

**АФАНАСЬЕВА Т.В.,**

д.т.н., доцент, РЭУ им. Г. В. Плеханова, г. Москва, Россия;

e-mail: tv.afanasjeva@gmail.com

## НЕЧЁТКИЕ МОДЕЛИ В ЗАДАЧЕ ДЕСКРИПТИВНОГО И ПРЕДИКТИВНОГО АНАЛИЗА МЕДИЦИНСКИХ ДАННЫХ ПАЦИЕНТОВ С ХРОНИЧЕСКИМИ НЕИНФЕКЦИОННЫМИ ЗАБОЛЕВАНИЯМИ

DOI: 10.25881/18110193\_2025\_4\_28

**Аннотация.** В связи с ростом продолжительности жизни увеличивается население, в том числе трудоспособного возраста, с хроническими неинфекционными заболеваниями (ХНЗ), что повышает нагрузку на медицинский персонал. В это связи возрастает потребность в автоматизированной обработке медицинских данных, особенно данных, поступающих из систем мониторинга ключевых показателей здоровья пациентов с ХНЗ. Ключевыми задачами в этом направлении являются точное описание текущего состояния здоровья пациента и своевременная диагностика заболевания. Решение этих задач имеет первостепенное значение для эффективного ведения пациентов с ХНЗ, обеспечивая поддержку врачей в выборе оптимальной стратегии лечения. При решении указанных задач нечеткие модели имеют большой потенциал ввиду нечеткости медицинских данных, возможности моделировать знания медицинских специалистов и низкой вычислительной сложности. В статье рассмотрены, систематизированы и обобщены результаты 29 исследований, опубликованных в период с 2015 по 2025 год, посвященных задачам дескриптивного и предиктивного анализа числовых медицинских данных пациентов с ХНЗ на основе нечетких моделей, использующих нечеткие множества и нечеткий логический вывод. Особое внимание уделено оценке точности нечетких моделей для различных ХНЗ. Анализ публикаций демонстрирует конкурентоспособность и высокую эффективность нечетких моделей в анализе данных, о чем свидетельствуют метрики точности (от 90% до 99,61%) и чувствительности (от 80,94% до 98,57%), за исключением исследований, посвященных онкологическим заболеваниям. Полученные результаты могут послужить основой для разработки систем поддержки принятия врачебных решений.

**Ключевые слова:** хронические неинфекционные заболевания, нечеткий логический вывод, оценка, диагностика, обзор.

**Для цитирования:** Афанасьева Т.В. Нечёткие модели в задаче дескриптивного и предиктивного анализа медицинских данных пациентов с хроническими неинфекционными заболеваниями. Врач и информационные технологии. 2025; 4: 28-43. DOI: 10.25881/18110193\_2025\_4\_28.

**AFANASEVA T.V.,**

DSc, Associate Professor, Plekhanov Russian University of Economics, Moscow, Russia;

e-mail: tv.afanasjeva@gmail.com

## FUZZY MODELS IN DESCRIPTIVE AND PREDICTIVE ANALYSIS OF MEDICAL DATA OF PATIENTS WITH CHRONIC NON-COMMUNICABLE DISEASES

DOI: 10.25881/18110193\_2025\_4\_28

**Abstract.** As life expectancy increases, the number of people, including those of working age, with chronic noncommunicable diseases (CNCDs), increasing the workload of healthcare personnel, is growing. This increases the need for automated processing of medical data, particularly data from monitoring systems for key health indicators of patients with CNCDs. Key tasks in this area include accurately describing the patient's current health status and timely diagnosis. Addressing these challenges is crucial for the effective management of patients with CNCDs, supporting physicians in choosing the optimal treatment strategy. Fuzzy models offer significant potential for solving these problems due to the ambiguity of medical data, the ability to model the knowledge of medical professionals, and their low computational complexity. This article reviews, systematizes, and summarizes the results of 29 studies published between 2015 and 2025 on the descriptive and predictive analysis of numerical medical data from patients with CNCDs using fuzzy models employing fuzzy sets and fuzzy logical inference. Particular attention is paid to assessing the accuracy of fuzzy models for various CNCDs. The analysis of publications demonstrates the competitiveness and high efficiency of fuzzy models in data analysis, as evidenced by accuracy (from 90% to 99.61%) and sensitivity (from 80.94% to 98.57%) metrics, with the exception of cancer studies. The obtained results can serve as a basis for the development of medical decision support systems.

**Keywords:** chronic noncommunicable diseases, fuzzy inference, assessment, diagnosis, review.

**For citation:** Afanaseva T.V. Fuzzy models in descriptive and predictive analysis of medical data of patients with chronic non-communicable diseases. Medical doctor and information technology. 2025; 4: 28-43. DOI: 10.25881/18110193\_2025\_4\_28.

## ВВЕДЕНИЕ

В связи со повышением пенсионного возраста населения в РФ количество трудоспособных пациентов с хроническими неинфекционными заболеваниями (ХНЗ) будет увеличиваться, что приведет к повышению нагрузки на медицинский персонал системы здравоохранения. Работающие и неработающие пациенты с ХНЗ вынуждены регулярно посещать лечащего врача и выполнять самостоятельный мониторинг основных показателей здоровья.

В последнее время системы самостоятельно-го мониторинга на основе интернета медицинских вещей включают автоматические методы измерения и предварительного анализа ключевых показателей здоровья пациентов с ХНЗ для подачи сигнала тревоги пациенту или членам его семьи [1, 2].

Медицинские данные, собираемые при использовании указанных технологий, оставаясь малыми данными для отдельного пациента с хроническим заболеванием, обладают свойствами «больших данных», так как они разнообразны по природе, ценности и точности, поступают с разной скоростью, объем которых постоянно растет. Для обработки таких медицинских данных, полученных в результате медицинского и самостоятельного мониторинга, необходимы информационно-аналитические пациент-ориентированные системы в виде систем поддержки врачебных решений [3], в которых используются технологии искусственного интеллекта, в частности, технологии нечетких систем.

Учитывая многогранность изучаемой темы, в настоящем обзоре рассмотрены нечеткие модели, в которых в качестве основных компонент для решения дескриптивного и предиктивного анализа медицинских данных используются нечеткие множества и нечеткий логический вывод.

Нечеткие множества, предложенные Л. Заде [4], дали толчок для развития нечетких моделей с использованием нечеткого логического вывода для оценки состояния и управления сложными системами, развивающие направление «мягких вычислений» в области искусственного интеллекта.

Нечеткий логический вывод – это модель, реализующая отображение заданных входных данных в выходные с использованием операций

нечеткой логики, в частности, фаззификации и нечеткой импликации. Двумя наиболее популярными реализациями нечеткого логического вывода, используемыми в различных приложениях нечеткой логики, являются алгоритмы Мамдани [5] и Takagi-Sugeno-Kang (TSK) [6].

В ряде публикаций [7–10, 19, 22] подчеркивается результативность применения нечетких моделей для аналитики медицинских данных ввиду:

- (1) нечеткости, неполноты, неопределенности и интервального характера медицинских данных,
- (2) необходимости объяснимости и лингвистической интерпретируемости интеллектуальных моделей в медицине,
- (3) ценности медицинских знаний, отображаемых в нечетких моделях при анализе данных пациента,
- (4) адекватного моделирования когнитивного процесса и знаний медицинских специалистов,
- (5) низкой вычислительной сложности и прозрачности модели.

