон состоит из синапсов сумматора и блока нелинейного преобразования. Синапсы связывают между собой нейроны и умножают сигналы, поступающие на входы нейрона, на весовые коэффициенты, которые характеризуют силу синаптических связей. Сумматор нейрона выполняет сложение всех сигналов, которые поступают по синаптическим связям от каждого из нейронов предыдущего слоя. Нелинейный преобразователь реализует нелинейную функцию выхода сумматора и определяет правило, в соответствии с которым вычисляется выходной сигнал нейрона.

Задача прогнозирования нами была сформулирована как задача классификации. Объектом прогнозирования являлась длительность ремиссии, которая характеризовалась 67 переменными (факторы риска). Формулирование решающих правил классификации сложных объектов, которые описываются большим числом переменных, представляет значительные трудности, так как требуется перебор всех возможных сочетаний переменных и их градаций и анализ закономерностей, связывающих условия задачи с результатом. При решении задачи классификации с помощью НС формулировка решающих правил не требуется. Необходимо достаточно полно описать объект прогнозирования с помощью переменных и указать, к какому классу он относится. Сеть в процессе обучения автоматически осуществляет поиск закономерностей между совокупностью обучающих данных. Выходные сигналы сети проецируются в пространстве, размерность которого равна числу классов. При тройной классификации (3 категории длительности ремиссии) пространство делится на три части границами. После того как входные сигналы проходят через все нейронные сети, на входе формируется образ, который проецируется в точку в одной из областей пространства по разные стороны границы. Чем дальше точки располагаются от границы, тем лучше НС классифицирует объекты.

Для обучения сети и оценки качества ее прогнозирования все множество экспериментальных данных случайным образом было разбито на 3 группы: обучающее множество, служащее для настройки весов НС; контрольное — для контроля процесса обучения сети и предотвращения ее переобучения; тестовое — для проверки результатов обучения. Процесс обучения проходил как подгонка модели, реализуемой сетью, к обучающим данным. В обучении сети использовались методы

псевдоинверсии, K-ближайших соседей, алгоритм обратного распространения ошибки, являющийся стандартным для обучения НС типа многослойного персептрона [8]. В результате оставалась сеть с наименьшей ошибкой. Далее на тестовой выборке построенная модель проверялась на адекватность, убирался эффект переобучения. По каждой из групп параметров были выделены наиболее значимые переменные.

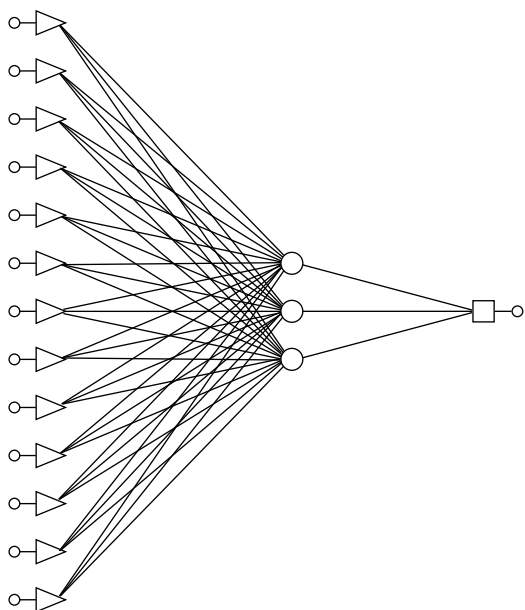
При нейросетевом моделировании прогноза исхода лечения (длительность ремиссии) больных ВБ было исследовано 33 различных модели НС. Среди них 8 построены на основе обобщенных регрессионных моделей (GRNN), 5 — на основе радиальных базисных функций (RBF), остальные — многослойные персептроны (MLP), имеющие 1 или 2 скрытых слоя. Наилучшая сеть выбиралась по соотношению трех параметров: по возможности должно быть максимальное качество представления (эффективность), минимальная ошибка, а также относительно небольшое число входов. Достойными детального рассмотрения (и дальнейшего применения на практике) мы считаем нейросетевые модели № 13 и 21 (табл. 1).

Рассмотрим нейронную сеть с индексом 13. Это сеть на основе радиальных базисных функций, имеющая ошибку 0,25 и обладающая качеством представителя 0,80032, т. е. такая модель может правильно осуществлять классификацию в 80,03% случаев.

