

## ИЗУЧЕНИЕ ВОЗМОЖНОСТЕЙ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ В ПРОГНОЗИРОВАНИИ ОБОСТРЕНИЯ БРОНХИАЛЬНОЙ АСТМЫ У ДЕТЕЙ

Шангареева З.А.<sup>1</sup>, Санникова А.В.<sup>1,2</sup>, Мананова А.Ф.<sup>1,2</sup>, Ларина А.В.<sup>1,2</sup>, Шангареев Р.З.<sup>3</sup>

<sup>1</sup>ФГБОУ ВО «Башкирский государственный медицинский университет Минздрава России», Уфа, e-mail: shangareeva2001@mail.ru;

<sup>2</sup>ГБУЗ РБ Городская детская клиническая больница №17, Уфа;

<sup>3</sup>ФГБОУ ВО «Уфимский университет науки и технологии», Уфа

---

Растущий объем работ демонстрируют потенциал машинного обучения в прогнозировании обострения бронхиальной астмы. Своевременность диагностики обострения бронхиальной астмы у детей по-прежнему остается сложной проблемой в современной педиатрии. Целью исследования было изучение прогностических возможностей нейронных сетей в диагностике обострения бронхиальной астмы у детей. Работа проведена на оригинальном наборе данных, собранных авторами самостоятельно. Использовалась трехслойная нейронная сеть с одним скрытым слоем. Для обучения сети использовался алгоритм Back Propagation со скоростью обучения - 0.1, моментом - 0.9 и сигмоидой с крутизной, равной 1 в качестве активационной функции. На основе нейронной сети с применением программного средства Deductor Academic на совокупности переменных (84 параметра) 872 детей с бронхиальной астмой в возрасте от 2 до 17 лет были построены прогностические модели. Все примеры обострения бронхиальной астмы у детей нейронная сеть определила правильно (100%) в обучающем и тестовом множествах. Высокий процент распознанных примеров (100%) свидетельствует об успешности обучения. Построенные прогностические модели хорошо диагностируют период обострения заболевания. Любые подходы прогнозирования обострения бронхиальной позволяют обеспечить своевременное оказание помощи и оптимизировать лечение заболевания.

---

Ключевые слова: дети, бронхиальная астма, прогнозирование обострения, машинное обучение, нейронные сети.

## STUDYING THE POSSIBILITIES OF NEURAL NETWORKS IN PREDICTING EXACERBATION OF BRONCHIAL ASTHMA IN CHILDREN

Shangareeva Z.A.<sup>1</sup>, Sannikova A.V.<sup>1,2</sup>, Mananova A.F.<sup>1,2</sup>, Larina A.V.<sup>1,2</sup>, Shangareev R.Z.<sup>3</sup>

<sup>1</sup>FGBOU HE «Bashkir State Medical University of the Ministry of Health of Russia», Ufa, e-mail: shangareeva2001@mail.ru;

<sup>2</sup>GBUZ RB City Children's Clinical Hospital №17, Ufa;

<sup>3</sup>FGBOU HE «Ufa University of Science and Technology», Ufa

---

A growing body of work demonstrates the potential of machine learning in predicting asthma exacerbations. Timely diagnosis of asthma exacerbations in children remains a challenging issue in modern pediatrics. The aim of the study was to investigate the prognostic capabilities of neural networks in diagnosing asthma exacerbations in children. The work was carried out on an original dataset collected by the authors themselves. A three-layer neural network with one hidden layer was used. To train the network, the Back Propagation algorithm was used with a learning rate of 0.1, a moment of 0.9, and a sigmoid with a slope of 1 as an activation function. Based on the neural network and the Deductor Academic software tool, prognostic models were built on a set of variables (84 parameters) of 872 children with asthma aged 2 to 17 years. The neural network identified all examples of exacerbation of bronchial asthma in children correctly (100%) in the training and test sets. A high percentage of recognized examples (100%) indicates the success of training. The constructed prognostic models diagnose the period of exacerbation of the disease well. Any approaches to predicting exacerbation of bronchial asthma will ensure timely assistance and optimize the treatment of the disease.

