

3. *Зарницин В.Г., Праузици, М.Р., Чизмаджев Ю.А.* Физические методы переноса нуклеиновых кислот в ткани и клетки // Биологические мембраны. 2004. Т. 21. № 5. С. 355-373.
4. *Инденбом В.А.* Активация проводимости рогового слоя кожи под действием ионофоретического тока клетки // Биологические мембраны. 2002. Т. 19. № 3. С. 202-208.
5. *Johnssen G.K., Martinsen O.G., Grimnes S.* Water gradient and calibration of stratum corneum hydratin measurements / ICEBI. 2007. IFMBE Proceedings 17. PP. 158-160.
6. *Johnsen G.K., Martinsen O.G., Grimnes S.* Sorption studies of human keratinized tissues / ICEBI. 2010.
7. *Beetner D.G., Kapoor S., Manjunath S., Xiangyang Z., Stoecker W.V.* Differentiation among basal cell carcinoma, benign lesions, and normal skin using electric impedance // IEEE Transactions on Biomedical Engineering. 2003. Vol. 50. № 8. PP. 1020-1025.
8. *Неборский Л.Т., Неборский С.Л.* Электрокожная проводимость в оценке функционального состояния организма человека (экспериментально-теоретическое обоснование). – М.: Медицина, 2007. 224 с.
9. *Алдерсон А.А.* Механизмы электродермальных реакций. – Рига: Зинатне, 1985. 130 с.
10. *Jabbari A., Johnsen B., Grimnes S., Martinsen O.G.* Simultaneous measurement of skin potential and conductance in electrodermal response monitoring / ICEBI. 2010.
11. *Yamamoto T., Yamamoto Y.* Non-linear electrical properties of skin in the low frequency range // Med. Biol. Eng. Comput. 1981. Vol. 19. PP. 302-310.
12. *Grimnes S.* Skin impedance and electro-osmosis in the human epidermis // Med. Biol. Eng. Comput. 1983. Vol. 21. PP. 739-749.
13. *Мусин Р.Ф.* Электрические свойства эпидермиса / Дис. ... канд. физ.-мат. наук: 01.04.04. – М.: Институт радиотехники и электроники, 1985. 137 с.
14. *Burnette R.R., Bagnieski T.M.* Influence of constant current iontophoresis on the impedance and passive Na permeability of excised nude mouse skin // J. Pharm. Sci. 1988. Vol. 77. PP. 492-497.
15. *Burnette R.R., Ongpipattanakul B.* Characterization of the pore transport properties and tissue alteration of excised human skin during iontophoresis // J. Pharm. Sci. 1988. Vol. 77. PP. 132-137.
16. *Kasting G.B., Bowman L.A.* DC electrical properties of frozen, excised human skin // Pharm. Res. 1990. Vol. 7. PP. 134-143.
17. *Sims S.M., Higuchi W.I., Srinivasan V.* Skin alteration and convective solvent flow effects during iontophoresis II. Monovalent anion and cation transport across human skin // Pharm. Res. 1992. Vol. 9. PP. 1402-1409.
18. *Dinh S.M., Luo C.-W., Berner B.* Upper and lower limits of human skin electrical resistance in iontophoresis // AIChE J. 1993. Vol. 39. PP. 2011-2018.
19. *Инденбом В.А., Чизмаджев Ю.А.* Кинетика протекания тока через кожу человека под действием импульсов напряжения малой амплитуды // Биологические мембраны. 2001. Т. 18. № 1. С. 29-37.
20. *Шпунт В.Х.* Динамические электрические свойства кожи человека // Медицинская техника. 1997. № 4. С. 38-47.
21. *Martinsen O.G., Grimnes S., Lyken C.A., Johnsen G.K.* Memristance in human skin / ICEBI. 2010.
22. *Карпунин В.А., Косоруков А.Е.* Метод идентификации параметров нелинейной схемы замещения электрического адмиттанса кожи // Медицинская техника. 2010. № 2 (260). С. 27-30.