Существующие публикации за последние 10 лет демонстрируют недостаточную систематизацию исследований в области систем, использующих нечеткий логический вывод для дескриптивного и предиктивного анализа медицинских данных пациентов с ХНЗ. В частности, анализ публикаций показывает, что в открытом доступе отсутствуют обзоры комплексного исследования моделей нечеткого логического вывода, рассматривающих несколько распространенных ХНЗ, таких как сердечно-сосудистые заболевания (ССЗ), сахарный диабет, онкологические заболевания, хроническая болезнь почек (ХБП), бронхиальная астма и головные боли. Это затрудняет оценку общего потенциала нечеткой логики для управления заболеваниями и выявление наиболее эффективных подходов автоматизации обработки данных для поддержки врачебных решений.

**Целью данного исследования** является систематизация и обобщение представленных в открытом доступе публикаций за последние 10 лет, посвященных применению нечетких моделей для дескриптивного и предиктивного анализа медицинских данных пациентов с указанными выше ХНЗ. Особое внимание будет уделено

дизайну исследования и сравнительной оценке точности этих моделей, сгруппированных по типу ХНЗ. Результаты исследования позволят оценить текущий уровень развития интеллектуальных технологий на основе нечеткой логики в этой области, выявить ХНЗ, в которых применение нечеткой логики наиболее эффективно, и предложить направления для дальнейших исследований с целью автоматизации диагностики и оценки состояния пациентов с ХНЗ.

## МАТЕРИАЛЫ И МЕТОДЫ

В обзоре анализировались исследования, материалы которых опубликованы в открытом доступе в период с 2015 по апрель 2025 гг. и связаны с разработкой и применением модели нечеткого логического вывода для обработки числовых медицинских данных по ХНЗ. Область анализа ограничивалась наиболее распространенными ХНЗ, такими как ССЗ, сахарный диабет, ХБП, бронхиальная астма, хронические головные боли, онкологические заболевания. Исследования применения нечетких моделей для анализа генома, медицинских изображений, речи и текстов, а также текстов электронных медицинских карт хотя и представляют научный интерес,

не являются предметом настоящего исследования, так как это привело бы значительному увеличению результатов анализа, затрудняющих их восприятие. В рамках исследования потенциала нечетких моделей для дескриптивного и предиктивного анализа медицинских данных пациентов с ХНЗ обзоры и метаанализы не рассматривались ввиду фокуса настоящего обзора на первичные исследования.

Отбор и подборка статей, опубликованных в журналах и в трудах международных конференций, представленных в открытом доступе в электронных библиотеках Elibrary, ScienceDirect, BioMed Research, PubMed, были проведены в соответствии с методологией PRIZMA, что обеспечивает качество настоящего обзора. Технология поиска публикаций основана на поиске по ключевым словам «нечеткие модели», «нечеткая логика», «хронические заболевания», «нечеткий», «оценка риска», «сердечно-сосудистые заболевания», «хроническая болезнь почек», «астма», «диабет», «онкология» и их сочетаний, что определяет ландшафт настоящего исследования.

Методология отбора статей представлена на рис. 1.

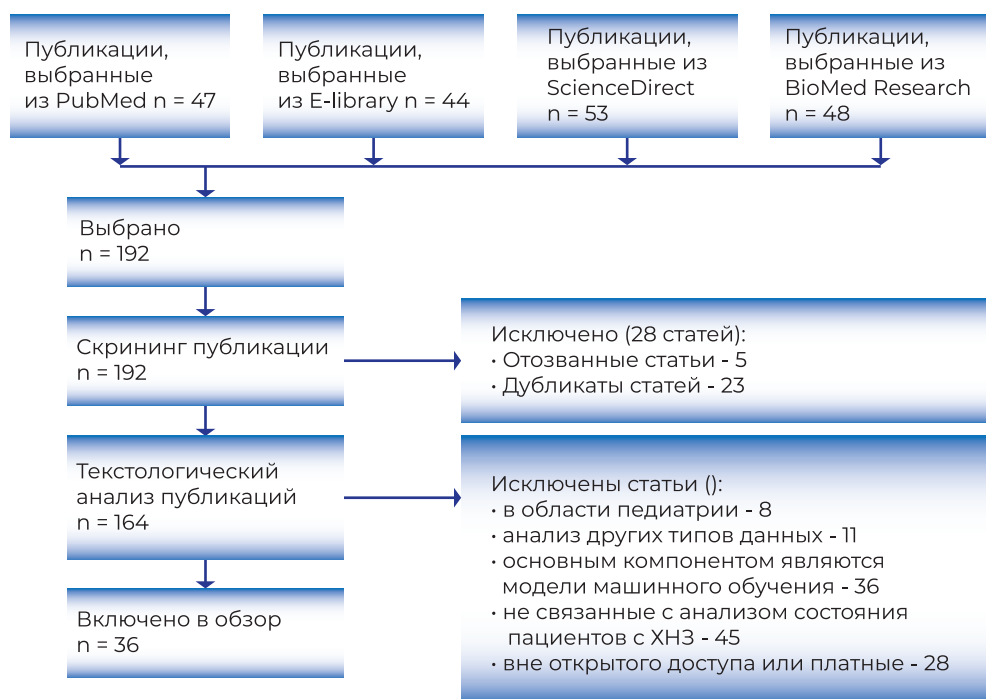


Рисунок 1 — Схема дизайна исследования при составлении обзора.

Все найденные публикации были первоначально оценены по их заголовкам, а затем по аннотациям отобранных статей на предмет соответствия целям нашего исследования. Были определены следующие критерии исключения публикаций: отозванные статьи, детский возраст, анализ медицинских данных, не соответствующих предмету настоящего исследования, модели анализа данных, нерелевантные цели настоящего исследования, платные или не доступные в открытом доступе полнотекстовые статьи. В результате текстологического анализа были отобраны и систематизированы согласно критериям включения 36 исследований, среди которых 29 публикаций были посвящены разработке нечетких моделей в задачах дескриптивного или предиктивного анализа медицинских данных пациентов с ХНЗ, 3 основополагающих статьи в области моделей нечеткого логического вывода, остальные 4 публикации подчеркивают актуальность применения нечетких моделей в системах поддержки врачебных решений.

## РЕЗУЛЬТАТЫ

Отобранные статьи в настоящем обзоре были сгруппированы по виду решаемых задач анализа медицинских данных и по типам ХНЗ. Вопросы дескриптивной аналитики числовых медицинских данных пациентов с ХНЗ на основе нечетких моделей рассмотрены в 11 статьях, решение задачи предиктивной аналитики приведено в 18 статьях.

