

ПОРТЕНКО Г. М.¹, ПОРТЕНКО Е. Г.¹, ДОБРЫНИН К. Б.¹, ШМАТОВ Г. П.²

¹ ФГБОУ ВО «Тверской государственной медицинской академии» Минздрава России, Тверь

² ФГБОУ ВО «Тверской государственной технической академии» Минздрава России, Тверь

Диагностика хронического тонзиллофарингита нейросетевым алгоритмом по инфракрасным энергоинформационным показателям слюны

Портенко Геннадий Михайлович

заслуженный врач РФ, д. м. н., профессор, заведующий кафедрой оториноларингологии ФГБОУ ВО «Тверской государственной медицинской академии» Минздрава России

E-mail: gennadij-portenko@yandex.ru

Резюме. Разработана технология эффективной диагностики хронического тонзиллофарингита на основе принципа инфракрасной спектроскопии в сочетании с вероятностной нейронной сетью по энергоинформационному показателю пробы слюны.

Ключевые слова: хронический тонзиллофарингит, инфракрасная спектроскопия, нейронная сеть, диагностика

PORTENKO G. M.¹, PORTENKO E. G.¹, DOBRYNIN K. B.¹, SHMATOV G. P.²

¹ FSBEI HE «Tver state medical university» of the Ministry of health of the Russian Federation, Tver

² FSBEI HE «Tver state technical university», Tver

Diagnostics of chronic tonsillopharyngitis by a neural network algorithm using infrared energy-information indicators of saliva

Gennady M. Portenko

honored doctor of the Russian Federation, doctor of medical sciences, professor, head of the department of otorhinolaryngology of the FSBEI HE «Tver state medical university» of the Ministry of health of the Russian Federation

E-mail: gennadij-portenko@yandex.ru

Summary. A technology has been developed for the effective diagnosis of chronic tonsillopharyngitis based on the principle of infrared spectrometry in combination with a probabilistic neural network based on the energy-informational indicator of a saliva sample.

Key words: chronic tonsillopharyngitis, infrared spectrometry, neural network, diagnostics

Материалы и методы

Диагностика хронического тонзиллита обладает сильно выраженной неопределенностью из-за отсутствия патогномичных симптомов [1, 2]. Диагностика хронического тонзиллофарингита с приемлемой достоверностью существующими методами становится трудноразрешимой [1, 3].

Научную основу предлагаемого метода составляют исследования молекулярных особенностей водной составляющей биологической жидкости (слюны), проявляющихся при просвечивании образца инфракрасным электромагнитным излучением (метод инфракрасной спектроскопии) и обработка полученных данных современными обучающимися алгоритмами.

Метод ИК-спектроскопии получил широкое распространение [4, 5]. В последнее время убедительно доказано что даже кратковременные и незначительные химические и метаболические нарушения в организме, сопровождаю-

щие общесоматические патологические состояния, способны изменять внутримолекулярные и межмолекулярные взаимодействия и реологические свойства слюны.

Появление в медицинских учреждениях высокопроизводительных персональных компьютеров привело к возможности реализации в практической деятельности врача идей кибернетики. В частности, моделирование работы весьма простой биологической нервной системы привело к созданию искусственной нейронной сети. Под искусственной нейронной сетью подразумевается вычислительная структура, которая моделирует простые биологические процессы, обычно ассоциируемые с процессами человеческого мозга, способные к адаптивному обучению путем анализа исходных данных (обучающая выборка). Искусственная нейронная сеть оказалась высокоэффективной благодаря способности анализировать большие цифровые массивы и отыскивать закономерности в сложных медицинских данных. Нейронная сеть очень полезна



при решении задач классификации (диагностики). Нейронные сети не программируются, но обучаются тому, как правильно решить диагностическую задачу.

Достоинства и возможности искусственных нейронных сетей способствовали их медицинскому применению в различных отраслях медицины [6].

В оториноларингологическом отделении Тверской областной клинической больницы нами было обследовано две группы пациентов в количестве 249 человек. Одна группа (56 человек) – условно здоровые лица (контрольная группа, норма) и 193 больных с клинически установленным хроническим тонзиллофарингитом [3]. По возрасту, полу, социальной принадлежности и клиническим данным группы были репрезентативны. По результатам обследований были сформированы два типа групп (выборки): обучающая клиническая группа, предназначенная для настройки нейронной сети (50 условно здоровых человек и 180 человек, больных хроническим тонзиллофарингитом), и тестирующая клиническая группа, созданная для определения качества диагностической способности обученной нейросети (6 условно здоровых человек и 13 человек с хроническим тонзиллофарингитом).