*Валерий Анатольевич Карпунин,
канд. техн. наук, доцент,
Артем Евгеньевич Косоруков,
ассистент,
кафедра «Биомедицинские технические системы»,
факультет «Биомедицинская техника»,
МГТУ им. Н.Э. Баумана,
г. Москва,
e-mail: vak@bmstu.ru*

А.Н. Дмитриев, В.В. Котин

Моделирование временных рядов заболеваемости с использованием искусственных нейронных сетей

Аннотация

В статье рассматриваются возможности построения краткосрочных и среднесрочных прогнозов временных рядов заболеваемости с использованием искусственных нейронных сетей. Протестированы возможности нейронных сетей сравнительно простой структуры (двухслойных перцептронов) по прогнозированию временного ряда заболеваемости скарлатиной. Выяснено, что при использовании специальной обучающей выборки нейронная сеть удовлетворительно решает задачу прогнозирования. Характерная особенность динамики заболеваемости скарлатиной – сезонность – прогнозировалась сетью во всех вариантах тестов. Получены варианты прогноза на двухлетний период с погрешностью, не превышающей 40 %.

В настоящее время быстро растет число новых разработок, направленных на применение искусственных нейронных сетей (ИНС) [1]-[3] для прогнозирования процессов в сложных технических и естественных системах [2]-[8]. Нейросетевые технологии используют в системах принятия медицинских диагностических решений, в обработке и классификации биомедицинских сигналов [9]-[11]. Весьма актуальными становятся проблемы, связанные с прогнозированием динамики заболеваемости [12]-[14]. Предлагаются новые методы моделирования и количественной оценки риска возникновения эпидемий [15], [16].

Важно отметить, что при моделировании динамики заболеваемости традиционно принятая в естествознании и технике методология прямой верификации теоретических выкладок по имеющемуся эмпирическому материалу сталкивается с недоступностью сколько-нибудь обоснованной процедуры оценки погрешности входных данных. Действительно, получение каждой «эксперименталь-

ной точки» временного ряда заболеваемости обусловлено многоступенчатой и плохо формализуемой цепочкой медицинского документооборота. Не следует также забывать, что, как правило, используются косвенные данные о численностях групп риска, переболевших и приобретших иммунитет и т. д. Таким образом, на эмпирические данные накладывается цепочка неопределенностей, специфических для медико-биологических задач; при этом множество экспериментальных точек размывается, формируя так называемые *нечеткие временные ряды* [17]-[19].

Выбор структуры искусственной нейронной сети

Для анализа возможностей нейросетевого прогноза заболеваемости был выбран временной ряд инцидентности [14] скарлатины в 1996-2008 гг. в Москве среди детей в возрасте от 3 до 6 лет (см. *рис. 1*). Представленный на *рис. 1* график демонстрирует сезонность заболеваемости

скарлатиной. Свойства периодичности и персистентности этого временного ряда были проанализированы в работе [20]. Отметим, что сегмент ряда [1999 – 2001 гг.] характеризуется наличием двух явно выраженных пиков инцидентности.

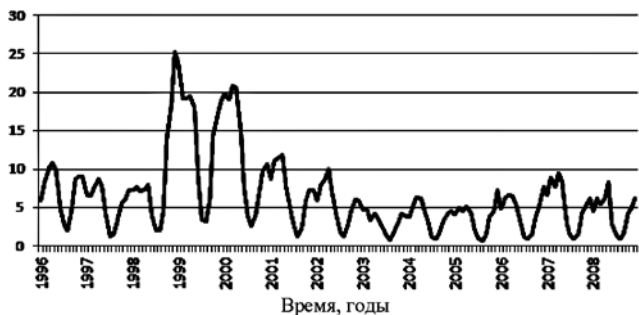


Рис. 1. Заболеваемость скарлатиной в Москве в 1996-2008 гг.

Для прогнозирования применяются следующие типы нейронных сетей: многослойный перцептрон (MLP), радиально-базисная сеть (RBF), обобщенно-регрессионная сеть (GRNN), сеть Вольтерри и сеть Эльмана [7]. В качестве тестового варианта была выбрана нейронная сеть, имеющая структуру многослойного перцептрона. Такой выбор оправдан сравнительно простой программной реализацией перцептрона и описанной в публикациях результативностью его использования в различных приложениях [5], [6].

