

Использование нейронной сети для совершенствования дифференциальной диагностики хронического аллергического и хронического вазомоторного ринита

Г. М. Портенко¹, Г. П. Шматов²

¹ Тверской государственный медицинский университет,
г. Тверь, 170100, Россия
(Зав. каф. оториноларингологии – засл. врач РФ, проф. Г. М. Портенко)

² Тверской государственный технический университет,
г. Тверь, 170026, Россия
(Зав. каф. информатики и прикладной математики – проф. Н. К. Жиганов)

The use of neural network for improvement of differential diagnostics of chronic allergic and chronic vasomotor rhinitis

G. M. Portenko¹, G. P. Shmatov²

¹ Tver State Medical University,
Tver, 170100, Russia

² Tver State Technical University,
Tver, 170026, Russia

Клинические симптомы хронического аллергического ринита (АРинит) и хронического вазомоторного ринита (ВРинит) являются настолько сходными, что приводят к субъективной постановке диагноза. Были попытки привнести ясность в данную проблему с помощью статистики. Однако в процессе использования статистических методов (в основе которых лежит выборочный метод) возникают сложности, обусловленные целым рядом объективных причин. Это сильная изменчивость исследуемых признаков (симптомов) ввиду влияния большого количества неуправляемых и неконтролируемых факторов, проблемы обработки выборок малого объема. Кроме того, выборки, полученные путем использования фактической совокупности пациентов в определенной больнице или клинике, в общем, не являются случайными и однородными. Различные факторы (субъективизм: в жалобах, анамнезе, в осмотре пациента врачом), влияющие на отбор пациентов, приводят к формированию определенной группы пациентов, которые не являются репрезентативными представителями генеральной совокупности. Постоянный патоморфоз заболеваний делает особенно актуальным поиск других методов и технологий, позволяющих учитывать влияние различных факторов на течение патологического процесса. В последнее время получают развитие и применение технологии искусственных нейронных сетей. Разработана многослойная искусственная нейронная сеть прямого распространения, с помощью которой проведена классификация пациентов с хроническим аллергическим и хроническим вазомоторным ринитом. Полученные результаты указывают на сложные связи симптомов этих двух форм ринита. Изучены категории симптомов аллергического и вазомоторного ринита: «жалобы», «анамнез», «объективный статус» – с позиции влияния степени субъективизма (высокая, средняя, низкая) на точность принятия решения по установлению дифференциального диагноза патологии. Установлено, что минимальной степенью субъективизма (низкая, 2,27%) обладает категория симптомов «объективный статус». Применение к выходным результатам нейронной сети операции логической фильтрации позволило выявить в группах больных аллергическим и вазомоторным ринитом иную форму – смешанный ринит. Предложенная технология снижает субъективизм в постановке дифференциального диагноза форм ринита.

Ключевые слова: аллергический ринит, вазомоторный ринит, смешанный ринит, нейронная сеть, классификация, информационно значимые симптомы.

Для цитирования: Портенко Г. М., Шматов Г. П. Использование нейронной сети для совершенствования дифференциальной диагностики хронического аллергического и хронического вазомоторного ринита. *Российская оториноларингология*. 2019;18(6):43–52. <https://doi.org/10.18692/1810-4800-2019-6-43-52>

The clinical symptoms of chronic allergic rhinitis (A-rhinitis) and chronic vasomotor rhinitis (V-rhinitis) are so similar that it results in subjective diagnosis. There have been attempts to clarify this problem with the help of statistics. However, in the process of using statistical methods (which are based on the selective method), there arise some difficulties due to a number of objective reasons. They are the high variability of the studied characteristics (symptoms) due to the effect of a great number of uncontrolled factors; the problems of processing of small-volume samplings. Moreover, the samples obtained by using the actual population of patients in a particular hospital or clinic are, in general, neither random nor homogeneous. Various factors (the subjectivism in complaints, anamnesis, in the examination of patient by a doctor), affecting the selection of patients, resulting in the formation of a certain group of patients who are not the representatives of the general population. The constant pathomorphism of the diseases makes the search for other methods and technologies that allow considering the effect of various factors on the course on the pathological process especially relevant. The developing techniques of artificial neural networks have been widely used these days. The authors have developed a multilayer artificial feedforward neural network that provided a classification of patients with chronic allergic and chronic vasomotor rhinitis. The results indicate the complex interrelations between the symptoms of these two forms of rhinitis. The authors have studied the following categories of allergic and vasomotor rhinitis symptoms: "Complaints", "Anamnesis", "Objective Status" from the viewpoint of effect of the degree of subjectivism ("high", "medium", "low") on the accuracy of the decision as to the differential diagnosis of the pathology. It has been established that the minimum degree of subjectivism ("low", 2.27%) refers to the category of "Objective Status" symptoms. The application of logical filtration operation to the output results of the neural network made it possible to identify another form in the groups of patients with allergic and vasomotor rhinitis – the mixed rhinitis. The suggested technology reduces subjectivity in differential diagnostics of the forms of rhinitis.

