

*На правах рукописи*



**Шаталова Ольга Владимировна**

**РАЗВИТИЕ МЕТОДОЛОГИИ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА В  
ДИАГНОСТИКЕ МЕДИЦИНСКОГО РИСКА С УЧЕТОМ АНАЛИЗА  
БИОИМПЕДАНСА IN VIVO**

Специальность 05.11.17 – Приборы, системы и изделия медицинского назначения

**АВТОРЕФЕРАТ**  
диссертации на соискание ученой степени  
доктора технических наук

Курск – 2021

Работа выполнена на кафедре биомедицинской инженерии федерального государственного бюджетного образовательного учреждения высшего образования «Юго-Западный государственный университет»

Научный консультант доктор технических наук, профессор  
**Филист Сергей Алексеевич**

Официальные оппоненты: **Бодин Олег Николаевич**,  
доктор технических наук, профессор,  
Пензенский государственный технологический университет, кафедра технического управления качеством, профессор (г. Пенза)

**Маслак Анатолий Андреевич**,  
доктор технических наук, профессор,  
Кубанский государственный университет,  
кафедра математики, информатики, естественно-научных и общетехнических дисциплин, профессор  
(г. Славянск-на-Кубани)

**Разинкин Константин Александрович**,  
доктор технических наук, доцент,  
Воронежский государственный технический университет,  
кафедра систем информационной безопасности, профессор  
(г. Воронеж)

Ведущая организация Федеральное государственное автономное образовательное учреждение высшего образования «Санкт-Петербургский государственный электротехнический университет «ЛЭТИ» им. В.И. Ульянова (Ленина)», г. Санкт-Петербург

Защита диссертации состоится «02» июля 2021 года в 14<sup>00</sup> часов на заседании объединенного диссертационного совета Д 999.099.03, созданного на базе Юго-Западного государственного университета, Орловского государственного университета имени И.С. Тургенева, Белгородского государственного национального исследовательского университета, по адресу: 305040, г. Курск, ул. 50 лет Октября, 94, конференц-зал.

С диссертацией можно ознакомиться в библиотеке Юго-Западного государственного университета и на сайте <https://swsu.ru/upload/iblock/ebb/Dissertatsiya-SHatalova-O.V.pdf>

Автореферат разослан «\_\_\_» \_\_\_\_\_ 2021 г.

Ученый секретарь  
диссертационного совета  
Д 999.099.03



Милостная Наталья Анатольевна

## ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

**Актуальность исследования.** Диагностика медицинского риска (МР) необходима для профилактики болезни и ее лечения. Одним из самых перспективных способов повышения эффективности прогнозирования МР и, как следствие, снижение смертности, является создание систем поддержки принятия врачебных решений (СППВР), которые встраиваются в медицинские информационные системы (МИС). Такие СППВР, построенные как централизованные сервисы по выявлению и анализу факторов риска (ФР) или подозрений на наличие заболеваний на ранней стадии, способны вести оценку МР, в частности, риска хирургического лечения (ХЛ) и системно связанного с ним риска сердечно-сосудистых осложнений (ССО). ССО – главная причина периоперационных осложнений и летальности. Пациент, поступающий в хирургическую клинику помимо основного заболевания, как правило, имеет коморбидные состояния, подчас являющиеся не менее важными, чем хирургическая патология. Поэтому при планировании ХЛ кардиальных больных терапевту совместно с хирургом целесообразно оценить возможные риски операции.

В условиях хирургического вмешательства организм больного претерпевает многогранную перестройку во всех органах, тканях и системах. В связи с этим при решении вопроса о прогнозе ХЛ необходимо оценить функциональное состояние (ФС) пациента, что является ключевым этапом предоперационной оценки риска и измеряется в метаболических эквивалентах (МЭТ). Способом объективной оценки ФС является проведение нагрузочных тестов. Однако такие методики являются неприемлемыми для предоперационного больного или больного с сердечно-сосудистыми заболеваниями (ССЗ). Поэтому оценка ФС требует создания новых методологических подходов, которые позволили бы выявлять и анализировать начальные информационные изменения в структуре взаимодействия отдельных функциональных систем. Эти цели достигаются посредством использования новых компьютерных технологий и новых методов исследования и анализа электрофизиологических сигналов, среди которых представляют научный интерес реакции биоматериала на тестовые воздействия электрическими импульсами различной формы.