Входной вектор ИНС определяется как набор значений инцидентности, поступающих на входные нейроны за одну итерацию обучения. Выходной вектор ИНС – это набор значений инцидентности на выходных нейронах.

Для приближенного расчета числа нейронов в скрытых слоях можно использовать формулу оценки числа синаптических весов L_s для многослойных перцептронов с сигмоидальными передаточными функциями [21], [22]

$$\frac{mN}{1 + \log_2 N} \leq L_s \leq m \left(\frac{N}{m} + 1 \right) (n + m + 1) + m, \quad (1)$$

где n – размерность входного сигнала; m – размерность выходного сигнала; N – число элементов обучающей выборки.

Число нейронов в скрытом слое оценивается по формуле [21]

$$L = \frac{L_s}{n + m}. \quad (2)$$

В табл. 1 приведены оценки параметров для трех вариантов ИНС.

После предварительного анализа для тестирования прогноза заболеваемости были выбраны три следующих

Оценки параметров ИНС

Номер варианта	n	m	N	$L_{s,min}$	$L_{s,max}$	L_{min}	L_{max}
1	4	1	24	5	151	1	31
2	4	1	84	12	511	3	103
3	4	4	66	38	640	5	80

варианта двухслойного перцептрона с выходной линейной передаточной функцией [6]:

1) 4 входных нейрона, 160 скрытых нейронов, 1 выходной нейрон; структура {4, 160, 1};

2) 4 входных нейрона, 160 скрытых нейронов, 4 выходных нейрона; структура {4, 160, 4};

3) 6 входных нейронов, 160 скрытых нейронов, 6 выходных нейронов; структура {6, 160, 6}.

Подготовка входных данных и обучение ИНС

Для перцептрона со структурой 1 данные тренировки сети подготавливались с учетом априорной информации о сезонности процесса (см. табл. 2). Количественно сезонность заболеваемости описывается автокорреляционной функцией и периодограммой [20].

В тестовой реализации перцептрона варианта 3 данные для обучения выбирались с включением сегмента временного ряда заболеваемости [1999 – 2001 гг.], имеющего пики заболеваемости (см. рис. 1). Обучающие пары сопоставлялись так, чтобы входному вектору, состоящему из значений инцидентности с 1-го по 6-й месяц для каждого полугодия, соответствовал выходной вектор инцидентности в следующем полугодии.

Таблица 2

Обучающие выборки ИНС

Входной обучающий набор прогнозирования инцидентности первого полугодия					
Вектор 1	Вектор 2	Вектор 3	Вектор 4	Вектор 5	Вектор 6
5,93	8,20	10,04	10,66	9,99	4,82
2,82	1,91	4,13	8,68	9,04	9,00
6,61	6,44	7,58	8,80	7,69	4,23
1,18	1,47	3,14	5,54	5,97	7,19
Выходной обучающий набор прогнозирования инцидентности первого полугодия					
7,21	7,76	7,05	7,44	8,04	3,98

При тестировании ИНС использовалась функция обучения, модифицирующая значения весов и смещений в соответствии с методом оптимизации Левенберга-Маркара [5], [6], [22], [23]. Программная реализация перцептрона была проведена с использованием *Neural Network Toolbox* системы *Matlab* 7.11.0.

Тестирование прогноза заболеваемости

Включение имеющего пики заболеваемости сегмента в обучающую выборку, подготовленную без явного учета сезонности, приводило к недопустимо высокой ошибке прогноза и не имеющим смысла отрицательным значениям инцидентности в прогнозе на второе полугодие 2001 года (см. рис. 2). При этом спады заболеваемости прогнозировались с относительной погрешностью в пределах 10...25 %.