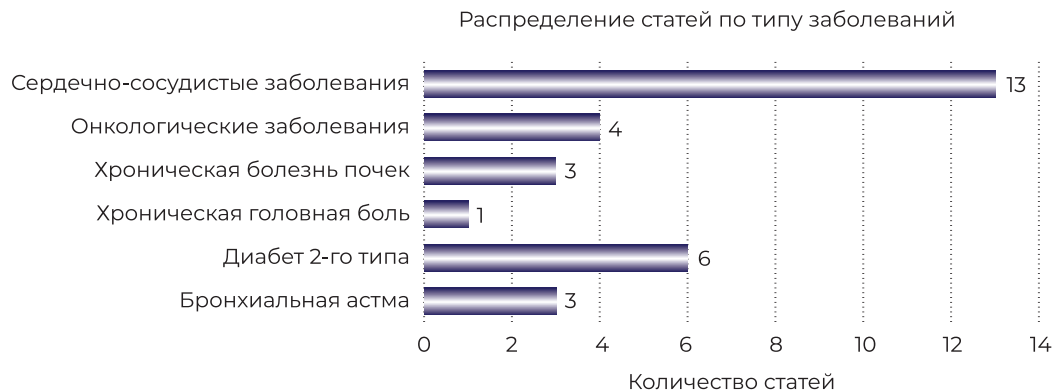
Количественное распределение исследуемых статей по рассматриваемым типам заболеваний

изображено на рис. 2. Так как в одной статье рассматриваются два типа заболеваний, общее количество анализируемых моделей по типам заболеваний составило 30.

**Применение нечетких моделей в дескриптивном анализе медицинских данных пациентов с ХНЗ.** Статья [27] посвящена оценке ишемии нижних конечностей. Данное хроническое заболевание относят к одному из серьезных заболеваний сердечно-сосудистой системы, приводящих к инвалидности и даже смерти.

Одним из способов борьбы с этим заболеванием является точная и своевременная оценка состояния пациента и анализ динамики развития исследуемой патологии. В ходе исследования экспертами было отобрано шесть признаков, характеризующих гемостаз пациентов, в качестве входов нечеткой системы, выходами которой были выбраны типы динамики (положительная, стабильная и отрицательная). В ходе проводимых исследований было установлено, что полученные решающие правила с диагностической эффективностью 0,93 достоверно дифференцируют пациентов с высоким тромбогенным риском и вне зоны риска, позволяя подбирать адекватную тактику коррекции выявляемых агрессивных элементов.

Проблема, решаемая в статье [11], связана с необходимостью оперативной оценки риска тяжёлого течения COVID-19 у пациентов с сахарным диабетом, что особенно важно в условиях ограниченного доступа к медицинскому персоналу. В исследовании используются синтетически сгенерированные данные пациентов,



**Рисунок 2 — Количество анализируемых публикаций, сгруппированных по типу ХНЗ.**

основанные на экспертных правилах, полученных от практикующих врачей, и нечеткий вывод по Мамдани для стратификации пациентов по пяти градациям риска. Такая обобщённая оценка состояния «виртуальных пациентов с сахарным диабетом» от нечеткой модели затем передается на вход моделям машинного обучения для уточнения.

Вопросу разработки метода, объединяющего основы теорий нечетких множеств и формального концептуального анализа, для автоматизированной оценки состояния сердечно-сосудистого здоровья мужчин на основе множества разнородных данных в лингвистической форме посвящена статья [28]. В этой статье используются 6 групп показателей здоровья пациентов: клинические показатели, показатели образа жизни, психологические показатели, показатели физического здоровья и факторы риска, а также симптомы сердечно-сосудистых событий. Для каждого показателя были сформированы лингвистические переменные, позволяющих определять степень принадлежности к двум лингвистическим термам «норма» и «вне нормы», согласно клиническим рекомендациям Минздрава России. Полученный результат оценки пациента представлен в виде последовательности предложений на естественном языке, которые могут быть в дальнейшем использованы для записи в электронную медицинскую карту пациента.

В исследовании [1] предлагается нечеткая экспертная система, обрабатывающая данные, полученные от семи сенсоров для амбулаторного наблюдения и мониторинга пациентов с хроническими заболеваниями сердца (в стабильных условиях). Входные дескрипторы пациентов включают температуру, частоту сердечных сокращений, ЭКГ, систолическое давление, насыщение кислородом крови, частоту дыхания, состояние кожных покровов. Выходные данные показывают оценку риска развития сердечно-сосудистых заболеваний. Если обнаруживаются отклонения в показателях, специальное устройство предупреждает врачей, которые находятся удаленно.

Авторы исследования [19] представили нечеткую экспертную систему для приоритизации пациентов в листе ожидания трансплантации почки, имитирующую мнение экспертов с помощью нечеткого логического вывода по Мамдани. Для

построения и тестирования нечеткой модели использовался датасет по трансплантации почки в Иране (484 пациента и 124 донора), на котором разработанная система показала точность 86,9%. В дополнение авторы продемонстрировали, что полученные результаты приоритизации имеют более высокую согласованность с экспертными оценками по сравнению с широко применяемыми оценками шкалы Estimated Post Transplant Survival (EPTS).

Субъектом исследования [12] являются пациенты с сахарным диабетом, находящиеся под наблюдением в условиях клиники. Гипотеза исследования заключается в том, что использование алгоритмов нечеткой логики позволяет более точно, гибко и информативно оценивать риски для пациентов по сравнению с традиционной системой MEWS (Modified Early Warning Score), которая работает с жесткими порогами. Физиологические параметры собирались с помощью RFID-датчиков, носимых на теле пациента, в реальном времени. Эти датчики регистрировали: систолическое артериальное давление, частоту сердечных сокращений, насыщение крови кислородом, температуру тела и уровень сахара в крови. Результаты показали высокую степень согласованности между традиционной MEWS-системой и предложенной нечеткой системой в задаче оценки пациентов по категориям риска. Однако, в отличие от MEWS, нечеткая система предоставляла степень принадлежности к каждой группе, что позволяло лучше понимать уровень риска.

Для оценки предрасположенности пациентов с факторами риска к развитию новообразования (рак полости рта) в статье [22] предложена нечеткая модель, состоящая из двух входных и одного выходного дескриптора, моделируемые треугольными и трапецеидальными функциями принадлежности, которые использовались затем в правилах «если-то» для получения интегральных нечеткой и четкой оценки риска данной патологии.

**Применение нечетких моделей в предиктивном анализе медицинских данных пациентов с ХНИЗ.** Исследование, представленное в [32], посвящено диагностике сердечных заболеваний, в частности определению риска наличия ишемической болезни сердца на основе совокупности медицинских показателей пациента.



Авторы статьи разработали экспертную систему с нечеткими правилами вывода, которую может использовать пациент для диагностики наличия сердечно-сосудистого заболевания, протестированную на открытом датасете с платформы UCI Machine Learning Repository, включающем данные 920 пациентов. В результате точность разработанной экспертной системы на основе нечеткого логического вывода составила 93,33%, что выше, чем в сравниваемой нейросетевой модели.

Нечеткий классификатор, реализованный по технологии нечеткой экспертной системы, предназначенный для прогнозирования вероятности возникновения риска ишемической болезни сердца, предложен в исследовании [26]. Система нечетких правил включает семь входных показателей (холестерин, артериальное давление, физическая активность, курение, возраст, индекс массы тела и сахарный диабет), три выходных (здоровый, ранняя стадия и продвинутая стадия) и 44 правила, созданные методом многоэтапного структурированного интервью с врачами-кардиологами. Нечеткий классификатор риска ишемической болезни сердца показал точность 99,3% и превзошел традиционные классификаторы, реализуемые методами машинного обучения, такие как К-ближайших соседей и машина опорных векторов.

В исследовании [33] предложена нечеткая система для диагностики сердечно-сосудистой патологии, которая использует четыре входные переменные: возраст, уровень сахара в крови, систолическое артериальное давление и общий холестерин. Фазификация исходных данных была выполнена с использованием трапециевидной функции принадлежности для всех переменных. Система диагностики на основе нечеткой модели была реализована на JAVA (с использованием среды IDE Net Beans 8.2 на Java) и показала точность в 98%.

