

## **ПРИМЕНЕНИЕ ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ К ЗАДАЧЕ ОПРЕДЕЛЕНИЯ УРОВНЯ КОНТРОЛЯ БРОНХИАЛЬНОЙ АСТМЫ**

**Аннотация.** В статье предложена модель определения уровня контроля бронхиальной астмы на основе нейро-нечеткой сети, а также реализация этой модели в аналитической платформе Deductor.

**Ключевые слова:** бронхиальная астма, нейро-нечеткая модель, искусственная нейронная сеть, многоклассовая классификация, аналитическая платформа.

### **1. Введение**

Одной из главных проблем современной медицинской диагностики считается обработка и анализ большого количества информации для правильного определения диагноза, назначения лечения и т. п. Необходимость оперативного анализа большого объема поступающих данных осложняет работу врача, затрудняет принятие врачебных решений и снижает эффективность лечебно-диагностической помощи [1]. В настоящее время исследуются различные способы решения этой проблемы. Одним из перспективных направлений является внедрение во врачебную практику методов интеллектуального анализа данных и систем поддержки принятия решений (СППР), которые уже эффективно применяются в других предметных областях (экономика, маркетинг, бизнес-аналитика). Известны примеры разработки СППР и для решения задач медицинской диагностики и выбора схемы лечения (например, [1], [2], [4]). С математической точки зрения такие задачи относятся к задачам классификации.

Одним из примеров задач классификации в медицинской практике является проблема определения уровня контроля бронхиальной астмы (БА).

Достижение контроля над БА позволяет уменьшить проявление симптомов заболевания и улучшить качество жизни больного. БА нельзя вылечить полностью, поэтому именно достижение и поддержание контроля считается основной задачей при наблюдении за пациентом с БА [3].

В соответствии с нормативными документами Российского респираторного общества и Министерства здравоохранения РФ [3] выделяют три уровня контроля над заболеванием: контролируемая, частично контролируемая и неконтролируемая БА. Для каждого уровня контроля определены препараты и объем терапии для поддержания достойного уровня жизни больного. Принятие врачебного решения по определению уровня контроля при каждом конкретном обращении пациента эквивалентно отнесению рассматриваемого случая к одному из трех указанных выше классов (уровней контроля), что и позволяет применять к решению данной задачи модели многоклассовой классификации.

## 2. Математическая постановка задачи

Для решения задачи определения уровня контроля БА предлагается использовать следующую модификацию модели, описанной в [4].

Состояние пациента описывается вектором  $x$ , который содержит 11 диагностических признаков (симптомов) БА:

$$x = (x_1, x_2, x_3, \dots, x_{11}).$$

Признак  $x_1$  обозначает среднесуточную проходимость бронхов (СПБ) и определяется по формуле

$$x_1 = \text{СПБ} = \frac{\text{ПСВ}_{\text{утро}} + \text{ПСВ}_{\text{вечер}}}{2 \times \text{ПСВ}_{\text{норма}}} \times 100\% ,$$

где ПСВ – пиковая скорость выдоха, которая измеряется больным дважды в сутки с помощью пикфлоуметра;  $\text{ПСВ}_{\text{норма}}$  – показатель, определяемый врачом при первом обращении пациента на основании его данных (возраст, вес и т. п.).

Показатель  $x_2$  характеризует суточные колебания ПСВ ( $\Delta$ ) в соответствии с формулой

$$x_2 = \Delta = \frac{\text{ПСВ}_{\max} - \text{ПСВ}_{\min}}{\text{ПСВ}_{\max}} \times 100\% ,$$

где  $\text{ПСВ}_{\max}$  и  $\text{ПСВ}_{\min}$  – соответственно, максимальное и минимальное значение ПСВ за сутки.

Остальные признаки  $x_i$ ,  $i = 3, 4, \dots, 11$ , характеризуют наличие или отсутствие следующих симптомов:

- кашель (день и ночь);
- свистящее дыхание (день и ночь);
- заложенность (день и ночь);
- нарушение сна;
- потребность в препаратах скорой помощи;
- ограничение активности.

Пациент ведет дневник самоконтроля, в котором ежедневно фиксирует значения признаков  $x_1, x_2, \dots, x_{11}$ . Признаки  $x_1$  и  $x_2$  являются вещественными, остальные признаки – бинарными (оцениваются больным как 0 или 1).

Необходимо построить и обучить диагностическую систему, которая по входному вектору признаков  $x$  определяла бы выходную переменную  $y$ , определяющую оценку уровня контроля БА.