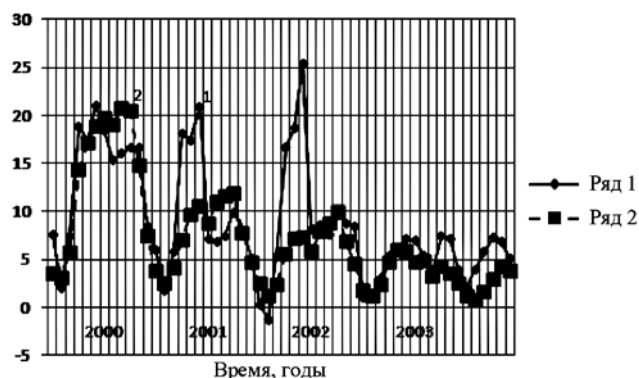


Рис. 2. Сравнение «прогноз-контроль» для сквозной обучающей выборки с включением сегмента [1999 – 2001 гг.]: 1 – прогноз; 2 – контроль

Исключение из обучающей выборки сегмента [1999 – 2001 гг.] предотвращает появление артефактов с отрицательными значениями инцидентности, несколько занижая при этом прогноз по сравнению с контрольными данными (рис. 3).

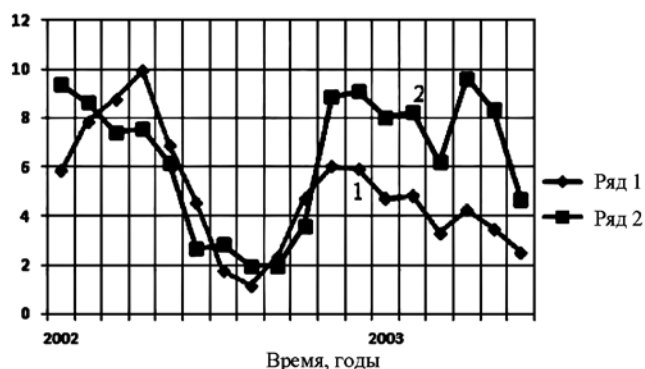


Рис. 3. Сравнение «прогноз-контроль» для обучающей выборки без сегмента [1999 – 2001 гг.]: 1 – прогноз; 2 – контроль

На рис. 4 представлены результаты тестирования сети варианта 1 с использованием в качестве обучающей выборки сегмента из 108 отсчетов временного ряда инцидентности.

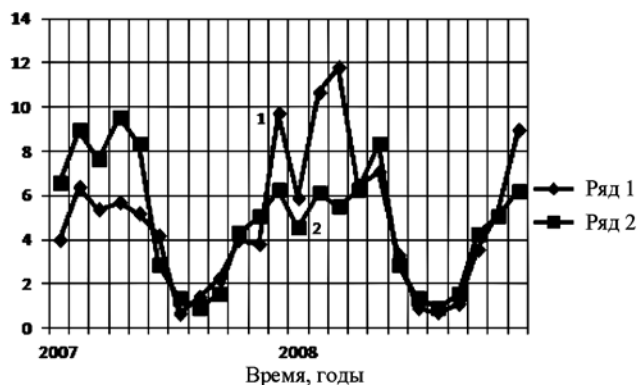


Рис. 4. Сравнение «прогноз-контроль» для 84 элементов обучающей выборки: 1 – прогноз; 2 – контроль

Выводы

Прогнозирование динамики процесса на основе данных, зарегистрированных на фиксированных интервалах времени, является одним из практически наиболее востребованных «выходов» моделей заболеваемости – как динамических моделей, так и моделей данных.

Анализ временных рядов заболеваемости позволяет установить границы ошибок прогнозирования и сформулировать обоснованные ограничения на горизонт прогноза. Перспективный способ решения задач такого анализа – применение ИНС.

На примере сравнительно простой структуры ИНС – двухслойного персептрона – протестированы возможности нейронных сетей по прогнозированию временного ряда инцидентности для определенного типа заболевания. Выяснено, что при использовании специальной обучающей выборки нейронная сеть удовлетворительно решает задачу прогноза. Характерная особенность динамики заболеваемости скарлатиной – сезонность – «захватывалась» сетью во всех вариантах тестов. Получены варианты прогноза на двухлетний период с погрешностью, не превышающей 40 %.

