
Секция 10 | **ПРИКЛАДНЫЕ
ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫЕ
СИСТЕМЫ**

УДК 004.8

doi: 10.15622/rcai.2025.087

**КОНЦЕПЦИЯ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОЙ СИСТЕМЫ
АНАЛИТИКИ ЗДОРОВЬЯ ПАЦИЕНТОВ
С ХРОНИЧЕСКИМИ ЗАБОЛЕВАНИЯМИ
С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ НЕЧЕТКИХ МОДЕЛЕЙ¹**

Т.В. Афанасьева (*afanaseva.tv@rea.ru*)

**Российский экономический университет им. Г.В. Плеханова,
Москва**

В работе представлена концепция пространственно-темпоральной аналитики многомерных числовых данных пациентов с хроническими неинфекционными заболеваниями (ХНЗ), основанная на применении нечетких моделей. В связи с увеличением продолжительности жизни количество пациентов с ХНЗ будет увеличиваться, что приведет к увеличению нагрузки на медицинский персонал. Для поддержки принятия врачебных решений при ведении таких пациентов актуальным является вычисление оценок не только состояния, но и изменений в показателях здоровья пациентов. В статье формулируется задача и приводится модель интеллектуальной системы оценивания здоровья пациентов с ХНЗ в пространственно-временном аспекте. Рассматриваются варианты применения предложенной модели.

Ключевые слова: многомерные показатели здоровья, ХНЗ, модель нечеткого логического вывода, нечеткий временной ряд.

¹ Исследование выполнено за счет гранта Российского научного фонда № 25-21-20116, <https://rscf.ru/project/25-21-20116>.

Введение

Почти половина взрослого населения РФ страдает от хронических заболеваний согласно итогам диспансеризации 2019 года. В 2020 в Европе более 60% всех случаев смерти обусловлены хроническими заболеваниями, причем среди них значительная часть трудоспособного населения в возрасте от 30 до 69 лет. К основным типам хронических неинфекционных заболеваний (ХНЗ) относятся сердечно-сосудистые и онкологические заболевания, хронические респираторные заболевания (хроническая обструктивная болезнь легких и астма) и сахарный диабет [Профилактика хронических неинфекционных заболеваний в Российской Федерации, 2022]. Пациенты с ХНЗ как правило находятся под наблюдением врача, который реализует мониторинг показателей здоровья на основе результатов анамнеза и регулярных клинических исследований. Как результат по каждому такому пациенту накапливаются значительные массивы данных показателей, изменяемых во времени. Со стороны медицинских работников отмечается временные ограничения медицинских специалистов на всесторонний анализ данных пациента, в том числе предиктивный, что приводит к снижению эффективности врачебных решений и врачебным ошибкам.

Это актуализирует проблему поддержки врачебных решений в направлении автоматизации обработки пространственно-темпоральных данных отдельного пациента.

Для повышения эффективности врачебных решений и снижении временных трудозатрат на их выработку активно развиваются системы поддержки врачебных решений, среди которых системы, использующие нечеткий логический вывод занимают достойное место. Это объясняется следующими факторами: анализируемые значения клинических показателей носят интервальный и нечеткий характер, использование которых в системах нечеткого логического вывода позволяет адекватно моделировать когнитивные процессы и знания медицинских специалистов, обеспечивая лингвистическую интерпретируемость медицинских данных и результатов их анализа [Кобринский, 2016].

Анализ публикаций наряду с растущим интересом к системам на основе моделей нечеткой логики для анализа числовых данных пациентов с хроническими заболеваниями выявил следующие подходы оценивания здоровья пациентов с ХНЗ: (1) оценивание здоровья по совокупности текущих показателей; (2) диагностика хронического заболевания или его стадии на основе методов классификации; (3) прогнозирование отдельных показателей здоровья с использованием нечетких временных рядов.

В то же время направление, дополняющее эти три подхода на основе извлечения информации о типе изменений в показателях здоровья, с целью формирования пространственно-темпоральной оценки здоровья па-

циентов с хроническими заболеваниями с единых методологических позиций, не получило достаточного развития. В статье совокупность показателей, характеризующих здоровье пациентов с хроническими заболеваниями, рассматривается как динамическая система, в которой изменения состояния и тенденций в дополнение к оцениванию текущего и прогнозного состояния позволит повысить информативность их анализа и, как следствие, эффективность лечебно-диагностического процесса пациентов с ХНЗ.