Рассматриваемая задача осложняется тем, что условия, определяющие принадлежность конкретного случая к тому или иному классу, в действующих медицинских стандартах [3] не заданы четко. В частности, пороговые значения показателей, используемые для разделения классов, рассматриваются, скорее, как ориентировочные, чем как строго заданные границы. Кроме того, методика, описанная в [3], допускает возможность пересечения классов, и, следовательно, не всегда может применяться буквально.

### **3. Возможные методы решения**

В ряде работ, посвященных аналогичной проблематике, рассматривались различные математические алгоритмы решения задач диагностики. Так, в [5] предложена модель классификации на основе методов дискриминантного анализа. Однако «размытость» границ между классами приводит к ограниченности моделей подобного типа применительно к рассматриваемой задаче.

В [1], [2] и [4] рассматриваются нейро-нечеткие модели принятия решений в задаче определения уровня контроля БА. Алгоритм классификации в этих работах построен на основе искусственных нейронных сетей (ИНС), а «нечеткость» модели достигается за счет создания дополнительного скрытого слоя ИНС, функции активации которого являются функциями принадлежности к тому или иному классу. Представленные результаты позволяют сделать вывод о перспективности данного направления в решении рассматриваемой задачи.

### **4. Предлагаемое решение**

Для реализации модели классификации с использованием ИНС было решено использовать аналитическую платформу Deductor Academic. Эта платформа позволяет производить импорт, первичную обработку и анализ данных, создавать хранилища данных на основе многомерной модели, а также применять самообучающиеся алгоритмы и методы машинного обучения. В основе ИНС, реализованной в Deductor, лежит многослойный перцептрон; платформа позволяет проводить его обучение с помощью двух алгоритмов – Back Propagation и Resilient Propagation [6].

При определении структуры сети принимались во внимание следующие соображения.

Накопленный опыт использования ИНС свидетельствует о том, что для подавляющего большинства задач достаточно не более двух скрытых слоев [7].

Известно, что количество связей между нейронами должно быть значительно меньше числа примеров в обучающей выборке. В противном случае этих данных будет недостаточно для обучения сети.

Находящийся в нашем распоряжении набор данных с экспертными оценками, который может быть использован для обучения сети, имеет относительно небольшой объем.

С учетом этих замечаний было решено использовать ИНС с двумя скрытыми слоями. В отличие от ИНС, представленной в [4], в данном случае не использовался отдельный слой для моделирования функций принадлежности классам. С одной стороны, это упростило структуру сети, а с другой стороны, оправдано описанными выше соображениями.

Структура сети, построенной с помощью Deductor, представлена на рисунке 1.

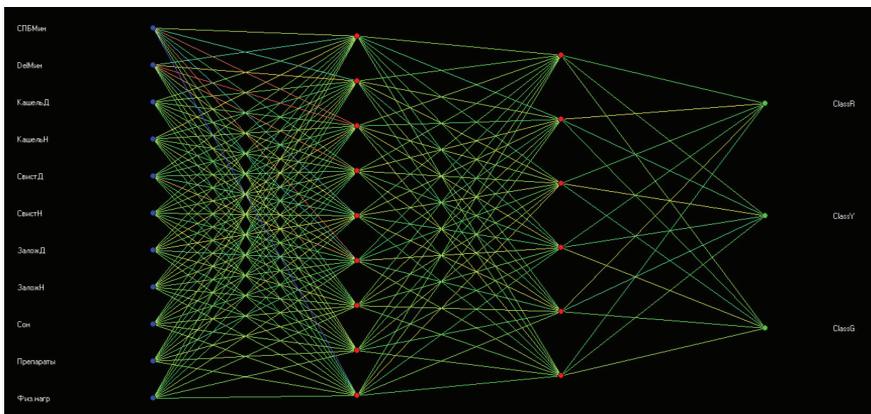


Рис. 5. Структура нейросети

Первый слой является входным и состоит из 11 узлов, каждый из которых принимает значение соответствующей координаты входного вектора  $x$ . Второй (9 узлов) и третий (6 узлов) слои являются скрытыми.

Четвертый слой состоит из 3 узлов и является выходным. Каждый из выходных узлов соответствует одному из трех классов. При отнесении некоего входного вектора к определенному классу выход узла, соответствующего этому классу, принимает значение 1, для остальных узлов – 0. Такая организация выходного слоя соответствует реализованной в Deductor схеме многоклассовой классификации [8].

Количество скрытых нейронов корректировалось опытным путем: на рисунке 1 представлена ИНС, показавшая наилучшие результаты как на обучающей, так и на тестовой выборке.