Keywords: allergic rhinitis, vasomotor rhinitis, mixed rhinitis, neural network, classification, information-relevant symptoms.

For citation: Portenko G. M., Shmatov G. P. The use of neural network for improvement of differential diagnostics of chronic allergic and chronic vasomotor rhinitis. *Rossiiskaya otorinolaringologiya*. 2019;18(6):43–52. <https://doi.org/10.18692/1810-4800-2019-6-43-52>

В последнее время сформулирована новая концепция «единого заболевания объединенных дыхательных путей», то есть единой болезни. Большая роль при этом отводится аллергическому риниту [1].

В настоящее время клинические симптомы хронического аллергического ринита (АРинит) и хронического вазомоторного ринита (ВРинит) являются настолько сходными, что возникающие трудности при диагностике данных ринитов приводят к субъективной постановке диагноза в зависимости от предпочтений и знаний практического оториноларинголога. Были попытки привнести ясность в данную проблему с помощью статистики. Однако в процессе использования статистических методов (в основе которых лежит выборочный метод) возникают сложности, обусловленные целым рядом объективных причин: сильная изменчивость исследуемых признаков (симптомов) ввиду влияния большого количества неуправляемых и неконтролируемых факторов; проблемы обработки выборок малого объема. Кроме того, выборки, полученные путем использования фактической совокупности пациентов в определенной больнице или клинике, в общем, не являются случайными однородными. Причина в том, что различные факторы (субъективизм: в жалобах, анамнезе, в осмотре пациента врачом), влияющие на отбор пациентов, приводят к формированию определенной группы пациентов, которые не являются репрезентативными представителями генеральной совокупности. Одновременно наблюдается по-

стоянный патоморфоз заболеваний, что делает особенно актуальным поиск других методов и технологий, позволяющих учитывать влияние различных факторов на течение патологического процесса.

В последнее время получает развитие и применение технологии искусственных нейронных сетей. Нейронные сети – это раздел искусственного интеллекта, в котором для обработки результатов наблюдений используются явления, аналогичные происходящим в нейронах живых существ. Другое не менее важное свойство нейронной сети – способность к обучению. Натренированная на ограниченном множестве (выборке) данных сеть способна обобщать полученную информацию и показывать хорошие результаты на данных, не использовавшихся в процессе обучения [2]. Нейронные сети с успехом используются в системах медицинской постановки диагнозов, определения прогноза заболевания, для разработки индивидуальных рекомендаций с учетом специфических особенностей пациентов [3, 4] и в решении других клинических задач [5].

Цель исследования

Провести классификацию общепринятых симптомов хронического аллергического ринита и хронического вазомоторного ринита с помощью разработанной, обученной и протестированной компьютерной модели искусственной нейронной сети, которая за счет машинного обучения способна минимизировать субъективизм при постановке дифференциального диагноза.

Пациенты и методы исследования

Исследование проводилось на базе ГБУЗ «Областная клиническая больница» (ОКБ) г. Твери. Носило одномоментный, наблюдательный характер во время стационарного лечения пациентов с аллергическим и вазомоторным ринитами в оториноларингологическом отделении в период с сентября 2012 по май 2014 г.

Для выполнения исследования было обследовано 172 пациента женского пола: 128 с диагнозом ВРинит и 44 женщины с диагнозом АРинит в возрасте от 18 до 71 года, поступивших на стационарное лечение в оториноларингологическое отделение ГБУЗ ОКБ г. Твери.

На каждого пациента заполнялась разработанная карта обследования по 39 симптомам, которые, по данным научной литературы, наиболее часто используют врачи для диагностики этих заболеваний. Симптомы были распределены по категориям: «жалобы» (12 симптомов), «анамнез» (10 симптомов), «объективный статус» (к которому были отнесены также и лабораторные анализы 17 симптомов). Все пациенты проходили комплексное обследование по общепринятым методикам.

Результаты обследования

Данные анкетирования первичных и текущих пациентов накапливались, хранились и извлекались по запросу из разработанной для этого исследования базы данных (свидетельство о государственной регистрации базы данных № 2015620310 от 18 февраля 2015 г.). База данных размещена в рабочих листах книги табличного процессора Microsoft Excel 2007 в виде двух списков: «ВРинит», «АРинит». Значениями полей симптомов являлись элементы множества {0, 1} (0 – симптом у больного отсутствует, 1 – симптом у больного имеется).