Авторы выражают благодарность Н.И. Брико за полезные обсуждения и консультации.

Список литературы:

1. Мак-Каллок У.С., Питтс В. Логическое исчисление идей, относящихся к нервной активности / В сб. «Автоматы» под ред. К.Э. Шеннона и Дж. Маккарти. – М.: Изд-во иностр. лит., 1956. С. 363-384.
2. Агунов М.А., Эфендиева Э.М., Гермашев И.В. Формирование обучающей выборки для компьютерной системы анализа химических структур / В кн. «Современные проблемы информатизации в экономике и обеспечении безопасности». – Воронеж: Научная книга, 2012. С. 40-42.
3. Розенблатт Ф. Принципы нейродинамики. – М.: Мир, 1965.
4. Круг П.Г. Нейронные сети и нейрокомпьютеры. Уч. пособие по курсу «Микропроцессоры». – М.: Издательство МЭИ, 2002. 176 с.
5. Уоссермен Ф. Нейрокомпьютерная техника: теория и практика. – М.: Изд-во иностр. лит. 184 с.
6. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс. 2-е издание. – М.: Издательский дом «Вильямс», 2006. 1104 с.
7. Крючин О.В., Кондраков О.В. Электронный научный журнал «Исследовано в России» / <http://zhurnal.ape.relarn.ru/articles/2010/082.pdf>.
8. <http://articles.mql4.com/ru/395>.
9. Сидорова М.А., Сержантова Н.А., Филиппова Л.А. Диагностика и прогнозирование исходов перитонита с помощью нейросетевой системы исследования параметров гемостаза // Медицинская техника. 2011. № 2. С. 33-47.
10. Исаков Р.В., Аль Мабрук М.А., Сушкова Л.Т. Экспериментальный нейросетевой кардиоанализатор // Медицинская техника. 2011. № 3. С. 18-26.
11. Абдуллаев Н.Т., Исмаилова К.Ш. Применение нейронных сетей для распознавания патологических изменений в стимуляционной электромиограмме // Медицинская техника. 2011. № 6. С. 1-7.
12. Андерсон Р., Мэй Р. Инфекционные болезни человека. Динамика и контроль. – М.: Мир, Научный мир, 2004. 784 с.
13. Романюха А.А. Математические модели в иммунологии и эпидемиологии инфекционных заболеваний. – М.: Бином, 2012. 296 с.
14. Покровский В.И., Брико Н.И. Общая эпидемиология с основами доказательной медицины. Руководство к практическим занятиям. – М.: Геотар-Медиа, 2008. 400 с.
15. Боев Б.В., Семенов Т.А., Бондаренко В.М. и др. Актуальные проблемы создания информационно-аналитической системы для оперативного противодействия эпидемиям инфекционных заболеваний // Журн. микробиол. 2011. № 6. С. 37-42.
16. Перминов В.Д., Корнилина М.А. Индивидуум-ориентированная модель распространения эпидемии в городских условиях // Математическое моделирование. 2007. 19:5. С. 116-127.
17. Ярушкина Н.Г. Современный нечеткий анализ нечетких временных рядов / Сб. научных трудов V Международной научно-технической конференции «Интегрированные модели и мягкие вычисления в искусственном интеллекте». В 2-х томах. Т. 1. – М.: Физматлит, 2009. С. 19-27.
18. Ярушкина Н.Г., Афанасьева Т.В., Перфильева И.Г. Интеллектуальный анализ нечетких временных рядов. Уч. пособие. – Ульяновск: УлГТУ, 2010. 320 с.
19. Ярушкина Н.Г., Перфильева И.Г., Афанасьева Т.В. Интеграция нечетких моделей для анализа временных рядов // Известия Самарского научного центра Российской академии наук. 2010. Т. 12. № 4 (2).
20. Брико Н.И., Котин В.В., Ярушкина Т.А. Анализ периодичности и персистентности временных рядов заболеваемости / Сб. докладов 13-й научно-технической конференции «Ме-

21. Дьяконов В., Круглов В. Математические пакеты расширения MATLAB. Специальный справочник. – СПб.: Питер, 2001. 480 с.
22. <http://matlab.exponenta.ru/neuralnetwork/book1/index.php>.
23. <http://matlab.exponenta.ru/neuralnetwork/book2/18/trainlm.php>.