Для обучения сети использовался алгоритм Back Propagation. Параметры обучения: скорость обучения – 0.1, момент – 0.9. В качестве активационной функции была выбрана сигмоида с крутизной, равной 1. Исходный набор данных (100%, 108 записей) был разделен на обучающее (85%, 92 записи) и тестовое (15%, 16 записей) множества. Распределение записей осуществлялось случайным образом.

Каждая запись содержала информацию об одной неделе самоконтроля: минимальное (за неделю) значение СПБ, максимальное (за неделю) значение  $\Delta$  и сумма значений для каждого из остальных признаков. Для каждой строки данных был определен выходной двоичный вектор, состоящий из 3 координат – R (неконтролируемая БА), Y (частично контролируемая БА), G (контролируемая БА). При отношении записи к определенному классу соответствующая координата принимает значение 1, остальные – значение 0.

Результаты обучения нейросети представлены в виде таблиц сопряженности для каждого из трех классов: класс R (неконтролируемая БА, таблица 1), класс Y (частично контролируемая БА, таблица 2), класс G (контролируемая БА, таблица 3).

Таблица 4. Таблица сопряженности для класса R

	<b>Классифицировано</b>		
<b>Фактически</b>	Не класс R	Класс R	Итого
Не класс R	73	0	73
Класс R	0	35	35
Итого	73	35	108

Таблица 5. Таблица сопряженности для класса Y

	<b>Классифицировано</b>		
<b>Фактически</b>	Не класс Y	Класс Y	Итого
Не класс Y	70	0	70
Класс Y	1	37	38
Итого	71	37	108

Таблица 6. Таблица сопряженности для класса G

	<b>Классифицировано</b>		
<b>Фактически</b>	Не класс G	Класс G	Итого
Не класс G	72	1	73
Класс G	0	35	35
Итого	72	36	108

Из обучающего множества было распознано 100% примеров (92 из 92 записей), из тестового – 94% (15 из 16 записей).

Обученная нейросеть в дальнейшем способна оценивать уровень контроля БА для новых случаев с помощью встроенного инструмента «Что если?» (рисунок 2).

Поле	Значение
<b>Входные</b>	
9.0 СПБМин	0,15
9.0 DelМин	0,55
12 КашельД	1
12 КашельН	4
12 СвистД	3
12 СвистН	2
12 ЗаложД	2
12 ЗаложН	2
12 Сон	4
12 Препараты	1
12 Физ.нагр	1
<b>Выходные</b>	
0/1 ClassR	True
0/1 ClassY	False
0/1 ClassG	False

Рис. 6. Инструмент «Что если?»

## 5. Заключение

Анализ полученных результатов позволяет сделать следующие выводы:

- предложенная модель многоклассовой классификации на основе ИНС может быть использована для решения задачи определения уровня контроля БА;
- инструментарий, предлагаемый аналитической платформой Deductor, является удобным средством настройки параметров модели, а также применения обученной модели для получения предсказаний на новых данных.

## СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Безруков Н.С., Еремин Е.Л., Ермакова Е.В., Колосов В.П., Перельман Ю.М. Автоматизированная система "Medical Toolbox" для диагностики бронхиальной астмы по показателям реоэнцефалографии // Медицинская информатика. 2006. № 1. Стр. 73-80.

2. Безруков Н.С., Еремин Е.Л. Построение и моделирование адаптивной нейро-нечеткой системы в задаче медицинской диагностики // Медицинская информатика. 2005. № 2. Стр. 36-46.
3. Глобальная стратегия лечения и профилактики бронхиальной астмы (пересмотр 2011 г.) / Под ред. А.С. Белевского. М.: Российское респираторное общество, 2012.
4. Yakunina M.V., Tsyganova M.S. Information support system for determining the level of asthma control // Modern information problems in simulation and social technologies: Proceedings of the XX-th International Open Science Conference (Yelm, WA, USA, Januar 2016)/ Editor in Chief Dr. Sci., Prof. O.Ja.Kravets.-Yelm, WA, USA: Science Book Publishing House. 2016. Стр. 228-236.
5. Якунина М.В., Хрычкина Е.П. Автоматизированный дневник самоконтроля как средство мониторинга состояния пациента с БА: Математическое и информационное моделирование: сборник научных трудов. 2013. Вып. 13. Тюмень: Издательство Тюменского государственного университета. С. 295 – 299.
6. Deductor. Руководство по алгоритмам. 2010.
7. Deductor. Руководство аналитика. 2013.
8. Применение нейронных сетей для задач классификации [Электронный ресурс] // BaseGroup Labs. Технологии анализа данных: [сайт]. URL: <https://basegroup.ru/community/articles/classification> (дата обращения: 13.04.2018).