В исследовании в качестве вычислительного средства использовался персональный компьютер IBM PC с операционной системой Windows 7 x64. Инструментом и средой аналитического исследования являлась матричная система компьютерной математики и моделирования MATLAB с пакетом программного расширения Statistics and Machine Learning Toolbox.

Результаты и обсуждение

Извлеченные из базы данных многомерные выборки больных ВРинит – 39×128 и АРинит – 39×44 в силу большой разности в объемах не могли быть применены для обучения нейронной сети. Размер выборки АРинит увеличили втрое (39×132) аналитико-статистическим методом бутстреп [6, 7]. Применение метода бутстреп дает гарантию того, что в случае выборок малого объема статистическая оценка параме-

тров увеличенной выборки с большой вероятностью совпадет с истинным значением параметра для всей совокупности. Общий список симптомов представлен в табл. 1.

Анализ информативности симптомов заболевания для оториноларинголога представляет собой сложную медико-биологическую задачу, в связи с тем что симптомы зачастую функционально не связаны друг с другом, имеют слабую связь или практически ее отсутствие. Кроме того, история возникновения симптома обладает разной степенью субъективизма, который существенно влияет на ошибку диагностики заболевания. Суть диагностики состоит в том, чтобы на основании распознавания (классификации) симптомов установить сущность патологического процесса.

По степени снижения субъективности категорий симптомов их можно расположить в следующей последовательности:

– высокая – категория «анамнез» (совокупность сведений о больном и развитии заболевания, полученных при опросе самого пациента и знающих его лиц и используемых для становления диагноза);

– средняя – категория «жалобы» (неспособность пациента четко выразить словами свои ощущения);

– низкая – «объективный статус» (ошибки врача при осмотре пациента, технические и методические ошибки лабораторной аппаратуры).

В настоящем исследовании нейронную сеть мы будем строить для категории симптомов с низкой субъективностью «объективный статус».

В задаче классификации форм ринита входные данные нейронной сети представляют собой векторы, компоненты которых являются симптомами распознаваемых форм ринита (АРинит, ВРинит).

Для решения нашего исследования создадим двухслойную сеть прямого распространения (рис. 1) с одним скрытым слоем (17 нейронов) и выходным слоем (2 нейрона), так как входные данные необходимо разделить на два класса ринита: АР*, ВР*. Архитектура нейронной сети реализуется функцией.

patternnet (hiddenSizes, trainFcn, performFcn), где hidden Sizes – количество нейронов в скрытом слое = 17; trainFcn – функция обучения = 'trainlm'; performFcn – среднеквадратическая ошибка классификации = 'msc'.

В скрытом слое используется гиперболическая тангенциальная функция активации:

$$\text{tansig}(x) = \frac{2}{1 + e^{-2x}} - 1,$$

в выходном слое – функция активации с мягким максимумом:

Общий список симптомов, используемых в исследовании

Таблица 1

The general list of symptoms used in the study

Table 1

#	Название симптома	АРинит	ВРинит
		n = 132	n = 128
Жалобы			
1	Затруднение носового дыхания, постоянное	83	59
2	Затруднение носового дыхания, периодическое	49	49
3	Изменение носового дыхания при перемене положения головы во время сна	37	48
4	Ринорея с водянистым отделяемым	68	50
5	Заложенность носа, непостоянная	40	39
6	Заложенность носа, выраженная	61	48
7	Ощущение густой слизи, стекающей в глотку	28	50
8	Чихание, приступообразное	97	44
9	Чихание, редкое	29	50
10	Зуд в носу	71	24
11	Дневной ритм	83	42
12	Ночной ритм	39	58
Анамнез			
13	Заболевание возникло после стресса	23	26
14	Поллиноз	29	0
15	Положительный аллергологический анамнез, собственный	75	16
16	Положительный аллергологический анамнез, семейный	46	32
17	Аллергологический анамнез, отрицательный	3	63
18	Кожные пробы, положительные	29	0
19	Частые ОРВИ (2 раза и более в год)	25	37
20	Атонический дерматит	19	4
21	Конфликтная ситуация дома	22	19
22	Конфликтная ситуация на работе	25	17
Объективный статус			
23	Набухание носовых раковин	31	52
24	Гиперемия слизистой оболочки носовых раковин	30	21
25	Бледность слизистой оболочки носа	54	25
26	Отечность слизистой оболочки носа	65	7
27	Цианотичность слизистой оболочки носа	34	29
28	Сизые пятна Воячека	0	55
29	Положительная проба с адреналином	25	84
30	Отрицательная проба с адреналином	107	43
31	Отделяемое водянистое	78	38
32	Отделяемое светлое	26	39
33	Отделяемое слизисто-водянистое	28	22
34	Шип носовой перегородки	2	8
35	Искривление носовой перегородки	35	43
36	Эозинофилия в крови	75	18
37	Лимфоцитоз	2	35
38	Кожные пробы, положительные	27	0
39	Эозинофилия в отделяемом из носа (более 5 в поле зрения)	67	35