Целью работы является разработка концептуальных основ комплексного оценивания здоровья пациентов с хроническими заболеваниями с учетом пространственно-темпоральной аналитики их числовых показателей на основе моделей нечеткого логического вывода.

1. Обзор применения нечетких моделей для аналитики числовых показателей здоровья пациентов с ХНЗ

Система на основе нечетких логических правил, в которой для раннего выявления диабета использовались показатели самомониторинга: уровень глюкозы в крови, индекс массы тела, генетическая предрасположенность, возраст представлена в работе [Aamir et al., 2021]. Авторы пришли к выводу, что предложенная система является интерпретируемым, высокоточным и эффективным инструментом для ранней диагностики диабета 2 типа. В отличие от моделей машинного обучения, их система позволяет проследить процесс принятия решений и использовать знания в виде понятных правил, и при этом модель не требует большого количества вычислительных ресурсов.

Нечеткая шкала для оценки риска смертности, ориентированная на пациентов с хроническими заболеваниями рассмотрена в работе [Jatobá et al., 2018]. Модель этой шкалы охватывает кроме физиологических показателей дополнительные аспекты жизни пациентов, такие как состав семьи, условия проживания и другие аспекты жизни пациентов. Результаты оценивания показали, что во всех случаях модель нечеткого вывода дала оценки, близкие к мнению врачей.

В исследовании [Hussain et al., 2016] предлагается нечеткая экспертная система, обрабатывающая данные, полученные от семи сенсоров для амбулаторного наблюдения и мониторинга пациентов с хроническими заболеваниями сердца (в стабильных условиях). Входные данные пациентов включают температуру, частоту сердечных сокращений, ЭКГ, систолическое давление, насыщение кислородом крови, частоту дыхания, состояние кожных покровов. Выходные данные показывают наличие или отсутствие риска развития сердечно-сосудистых заболеваний. Если обнаруживаются отклонения в показателях, специальное устройство предупреждает врачей, которые находятся удаленно.

Система нечеткого логического вывода Мамдани, которая сфокусирована на ранжировании пациентов с хронической болезнью почек, находящихся в списке ожидания трансплантации почки, описана в статье [Taherkhani et al., 2022]. В этой системе использованы 8 лингвистических переменных, а продукционные правила были построены с помощью дерева решений по базе примеров. Авторы утверждают, что разработанная система нечеткого логического вывода демонстрирует более высокую эффективность и справедливость в распределении донорских почек по сравнению с традиционными методами. Система успешно имитирует интуитивное мышление экспертов и будет способствовать улучшению выживаемости после трансплантации донорских почек.

Две входные лингвистические переменные с пятью нечеткими термами (очень низкий, низкий, средний, высокий, очень высокий) для оценки риска рака ротовой полости были использованы авторами [Scrobotă et al., 2017] в разработанной системе поддержки принятия решений на основе нечеткой логики. В работе отмечается, что экспертно оцененные результаты позволяют сделать вывод: модель разработанной системы может стать инструментом для неинвазивного скрининга и поддержки клинических решений.

Вопросу разработки метода, объединяющего основы теорий нечетких множеств и формального концептуального анализа для автоматизированного оценивания состояния сердечно-сосудистого здоровья мужчин и представления результатов в форме предложений на естественном языке посвящена статья [Afanasieva et al., 2020]. 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 РФ.

Целью исследования [Afanasieva et al., 2021] является разработка подхода к представлению пространственно-темпоральной оценки сердечно-сосудистого здоровья пациентов в виде протоформ и пропозиций, то есть предложений на естественном языке. В рамках предложенного подхода рассматриваются нечеткие лингвистические оценки каждого показателя здоровья и их тенденции изменения в заданный момент времени, которые затем резюмируются с использованием нечетких квантификаторов, основанных на частотности полученных лингвистических оценок здоровья пациента.