Эта сеть имеет 13 входов и 3 элемента на единственном латентном слое. На рисунке приведена архитектура полученной модели.

При обучении сети использовались методы псевдоинверсии, K-ближайших соседей, K-средних. Качество обучения сети было удовлетворительным. Далее был проведен анализ чувствительности данной сети к входным переменным. Следует отметить, что для всех входных показателей значение Ratio, представляющее собой отношение ошибки сети без этой переменной к ошибке сети со всеми переменными, больше или приближается к 1, что свидетельствует об отсутствии в модели избыточных переменных.

Степень важности каждой переменной определяется рангом, который назначается в зависимости от размера ошибки сети в случае исключения этой переменной. В нашей нейросетевой модели на основе радиальных базисных функций входные



Архитектура нейронной сети № 13 на основе радиальных базисных функций: ошибка сети на обучающем подмножестве: 0,2075683; ошибка сети на тестовом подмножестве 0,3310631; точность классификации на обучающем множестве 0,7636098; точность классификации на тестовом множестве 1,095241

показатели ранжированы следующим образом: на первом месте элемент соединительной ткани — ГАГ (1-й ранг), затем три показателя холодной пробы: правая начало (2-й ранг), правая исход (3-й ранг) и левая начало (4-й ранг), показатель электротермометрии кисти имеет 5-й ранг, динамометрия слева — 6-й ранг, показатель спирографии (ЖЕЛ) — 7-й ранг по важности, микроэлементы Mg и Ca имеют 8-й и 10-й ранги соответственно, между ними 9-й ранг — еще один показатель динамометрии справа, замыкают список два элемента соединительной ткани эластаза (11-й ранг) и КА (12-й ранг) и порог вибрационной чувствительности (ПВЧ-63 слева) — 13-й ранг.

При нейросетевом моделировании прогно-

зирования возможной длительности ремиссии после соответствующей терапии у больных ВБ в сочетании с ХОБЛ рассмотрено 40 моделей, из которых по балансу соотношения максимальной точности представления, минимальной ошибки и количества входов имеет смысл рассмотреть сети, представленные в табл. 2.

Все они являются многоуровневыми перцептронами (MLP), из которых первые два имеют по одному скрытому слою, остальные — по два. Исходя из наилучшего соотношения вышеуказанных параметров представляла интерес сеть № 2 с качеством представления 0,98691 и ошибкой 0,13005. Эта сеть является трехслойный перцептрон с 8 входами и 4 элементами на латентном слое.

Ее обучение при стремлении к минимизации ошибок проводилось по алгоритму обратного распространения ошибки. Обучение сети вполне удовлетворительное — ошибка на проверочном множестве практически не превышает ошибку на обучающем множестве и, можно сказать, убывает.

Анализируя чувствительность сети, получили переменные, ранжированные в таком порядке: показатель спирографии объема форсированного выдоха за 1-ю с (ОФВ1) (1-й ранг), гемоглобин (Hb) (2-й ранг), динамометрия справа (3-й ранг), элемент соединительной ткани СОП (4-й ранг), показатели электротермометрии кисти (5-й ранг) и бедра (6-й ранг), эластаза (7-й ранг).

Таким образом, исходя из результатов проведенного исследования можно сделать следующие выводы.

Изложенный комплексный подход к анализу результатов исследования различных функциональных систем организма у больных ВБ и ВБ в сочетании с ХОБЛ свидетельствует о возможности прогнозирования длительности ремиссии после соответствующей патогенетической терапии методами нейросетевого моделирования.

Установлено, что при прогнозировании времени ремиссии у больных ВБ лучшей моделью явилась сеть на основе радиальных базисных функций (RBF), имеющая 13 входов и 3 элемента на латентном слое и позволяющая правильно предсказать результат в 80,032 % случаев.

При прогнозировании времени ремиссии у больных ВБ с сопутствующей ХОБЛ лучшей моделью явился трехслойный перцептрон с 8 входами и 4 элементами на латентном слое с вероятностью достоверности предсказания $P_d = 0,98691$ и ошибкой 0,13005.

Практическая значимость проведенного нейросетевого моделирования обусловлена выделением наиболее чувствительных входных переменных (из представленных 67) и их ранжированием по важности, что может быть учтено в процессе патогенетической терапии.