$$\text{softmax}(z_i) = \frac{e^{z_i}}{\sum_{i=1}^N e^{z_i}}$$

Функция обучения `trainlm` возвращает веса и смещения нейронной сети, используя алгоритм оптимизации Левенберга–Маркварта. Алгоритм разработан так, чтобы минимизировать среднеквадратическую ошибку (`mse`) в предположении, что моделируемая сетью функция является линейной. Вблизи точки минимума это предположение выполняется с большой точностью. Вдали от минимума это предположение может быть неправильным. Поэтому метод Левенберга–Маркварта находит компромисс между линейной моделью и градиентным спуском. Шаг делается только в том случае, если он уменьшает ошибку

$$\text{mse} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(y_i - \hat{y} \right)^2,$$

где y_i – требуемое (целевое) значение выхода i сети при подаче примера n ; \hat{y} – реальное значение выхода i сети при подаче примера n .

В процессе обучения при неизменных весах на вход сети подаются все обучающие примеры и вычисляется усредненная по всем весам ошибка сети. Значение ошибки используется для корректировки весов. Затем снова повторяется цикл обучения, пока ошибка не станет малой. Процедура предъявления сети всего набора обучающих данных называется эпохой. Такой режим обучения часто называют пакетным.

Обучение нейронной сети происходит на трех наборах (выборках) данных: обучающий набор – 70%, проверочный набор – 25%, который используются, чтобы оценить обобщающие свойства сети и остановить обучение, когда обобщение прекращает улучшаться, и тестовый набор – 5%, не оказывающий влияния на обучение, но служа-

щий для проверки на данных, которые не использовались в обучении сети.

```
M-файл программы нейронной сети net.m.
loadBP_AP.mat% Ввод данных
X = [BAP]; % Входные данные
T = zeros(2,260); % Целевые данные
T(1,:128) = 1; T(2,129:260) = 1;
net = patternnet(17,'trainlm','mse'); % Создание архитектуры сети (net)
net.layers{1}.transferFcn = 'tansig'; % Функция активации скрытого слоя
net.layers{2}.transferFcn = 'softmax'; % Функция активации выходного слоя
net.divideParam.trainRatio = 70/100; % Обучающий набор данных, 70%
net.divideParam.valRatio = 25/100; % Проверочный набор данных, 25%
net.divideParam.testRatio = 5/100; % Тестовый набор данных, 5%
net.trainParam.epochs = 50; % Число эпох обучения
[net,tr] = train(net,X,T); % Обучение нейронной сети
Y = net(X); % Тестирование нейронной сети
e = gsubtract(T,Y);
performance = perform(net,T,Y); % Ошибка 'mse'
tind = vec2ind(T); yind = vec2ind(Y);
percentErrors = sum(tind ~= yind)/numel(tind);
% Ошибка классификации, %
```

Программа выводит суммарные результаты обучения: для обучающего, проверочного, тестового набора, значения среднеквадратической ошибки `mse` по проверочному набору (`performance = 5%`) и доля неправильно классифицированных примеров (`percentErrors = 2,31%`). На рис. 2 приведен график обучения нейронной сети, показывающий поведение ошибки `mse` обучения на обучающем, контрольном и тестовом наборах.