При разработке СППВР имеют место известные трудности, связанные со сложностью формирования обучающих и контрольных выборок для классификаторов МР. Это определяется двумя взаимосвязанными причинами. Первая причина обусловлена размытостью классов МР, что объясняется различием в сопутствующих заболеваниях у пациентов в экспериментальных группах, а также их возрастными и конституционными особенностями. Вторая причина связана с высокой степенью субъективности и зашумленности данных, получаемых, как в результате физикальных, так и инструментальных исследований. Попытки их преодолеть за счет увеличения объема данных о пациенте в обучающей выборке не приводят к прорывным результатам, так как такие решения затягивают диагностические процессы и приводят к еще

большому размытию классов, а наличие корреляционных связей между ФР, которые весьма сложно выявить в подсистемах живой системы, приводит к снижению показателей качества диагностики.

Таким образом, актуальность данного диссертационного исследования определяется необходимостью повышения показателей качества диагностики МР посредством разработки методов поиска новых не инвазивных предикторов оценки ФС пациента, в том числе и на основе биоимпедансных исследований в аномальных зонах электропроводности, и новых методов разработки СППВР, основанных на использовании гетерогенных пространств информативных признаков и на иерархической структуре автономных интеллектуальных агентов (АИА), включающих различные методы анализа и классификации данных и позволяющих посредством агрегации решений АИА на различных иерархических уровнях создавать самоорганизующиеся модели классификаторов МР.

**Степень разработанности темы исследования.** В настоящее время для диагностики МР широко применяются интегральные шкалы. Такой вид диагностики не является точным, так как, как правило, используется всего два класса МР, а создание самих шкал требует длительного времени на выбор математической модели, ее синтез (обучение) и валидизацию.

С развитием компьютерных технологий в медицинскую практику внедряется программированное прогнозирование (М.М. Батюшин, Ю.Л. Шевченко). В нашей стране и за рубежом в области цифровой медицины ведется интенсивная разработка АИА для классификации МР на основе нечеткого логического вывода, глубокого машинного обучения (Deep Learning), МГУА моделей, дерева решений и т.д. (Л.А. Манило, Н.А. Корневский, А.П. Немирко, Л.Т. Сушкова, З.М. Юлдашев и др.).

Независимо от парадигмы, на которую ориентирован АИА, для его функционирования необходимы предикторы МР. В случае диагностики риска ХЛ, предикторы делят на дооперационные и интраоперационные. Получение дооперационных предикторов вызывает ряд проблем, связанных со временем сбора объективных данных, получаемых на основе инструментальных и лабораторных исследований, а также с субъективностью их интерпретации, в случае, если их источником являются заключения врача или самого больного. В то же время, интраоперационные признаки получить можно только постфактум. В связи с этим большую роль в задаче диагностики риска ХЛ принадлежит инструментальным исследованиям, в частности, исследованиям, которые не требуют сложной медицинской техники и не вызывают больших физических или эмоциональных нагрузок на больного. В качестве таких исследований заслуживают особого внимания биоимпедансные исследования.

Использование информации, полученной посредством биоимпедансных исследований *in vivo* (на живой ткани) в аномальных зонах проводимости, позволяет не инвазивно получать предикторы МР с высокой оперативностью и с минимальным воздействием на ФС пациента, то есть биоимпедансные исследования удовлетворяют принципу медицинской интактности (программно-аппаратный комплекс РОФЕС, биоимпедансный анализатор АВС-01 и

т.д.). К недостаткам известных систем для биоимпедансных исследований следует отнести отсутствие возможности проведения многомерного анализа, а, следовательно, использования при диагностике МР технологии бустинга, сверточных нейронных сетей и других методов интеллектуальной обработки больших данных.