---

Keywords: children, bronchial asthma, exacerbation prediction, machine learning, neural networks.

### Введение

Бронхиальная астма (БА) – распространенное среди детей и взрослых заболевание, которое поражает более 200 миллионов человек во всем мире и ежегодно становится причиной около 450 000 смертей [1]. Несмотря на достижения в терапии и контроле бронхиальной

астмы, у значительной части пациентов сохраняются обострения, независимо от степени тяжести заболевания и режима лечения. Причины обострения БА многофакторны и включают в себя генетические, клинические, поведенческие, средовые и иные факторы. Ситуация еще больше осложняется у пациентов с легкими симптомами БА, когда ухудшение контроля заболевания может остаться незамеченным. Обострение БА, как правило, приводит к госпитализации пациентов с увеличением объема терапии [1, 2, 3]. Любые подходы прогнозирования обострения бронхиальной позволяют обеспечить своевременное оказание помощи и оптимизировать лечение заболевания.

Своевременность диагностики обострения БА у детей по-прежнему остается сложной проблемой в современной педиатрии [3-5]. Причиной затруднения прогнозирования обострения астмы является большое количество и высокая вариабельность клинико-лабораторных показателей у детей. При мониторинге заболевания и эффективности проводимой терапии приходится оценивать множество параметров. За счет субъективных оценок врача часто возникают тактические ошибки в прогнозировании риска обострения бронхиальной астмы у детей [6, 7, 8].

В современном обществе возрастает значимость быстрого анализа информации для принятия верного врачебного решения [9-11]. Пристальное внимание уделяется информационным технологиям, в том числе с применением машинного обучения (МО), способного учиться на анализе сложных многомерных данных и предлагать решения на основе оригинальных алгоритмов [1, 2]. Применение методов МО в клинических условиях остается мало изученным, и авторов заинтересовали их прогностические возможности.

Существует множество примеров применения моделей МО в области здравоохранения. Подавляющее большинство работ посвящено диагностике различных клинических ситуаций и выполнено преимущественно зарубежными исследователями. Так, в исследованиях авторами представлены систематические обзоры существующих подходов и методов МО для прогнозирования риска обострения астмы и предложены потенциальные возможности для будущих приложений [1, 2]. В работе Shilpa J. Patel с соавторами были показаны прогностические возможности четырех моделей МО для определения потребности в госпитализации на фоне обострения бронхиальной астмы у детей [12]. Математические алгоритмы диагностики рассматривались авторами на популяции взрослого населения с ХОБЛ и бронхиальной астмой [13]. Другие авторы приводят результаты исследования с использованием моделей МО для прогнозирования приступов бронхиальной астмы (более 6,3 миллиона пациентов от более чем 700 врачей общей практики в Великобритании) [14].

Основным преимуществом нейронных сетей является их способность к обучению, которое математически описывается коэффициентами связей между нейронами.

Искусственные нейронные сети значительно упрощают работу в ситуациях, когда нет однозначного решения задач и отсутствует определенность или точность в изучаемых параметрах [9, 10].

**Цель исследования:** изучение прогностических возможностей нейронных сетей в диагностике обострения бронхиальной астмы у детей.

### Материалы и методы исследования

**Анализ данных пациентов.** В исследование вошли 872 ребенка с БА в возрасте от 2 до 17 лет, наблюдавшиеся в педиатрическом отделении ГБУЗ РБ «Городская клиническая больница №17» г. Уфы. Во всех случаях диагноз БА был верифицирован в соответствии с Клиническими рекомендациями [15]. Основные параметры оценки статуса пациентов с бронхиальной астмой приведены в таблице 1.