Качество классификации нейронной сетью удобно оценить с помощью матрицы несоот-

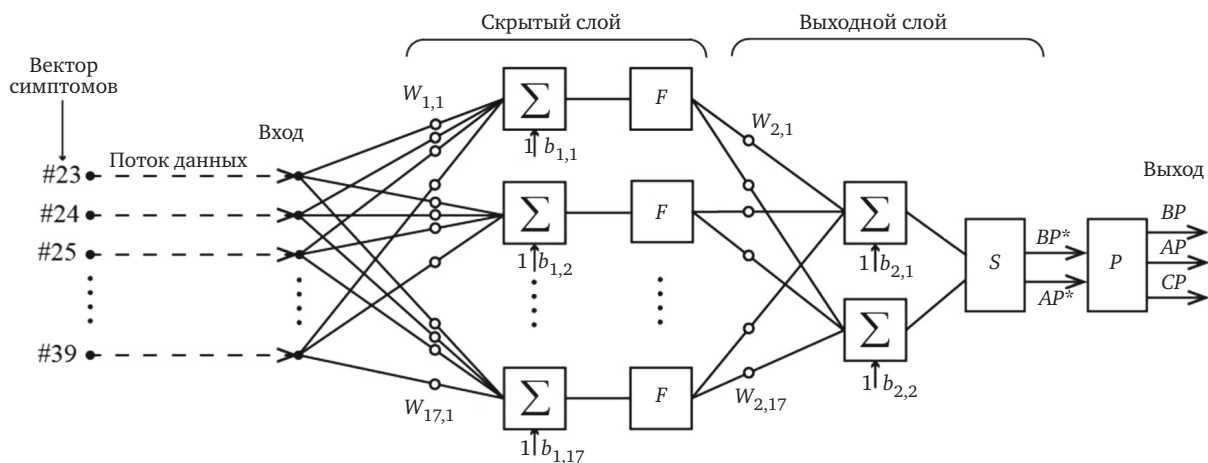


Рис. 1. Архитектура нейронной сети.
Fig. 1. Neural network architecture.

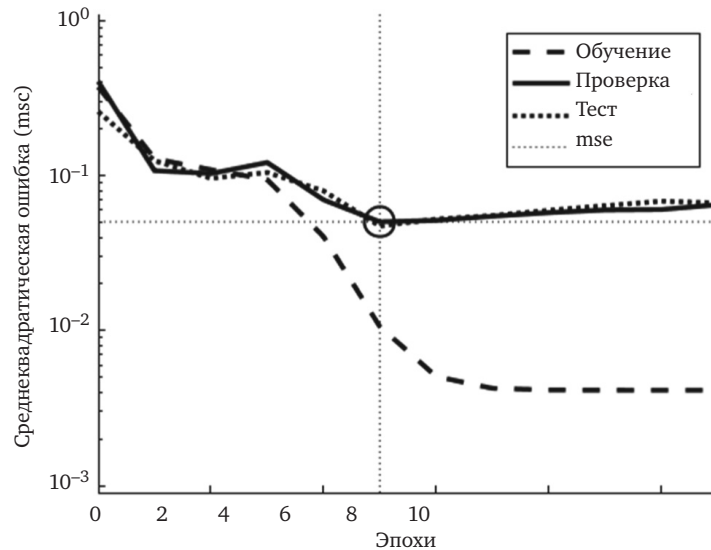


Рис. 2. Процесс обучения нейронной сети.
Fig. 2. The process of neural network training.

Прогноз	AP*	125 48,1%	3 1,2%	97,7 2,3%
	BP*	3 1,2%	129 49,6%	97,7 2,3%
		97,7 2,3%	97,7 2,3%	97,7 2,3%
		ARинит	BRинит	
		Цель классификации		

Рис. 3. Матрица несоответствий результатов классификации.
Fig. 3. Classification results confusion matrix.

ветствий (ошибок) (рис. 3). Элементы матрицы отображает результаты отнесения наблюдений к тому или иному классу. Столбцы матрицы соот-

ветствуют целевым классам (ARинит, BRинит), а строки – фактическим классам (AP*, BP*). Матрица несоответствий построена для суммарного множества, состоящего из множеств данных: обучающего набора, проверочного набора и тестового набора.

Матрица несоответствий показывает нам количество правильно и неправильно классифицированных форм ринита по сравнению с фактическими результатами.

Аналогом матрицы несоответствий является таблица сопряженности 2×2, которая позволяет проводить подробный анализ результатов классификации (табл. 2).

Поясним обозначения, приведенные в табл. 2:
– TP – верно классифицированные положительные примеры (ARинит), так называемые истинноположительные случаи;

– TN – верно классифицированные отрицательные примеры (BRинит), так называемые истинноотрицательные случаи;

– FN – положительные примеры (ARинит), классифицированные как отрицательные; это так

Таблица 2

Классификация для двух форм ринита (первая положительная – ARинит, вторая отрицательная – BRинит)
Table 2
Classification for two forms of rhinitis (first positive one refers to A-rhinitis, second negative one refers to V-rhinitis)

		Цель классификации		
		ARинит	BRинит	
Прогноз	AP*	128 TP	3 FP	128 TP + FP
	BP*	3 FN	129 TN	132 FN + TN
		128 TP + FN	132 FP + TN	

Rossiiskaya otorinolaringologiya

называемый ложный пропуск – интересующее нас событие (АРинит) ошибочно не обнаруживается (ложноотрицательные случаи);

– FP – отрицательные примеры (ВРинит), классифицированные как положительные (АРинит); это ложное обнаружение, так как при отсутствии события ошибочно выносится решение о его присутствии (ложноположительные случаи).