В статье [34] отмечается, что системы на основе нечеткой логики ценны в исследованиях благодаря своей объяснимости и возможности обработки неопределенных и неточных данных. При этом количество нечетких правил имеет решающее значение для производительности системы, поскольку большее количество увеличивает сложность модели и вычислительные ресурсы. Поэтому авторы разработали систему на

основе нечеткой логики, предназначенной для классификации и прогнозирования ишемической болезни сердца, в которой они автоматически извлекают из открытой базы данных пациентов нечеткие правила и параметры функций принадлежности. Результаты на основе модели нечеткого логического вывода Takagi-Sugeno-Kang показывают, что предложенная система демонстрирует высокий уровень точности в прогнозировании ССЗ, достигая точности 96,67% на открытом датасете Cleveland Clinic Foundation.

Авторы публикации [25] разработали нечеткую систему, принимающую на вход преобразованные данные пациентов в виде 5 коэффициентов, полученных с помощью вейвлет-преобразования. Разработанная система нечеткой логики была протестирована на двух открытых базах данных для классификации рака молочной железы (Wisconsin Breast Cancer – 699 записей) и сердечно-сосудистых заболеваний (Cleveland Heart Disease: 303 записей). Точность полученной модели оказалась лучше, чем в моделях машинного обучения на основе машины опорных векторов, вероятностной искусственной нейронной сети и модели ANFIS, и составила для классификации сердечно-сосудистых заболеваний – 81,01%, а для онкологического заболевания – 97,88%.

В статье [24] отмечаются некоторые ограничения нечетких экспертных систем для выявления рака легкого, связанные с автоматической генерацией правил вывода: противоречивость генерируемых правил, противоречивость генерируемых правил по отношению к экспертным знаниям. Для устранения этих ограничений авторы предлагают мягкую нечеткую экспертную систему, в которой использовались шесть симптомов данного патологического процесса: потеря веса, одышка, боль в груди, постоянный кашель, кровь в мокроте, возраст. В нечеткой мягкой экспертной системе авторы применяют редукцию и преобразование нечетких множеств, описывающих используемые переменные, в так называемые нечеткие мягкие множества. Результаты диагностики (классификации пациентов) сравнивались с результатами независимой оценки, которую давали врачи. Предложенная система была протестирована на 45 пациентах и достигла 100% точности при сравнении с мнением врачей.

Целью исследования [9] является разработка системы на основе модели нечеткого логического вывода, способную определять, страдает ли женщина сахарным диабетом, с высокой точностью и интерпретируемостью. Были использованы данные из открытого набора Pima Indians Diabetes Dataset с платформы Kaggle. Датасет включает 768 записей медицинских показателей женщин старше 21 года. В результате были построены два независимых нечетких классификатора, в которых функции принадлежности нечетких множеств вычислялись разными методами. Наилучшая точность классификации составила 96,47%.

Нечеткая экспертная система для оценки тяжести бронхиальной астмы в условиях отделения неотложной помощи рассматривается в статье [15]. Авторы разработали базу экспертных знаний на основе нечетких продукционных правил. Предложенная нечеткая экспертная система была протестирована на 30 реальных случаях, результаты тестирования показали 100% согласованность по коэффициенту Cohen's kappa с руководством GINA-2017.

Гибридный механизм рассуждений на основе правил и иерархического метода нечеткой

диагностики мигрени и головной боли напряжения был разработан и описан в статье [18]. Авторы использовали и фазифицировали три переменные: количество (К), интенсивность (И) и продолжительность (П) приступов головных болей. Чтобы точнее смоделировать диагностические критерии, обычно используемые врачами, была предложена иерархическая нечеткая система поддержки клинических решений. Результаты диагностики на основе нечеткой иерархической системы показали улучшенную точность по сравнению с системой, основанной на продукционных правилах.

**Систематизация публикаций.** В этом разделе в таблицах 1–6 представлены результаты систематизации публикаций, сгруппированные по ХНЗ. Для каждой статьи указаны назначение и особенности нечеткой модели, информация о дизайне исследования и метрики качества полученных результатов.

Особенности исследований нечетких моделей для оценки состояния и диагностики пациентов с ССЗ приведены в таблице 1. Большинство задач, решаемых в публикациях, представленных в этой таблице, относятся к задачам предиктивного анализа данных пациентов с ССЗ, а

**Таблица 1 — Статьи, рассматривающие применение нечеткого логического вывода в рамках анализа пациентов с ССЗ**

Статья	Назначение модели	Особенности нечеткой модели	Датасет и/или участники исследования	Оценка и метрики качества модели
Aamir Hussain, 2016 [1]	Оценка пациента для выявления критических состояний	Нечеткая экспертная система дистанционного мониторинга состояния кардиологических пациентов, логический вывод Мамдани	Пациенты с ХНЗ, находящиеся в стабильном состоянии. Использованы данные, полученные с датчиков	Иллюстративный пример и экспертная оценка модели, показывающая эффективность модели
Priyatharshini, R., 2018 [30]	Диагностика ишемической болезни сердца	Нечеткий логический вывод с извлечением правил с помощью дерева решений (SLFRBS)	Публичный датасет Cleveland, 303 случая	Точность: 90,7%
Быков А. В., и др. 2018 [27]	Оценка критической ишемии нижних конечностей (КИНК)	Гибридная нечеткая модель, построенная на основе нечетких решающих правил и функции Шортлифа.	Клинические данные 400 пациентов с облитерирующим атеросклерозом нижних конечностей разной степени тяжести	Сравнение результатов модели 2011 г. с данными 2016 года. Чувствительность: 0,91–0,95, специфичность: 0,87–0,91



**Таблица 1 — Статьи, рассматривающие применение нечеткого логического вывода в рамках анализа пациентов с ССЗ (продолжение)**