Известно большое количество работ о применении биоимпедансного анализа для мониторинга неотложных состояний: в период диализа (Stompog T. et al; Lopot F. et al; Chumlea W.C.; Foster B.J., Leonard M.B.; и др.), при шоке (Piccoli A. et al; Shanholtzer B.A., Patterson S.M.), потери крови (Kushner R.F., 1992; Piccoli A. et al; и др.). Обеспечение многомерного анализа с сохранением морфологической интактности и ФС пациента добиваются за счет увеличения объема информации, снимаемой с отдельной биологически активной точки (БАТ), например, посредством анализа вольт-тамперной характеристики в БАТ (Авад Али Мохаммед, Н.Е. Нехаенко).

Отсутствие инерционности и безопасность биоимпедансометрии позволяют использовать ее в качестве средства мониторинга у самых тяжелых больных. Показатели биоимпеданса используются при определении параметров центральной и периферической гемодинамики, для оценки степени обезвоживания или отечности живой ткани, при диагностике новообразований, для оценки деформируемости эритроцитов крови, при исследовании воспалительного осложнения раны после ХЛ, при исследовании влияния медикаментов на биоткань и т.д. (Ю.В. Торнуев, Р.Г. Хачатрян, А.П. Хачатрян; Т.Х. Zhao; T. Clielidze; J.Z. Bao et al; K. Cha et al; L.I. Kalakutskiy et al; M. Sezdi et al; Y. Hayashiet al; A. Shanwell). Однако представленные работы решают частные задачи диагностики МР и в доступной научной литературе отсутствует информация о комплексных и системных исследованиях в области интеллектуальных систем диагностики МР с использованием предикторов, получаемых на основе биоимпедансного анализа.

Проведённый анализ современных исследований в области СППВР позволяет сформировать фундаментальную научную проблему, на решение которой направлено данное исследование: развитие методологии искусственного интеллекта в диагностике медицинского риска, позволяющей повысить достоверность интерпретации гетерогенных данных, в том числе данных, полученных на основе биоимпедансных исследований, и тем самым повысить качество и своевременность диагностики медицинского риска. Совокупное использование различных методов синтеза АИА, а также использование различных методов и иерархических структур агрегации их решений, даёт возможность создавать качественно новые СППВР, позволяющие решать широкий круг задач классификации МР, обеспечивая эффективность врачебных решений при высоких требованиях к оперативности принятия решений в условиях неполноты, противоречивости, субъективности и зашумленности исходных данных.

**Целью диссертационной работы** является разработка концептуальных моделей и методологии построения систем поддержки принятия решений по классификации медицинского риска, позволяющих улучшить показатели ка-

чества классификации прогнозирования социально значимых заболеваний на основе мультиагентных систем поддержки принятия врачебных решений и анализа гетерогенных данных, включая результаты анализа биоимпедансных исследований в аномальных зонах электропроводности.

Для достижения поставленной цели в работе *решаются* следующие **задачи:**

- системный анализ методов и компьютерных технологий классификации медицинских рисков на основе гетерогенных данных и источников, включая результаты анализа биоимпедансных исследований в аномальных зонах электропроводности;

- развитие методологии синтеза автономных интеллектуальных агентов и ансамблей классификаторов на их основе, предназначенных для классификации медицинских рисков, позволяющей повысить качество скрининговой диагностики медицинского риска;

- разработка методов построения моделей импеданса биоматериала, предназначенных для формирования дескрипторов для обучаемых классификаторов медицинского риска;

- разработка методов и моделей формирования дескрипторов, основанных на исследовании динамических характеристик импеданса биоматериала в зонах аномальной электропроводности, обеспечивающих синтез обучаемых классификаторов в интеллектуальных системах классификации медицинских рисков;

- разработка интеллектуальных систем поддержки принятия решений по классификации риска сердечно-сосудистых заболеваний;

- разработка интеллектуальной системы поддержки принятия решений по классификации риска хирургического лечения;

- экспериментальные исследования образцов интеллектуальных систем классификации медицинских рисков, построенных на основе разработанных методов, моделей и алгоритмов.

**Объектом диссертационного исследования** являются медицинские информационные системы с интегрированными модулями поддержки принятия врачебных решений.

**Предметом исследования** является методология искусственного интеллекта в классификаторах медицинского риска на основе гетерогенных данных и источников, с учетом анализа биоимпеданса *in vivo*.