Применение нечеткого логического вывода Мамдани для вычисления обобщающей оценки состояния здоровья и ее изменения, по клиническим показателям крови рассмотрено в статье [Wilinski et al., 2023]. Авторы

представляют подход, в рамках которого анализируют изменения показателей и визуализируют их в виде графиков. В качестве примера рассмотрены показатели анализа крови онкологического пациента, которые регистрировались в течение трех лет с ежемесячной периодичностью.

Учитывая, что для пациентов с хроническими заболеваниями важно регулярно отслеживать изменения в показателях в статье [Abbasi et al., 2014] отмечается, что результаты прогнозирования временных рядов среднего артериального давления может помочь врачам выбрать более правильное лечение на основе их анализа. Для этой цели авторы представили метод прогнозирования временных рядов на основе нечетких функций в многомодельном режиме.

Использование нечетких временных рядов совместно с оптимизацией для выбора количества нечетких множеств с целью прогнозирования уровня глюкозы в крови для пациентов с диабетом предложено в исследовании [Ozogur et al., 2021].

На основании проведенного обзора применения нечеткой логики в анализе числовых показателей здоровья пациентов с ХНЗ можно сделать следующий вывод: модели нечеткого логического вывода представляет собой эффективный, интерпретируемый и гибкий инструмент, способный решать задачи оценивания здоровья пациентов. Такие модели позволяют формализовать экспертное знание, получать дополнительную информацию, способствующую улучшению точности врачебных решений и сделать их более прозрачными как для врача, так и для пациента.

2. Концептуальные основы пространственно-темпорального анализа показателей здоровья пациентов с ХНЗ

2.1. Постановка задачи

Пусть для оценивания состояния здоровья известны m числовых показателей здоровья, наблюдаемые на временном интервале $[1, k]$ и входные данные пациента с ХНЗ в виде числовых значений, распределенных в пространстве m показателей здоровья пациента, упорядоченных по моментам времени

где

Требуется с использованием нечетких моделей определить общую пространственно-темпоральную оценку состояния пациента по наблюдениям, включающую оценки текущего состояния здоровья в пространстве заданных m числовых показателей и темпоральные оценки состояния здоровья, которые рассматриваются в виде текущих к моменту времени и прогнозируемых изменений состояния здоровья на следующий период

. Под оценкой состояния здоровья будем понимать общую характеристику состояния здоровья, выражаемую как в количественной, так и в качественной форме в виде лингвистически значимых терминов. Решение поставленной задачи позволит врачу составить целостное представление о состоянии здоровья пациента.

2.2. Пространственно-темпоральная модель анализа показателей здоровья пациентов с ХНЗ

Пусть некоторый числовой показатель здоровья пациента, значения которого могут изменяться на интервале значений . Предположим, что на существует бинарное отношение \leq удовлетворяющее свойствам рефлексивности, транзитивности и антисимметричности, а также, что:

а) покрыт упорядоченными по номерам интервалами (возможно перекрывающимися) , для которых существует отношение частичного порядка;

б) каждый интервал является носителем нечеткого множества, обозначаемого лингвистическим термом , для которого определена функция принадлежности , удовлетворяющая свойствам нормальности и выпуклости;

с) каждому значению соответствует по крайней мере один лингвистический терм , для которого , следовательно множество функций принадлежности покрывает множество .

Представленное выше описание определяет лингвистическую переменную , построенную для некоторого показателя здоровья в фиксированный момент времени:

(2.2)

где обозначает множество интервалов носителей функций принадлежности на , определяет вид функции принадлежности

.
Предположим, что для любого показателя здоровья определено одинаковое количество интервалов разбиения и единообразный вид функций принадлежности , имеющих терм-множество с одинаковыми лингвистическими терминами, применяемые в практике качественного оценивания клинических показателей пациента, такие как “в пределах нормы”, “риск”, “значимое отклонение”. Тогда лингвистическую переменную -того показателя здоровья (2.2) можно представить в виде

Множество \mathcal{I}_i содержит настраиваемые на i -тый показатель здоровья пациента параметры лингвистической переменной \mathcal{I}_i . Оно включает интервал изменения i -го показателя, а каждое \mathcal{I}_i включает интервалов, на которых определяются функции принадлежности. Часть лингвистической переменной, обозначаемая \mathcal{I}_i , не зависит от конкретного показателя, ее будем рассматривать как общую для всех показателей.