Статья	Назначение модели	Особенности нечеткой модели	Датасет и/или участники исследования	Оценка и метрики качества модели
Shojaei, E. et al. 2018 [31]	Прогноз изменения состояния пациентов	Гибридная агентно-ориентированная модель с нечеткой логикой	Синтетические данные, созданные на основе клинических руководств по ХНЗ	Модель верифицирована путем симуляции сценариев для оценки риска госпитализации и их экспертной оценки
Padmavathi Kora, et al. 2019, [26]	Диагностика ишемической болезни сердца	Система нечеткого логического вывода Мамдани	Публичный датасет: UCI Heart Disease Dataset, 597 случаев	Точность 99,3%, чувствительность: 98,3%, специфичность 98,2%, превосходящие KNN (точность 73,1%) и SVM (точность 80,9%)
Ali ML, 2024 [36]	Диагностика ишемической болезни сердца	Нечеткая экспертная система с нечетким выводом Мамдани	Публичный датасет Cleveland, 303 случая	Точность 98,08%
Kasbe T. et al. 2017 [32]	Диагностика ишемической болезни сердца	Нечеткая экспертная система с нечетким выводом Мамдани	Публичный датасет: UCI Heart Disease Dataset, 920 случая	Точность: 93,33% превысила точность нейросетевой модели
Kahtan, H., et al. 2018 [33]	Диагностика ишемической болезни сердца	Система нечеткого логического вывода Мамдани	Публичный датасет: Cleveland, 303 случая	Точность модели: 98%
Abdeljalil El-Ibrahimi, et al. 2025 [34]	Диагностика ишемической болезни сердца	Система нечеткого логического вывода TSK, для предобработки данных использовалась кластеризация	Два публичных датасета Cleveland, 303 случая, и SHCLS, 1190 случаев	Точность для датасета Cleveland: 96,67%; для датасета SHCLS: 99,61%
Afanasieva T. 2023 [29]	Оценка и лингвистическое описание показателей ССЗ	Гранулярная нечеткая модель для создания отчета о состоянии пациента согласно клиническим рекомендациям Минздрава России	Клинические данные 99 пациентов с хронической сердечной недостаточностью	Иллюстративный пример и экспертная оценка модели, показывающая эффективность модели
Afanasieva T. et al. 2020 [28]	Оценка показателей ССЗ и их тенденций	Нечеткие множества, лингвистические переменные, пропозиции	100 мужчин, наблюдавшихся в региональной клинике с ССЗ от 40 до 90 лет	Иллюстративный пример и экспертная оценка модели, показывающая эффективность модели
Marateb, Hamid Reza; 2015 [35]	Диагностика ишемической болезни сердца	Нечеткий логический вывод Мамдани с выбором значимых признаков	Публичный датасет Cleveland, 303 случая	Точность 84,2% Чувствительность 79%, специфичность 89%
Thanh Nguyen, et al. 2015 [25]	Диагностика ишемической болезни сердца	Логический вывод на основе нечеткой логики 2 типа с использованием вейвлет преобразования	Публичный датасет Cleveland, 303 случая	Точность 81,01%

именно, диагностика ишемической болезни сердца. Для исследования моделей нечеткого вывода использовались публичные датасеты в 60%, а клинические данные реальных пациентов – в 33% публикациях. В задачах предиктивного анализа использовались только публичные датасеты, на которых точность нечетких моделей варьировалась от 81,01% [25] до 99,61% и составила в среднем 93,4%. Отметим, что модели нечеткого вывода Мамдани, построенные на экспертных правилах [33, 36], показали лучшую точность на данных публичного датасета, чем нечеткие модели другого типа [25, 34] или нечеткие модели с методами предобработки данных [25, 30, 35]. В исследованиях [26, 32] показано, что на открытых датасетах нечеткая модель продемонстрировала существенно более высокую точность диагностики ССЗ по сравнению с моделями машинного обучения, что свидетельствует об эффективности нечетких моделей в области диагностики ССЗ.

В таблице 2 представлены характеристики нечетких моделей, приведенные в публикациях

по онкологическим заболеваниям. В диагностике пациентов с онкологией нечеткие модели показали высокую точность, в том числе точность 100% в клиническом исследовании, приведенном в статье [24], которая на 2,22% больше точности, полученной на публичном датасете.

В то же время в статье по диагностике рака простаты [23] приведены метрики, характеризующие среднюю эффективность нечеткой модели: точность 64,7%, чувствительность 77,05%, специфичность 52%.

В таблице 3 представлены характеристики исследований в публикациях, сфокусированных на применении нечеткой логики в анализе данных пациентов с сахарным диабетом 2 типа.

Среди публикаций по диагностике сахарного диабета 2 типа только в одной статье [9] используется валидация нечеткой модели на публичном датасете, на котором показана высокая точность в 96,47%. В статьях, использующих данные реальных пациентов, оценка точности выполняется, как правило, путем сравнения с оценками медицинских экспертов. Так, в статье

**Таблица 2 — Статьи, рассматривающие применение нечеткого логического вывода в рамках диагностики и оценки риска онкологии**

Статья	Назначение модели	Особенности нечеткой модели	Датасет и/или участники исследования	Оценка и метрики качества модели
Scrobotă I, et al. 2017 [22]	Оценка риска рака полости рта	Мультикритериальная система на основе модели нечеткого логического вывода Мамдани	Лабораторно-клиническое исследование 16 пациентов с клинически подтвержденными потенциально злокачественными заболеваниями полости рта	Экспертная оценка модели, показывающая эффективность модели
Meena Rawat, et al. 2024 [23]	Диагностика рака простаты	Нечеткая экспертная система с использованием нечеткого логического вывода Мамдани	Клинические данные 119 пациентов, наблюдавшихся в профильной клинике	Точность 64,7% Чувствительность 77,05% Специфичность 52%
Khalil, A.M et al. 2020, [24]	Диагностика рака легкого	Экспертная система на основе нечетких мягких множеств (FSes)	100 пациентов, данные о которых зафиксированы в электронных медицинских картах Нанкинского госпиталя	Точность 100% чувствительность 100% специфичность в 100%
Thanh Nguyen, 2015 [25]	Диагностика рака молочной железы	Логический вывод на основе нечеткой логики 2 типа с использованием вейвлет преобразования	Публичный датасет Wisconsin Breast Cancer, 699 случаев	Точность 97,88%

**Таблица 3 — Статьи, рассматривающие применение нечеткого логического вывода с целью диагностики и оценки риска сахарного диабета**

Статья	Назначение модели	Особенности нечеткой модели	Датасет и/или участники исследования	Оценка и метрики качества модели
Al-Dmour JA, et al. 2019 [12]	Стратификация пациентов с сахарным диабетом по уровню риска острого ухудшения состояния	модель нечеткого вывода типа Mamdani	34 пациента с сахарным диабетом, находящиеся под наблюдением в условиях клиники. Сбор данных проводился с помощью датчиков RFID	Сравнение с MEWS (Modified Early Warning Score). Нечеткая модель предоставляет более точные и интерпретируемые данные
Aggarwal A, et al. 2022 [11]	Оценка риска тяжелого течения COVID-19 у пациентов с сахарным диабетом	модель нечеткого вывода типа Mamdani	синтетически сгенерированные данные, основанные на экспертных правилах, полученных от практикующих врачей	Экспертная оценка модели, показывающая ее эффективность
Aamir KM, et al. 2021 [9]	Диагностика сахарного диабета у взрослых женщин	модель нечеткого вывода типа Mamdani	Публичный датасет: Pima Indians Diabetes Dataset, 768 женщин старше 21 года	Точность 96,47%, Чувствительность 95,76% F-measure: 94,56%;
El-Sappagh S. et al. 2018 [13]	Диагностика сахарного диабета	модель нечеткого вывода типа Mamdani с использованием знаний из DDO онтологии по сахарному диабету	Клинические данные 60 пациентов, наблюдавшиеся в клинике при институте	Точность 95%
Colella, Ylenia et al. 2021 [10]	Оценка состояния пациентов с сахарным диабетом	модель нечеткого вывода типа Mamdani	4 пациента	Сравнение с экспертным мнением показало точность модели – 90%
Shoaip N., et al. 2019 [14]	Диагностика сахарного диабета 2 типа и преддиабетических состояний	Гибридная онтолого-нечеткая система. Онтология используется для предобработки в системе нечеткого логического вывода Мамдани	Данные о 67 пациентах собраны из медицинской лаборатории	Сравнение с экспертными оценками, точность: 92%.

[14] получена точность нечеткой модели, которая дополнительно использует онтологию для извлечения знаний, в 92%. В целом, применение моделей нечеткого логического вывода в задачах диагностики сахарного диабета показывает высокую точность от 92% до 96,47% и согласованность с экспертным мнением, что свидетельствует об эффективности применения этой интеллектуальной технологии.