**Научная новизна результатов работы.** В рамках диссертационной работы были получены следующие основные результаты, обладающие научной новизной.

1. Методология синтеза автономных интеллектуальных агентов и ансамблей классификаторов на их основе, предназначенных для классификации медицинских рисков, отличающаяся использованием в качестве дескрипторов для «слабых» классификаторов гетерогенных данных и источников, включая результаты анализа биоимпедансных исследований в аномальных зонах электропроводности, позволяющая повысить качество скрининговой диагностики медицинского риска, включающая:

- метод агрегирования слабых классификаторов по трем конкурирующим гипотезам, основанный на развитии теории Кондорсе;

- теоретико-множественную модель обучающей выборки, основанную на апостериорной её декомпозиции в подмножества, принадлежность к которым определяется посредством анализа попадания выходов «слабых» классификаторов в терцили, позволяющую синтезировать интеллектуальные модели принятия решений на основе технологии бустинга;

- метод диагностики медицинского риска, основанный на биоимпедансных исследованиях в множестве тестовых БАТ, связанных с классифицируемым медицинским риском, и статистических исследованиях множества обучающих выборок, предназначенных для построения «слабых» классификаторов, отличающийся процедурой агрегирования «слабых» классификаторов, в которой учитываются «веса» обучающей выборки, на которой был построен «слабый» классификатор, и «вес» БАТ, по результатам исследований которой строится «слабый» классификатор;

- алгоритм классификации медицинского риска, отличающийся процедурой «взвешивания» «слабых» классификаторов для каждой экспериментальной группы и процедурой «взвешивания» выборки, на которой были построены эти классификаторы, и последовательностью выполнения этих процедур, и процедурой оптимизации пула обучающих выборок для построения финального «сильного» классификатора;

- алгоритм формирования ансамблей классификаторов, включающий четыре параллельных ветви формирования промежуточных «сильных» классификаторов, агрегирующих решения «слабых» классификаторов по группам информативных признаков, с последующей реализацией итерационного процесса селекции «слабых» классификаторов в зависимости от результатов мета-анализа промежуточных «сильных» классификаторов и финального сильного классификатора;

- метод построения модели «слабого» классификатора медицинского риска с суррогатным маркером, полученным на основе исследования показателей электропроводности БАТ, отличающийся включением двух байесовских моделей классификаторов наличия риска и отсутствия риска, и формирования окончательной модели путём получения их разностей с априорным определением порогового значения, определяющего область применимости модели «слабого» классификатора.

2. Методы синтеза моделей биоимпеданса, основанные на многочастотном зондировании биообъекта в экспериментах *in vivo*, позволяющие формировать многомерные и иерархические множества дескрипторов для гетерогенных классификаторов медицинского риска, включающие:

- метод синтеза графических моделей биоимпеданса, отличающийся представлением биоимпеданса в виде двух графиков, первый из которых отражает зависимость от частоты базовой составляющей биоимпеданса, а второй – зависимость от времени динамической составляющей биоимпеданса, при этом дескрипторы по первому графику формируются на основе его Фурье-анализа, а дескрипторы по второму графику формируются на основе

его рекурсивного разложения на линейные регрессии общего вида с априорно заданными аппроксимирующими функциями на каждом этапе рекурсии;

- метод синтеза непараметрической модели биоимпеданса в виде диадно-пентадного континуума, элементы которого используются в качестве дескрипторов классификатора медицинского риска, отличающийся тем, что для получения одной пентады дескрипторов решается система нелинейных уравнений, полученная по результатам измерения биоимпеданса на двух частотах, соответствующих этой пентаде;

- метод синтеза параметрической модели биоимпеданса, основанный на представлении биоматериала трёхэлементным RC–двухполюсником, отличающийся тем, что базовая составляющая биоимпеданса двухполюсника синтезируется на основе нелинейной регрессионной модели, а при инициализации итерационного процесса начальные значения параметров модели определяются путём предварительных экспериментальных исследований;

- комплект алгоритмов синтеза моделей биоимпеданса в экспериментах *in vivo*, обеспечивающий программную реализацию предложенных методов и моделей для биомедицинских исследований.