Аналогично L (2.2) определим выходную лингвистическую переменную Q для оценки общего состояния пациента, для которой термножество также будет включать три значения “в пределах нормы”, “риск”, “патология”:

(2.3)

Пространственно-темпоральную модель анализа показателей здоровья пациентов с ХНЗ определим в виде системы

(2.4)

Здесь \mathcal{I}_i – это модель пациента (2.1), \mathcal{I}_i – множество лингвистических переменных, определенных для входных показателей здоровья (2.2), а Q – выходная лингвистическая переменная (2.3) для оценки текущего состояния здоровья в пространстве заданных m числовых показателей здоровья.

Множество функций \mathcal{I}_i используются в системе для анализа показателей \mathcal{I}_i в пространственно-темпоральном контексте и получения результатов Q в виде совокупности оценок:

(2.5)

Результаты Q обозначают общую числовую оценку по всем показателям здоровья в момент времени t и изменение этой оценки по сравнению с предыдущей общей оценкой соответственно. Значение Q обозначает прогноз общей оценки состояния здоровья на следующий период наблюдения, а переменная Q определяет одну из заранее заданных тенденций изменения каждого показателя, представленную лингвистическим термом из множества {«негативная тенденция», «позитивная тенденция», «стабильность»}. Таким образом, числовая оценка характеризует текущее состояние здоровья пациента с ХНЗ в пространстве заданных m числовых показателей, оценка Q описывает количественное из-

менение этой оценки, произошедшее к моменту времени t , оценка представляет возможное изменение оценки в следующий момент времени. Тенденция T в лингвистической форме показывает изменение каждого показателя здоровья к моменту времени t , позволяя доктору принимать решения, основанные на качественном изменении конкретного показателя пациента.

Определим следующую совокупность допустимых функций F в системе A для получения результатов R в виде множества:

(2.6)

Функция фаззификации $Fuzz$ вычисляет степени принадлежности значения x нечетким множествам A_1, A_2, \dots, A_n :

Функция $Ling$ определяет номер s и наименование s -того нечеткого множества (лингвистического термина) A_s , которому x с максимальной степенью принадлежит значение x :

е

Функция $Ling$ обеспечивает преобразование разнородных числовых показателей здоровья пациента с ХНЗ в однородные качественные оценки из терм-множества T , заданные в виде лингвистических оценочных термов.

Полагая семантическую упорядоченность лингвистических термов T по возрастанию их номеров, определим функцию сравнения $Comp$ между двумя лингвистическими терминами с номерами s и t , оценивающими тенденцию изменения показателя здоровья в моменты времени t_1 и t_2 :

де e

В зависимости от клинических рекомендаций по конкретному показателю здоровья в контексте конкретного заболевания термины «падение», «стабильность» и «рост», определяющие нечеткую тенденцию могут иметь противоположную интерпретацию в терминах «положительная тенденция» и «отрицательная тенденция».

Функция $Rule$ используется для реализации нечеткого логического вывода по базе продукционных правил $Rule$, сформированной медицинскими экспертами или моделями машинного обучения для вывода лингвистического термина R и его функции принадлежности μ_R :

где μ_R определяет алгоритм реализации нечёткого логического вывода.

Модель нечеткого логического вывода рассматривается в виде системы правил вида «ЕСЛИ [предпосылка] – ТО [заключение]».

Примером продукционного правила может служить правило «ЕСЛИ [уровень глюкозы в крови «Вне нормы»] И систолическое артериальное давление «Вне нормы»] ТО [общая оценка «Патология»].

Модель нечеткого логического вывода может включать операции агрегации степени истинности предпосылок правил с использованием T -норм, активизации заключений и агрегации заключений на основе S -конорм. Применительно к поставленной задаче модель нечеткого логического вывода используется для вычисления оценки общего состояния здоровья пациента с ХНЗ по множеству его числовых показателей.