Таблица 1

Основные параметры оценки статуса пациентов с бронхиальной астмой

Основные параметры	Характеристика
Анамнез жизни:	наличие аллергических заболеваний у ближайших родственников; сведения о перинатальном периоде (течение беременности, срок и способ родов, вес при рождении, характер вскармливания с рождения); сведения о заболеваниях ребенка с раннего возраста, и их возможные причины (наличие в анамнезе и частота острых случаев или обострений хронических заболеваний в году), условия проживания.
Анамнез болезни:	возраст постановки диагноза бронхиальная астма; эффективность проводимой базисной терапии (наличие/ отсутствие, приверженность); количество обострений заболевания и госпитализаций в течение года; возраст появления бронхообструктивного и риноконъюнктивального синдромов и эффективность применявшегося лечения (эффективность применения бронходилататоров); причинные и триггерные факторы; коморбидные состояния; структура диагнозов до официальной постановки диагноза бронхиальная астма.
Общеклинические:	данные специфических жалоб и физикального осмотра
Структура диагноза:	степень тяжести (легкая, средне-тяжелая, тяжелая); уровень контроля (полный, частичный, отсутствие контроля); период (обострение/вне обострения), признаки дыхательной недостаточности 1 или 2 степени.
Инструментальные:	оценка функции внешнего дыхания (данные спирографии, пробы с бронхолитикомимпульсной осциллометрии); данные кожных проб (выявление пищевой, бытовой, пыльцевой, эпидермальной, грибковой сенсibilизации).
Лабораторные:	общий и специфический IgE (выявление пищевой, бытовой, пыльцевой, эпидермальной, грибковой сенсibilизации); уровень эозинофилов в ОАК, определение Ig класса M и G к глистной инвазии и протозойной инфекции; перианальный соскоб и сбор кала на обнаружение яйца глист.

**Алгоритм построения нейронной сети.** Задача данной работы относится к решению задачи классификации – отнесения образца к одному из нескольких попарно не пересекающихся множеств, то есть определения периода бронхиальной астмы у детей.

Работа проведена на оригинальном наборе данных, собранных авторами самостоятельно. Результаты клинико-анамнестических и лабораторно-инструментальных данных детей составили 84 параметра, из которых были заданы входные поля нейронной сети. В качестве выходных параметров выбран период заболевания.

Конфигурация нейронной сети разработана авторами в программе Deductor Academic. Инструментом, позволяющим формализовать и гибко перестраивать логику принятия решений, является Deductor Studio. В основе искусственной нейронной сети, реализованной в Deductor, лежит многослойный перцептрон.

Обучающую выборку разбили (либо по порядку, либо случайным образом) на два множества – обучающее (60% выборки) и тестовое (40% выборки). Тестовое множество используется для проверки результатов обучения.

Далее по задаваемым параметрам формируется структура нейронной сети. В использованной авторами модели трехслойной нейронной сети первый слой является входным и состоит из множества узлов (нейронов). Второй скрытый слой состоит из одного слоя нейронов. Каждый из выходных нейронов третьего слоя соответствует одному из множества классов (заранее известных диагнозов и состояний). При отнесении некоего входного вектора к определенному выходному нейрону он принимает значение 1, для остальных нейронов - 0. Такая организация выходного слоя соответствует реализованной в Deductor Academic схеме многоклассовой классификации [9, 10].

Для обучения сети авторами использовался алгоритм Back Propagation со скоростью обучения - 0.1, моментом - 0.9 и сигмой с крутизной, равной 1 в качестве активационной функции. Далее производится процесс обучения нейронной сети с предварительно заданными условиями его прекращения.

**Статистическая обработка результатов** методами описательной и непараметрической статистики и нейронных сетей проводилась с помощью программ MS Office Excel, Statistica 10.0, Deductor Academic.

Количественные переменные приведены в виде медианы и интерквартильного размаха (значения 25%-ного и 75%-ного квартилей): Me [Q1; Q3].

В процессе обучения нейронной сети в программе Deductor Academic отображаются максимальная квадратичная ошибка, средняя квадратичная ошибка и процент распознанных примеров на обучающем и тестовом множествах (табл. 3). Высокий процент распознанных примеров (близкий к 100%) свидетельствует об успешности обучения.

## Результаты исследования и их обсуждение

**Клинико-anamnestическая характеристика пациентов.** Среди пациентов с БА преобладали мальчики до 63,88% (557/872). На долю девочек приходилось 36,12% (315/872) от всех пациентов. Медиана возраста детей с БА составила 10 [7; 13] лет.