При анализе чаще оперируют не абсолютными показателями, а относительными – долями, выраженными в процентах.

Чувствительность – это доля истинноположительных случаев (АРинит):

$$TPR = TP / (TP + FN) \cdot 100 = 97,66\%.$$

Специфичность – доля истинноотрицательных случаев (ВРинит), которые были правильно классифицированы:

$$SPC = TN / (FP + TN) \cdot 100 = 97,73\%.$$

Ошибка I рода – ложноотрицательный случай:

$$FNR = FP / (FP + TN) = 2,27\%.$$

Ошибка II рода – ложноположительный случай:

$$FPR = FN / (TP + FN) = 2,34\%.$$

Точность – безошибочность:

$$ACC = (TP + TN) / (TP + TN + FP + FN) \cdot 100 = 97,69\%.$$

Коэффициент корреляции Мэтьюса

$$MCC = \frac{TP \cdot TN - FP \cdot FN}{\sqrt{(TP + FP) \cdot (TP + FN) \cdot (TN + FP) \cdot (TN + FN)}} = 0,954.$$

Коэффициент корреляции Мэтьюса используется как мера качества бинарных классификаторов. Коэффициент корреляции Мэтьюса по сути является значением коэффициента корреляции между –1 и +1.

На основе приведенных расчетов применение нейронной сети для классификации форм ринита (АРинит и ВРинит) следует признать весьма эффективным. Форма АРинита выявлена на 97,66%. Ошибки отнесения формы АРинит к форме ВРинит с вероятностью 2,27%. Точность классификации очень высокая – 97,69%. Только 2,31% случаев обучающей выборки классифицировано ошибочно. Коэффициент корреляции Мэтьюса, равный 0,954, указывает на высокие классификационные свойства нейронной сети.

Положительный исход в нейросетевом классификаторе обычно кодируется единицей, а отрицательный – (–1). Но выход нейрона с функцией активации *tansig* никогда не будет иметь точного значения 1 или (–1). Использование точки отсечения, равной 0, позволяет интерпретировать результаты работы нейросетевого классификатора: если выходной сигнал нейрона превышает порог отсечения, то это означает положительный исход (АР*), в противном случае – отрицательный

(ВР*). Аналогично поступают и при использовании нейрона с функцией активации *softmax* (функция мягкого максимума) (см. рис. 1).

Выходной слой с использованием функции активации *softmax* задает распределение вероятностей. Координаты полученного вектора при этом трактуются как вероятности того, что объект принадлежит некоторому классу, элемент которого имеет значение более 0,5 (отсюда и термин «мягкий максимум»).

Функция преобразует вектор $[b, a]$ в вектор $[BP^*, AP^*]$ той же размерности, где каждая координата полученного вектора представлена вещественным числом в интервале $[0, 1]$ и сумма координат равна 1.

Координаты BP^* , AP^* вычисляются следующим образом:

$$BP^* = e^b / (e^a + e^b),$$

$$AP^* = e^a / (e^a + e^b).$$

Достоинство функции *softmax* в том, что она использует экспоненту. За счет этого решается проблема с отрицательными выходными значениями, так как экспонента всегда положительна. Кроме того, эта функция дифференцируема, что позволяет применять градиентные методы обучения нейронной сети.

Фильтрация форм ринита осуществляется пользовательской функцией *porog*, которая относится к формам АР и ВР, если их вероятности на выходе функции *softmax* превышают порог 0,95.

Листинг m-функции *porog.m*

```
function [indBP,BP,indAP,AP,indCP,CP] =
porog(Y)
for i = 1:length(Y(:,1))
H = Y(i,:);
if H(1) == H(2) | H(1)>0.1 & H(2)>0.1
CPrint(i,:) = Y(i,:);
elseif H(1) <= 0.1
APrint(i,:) = Y(i,:);
else
BPrint(i,:) = Y(i,:);
end
end
indCP = find(CPrint(1:end,2)); % СРинит
indBP = find(BPrint(1:end,1)); % ВРинит
indAP = find(APrint(1:end,2)); % АРинит
CP = Y(indCP,:);
BP = Y(indBP,:);
AP = Y(indAP,:);
end
```

Таким образом, формируется еще одна форма ринита, называемая смешанный ринит (СР). Также функция возвращает индексы пациентов (indBP, indAP, indCP), которые отнесены к категориям симптомов «жалобы» и «анамнез» форм ринита. Результатом фильтрации являются три выборки объемом: ВР – 114, АР – 100, СР – 46 (табл. 3).