Функция дефазификации *DeFuzz* с использованием выбранного метода вычисляет приближенное числовое значение по нечеткому представлению показателя здоровья пациента:

Функция вычисляет прогнозное значение общей оценки здоровья пациента на следующий временной интервал и может быть реализована на основе модели нечеткого временного ряда :

В качестве модели нечеткого временного ряда может быть использована модель, предложенная в статье [Song, 2003] или модель временного ряда нечетких тенденций, рассмотренная в работе [Afanasyeva, 2015]. В результате применения функции и последующей дефазификации вычисляется числовая оценка. Применение модели нечеткого временного ряда обосновано в случае небольшого количества наблюдений за пациентами вне стационара, когда показатели здоровья пациентов фиксируются с интервалом раз месяц или реже. В условиях наблюдения за состоянием здоровья пациентов в условиях стационара для прогнозирования могут быть использованы другие модели временных рядов.

2.3. Варианты применения пространственно-временная аналитики показателей здоровья пациентов с ХНЗ

Рассмотрим последовательности применения функций модели (2.4).

Так для получения общей оценки состояния здоровья пациентов с ХНЗ в конкретный момент времени по множеству показателей применима следующая схема алгоритма в виде последовательность функций из множества модели (2.4):

Используя эту последовательность для моментов времени и числовое изменение общей оценки вычисляется по формуле

Схема алгоритма для прогнозирования общей оценки здоровья представима следующей последовательностью функций:

Для получения лингвистической оценки тенденции в изменении показателя здоровья к моменту времени необходимо предварительно получить их нечеткие значения в момент времени t и t_0 .

Тогда следующие функции образуют последовательность для оценки тенденций показателя здоровья

Таким образом показано, что для реализации пространственно-темпорального анализа показателей пациентов с ХНЗ в рамках поставленной задачи достаточно функций (2.6), определенных в модели (2.4), которые позволяют получить результаты (2.5). Отметим, что конкретная реализация этих функций будет определяться выбором способа их реализации, используемыми параметрами лингвистических переменных и семантикой экспертных правил.

Заключение

В связи с актуальностью автоматизации обработки постоянно растущих объемов данных пациентов с ХНЗ в статье рассмотрены концептуальные основы пространственно-темпоральной аналитики числовых показателей здоровья пациентов с ХНЗ с использованием нечетких моделей и экспертных знаний. Экспертные знания выражены в виде параметров лингвистических переменных и продукционных правил, необходимых для нечеткого логического вывода. Была сформулирована задача и модель комплексного анализа многомерных показателей здоровья для получения пространственно-темпоральных оценок, включающие оценки состояния здоровья и его изменений. Приведены схемы алгоритмов в виде последовательности функций, описанных в составе предложенной пространственно-темпоральной модели аналитики показателей пациентов в ХНЗ.

В отличие от пространственно-темпоральной модели, рассмотренной в статье [Afanasieva et al., 2021], в настоящем исследовании используется модель нечеткого логического вывода для получения общей оценки состояния здоровья пациента, а не статистика качественных оценок по множеству показателей здоровья и тенденций их изменения. Другое отличие

предложенной в статье модели анализа показателей здоровья пациента состоит в спектре функций, включающих функцию прогнозирования, и, соответственно, в содержании получаемых результатов.

Разработанные концептуальные основы аналитики многомерных числовых показателей пациентов с ХНЗ будут способствовать развитию программных систем поддержки в лечебно-диагностическом процессе любых хронических неинфекционных заболеваний пациентов в стабильных условиях, так как обеспечивают гибкую настройку правил и параметров функций принадлежности. Результаты, полученные при реализации модели пространственно-темпоральной аналитики могут быть интегрированы в ЭМК пациентов, что, как представляется, сократит временные затраты и повысит качество врачебных решений. В дальнейшем планируется расширить предложенную модель и получить на ее основе конкретные методы аналитики, ориентированные на конкретные ХНЗ.