Возраст постановки диагноза БА был равен 6 [4; 9] лет, а первые проявления обструктивного и риноконъюнктивального синдромов у детей с БА отмечались в возрасте 3 [2; 5] лет и 4 [2; 6] лет, соответственно. Отставание в постановке диагноза после первых эпизодов обструктивного и риноконъюнктивального синдромов составило в среднем 2-3 года.

Структура диагноза 872 обследованных пациентов, согласно Клиническим рекомендациям [15] представлена в таблице 2.

Таблица 2

Структура диагноза пациентов с бронхиальной астмой

Критерии		число наблюдений (n)	доля наблюдений (%)
Степень тяжести (n=872)	Легкая БА	575	65,94
	БА средней степени тяжести	237	27,18
	Тяжелая БА	60	6,89
Уровень контроля (n=872)	Полный	474	54,36
	Частичный	239	27,41
	Отсутствие контроля	159	18,23
Обострение (n=99)	Средней тяжести	78	78,79
	Тяжелое	21	21,21

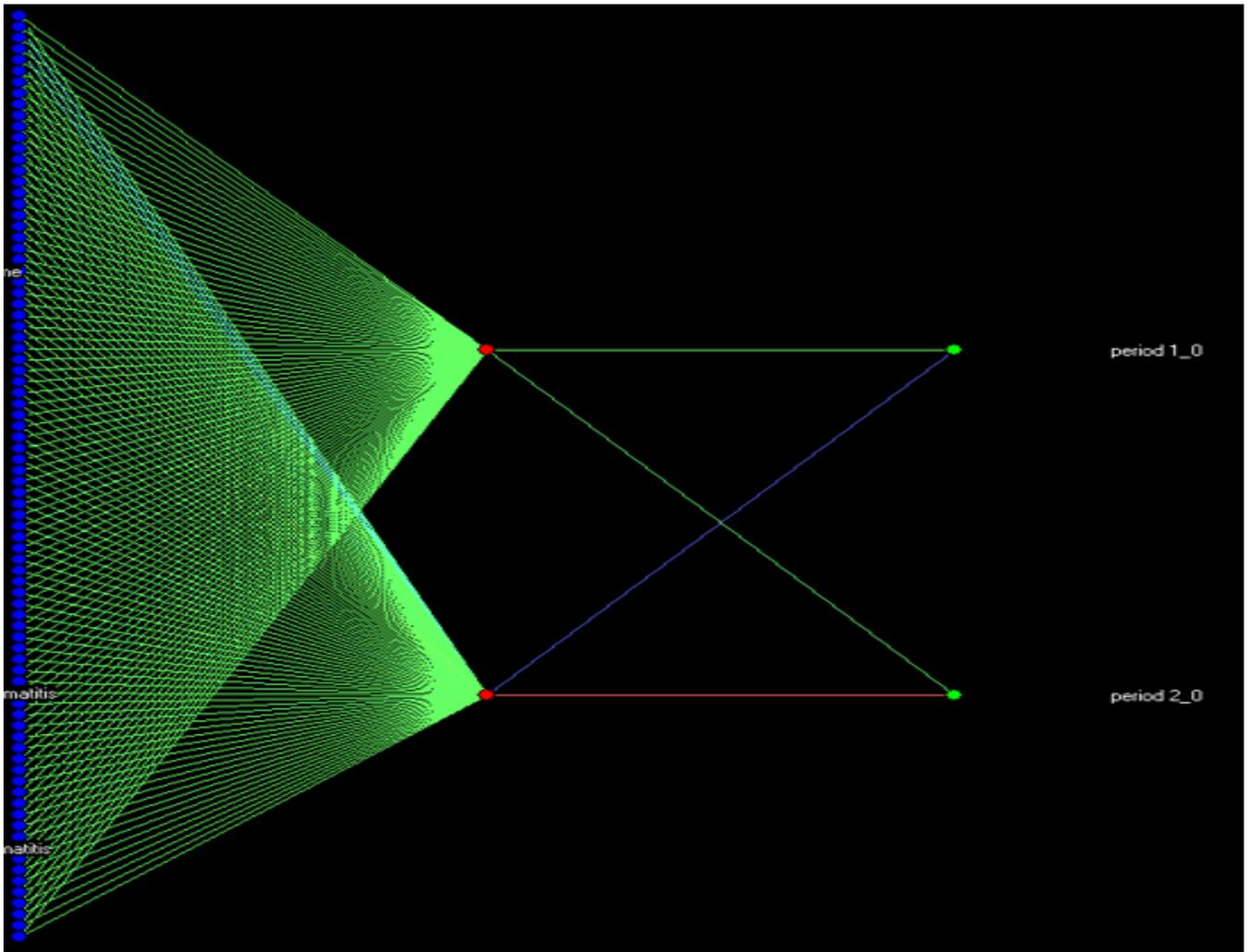
Из анамнеза заболевания у 94,72% детей (826/872) было выявлено от одного до трех случаев обострений БА в течение года с госпитализацией.