Таблица 2

Сравнительная оценка эффективности нейросетевых моделей прогнозирования длительности ремиссии у больных ВБ и ХОБЛ

Модель	Тип сети	Ошибка	Количество входов	Скрытое число переменных на латентном слое	Качество представителя
01	MLP	0,1527752	13	9	1,2268810
02	MLP	0,1300519	8	4	0,9869175
03	MLP	0,1604950	8	5	1,0549740
04	MLP	0,1292884	5	4	0,9600907
05	MLP	0,1072465	4	3	0,9487079

Так, у больных ВБ такими переменными выступают в соответствии с рангом: элемент соединительной ткани ГАГ, далее показатели холодовой пробы, электротермометрии кисти, динамометрии, спирографии (ЖЕЛ), концентрации магния и кальция, замыкают список элементы соединительной ткани — эластаза и КА, порог вибрационной чувствительности (ПВЧ-63 слева). У больных с сочетанной патологией такими переменными являются: показатель спирометрии ОФВ1; содер-

жание гемоглобина; показатели соединительной ткани СОП, эластаза; показатели динамометрии справа, электротермометрии кисти и бедра.

Технологии нейросетевого моделирования могут быть успешно использованы как в скрининговом исследовании индивидуального прогнозирования исходов лечения больных ВБ и ВБ с сопутствующей ХОБЛ, так и в изучении нелинейных взаимодействий физиологических показателей при данной патологии.

Литература

1. *Осовский С.* Нейронные сети для обработки информации.— М.: Финансы и статистика, 2002.— 344 с.
2. *Черноруцкий И. Г.* Методы принятия решений.— СПб.: БХВ-Петербург, 2005.— 416 с.
3. *Хайкин С.* Нейронные сети.— СПб.: Питер, 2006.— 984 с.
4. Наказ МОЗ України від 19.03.2007 № 128 «Про затвердження клінічних протоколів надання медичної допомоги за спеціальністю «Ппульмонологія»».— Київ, 2007.— 146 с.
5. *Дюк В., Эммануэль В.* Информационные технологии в медикобиологических исследованиях.— СПб.: Питер, 2003.— 528 с.
6. *Люгер Дж. Ф.* Искусственный интеллект. Стратегии и методы решения сложных проблем: Пер. с англ.; 4-е изд.— М.: Изд. дом «Вильямс», 2003.— 864 с.
7. *Назаренко Г. И., Осипов Г. С.* Медицинские информационные системы и искусственный интеллект: Научн. пособие.— Вып. 3.— М.: Медицина XXI, 2003.— 240 с.
8. *Филаретов Г. Ф., Джордан Б.* Применение автоассоциативных нейронных сетей для сжатия информации // XXX Междунар. конф. «Информационные технологии в науке, образовании, телекоммуникации, бизнесе».— Ялта — Гурзуф, 2003.— С. 8–11.

НЕЙРОМЕРЕЖЕВЕ МОДЕЛЮВАННЯ ПРИ ПРОГНОЗУВАННІ ХАРАКТЕРУ ПЕРЕБІГУ ВІБРАЦІЙНОЇ ХВОРОБИ У ПОЄДНАННІ З ХРОНІЧНОЮ ОБСТРУКТИВНОЮ ХВОРОБОЮ ЛЕГЕНІВ

В. А. КАПУСТНИК, О. Л. АРХИПКИНА

Представлено нейромережеву модель прогнозування розвитку вібраційної хвороби у поєднанні з хронічною обструктивною хворобою легенів (ХОХЛ). Виявлено найбільш чуттєві вхідні змінні як для вібраційної хвороби, так і за її поєднання з ХОХЛ, які можуть бути успішно використані під час скринінгового дослідження.

Ключові слова: нейронні мережі, вібраційна хвороба, хронічна обструктивна хвороба легенів.

NEURON NETWORK SIMULATION AT PROGNOSIS OF THE CHARACTER OF THE COURSE OF VIBRATION SICKNESS ACCOMPANIED BY CHRONIC OBSTRUCTIVE PULMONARY DISEASE

V. A. KAPUSTNIK, O. L. ARKHIPKINA

Neuron network model of prognosis of development of vibration sickness in combination with chronic obstructive pulmonary diseases (COPD) is presented. The most sensitive entrance variables both for vibration sickness and for its combination with COPD, which can successfully be used at in screening investigations, were revealed.

Key words: neuron networks, vibration sickness, chronic obstructive pulmonary disease.

Поступила 27.10.2009