Список литературы

- [Профилактика хронических неинфекционных заболеваний в Российской Федерации, 2022] Драпкина О.М. [и др.]. Профилактика хронических неинфекционных заболеваний в Российской Федерации // Кардиоваскулярная терапия и профилактика. – 2022. – 21(4):3235. – doi:10.15829/1728-8800-2022-3235.
- [Кобринский, 2016] Кобринский Б.А. Нечеткость в клинической медицине и необходимость ее отражения в экспертных системах // Врач и ИТ. – 2016. – № 5. – С. 6-15.
- [Aamir et al., 2021] Aamir KM, Sarfraz L, Ramzan M, Bilal M, Shafi J, Attique M. A Fuzzy Rule-Based System for Classification of Diabetes // Sensors. – 2021. – Vol. 21(23). – 8095. – doi.org/10.3390/s21238095.
- [Abbasi et al., 2014] Abbasi R., Moradi M.H. and Molaezadeh S.F. Long-term prediction of blood pressure time series using multiple fuzzy functions // In: Proc. 21th Iranian Conference on Biomedical Engineering (ICBME), Tehran, Iran, 2014. – P. 124-127. – doi: 10.1109/ICBME.2014.7043906.
- [Afanasieva et al., 2015] Afanasieva T., Yarushkina N., Toneryan M., Zavarzin D., Sapunkov A., Sibirev I. Time series forecasting using fuzzy techniques // In: Proc. 2015 Conference of the International Fuzzy Systems Association and the European Society for Fuzzy Logic and Technology. Gijón, Asturias, Spain. – doi.org/10.2991/IFSA-EUSFLAT-15.2015.151.
- [Afanasieva et al., 2020] Afanasieva T.V. and Rodionova T.E. Methodology of patient-oriented assessment of cardiovascular health of men using fuzzy sets and formal conceptual analysis // World Scientific Proceedings Series on Computer Engineering and Information Science Developments of Artificial Intelligence Technologies in Computation and Robotics. – 2020.– P. 857-865. –https://doi.org/10.1142/9789811223334_0103.
- [Afanasieva et al., 2021] Afanasieva T., Perfilieva I., Kozhevnikov V. Approach to Patient Assessment Based on a Spatial-Temporal Model for Decision Support Systems in Cardiology // In: Proc. Fifth International Scientific Conference “Intelligent Information Technologies for Industry” (IITI’21). Lecture Notes in Networks and Systems. Vol. 330. – Springer, Cham, 2021. P. 461-471. –https://doi.org/10.1007/978-3-030-87178-9_46.

- [**Hussain et al., 2016**] Hussain Aamir et al. Personal Home Healthcare System for the Cardiac Patient of Smart City Using Fuzzy Logic // Journal of Advances in Information Technology. – 2016. – Vol. 7. – P. 58-64. – doi: 10.12720/jait.7.1.58-64.
- [**Jatobá et al., 2018**] Jatobá A., et al. Supporting decision-making in patient risk assessment using a hierarchical fuzzy model // Cogn Tech Work. – 2018. – Vol. 20. – P. 477-488. – doi.org/10.1007/s10111-018-0475-1.
- [**Ozogur et al., 2021**] Hatice Nizam Ozogur, Gokhan Ozogur, Zeynep Orman. Blood glucose level prediction for diabetes based on modified fuzzy time series and particle swarm optimization // Computational Intelligence. – 2021. – Vol. 37. – P. 155-175.
- [**Scrobotă et al., 2017**] Scrobotă I, Băciuț G, Filip AG, Todor B, Blaga F, Băciuț MF. Application of Fuzzy Logic in Oral Cancer Risk Assessment // Iran J Public Health. – 2017. – Vol. 46(5). – P. 612-619.
- [**Song, 2003**] Song, Q. A note on fuzzy time series model relation with sample autocorrelation functions // Cybernetics and Systems: An International Journal. – 2003. – Vol. 34. – P. 93-107.
- [**Taherkhani et al., 2022**] Taherkhani N, Sepehri MM, Khasha R, Shafaghi S. Ranking patients on the kidney transplant waiting list based on fuzzy inference system // BMC Nephrol. – 2022. – Vol. 23(1). – doi: 10.1186/s12882-022-02662-5.
- [**Wilinski et al., 2023**] Wilinski A., Tadeusiewicz R., Piegat A., Bocewicz G., Skorzak A., Dabkowski K., Smereczynski A., Starzynska T. A fuzzy interval model for assessing patient status and treatment effectiveness using blood morphology // Healthc. Anal. – 2023. – Vol. 4. – DOI:10.1016/j.health.2023.100234.