Статьи, исследующие модели нечеткого логического вывода применительно к диагностике и оценке пациентов с ХБП, перечислены в таблице 4.

В таблице 4 нечеткие модели разрабатывались и исследовались на данных реальных пациентов, а полученные результаты сравнивались с мнением экспертов. Анализ таблицы 4 показывает значительный разброс значений метрик качества нечетких моделей в диагностике ХБП: чувствительность от 67% [20] до 94,87% и точность 93,75% [21]. Возможно, это объясняется разными задачами диагностики, которые решали авторы исследований.

В таблице 5 представлены характеристики нечетких моделей в анализируемых статьях по

**Таблица 4 — Публикации, посвященные применению нечеткой логики в дескриптивном и предиктивном анализе данных пациентов с ХБП**

Статья	Назначение модели	Особенности нечеткой модели	Датасет и/или участники исследования	Оценка и метрики качества модели
Taherkhani N, et al. 2022 [19]	Стратификация пациентов в листе ожидания трансплантации почки	Система на основе нечеткого логического вывода Мамдани, (FISKA)	Реальные пациенты с диагнозом терминальной стадии почечной недостаточности в листе ожидания трансплантации почки реестра Ирана (484 пациента и 124 донора)	Точность: 86,9%; показана высокая согласованность с экспертными оценками
Mohd Adnan, et al. 2019 [20]	Диагностика ХБП на ранней стадии	Нечеткая экспертная система с нечетким логическим выводом Мамдани	Клинические данные 70 пациентов	Сравнение с экспертными оценками. Чувствительность 67%
Singla, Jimmy, et al. 2020 [21]	Диагностика ХБП	Нечеткая экспертная система с нечетким логическим выводом Мамдани	Клинические тесты 80 пациентов	Сравнение с экспертными оценками. Точность 93,75%; чувствительность 94,87%; специфичность 2,68%

**Таблица 5 — Публикации, нацеленные на разработку и исследование нечеткого логического вывода для анализа данных пациентов с бронхиальной астмой**

Статья	Назначение модели	Особенности нечеткой модели	Датасет и/или участники исследования	Оценка и метрики качества модели
Badnjević A. et al., 2016 [16]	Диагностика бронхиальной астмы	Нечеткий логический вывод Мамдани	Пульмонологи профильной клиники отобрали 1250 медицинских отчетов по наблюдаемым пациентам	Сравнение с экспертными оценками. Чувствительность 91,89%, специфичность 95,01%
Mohd Sharif, et al. 2019 [15]	Оценка тяжести бронхиальной астмы	Экспертная система, использующая нечеткий логический вывод Мамдани (FRESAS)	Клинические данные 30 пациентов	Cohen's kappa анализ с официальным руководством GINA-2017 показал согласованность в 100%
Sharma, R., 2022 [17]	Диагностика бронхиальной астмы	нечеткий логический вывод Мамдани	Клинические данные 5 пациентов профильной клиники	Сравнение с экспертами. Чувствительность 79%; специфичность 97%; точность 95%

диагностике и оценки тяжести бронхиальной астмы.

Как следует из таблицы, модели нечеткого логического вывода демонстрируют высокую точность диагностики и оценки на клинических данных пациентов с бронхиальной астмой: чувствительность от 79% до 91,89%; специфичность от 95,01% до 97%; точность 95%. В статье [15] приведена 100% согласованность результатов нечеткой модели с международным

руководством GINA-2017 по оценке тяжести бронхиальной астмы, что важно в условиях оказания экстренной помощи, учитывая автоматизированный процесс оценки.

В таблице 6 приведено описание нечеткой модели диагностики хронической головной боли, а именно мигрени и головной боли напряжения. Приведенные метрики демонстрируют высокую эффективность разработанной нечеткой модели. Так, точность диагностики мигрени

**Таблица 6 — Публикация по диагностике хронической головной боли с использованием модели нечеткого вывода**

Статья	Назначение модели	Особенности нечеткой модели	Датасет и/или участники исследования	Оценка и метрики качества модели
Yin Z. et al. 2024 [18] Yin Z, et al. 2024 [18]	Диагностика головных болей	Иерархический нечеткий вывод, использующий данные Международной классификации головных болей	380 пациентов клиники	Для пациентов с мигренью без ауры чувствительность 97,71%, специфичность 100%; для пациентов с головной болью напряжения чувствительность 98,57%, специфичность 100%

без ауры: чувствительность 97,71%, специфичность 100%; для пациентов с головной болью напряжения: чувствительность 98,57%, специфичность 100%.

### ОБСУЖДЕНИЕ ВОЗМОЖНОСТЕЙ НЕЧЕТКИХ МОДЕЛЕЙ В ДЕСКРИПТИВНОЙ И ПРЕДИКТИВНОЙ АНАЛИТИКЕ МЕДИЦИНСКИХ ДАННЫХ ПАЦИЕНТОВ С ХНЗ

Общая схема реализации дескриптивного и предиктивного анализа числовых медицинских данных пациентов с ХНЗ на основе нечеткого логического вывода включает следующие этапы:

1. Выбор множества переменных (входных и выходных дескрипторов).
2. Формирование словаря лингвистических термов, оценивающих значения каждой переменной.
3. Определение функций принадлежности нечетких множеств.
4. Формирование нечетких продукционных правил на основе знаний экспертов или данных, извлеченных из базы примеров.
5. Выбор и реализация способа нечеткого логического вывода для получения нечеткого и/или четкого значения выходной переменной.
6. Применение и валидация созданных нечетких моделей для решения поставленной задачи анализа медицинских данных пациента.

Анализ публикаций позволил выделить три подхода создания нечетких моделей для решения задач дескриптивного и предиктивного анализа медицинских данных пациентов. В первом подходе авторы разрабатывают модели нечетких экспертных систем [1, 15, 20, 21, 23, 24, 32, 36], второй подход основан на построении нечетких моделей с использованием нечеткого логического

вывода Мамдани или Сугено [9–12, 16, 17, 19, 26, 33], идея третьего подхода заключается в дополнении нечетких моделей методами предобработки данных, оптимизации или представления знаний [13, 14, 18, 22, 25, 27–29–31, 34–35].

Таблица 7 иллюстрирует обобщение по метрикам точности нечетких моделей, представленных во включенных в обзор публикациях, сгруппированных по ХНЗ и по задачам анализа медицинских данных.

Положительный эффект в применении нечетких моделей для решения задач дескриптивного анализа медицинских данных пациентов с ХНЗ определяется преобразованием значений разнородных показателей здоровья, измеренных в разных шкалах, в пространство однородных значений, выраженных числовыми оценками или лингвистически в терминах ограниченного естественного языка.

Обобщая публикации, затрагивающие вопросы дескриптивного анализа здоровья пациентов с ХНЗ, выделим следующие направления применения нечетких моделей в этой задаче: (1) ориентированные на оценку состояния здоровья пациента [1, 10, 11, 15, 22, 27–29], (2) ориентированные на стратификацию стадии хронического заболевания [12, 19], (3) ориентированные на оценку прогноза развития патологий [31].