В качестве исследуемого биологического материала использовалась слюна пациента. Слюна собиралась путем сплевывания в пробирку в количестве не менее 10 мл. Забор слюны осуществляется без стимуляции утром натощак через 15 минут после полоскания ротовой полости дистиллированной водой. Если предполагалось по каким-либо причинам проводить отложенное исследование (накопление данных о группе пациентов, транспортировка образцов в лабораторию, иные причины), то проба слюны замораживалась и хранилась при температуре -20°C .

Измерение спектральных характеристик слюны проводилось модернизированным отечественным лабораторным инфракрасным фурье-спектрометром ФСМ 1201 (диапазон: $400\text{--}7800\text{ см}^{-1}$; разрешающая способность по частоте 1 см^{-1} ; интерферометр с самокомпенсацией) с доработанным базовым программным обеспечением [2, 6].

Проба слюны помещалась в ванночку, дно которой образовано призмой из ZnSe (селенида цинка), в которой были созданы условия для применимости метода многократного нарушенного полного внутреннего отражения (МНПВО) инфракрасного излучения. Метод МНПВО представляет собой высокоточный аналитический инструмент исследования химического состава биологических жид-

костей. Толщина поглощающего слоя воспроизводится с высокой точностью, в отличие от толщины оптических кувет, и находится в диапазоне $5\text{--}10\text{ мкм}$.

Рабочим являлся диапазон длин волн $930\text{--}1570\text{ см}^{-1}$, в котором с шагом 20 см^{-1} с частотным разрешением 8 см^{-1} в течение 16 секунд регистрировалось 256 спектров по 32 отсчета в каждом.

Таким образом, состояние пациента ассоциировалось с ансамблем из 32 случайных процессов, который преобразовывался в три вектора: вектор средних значений, вектор дисперсий и вектор информационных оценок распределений вероятностей процессов, являющихся компонентами энергоинформационного показателя пробы слюны.

Эти векторы анализировались тремя вероятностными нейронными сетями с одинаковой структурой. Диагностическое решающее правило формировалось по логическому объединению выходных откликов всех сетей (рис. 1).

Обработку результатов измерения спектральных данных проб слюны и моделирование нейронной сети проводили IBM совместимым компьютером с процессором Pentium Dual-Core CPU E6700 с операционной системой Windows 7 Ultimate 64-bit в вычислительной среде системы компьютерной математики MATLAB R2013b с пакетом расширения Neural Network Toolbox [7].

Известно, что вода обладает рядом особых свойств, отличающих ее от других жидкостей. Эти свойства обычно связывают со способностью молекул воды образовывать водородные связи. Образованием водородных связей, в частности, объясняют предполагаемую склонность молекул воды к образованию кластеров различных размеров, что приводит к нестабильности во времени спектральных параметров тонкого слоя воды [6]. Причиной такой нестабильности (динамики) спектральных параметров являются действия сверхмалых количеств веществ, находящихся в воде и вызывающих неустойчивость ее структуры [4].

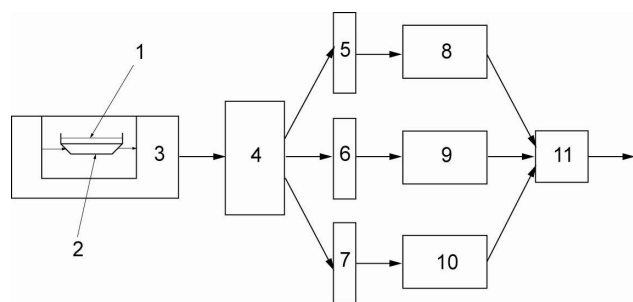
В настоящем исследовании в качестве исходного исследуемого математического объекта используется матрица спектров 4 (рис. 1). Матрица отражает структурно-динамическую организацию водной компоненты слюны, которая в свою очередь порождена процессами, протекающими в организме пациента, следовательно, она является сигналом, переносящим информацию от организма через пробу слюны представленным цифровым массивом. Модель такого сигнала включает в себя ансамбль из 32 случайных (шумовых) процессов [8].