С.Е. Квашнин, А.А. Максимов

Исследование влияния нагрева зон пучностей деформации на амплитудно-частотные характеристики ультразвуковой колебательной системы

Аннотация

В результате решения задачи о стационарных продольных колебаниях стержневого волновода-инструмента с учетом внутренней диссипации механической энергии определено распределение внутренних источников нагрева волновода, позволившее рассчитать пространственно-временное распределение температуры на поверхности такого волновода. Экспериментально определены тенденции изменения спектра резонансных частот ультразвуковой колебательной системы (УЗКС), состоящей из пьезопреобразователя и стержневого волновода, в зависимости от нагрева стержневого волновода-концентратора. С учетом экспериментальных зависимостей модуля упругости и коэффициента поглощения от температуры решена задача определения сдвига спектра резонансных частот УЗКС, связанного с нагревом зон пучностей деформаций, при длительной непрерывной работе УЗКС на частоте резонанса.

Эксплуатация ультразвуковых хирургических колебательных систем, совершающих как продольные, так и изгибно-продольные колебания в течение длительного интервала времени (более 1 мин) при высоких амплитудах колебаний стержневого волновода-инструмента обычно связана и с нагревом высокоамплитудной части такого инструмента. Степень нагрева зависит как от амплитуды упругих деформаций материала, так и от таких свойств материала волновода-инструмента, как плотность, скорость звука и коэффициент поглощения. Наибольшее тепловыделение происходит в зонах пучностей деформаций. При этом, по данным [1], величина нагрева поверхности волновода-инструмента продольных колебаний, выполненного из титанового сплава типа ВТЗ-1, за 10 мин работы может достигать 100 °С. Столь существенный нагрев, в свою очередь, приводит к тому, что нельзя считать не зависящими от температуры такие физико-механические характеристики материала, как модуль упругости и коэффициент поглощения. В табл. 1 представ-

лены значения модуля упругости первого рода, скорости звука и коэффициента поглощения от температуры для некоторых титановых сплавов по данным [3]-[5].

Длительная работа ультразвуковых хирургических систем при высоких амплитудах колебаний рабочего окончания и, следовательно, при значительных амплитудах деформаций может вызывать нагрев зон волновода-инструмента [1], [2], расположенных вблизи пучностей деформаций. Исследования влияния нагрева высокоамплитудной части волновода-инструмента (ВИ) представляют также интерес в связи с работами по созданию протяженных по длине ультразвуковых эндохирургических инструментов.

Модуль упругости $E(T)$ титановых сплавов, применяемых в производстве волноводов-инструментов, как видно из данных, представленных в табл. 1, по мере роста температуры T уменьшается. При этом плотность материала также уменьшается, однако в меньшей степени. Несложно оценить уменьшение скорости звука $c(T)$ в материале, рассчитав ее как

Таблица 1

Зависимости модуля упругости, скорости звука и коэффициента поглощения для некоторых титановых сплавов от температуры

Марка материала	Температура, °С	Модуль упругости E , ГПа	Скорость звука, м/с	Средний градиент падения скорости звука от температуры, м/с / °С	Коэффициент поглощения (при 80 МПа), %
ВТЗ-1	20	127,5	5323	-0,77	0,03
ВТЗ-1	100	124,3	5261	-1,01	0,048
ВТЗ-1	200	119,5	5160	-	0,056
ВТ-8	20	126	5303	-0,20	0,025
ВТ-8	100	125	5288	-0,77	0,035
ВТ-8	200	121,3	5210	-	0,045
ВТ-6	20	113	5039	-1,24	-
ВТ-6	250	100	4755	-	-