Общий список отфильтрованных форм ринита: вазомоторный ринит, аллергический ринит, смешанный ринит

Таблица 3

Table 3

General list of filtered rhinitis forms: vasomotor rhinitis, allergic rhinitis, mixed rhinitis

#	Название симптома	АР	ВР	СР
		n = 101	n = 114	n = 46
Жалобы				
1	Затруднение носового дыхания, постоянное	63	56	23
2	Затруднение носового дыхания, периодическое	37	44	17
3	Изменение носового дыхания при перемене положения головы во время сна	23	42	20
4	Ринорея с водянистым отделяемым	64	42	12
5	Заложенность носа, непостоянная	37	34	8
6	Заложенность носа, выраженная	35	40	34
7	Ощущение густой слизи, стекающей в глотку	17	44	17
8	Чихание, приступообразное	73	37	31
9	Чихание, редкое	21	46	12
10	Зуд в носу	50	20	25
11	Дневной ритм	66	37	22
12	Ночной ритм	26	51	20
Анамнез				
13	Заболевание возникло после стресса	23	19	7
14	Поллиноз	25	0	4
15	Положительный аллергологический анамнез, собственный	56	14	21
16	Положительный аллергологический анамнез, семейный	30	26	22
17	Аллергологический анамнез, отрицательный	4	56	6
18	Кожные пробы, положительные	27	0	2
19	Частые ОРВИ (2 раза в году и более)	14	32	16
20	Атонический дерматит	14	4	5
21	Конфликтная ситуация дома	19	17	5
22	Конфликтная ситуация на работе	16	14	12
Объективный статус				
23	Набухание носовых раковин	21	50	12
24	Гиперемия слизистой оболочки носовых раковин	11	15	25
25	Бледность слизистой оболочки носа	43	22	14
26	Отечность слизистой оболочки носа	64	5	3
27	Цианотичность слизистой оболочки носа	30	27	6
28	Сизые пятна Воячека	0	54	1
29	Положительная проба с адреналином	7	79	23
30	Отрицательная проба с адреналином	93	34	23
31	Отделяемое водянистое	68	33	15
32	Отделяемое светлое	18	33	14
33	Отделяемое слизисто-водянистое	17	21	12
34	Шип носовой перегородки	2	8	0
35	Искривление носовой перегородки	24	39	15
36	Эозинофилия в крови	73	14	6
37	Лимфоцитоз	0	34	3
38	Кожные пробы, положительные	27	0	0
39	Эозинофилия в отделяемом из носа (более 5 в поле зрения)	42	30	30

На основе анализа распределения симптомов ринита в табл. 1, 3 можно установить, что в категории «жалобы» смешанному риниту (СРинит) присущи те же самые информативные симптомы, на основании которых мы диагностируем АРинит и ВРинит. В категории «анамнез» (СРинит) присутствуют симптомы из АРинит: #14 Поллиноз и #18 Кожные пробы, положительные. В категории «объективный статус» (СРинит) присутствует симптом из ВРинит #37 Лимфоцитоз.

В свое время Г. М. Портенко [8] были четко разграничены больные с типичной триадой симптомов на аллергическую и вазомоторную ринопатии с объективизацией риноскопической картины. Но при этом выявлялась и смешанная форма ринита с отдельными положительными тестами на аллергию, которую автор рекомендовал лечить как хроническую аллергическую ринопатию.

Выводы

Изучены категории симптомов аллергического и вазомоторного ринита: «жалобы», «анамнез», «объективный статус» с позиции влияния степени субъективизма (высокая, средняя, низкая) на точность принятия решения по установлению дифференциального диагноза патологии. Числовое значение оценки субъективности категории симптомов определяется по значению ошибки классификации форм ринита с помощью обученной многослойной нейронной сети. Установлено, что минимальной степенью субъективизма (низкая, 2,27%) обладает категория симптомов «объективный статус». Классификация, проведенная нейронной сетью с алгоритмом логической фильтрации выходного результата, выявила наличие смешанного ринита в группах больных аллергическим и вазомоторным ринитом.

Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

ЛИТЕРАТУРА

1. Гаджимирзаев Г. А., Гаджимирзаева Р. Г., Гамзатова Э. Г., Джамалутдинов Ю. А., Джамалутдинова П. Ю., Мусаева Х. М. О механизмах взаимосвязи аллергического ринита и бронхиальной астмы и особенности лечения (обзор литературы). *Российская оториноларингология*. 2017;5(90):88–96. doi: 10.18692/1810-4800-2017-5-88-96
2. Осовский С. Нейронные сети для обработки информации; пер. с польского И. Д. Рудинского. М.: Финансы и статистика, 2002. 344 с.
3. Ясницкий Л. Н. Нейронные сети – инструмент для получения новых знаний: успехи, проблемы, перспективы. *Нейрокомпьютеры: разработка, применение*. 2015;5:48–56. <http://www.radiotec.ru/article/16314>
4. Yasnitsky L., Dumler A. A., Poleshchuk A. N., Bogdanov C. V., Cherepanov F. M. Artificial neural networks for obtaining new medical knowledge: diagnostics and prediction of cardiovascular disease progression. *Biol. Med. (Aligarh)*. 2015; 7(2): BM-095-15.8
5. Ястремский А. П., Извин А. И., Санников А. Г. Теоретические основы клинической диагностики различных заболеваний ЛОР-органов с помощью информационных систем. *Российская оториноларингология*. 2016;4(83):18–24. doi: 10.18692/1810-4800-2016-4-74-81
6. Диаконис П., Эфрон Б. Статистические методы с интенсивным использованием ЭВМ. *В мире науки*. 1993;3: 60–72.
7. Эфрон Б. Нетрадиционные методы многомерного статистического анализа. М.: Финансы и статистика, 1988. 348 с.
8. Портенко Г. М. К вопросу о дифференциальной диагностике хронической аллергической и хронической вазомоторной ринопатий. *Вестник оториноларингологии*. 1969;6:47–53.

REFERENCES

1. Gadzhimirzaev G. A., Gadzhimirzaeva R. G., Gamzatova E. G., Dzhamalutdinov Yu. A., Dzhamalutdinova P. Yu., Musaeva Kh. M. On the mechanisms of interrelation between allergic rhinitis and bronchial asthma and the specific features of treatment (literature review). *Rossiiskaya otorinolaringologiya*. 2017;5(90):88–96. (in Russ.). doi: 10.18692/1810-4800-2017-5-88-96
2. Osovskii S. *Neironnye seti dlya obrabotki informatsii*; perevod s pol'skogo I. D. Rudinskogo. M.: Finansy i statistika, 2002; 344. (in Russ.)
3. Yasnitskii L. N. Neural networks – tool for obtaining new knowledge: success, problems, prospects. *Neirokomp'yutery: razrabotka, primeneniye*. 2015;48–56. (in Russ.). <http://www.radiotec.ru/article/16314>
4. Yasnitsky L., Dumler A. A., Poleshchuk A. N., Bogdanov C. V., Cherepanov F. M. Artificial neural networks for obtaining new medical knowledge: diagnostics and prediction of cardiovascular disease progression. *Biol. Med. (Aligarh)*. 2015;7(2):BM-095-15.8
5. Yastremskii A. P., Izvin A. I., Sannikov A. G. Theoretical foundations of the clinical diagnosis of various diseases of ENT organs using information systems. *Rossiiskaya otorinolaringologiya*. 2016;4(83):18–24. (in Russ.). doi: 10.18692/1810-4800-2016-4-74-81
6. Diakonis P., Efron B. Computer – aided statistical methods. *V mire nauki*. 1993;3:60–72. (in Russ.)
7. Efron B. *Netraditsionnye metody mnogomernogo statisticheskogo analiza*. M.: Finansy i statistika. 1988. 348 p. (in Russ.)
8. Portenko G. M. To the question of differential diagnosis of chronic allergic and chronic vasomotor rhinopathy. *Vestnik otorinolaringologii*. 1969;6:47–53. (in Russ.)

Информация об авторах

✉ **Портенко Геннадий Михайлович** – доктор медицинских наук, профессор, заведующий кафедрой оториноларингологии, Тверской государственной медицинской университет (Россия, 170100, Советская ул., д. 4); тел.: +7-960-703-1859, e-mail: gennadij-portenko@yandex.ru

ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-8581-5054>

Шматов Геннадий Павлович – кандидат технических наук, доцент кафедры информатики и прикладной математики, Тверской государственной технической университет (Россия, 170026, Набережная Афанасия Никитина, д. 22); тел.: +7-903-630-3839, e-mail: gshmatov@yandex.ru

ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-6334-6234>

Information about the authors

✉ **Gennadii M. Portenko** – MD, Professor, Head of the Chair of Otorhinology, Tver State Medical University (170100, Russia, Tver, 4, Sovetskaia str.); tel.: +7-960-703-1859, e-mail: gennadij-portenko@yandex.ru

<https://orcid.org/0000-0001-8581-5054>

Gennadii P. Shmatov – Candidate of Engineering Sciences, Associate Professor of the Chair of Informatics and Applied Mathematics, Tver State Technical University (170026, Russia, Tver, 22, Naberezhnaya A. Nikitina str.); tel.: +7-903-630-3839, e-mail: gshmatov@yandex.ru

<https://orcid.org/0000-0001-6334-6234>