Далее вычисляются числовые характеристики случайных процессов. Вектор средних значений и вектор дисперсий, которые характеризуют энергетическое свойство ансамбля. Также вычисляется количественная информационная оценка (количество информации) каждого случайного процесса как мера энтропии эмпирического распределения вероятностей процесса [9]. Таким образом, формируется энергоинформационный показатель, состоящий из трех самостоятельных, но взаимосвязанных векторов 5, 6, 7 (рис. 1). В результате таких преобразований состояние каждого из обследованных пациентов будет характеризоваться тремя 32-элементными векторами.

В нашем исследовании решение задачи диагностики хронического тонзиллофарингита будем искать с помощью вероятностной нейронной сети, обладающей высокими характеристиками классификатора и своей способностью быстро обучаться на ограниченном наборе исходных данных.

Техническая реализация нейросетевого алгоритма представляет собой параллельную вычислительную систему. В исследовательской практике алгоритм эмулируют специализированным программным обеспечением. Для создания вероятностной нейронной сети в системе

Рис. 1. Схема этапов энергоинформационного анализа пробы слюны



1 – проба слюны, 2 – призма МНПВО, 3 – спектрометр ФСМ 1201, 4 – матрица спектров (256 строк и 32 столбца), 5 – вектор средних значений (32 элемента), 6 – вектор дисперсий (32 элемента), 7 – вектор информационных оценок (32 элемента), 8–10 – вероятностные нейронные сети, 11 – блок решающего правила.

компьютерной математики MATLAB предназначена функция:

$$\text{net} = \text{newpnn}(X, \text{group}),$$

где X – транспонированные векторы 5, 6, 7; group – колонка индексов состояния пациента: 1 – норма, 2 – хронический тонзиллит.

Функция `newpnn` возвращает переменную `net` типа структуры ячеек, описывающую структуру нейронной сети.

Формирование архитектуры, которая одинакова для всех нейронных сетей (рис. 2), и их обучение происходили в процессе изучения сетями векторов энергоинформационного показателя обучающей клинической группы.

Вероятностная нейронная сеть имеет три слоя: входной, радиально-базисный и выходной. Во входном слое никаких преобразований исходных данных не происходит. Радиально-базисный слой состоит из радиальных элементов (`radbas`), реализующих так называемые ядерные функции. Чаще в качестве ядерных функций берут функции гауссовского вида. Выход сети (`comnet`) можно интерпретировать как оценки вероятности принадлежности состояния пациента к определенному классу (норма или хронический тонзиллофарингит). Вероятностная нейронная сеть учится оценивать функцию плотности вероятности. Задача оценки плотности вероятности относится к области байесовской статистики. Если вектор энергоинформационного показателя пробы слюны пациента с некоторым состоянием расположен в данной точке пространства, тогда в этой точке есть определенная плотность вероятности. Группы из рядом расположенных точек свидетельствуют, что в этом месте плотность вероятности большая. В методе ядерных оценок в точке, которая отвечает состоянию каждого пациента, помещается радиально-базисная функция, потом они все суммируются и в результате получается оценка для общей плотности вероятности. Наибольшая по величине оценка общей плотности вероятности, относящаяся к одному из индексов, определяет диагностируемое состояние организма.

Моделирование вероятностной нейронной сети обучающей клинической выборкой выполняется функцией:

$$A = \text{sim}(\text{net}, X),$$

где A – вектор индексов состояний пациентов, сформированный сетью `net` по спектральным данным обучающей выборки.

Апостериорная вероятность принадлежности конкретной пробы слюны, по результатам инфракрасной спектроскопии и нейросетевому анализу, к состоянию пациента рассчитывается в блоке решения 11 (рис. 1).

После обучения методом обратного распространения ошибки нейронную сеть `net` можно использовать для классификации результата спектрального анализа пробы конкретного пациента, не входящего в обучающую выборку.

Результаты

Числовые характеристики диагностики хронического тонзиллофарингита нового пациента обученными нейронными сетями представлены в табл. 1.

Оценим эффективность решающих правил [10] диагностики хронического тонзиллофарингита. Точность диагностики по решающим правилам, под которой понимают относительную частоту правильного отнесения пациентов обучающей выборки к своему индексу (табл. 1), приведена в табл. 2.

Характеристики эффективности диагностики вычисляются по формулам.