Анализ публикаций в области применения нечетких моделей для дескриптивной аналитики медицинских данных пациентов с ХНЗ показывает, что авторские подходы различаются по цели анализа, виду ХНЗ, составу, структуре, способу построения и моделям входных и выходных дескрипторов здоровья пациента, а также по алгоритмам отображения входных дескрипторов в выходные. Отметим, что в анализируемых публикациях приводится в основном экспертная

Таблица 7 — Распределение статей по типам ХНЗ и задачам анализа данных

ХНЗ	ДА	ПА	Диапазон значений метрик качества нечетких моделей	Средние
Сахарный диабет	[10–12]	[9,13,14]	Acc 90%, 92%, 96,47%; Sen 95,76%	Acc 94,24% Sen 95,76%
Бронхиальная астма	[15]	[16,17]	Acc 95% Sen 79%–91,89% Spec 95,01% до 97%	Acc 95% Sen 85,5% Spec 96%
Головные боли	-	[18]	Sen 97,71%–98,57% Spec 100%	Sen 98,14% Spec 100%
ХБП	[19]	[20, 21]	Acc 86,9%–93,75%; Sen 67%–94,87% Spec 92,68%	Acc 90,32% Sen 80,94% Spec 92,68%
Онкология	[22]	[23–25]	Acc 64,7%, 97,88%, 100% Sen 77,05% Spec 52%	Acc 87,53% Sen 77,05% Spec 52%
ССЗ	[1,27–29, 31]	[25, 26, 30, 32–36]	Acc 81,01%–99,61% Sen 91%–98,3%, Spec 87%–98,2%,	Acc 93,4% Sen 94,65% Spec 92,6%

**Примечание:** ХБП – хроническая болезнь почек, ССЗ – сердечно-сосудистые заболевания, ДА – дескриптивный анализ, ПА – предиктивный анализ, Sen – чувствительность, Spec – специфичность, Acc – точность.

оценка сформированных нечетких моделей. Вероятно, данный факт обусловлен отсутствием открытых баз медицинских данных пациентов с ХНЗ с результатами оценки их статуса здоровья. Поэтому сопоставление с экспертными оценками может быть вполне обоснованным решением.

В исследованиях, посвященных предиктивному анализу медицинских данных пациентов с хроническими заболеваниями, нечеткие модели применяются для диагностики ХНЗ. При создании нечетких моделей с извлечением правил из обучающих примеров возможны проблемы, связанные с противоречивостью и несогласованностью большого объема правил, устранение которых требует применения дополнительных методов редукции базы правил или применения методов предварительного извлечения свойств [25]. Другим ограничением нечетких моделей, обучающихся на публичных датасетах, является то, что их нечеткие правила формируются по созданным ранее базам данных пациентов с жестко заданным набором показателей здоровья. Однако известно, что медицинские рекомендации, факторы риска и показатели мониторинга ХНЗ регулярно пересматриваются.

Как следует из рассмотренных выше публикаций [26, 32], нечеткие модели демонстрируют не только высокую точность, но и

конкурентоспособность по сравнению с моделями машинного обучения. По сравнению с методами анализа данных на основе моделей машинного обучения нечеткие модели являются эффективными инструментами «белого ящика» для представления знаний и объяснения результатов решения, что является необходимым критерием при разработке систем поддержки врачебных решений. Это свидетельствует о значительном потенциале нечетких моделей, как компонент систем поддержки врачебных решений.

## ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Материалы обзора знакомят с современным состоянием решения проблемы дескриптивного и предиктивного анализа медицинских данных пациентов с распространенными ХНЗ, такими как ССЗ, сахарный диабет 2 типа, онкологические заболевания, ХБП, бронхиальная астма, хронические головные боли, с использованием нечетких моделей. Полученные результаты заполняют существующий пробел в оценке эффективности нечетких моделей в этой области и определяют направления дальнейших исследований.

В большинстве рассматриваемых исследований результаты демонстрируют высокую эффективность нечетких моделей по метрикам точности (от 90% до 99,61%) и чувствительности (от 80,94%



до 98,57%) за исключением работ, связанных с онкологическими заболеваниями, где наблюдается значительная вариабельность точности диагностики от 64,7% до 100%. Это указывает на необходимость дальнейшего исследования потенциала нечетких моделей в данной сложной области.

Выполненный обзор позволяет сделать вывод, что нечеткие модели обладают значительным потенциалом для применения в клинической практике оценки состояния пациента и диагностики ХНЗ. Разработка и оценка нечетких моделей является актуальным направлением исследований в области интеллектуального анализа медицинских данных, а в условиях востребованности объяснимых моделей искусственного интеллекта в системах поддержки врачебных решений значимость результатов таких исследований особенно высока. Дальнейшие исследования в дескриптивном и предиктивном анализе медицинских данных пациентов с ХНЗ на основе нечетких моделей

могут развиваться в следующих направлениях: улучшение дизайна исследования этих моделей, сравнение метрик качества диагностики ХНЗ с современными моделями машинного обучения, исследование эффективности нечетких моделей для прогнозирования факторов риска ХНЗ, расширение спектра анализируемых заболеваний, в которых применяются нечеткие модели.

**Конфликт интересов.** Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

**Источники финансирования.** Данное исследование выполнено в рамках государственного задания в сфере научной деятельности Министерства науки и высшего образования РФ на тему "Модели, методы и алгоритмы искусственного интеллекта в задачах экономики для анализа и стилизации многомерных данных, прогнозирования временных рядов и проектирования рекомендательных систем", номер проекта FSSW-2023-0004.

## ЛИТЕРАТУРА/REFERENCES

1. Hussain A, Wenbi R, Xiaosong Z, Hongyang W, da Silva AL. Personal home healthcare system for the cardiac patient of smart city using fuzzy logic. *J Adv Inf Technol.* 2016; 7(1): 58-64. doi: 10.12720/jait.7.1.58-64.
2. Santos M, Munoz R, Olivares R, et al. Online heart monitoring systems on the internet of health things environments: A survey, a reference model and an outlook. *Inf. Fusion.* 2020; 53: 222-239.
3. «Стратегия цифровой трансформации отрасли «Здравоохранение» до 2024 года и на плановый период до 2030 года»: Распоряжение Правительства Российской Федерации от 29 декабря 2021 г. №3980-р. [«Strategiya tsifrovoy transformatsii otrasli «Zdravookhraneniye» do 2024 goda i na planovyy period do 2030 goda»: Rasporiazhenie Pravitel'stva Rossiyskoy Federatsii ot 29 dekabria 2021 g. № 3980-r. (In Russ.)]
4. Zadeh LA. Fuzzy sets. *Inf Cont.* 1965; 8(3): 338-353.
5. Mamdani EH. Application of fuzzy logic to approximate reasoning using linguistic systems. *Fuzz Sets Syst.* 1977; 26: 1182-1191.
6. Takagi T, Sugeno M. Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems.* 1985; 15(1): 116-132.
7. Kobrinskii BA. Fuzzy and reflection in the construction of a medical expert system. *J Soft Eng Appl.* 2020; 2(13): 15-23.
8. Гермашев И. В., Дубовская В. И. Применение моделей нечеткой математики для решения задач медицинской диагностики // Математическая физика и компьютерное моделирование. – 2021. – Т.24. – №4. – С.53-66. [Germashev IV, Dubovskaya VI. Primenenie modeley nechetkoy matematiki dlya resheniya zadach meditsinskoy diagnostiki. *Mathematical Physics and Computer Simulation.* 2021;24(4):53–66. (In Russ.)]
9. Aamir KM, Sarfraz L, Ramzan M, Bilal M, Shafi J, Attique M. A fuzzy rule-based system for classification of diabetes. *Sensors.* 2021; 21(23): 8095.
10. Colella Y, et al. A clinical decision support system based on fuzzy rules and classification algorithms for monitoring the physiological parameters of type-2 diabetic patients. *Math Biosci Eng.* 2021; 18: 2654-2674.
11. Aggarwal A, Chakradar M, Bhatia MS, Kumar M, Stephan T, et al. COVID-19 risk prediction for diabetic patients using fuzzy inference system and machine learning approaches. *J Healthc Eng.* 2022; 1: 4096950. doi: 10.1155/2022/4096950.
12. Al-Dmour JA, Sagahyroon A, Al-Ali AR, Abusnana S. A fuzzy logic-based warning system for patients classification. *Health Inf J.* 2019; 25(3): 1004-1024. doi: 10.1177/1460458217735674.
13. El-Sappagh S, et al. An ontology-based interpretable fuzzy decision support system for diabetes diagnosis. *IEEE Access.* 2018; 6: 37371-37394.