Коморбидный фон у пациентов с БА в 98,16% случаев (856/872) был отягощен симптомами аллергического ринита, в 12,04% случаев (105/872) – проявлениями атопического дерматита и в 13,18% случаев (115/872) – эпизодами крапивницы.

У 72,70% детей с БА (634/872) преобладала сенсibilизации к бытовым аллергенам, а пыльцевая сенсibilизация отмечалась у 25,45% детей с БА (222/872). Триггерными факторами у 55,84% детей (487/872) были вирусные инфекции, у 39,33% детей (343/872) – физические нагрузки. Лекарственная аллергия была выявлена у 9,51% детей (83/872).

Лишь у половины детей с БА – 55,39% (483/872) и 57,11% (498/872), соответственно, подтверждалось контролируемое течение заболевания по результатам спирографии и импульсной осциллометрии.

**Построение нейронной сети с одним скрытым слоем по периоду бронхиальной астмы у детей.** Структура трехслойной сети по периоду бронхиальной астмы у детей в виде графа представлена на рисунке.



*Структура нейросети по периоду бронхиальной астмы у детей*

Первый слой является входным и состоит из 84 узлов (нейронов).

Второй скрытый и третий выходной слой состоят из 2 нейронов. Каждый из выходных нейронов третьего слоя соответствует одному из двух классов периода заболевания (отсутствие / наличие признаков обострения).

Накопленный опыт использования нейронных сетей указывает на избыточность большого количества нейронов, приводящих к переобучению сети с хорошими результатами обучающего множества, и низкими результатами на тестовых примерах [9, 10].

Находящийся в распоряжении авторов набор данных признаков для обучения сети имел относительно небольшой объем, поэтому было достаточно использовать нейронные сети с одним скрытым слоем, что упрощало структуру сети и сокращало время обучения.

Результат обучения нейронной сети представлен в таблице 3.

Таблица 3

Результат обучения нейронной сети по периоду бронхиальной астмы у детей

Параметры обучения	Обучающее множество	Тестовое множество
<b>Обучение нейронной сети по периоду БА (с одним скрытым слоем)</b>		
Максимальная ошибка	7,80E-06	7,88E-06
Средняя ошибка	9,50E-07	1,01E-06
Распознано примеров (%)	100,0	100,0

Как показано в таблице 3 обострение бронхиальной астмы у детей обученной нейронной сетью распознано в 100% случаев на обучающем и тестовом множествах.

В одном из обзоров было отобрано 20 исследований с алгоритмами МО при работе с многомерными данными пациентов с обострением астмы (клиническими, биологическими, социально-демографическими, экологическими и метеорологическими и т.д.) [1]. В отличие от прогнозирования обострения БА как категории (да или нет), вероятность приступа астмы предоставляет практикующему врачу больше информации. По выводам авторов обзора указанной выше работы расширенные нейронные сети достигли приемлемых результатов в прогнозировании вероятности обострения БА, особенно при более коротком окне прогнозирования.

Как видно из таблицы 3 обострение бронхиальной астмы у детей обученной нейронной сетью определено в 100% случаев как на обучающем, так и на тестовом множествах. Высокий процент распознанных примеров (100%) свидетельствует об успешности обучения.

Таким образом, разработанная авторами прогностическая модель хорошо диагностирует обострения бронхиальной астмы у детей.