Чувствительность – это относительная частота отнесения истинно больного тонзиллофарингитом к состоянию «Больной»: $100 \cdot a / (a + b) = 100 \cdot 178 / 180 = 98,9 \%$.

Специфичность – это относительная частота отнесения условно здорового пациента к состоянию «Здоровый»: $100 \cdot d / (c + d) = 100 \cdot 48 / 50 = 96,0 \%$.

Точность – это относительная частота принятия безошибочных решений по отношению как к здоровому пациенту, так и больному тонзиллофарингитом: $100 \cdot (a + d) / (a + b + c + d) = 100 \cdot (178 + 48) / 230 = 98,3 \%$.

Рис. 2. Архитектура вероятностной нейронной сети

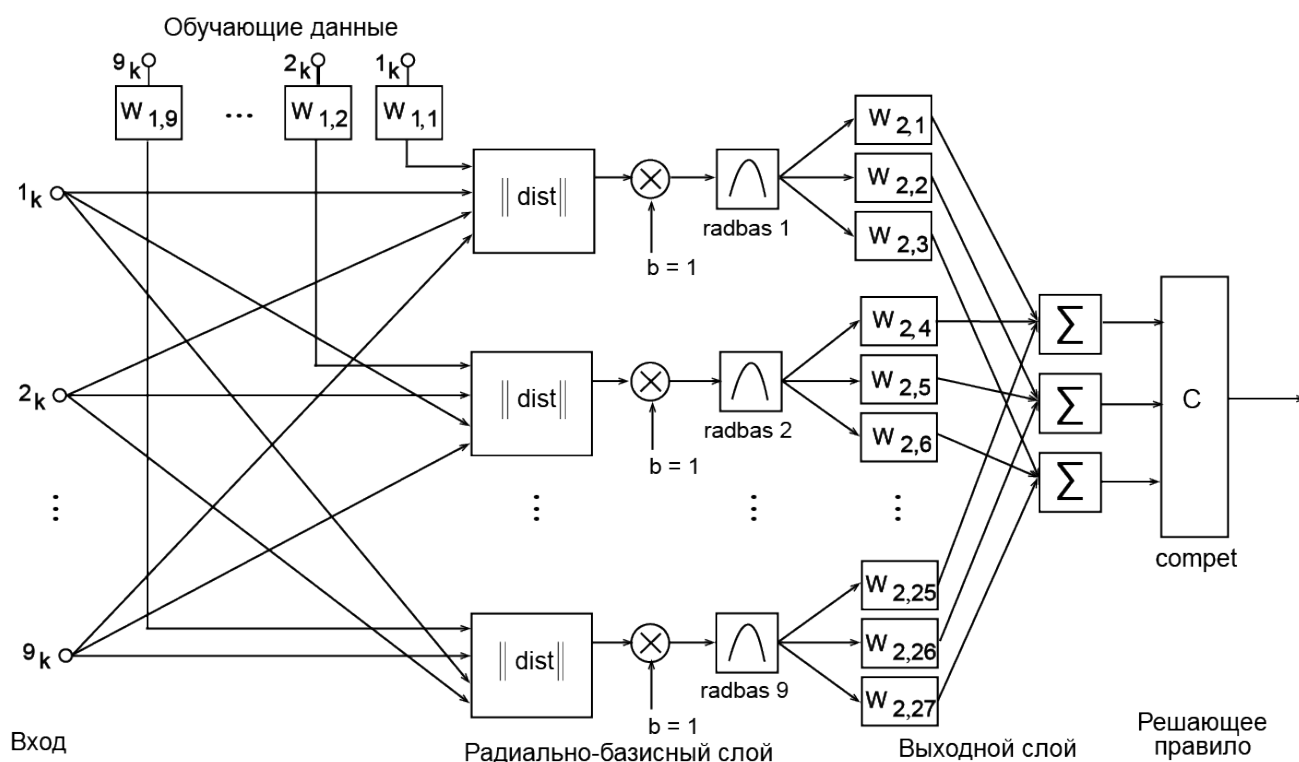


Таблица 1

Оценка результатов диагностики хронического тонзиллофарингита нейросетевым алгоритмом

	Корректная диагностика, %	Контрольная группа	Хронический тонзиллофарингит
Контрольная группа (n = 50)	96,0	48	2
Хронический тонзиллофарингит (n = 180)	98,9	2	178
Общая	98,3	50	180

Таблица 2

Частоты для диагностируемых состояний

Группы пациентов обучающей выборки	Результаты диагностики по решающим правилам		Всего
	Больной	Здоровый	
Больной	a 178	b 2	a + b 180
Здоровый	c 2	d 48	c + d 50
Всего	a + c 180	b + d 50	a + b + c + d 230

Ложноотрицательный ответ (ошибка первого рода) – это относительная частота отнесения состояния «Больной» к состоянию «Здоровый»: $100 \cdot b / (a + b) = 100 \cdot 2 / 180 = 1,1\%$.