14. Shoaip N, El-Sappagh S, Barakat S. Ontology enhanced fuzzy clinical decision support system. *U-Healthcare Monit Syst.* 2019; 1: 147-177. doi: 10.1016/B978-0-12-815370-3.00007-4.
15. Mohd Sharif NA, Ahmad, N, et al. A fuzzy rule-based expert system for asthma severity identification in emergency department. *J Inf Commun Technol.* 2019; 18(4): 415-438.
16. Badnjević A, Pokvić LG, Deumić A, et al. Diagnostic of asthma using fuzzy rules implemented in accordance with international guidelines and physician's experience. In: *Proceedings of the 2016 39th International Convention on Information and Communication Technology, Electronics and Microelectronics (MIPRO); May 30-June 3, 2016; Opatija, Croatia.* IEEE; 2016: 375-380.
17. Sharma R, Jain SK, Kumar S, Sami P. A study for the diagnosis of asthma disease using fuzzy logic based system. *Int J Health Sci.* 2022; 6(S1): 12156-12165. doi: 10.53730/ijhs.v6nS1.8041.
18. Yin Z, Li H, Han X, Ran Y, Wang Z, Dong Z. Clinical decision support system using hierarchical fuzzy diagnosis model for migraine and tension-type headache based on International Classification of Headache Disorders, 3rd edition. *Front Neurol.* 2024; 15: 1444197. doi: 10.3389/fneur.2024.1444197.
19. Taherkhani N, Sepehri MM, Khasha R, Shafaghi S. Ranking patients on the kidney transplant waiting list based on fuzzy inference system. *BMC Nephrol.* 2022; 23(1). doi: 10.1186/s12882-022-02662-5.
20. Adnan AN, Zakaria NI, Abdullah NSK, Ya'acob S. Fuzzy logic: an application to detect chronic kidney disease and failure. *Open Int J Inform.* 2019; 7(S2): 118-126.
21. Singla J, Kaur B, Prashar D, Jha S, Joshi GP, Park K, et al. A novel fuzzy logic-based medical expert system for diagnosis of chronic kidney disease. *Mobile Inform Syst.* 2020; 2020: 1-13. doi: 10.1155/2020/8887627.
22. Scrobotă I, Băciut G, Filip AG, Todor B, Blaga F, Băciut MF. Application of Fuzzy Logic in Oral Cancer Risk Assessment. *Iran J Public Health.* 2017; 46(5): 612-619.
23. Rawat M, Pathak P, Vat P. An approach to diagnosis of prostate cancer using fuzzy logic. *Int J Reconfig Embed Syst.* 2024; 13(1): 192-200.
24. Khalil AM, Li S.-G, Lin Y, Li, H.-X, Ma S.-G. A new expert system in prediction of lung cancer disease based on fuzzy soft sets. *Soft Comput.* 2020; 24: 14179-14207.
25. Nguyen T, Khosravi A, Creighton D, Nahavandi S. Medical data classification using interval type-2 fuzzy logic system and wavelets. *Appl Soft Comput.* 2015; 30: 812-822. doi: 10.1016/j.asoc.2015.02.016.
26. Kora P, et al. Detection of cardiac arrhythmia using fuzzy logic. *Informatics Med Unlocked.* 2019; 17: 100257.
27. Быков А. В., Кореневский Н. А., Родионова С. Н., Цымбал Е. В. Метод и нечеткая модель оценки динамики развития критической ишемии нижних конечностей // Вестник новых медицинских технологий. – 2018. – Т.25. – №4. – С.251-257. [Bykov AV, Korenevskiy NA, Rodionova SN, Tsymbal EV. Metod i nechetkaya model' otsenki dinamiki razvitiya kriticheskoy ishemii nizhnikh konechnostey. *Vestnik novykh meditsinskih tekhnologiy.* 2018; 25(4): 251-257. (In Russ.)] doi: 10.24411/1609-2163-2018-16227.
28. Afanasieva TV, Rodionova TE. Methodology of patient-oriented assessment of cardiovascular health of men using fuzzy sets and formal conceptual analysis. In: *Developments of Artificial Intelligence Technologies in Computation and Robotics. World Scientific Proceedings Series on Computer Engineering and Information Science.* 2020: 857-865.
29. Afanasieva T. Information granulating and its use in descriptive and predictive analysis of medical data. In: *Lecture Notes in Networks and Systems. Vol 566.* Springer. 2023: 229-238.
30. Priyatharshini R, Chitrakala S. A self-learning fuzzy rule-based system for risk-level assessment of coronary heart disease. *IETE J Res.* 2018; 65(3): 288-297. doi: 10.1080/03772063.2018.1431062.
31. Shojaei E, Luque D, Rexachs A, Wong A, Epelde F. Evaluation of lifestyle effects on chronic disease management. In: *Proceedings of the 2018 Winter Simulation Conference (WSC); December 9-12, 2018; Gothenburg, Sweden.* IEEE; 2018:1037-1048. doi: 10.1109/WSC.2018.8632508.
32. Kasbe T, Pippal RS. Design of heart disease diagnosis system using fuzzy logic. In: *Proceedings of the 2017 International Conference on Energy, Communication, Data Analytics and Soft Computing (ICECDS); August 1-2, 2017; Chennai, India.* IEEE; 2017:3183-3187.
33. Kahtan H, Zamli KZ, Ashikin WN, Fatthi WA, Abdullah A, Shahaiyusniezam N. Heart disease diagnosis using fuzzy logic. In: *Proceedings of the International Conference on Software and Computer Applications; February 8-10, 2018; Kuantan, Malaysia.* IEEE; 2018:297-301. doi: 10.1109/ICSCA.2018.8327237.
34. El-Ibrahimi A, Ahmad H, Al-Ashwal FY, et al. Fuzzy based system for coronary artery disease prediction using subtractive clustering and risk factors data. *Intell Based Med.* 2025; 11: 100208.
35. Marateb HR, Goudarzi S. A noninvasive method for coronary artery diseases diagnosis using a clinically-interpretable fuzzy rule-based system. *J Res Med Sci.* 2015; 20(3): 214-223.
36. Mahmoodabadi Z, Abadeh MS. CADICA: Diagnosis of Coronary Artery Disease Using the Imperialist Competitive Algorithm. *J Comput Sci Eng.* 2014; 8(2): 87-93. doi: 10.5626/JCSE.2014.8.2.87.