### **Выводы**

1. Обострения БА по-прежнему сложно предотвратить, несмотря на современные достижения в терапии и контроле заболевания, особенно в детской популяции.
2. Причины обострения БА многофакторны и включают в себя генетические, клинические, поведенческие, средовые и иные факторы.
3. Машинное обучение использует математические и статистические методы для обнаружения закономерностей в больших наборах данных пациентов.
4. Машинное обучение потенциально может улучшить процесс принятия клинических решений и оптимизировать лечение для улучшения как прогноза БА, так и общего качества жизни пациентов.

### **Список литературы**

1. Widana Kankanamge Darsha Jayamini, Farhaan Mirza, M. Asif Naeem, Amy Hai Yan Chan. Investigating Machine Learning Techniques for Predicting Risk of Asthma Exacerbations: A Systematic Review // Journal of Medical Systems 2024. P. 48:49

2. Molfino N.A., Turcate G., Riskin D. Machine Learning Approaches to Predict Asthma Exacerbations: A Narrative Review // *Adv. Ther.* 2024. Vol. 41. P. 534–552
3. Геппе Н.А., Колосова Н.Г. Значение современных руководств в улучшении мониторингования и лечения бронхиальной астмы у детей (обзор) // *Вестник Смоленской государственной медицинской академии.* 2017. № 3. С. 165-168.
4. Овсянников Д.Ю., Болибок А.М., Халед М., Кравчук Д.А., Ларина Д.Н., Назарова В.В., Коробьянц Г.А. Гетерогенность бронхообструктивного синдрома и бронхиальной астмы у детей: трудности диагностики // *Трудный пациент.* 2017. № 1-2. С. 43-44.
5. Иванова Н.А. Рецидивирующая обструкция бронхов и бронхиальная астма у детей первых пяти лет жизни // *Российский вестник перинатологии и педиатрии.* 2016. Т. 61. № 5. С. 64-73.
6. Зайцева О.В., Локшина, Э.Э., Зайцева С.В., Рычкова Т.И., Малиновская В.В. Вирус индуцированная бронхиальная астма у детей: значение системы интерферона // *Педиатрия.* 2017. № 2. С. 99-104.
7. Овсянников Д.Ю. Трудности и ошибки диагностики и терапии бронхиальной астмы у детей // *Медицинский совет.* 2017. № 1. С. 100-106.
8. Федоров И.А., Рыбакова О.Г. Ранняя диагностика бронхиальной астмы у детей младше 5 лет // *Современные проблемы науки и образования.* 2018. № 2. URL: <http://science-education.ru/ru/article/view?id=27492> (дата обращения: 31.05.2024).
9. Гусев А.В. Перспективы нейронных сетей и глубокого машинного обучения в создании решений для здравоохранения // *Врач и информационные технологии.* 2017. № 3. С. 92-105.
10. Гусев А.В., Плисс М.А., Левин М.Б., Новицкий Р.Э. Тренды и прогнозы развития медицинских информационных систем в России // *Врач и информационные технологии.* 2019. № 2. С. 38-49.
11. Жариков О.Г., Ковалев В.А., Литвин А.А. Современные возможности использования некоторых экспертных систем в медицине // *Врач и информационные технологии.* 2008. № 5. С. 24-31.
12. Patel S.J., Chamberlain D.B., Chamberlain J.M. A Machine Learning Approach to Predicting Need for Hospitalization for Pediatric Asthma Exacerbation at the Time of Emergency Department Triage // *Academic Emergency Medicine.* 2018. Vol. 25. № 12. P. 1463-1470.
13. Goto T., Camargo Jr C.A., Faridi M.K., Yun B.J., Hasegawa K. Machine learning approaches for predicting disposition of asthma and COPD exacerbations in the ED // *American Journal of Emergency Medicine.* 2018. Vol. 36. № 9. P. 1650-1654.
14. Hussain Z., Shah S.A., Mukherjee M., Sheikh A. Predicting the risk of asthma attacks in children, adolescents and adults: protocol for a machine learning algorithm derived from a primary care- based retrospective cohort // *BMJ Open.* 2020. Vol. 10. № 7. P. 1-7.

15. Клинические рекомендации Бронхиальная астма. М., 2021. 104 с.