Ложноположительный ответ (ошибка второго рода) – это относительная частота отнесения состояния «Здоровый» к состоянию «Больной»: $100 \cdot c / (c + d) = 100 \cdot 2 / 50 = 4\%$.

На основе приведенных оценок эффективности выработанные решающие правила диагностики хронического тонзиллофарингита следует признать весьма успешными. Пациенты контрольной группы выявлены на 96,0 %. Два человека из контрольной группы отнесены к состоянию «Больной», что потребует для них проведения дополнительного обследования. Все пациенты, имеющие клинически подтвержденный тонзиллофарингит, диагностированы на 98,9 %. Два человека с хроническим тонзиллофарингитом отнесены к условно здоровым людям. Общая успешная диагностика по всем пациентам (учтена ошибка отнесения условно здорового пациента к больному тонзиллофарингитом и больного к здоровому) составляет: $(48 + 178) / 230 = 98,3\%$.

Обсуждение

Результаты проверки тестирующей выборкой показали, что из 6 человек условно здоровых правильно диагностированы 5, одному пациенту диагноз «условно здоровый» был поставлен с вероятностью 76,0 %. Из 13 человек, больных хроническим тонзиллофарингитом, диагностированы без ошибок 12 человек и один больной с вероятностью 85,0 %.

Результаты проведенных исследований и разработанная технология позволяют уже на основе полученных экспериментальных данных проводить быструю диагностику хронического тонзиллофарингита и могут служить основой для дальнейшего развития спектральных методов экспресс-анализа диагностики заболеваний и контроля лечения.

Заключение

1. Разработанная технология на основе принципа ИК-спектроскопии, аппаратная часть которой реализована

на базе отечественного фурье-спектрометра ФСМ 1201 в сочетании с вероятностной нейронной сетью по энергоинформационному показателю пробы слюны, позволяет с высокой эффективностью диагностировать наличие (или отсутствие) у пациента хронического тонзиллофарингита.

Литература

- Новая технология диагностики и лечения хронического тонзиллита: монография / Г. М. Портенко, Е. Г. Портенко, Г. П. Шматов. Тверь, 2008. 222 с.
- Цветков Э. А. Аденозиллиты и их осложнения. Лимфэпителиальное глоточное кольцо в норме и патологии. СПб.: ЭЛБИ, 2003. 123 с.
- Портенко Г. М., Шматов Г. П. Хронический тонзиллофарингит и информационная технология его диагностики // Рос. оториноларингология. 2017. № 6 (91). С. 100–106.
- Использование ИК-спектроскопии в медицине, экологии и фармации / под ред. проф. А. В. Каргаполова. Тверь: ООО «Издательство «Триада», 2003. 216 с.
- Современный метод диагностики в медицине в виде инфракрасной спектроскопии биологических жидкостей / Г. М. Портенко, Е. Г. Портенко, Ю. Г. Портенко, Г. П. Шматов // Рос. оториноларингология. 2008. № 4 (35). С. 152–157.
- Automatic identification of glaucomatous visual field patterns with Artificial Neural Network / L. O. Bigatti, L. Ho, D. Hoffman et. al. // IOVS. 2001. № 4. P. 231.
- Дьяконов В. П., Круглов В. В. MATLAB 6.5 SP1/7/7 SP1/7 SP2 + Simulink 5/6. Инструменты искусственного интеллекта и биоинформатики. М.: СОЛОН-ПРЕСС, 2006. 456 с. (Серия: Библиотека профессионала).
- Перегудов Ф. И., Тарасенко Ф. П. Введение в системный анализ. М.: Высш. шк., 1989. 367 с.
- Елесева И. И. Общая теория статистики. М.: Финансы и статистика, 2005. 656 с.
- Юнкеров В. И., Григорьев С. Г. Математико-статистическая обработка данных медицинских исследований. СПб.: ВМедА, 2002. С. 266.