3. Методология синтеза автономных интеллектуальных агентов на основе показателей динамики импеданса биоматериала, позволяющая обеспечить морфологическую интактность при скрининговой диагностике медицинского риска, включающая:

- функциональную модель вольт-амперной характеристики биоматериала в аномальной зоне электропроводности, отличающуюся двумя контурами обратной связи, первый из которых моделирует электрические свойства биоматериала, а второй – его системную реакцию на внешние акции на уровне регуляторных свойств организма;

- метод формирования дескрипторов для классификаторов медицинских рисков, основанный на анализе кортежа вольт-амперных характеристик биоматериала и точек их пересечения с определённой информативной абсциссой, отличающийся тем, что дескриптор состоит из кортежа диад, а диада определяется по двум точкам вольт-амперной характеристики, лежащим на информативной абсциссе;

- алгоритм построения реверсивной вольт-амперной характеристики биоматериала в аномальной зоне электропроводности, отличающийся трехэтапной процедурой моделирования динамических характеристик электропроводности биоматериала, и позволяющий определить параметры модели по начальным условиям;

- динамическую модель вольт-амперной характеристики биоматериала в аномальной зоне электропроводности, отличающуюся тем, что импеданс биоматериала представлен в виде суперпозиции двух экспоненциальных составляющих, аргумент первой из которых зависит от тока в биоматериале и продолжительности его воздействия на биоматериал, а аргумент второй экспоненты зависит только от мгновенного значения тока в биоматериале;

- временную модель электрического импеданса биоматериала, представленную в виде двух массивов однотипных данных, каждая пара одноин-



дексных элементов которых описывает параметры модели импеданса биоматериала на соответствующем временном интервале, позволяющую формировать дескрипторы для автономных интеллектуальных агентов с учетом эволюции электрических свойств биоматериала в процессе воздействия на него тестовыми импульсами напряжения.

4. Интеллектуальная система прогнозирования рисков сердечно-сосудистых осложнений, построенная на основе предложенной базовой структуры многоагентной интеллектуальной системы прогнозирования медицинских рисков, обеспечивающая прогноз повторных инфарктов миокарда с диагностической чувствительностью 0,90 при диагностической специфичности 0,86; инсультов - с диагностической чувствительностью 0,84 при диагностической эффективности 0,87, а по основным показателям качества прогнозирования ИБС превосходящая известные модели принятия решений на 10...16%, включающая:

- метод формирования моделей принятия решений по прогнозированию риска ишемического мозгового инсульта, отличающийся иерархической структурой интеллектуальных агентов нижнего и верхнего уровней и методикой формирования дескрипторов на основе биоимпедансных исследований;

- систему моделей «слабых» классификаторов для решения задач прогнозирования повторного ИМ по различным группам разнородных информативных признаков, которые могут агрегироваться в различных сочетаниях, отличающуюся дополнительной группой данных в виде модели виртуальных потоков;

- иерархическую модель классификатора риска ИБС в гетерогенном пространстве информативных признаков, отличающуюся синергетическими «слабыми» классификаторами на соответствующем иерархическом уровне.

5. Интеллектуальная система для определения риска хирургического лечения, основанная на анализе динамических свойств импеданса биоматериала, и алгоритм ее функционирования, обеспечивающие показатели качества диагностики до 90%, включающие:

- концептуальную модель системы нечеткого вывода для классификации риска хирургического лечения, включающую три шкалы операционного риска и базу медицинских данных о пациентах, отличающуюся монитором, вычисляющим точки риска на основе статистического анализа базы данных пациентов и модификацией отдельных функциональных блоков алгоритма Мамдани-Заде;

- методику калибровки неспецифической шкалы операционного риска, отличающуюся моделью сопоставления результатов оценки функционального состояния организма известными тестами и параллельным контролем динамики импеданса в информативных БАТ.

**Достоверность** научных положений, теоретических выводов и практических результатов диссертационной работы подтверждается:

- корректным использованием математического аппарата математической статистики, нечеткого логического вывода и нейросетевого моделирования;

- соответствием результатов экспериментальных исследований выдвигаемым гипотезам и качественным и количественным результатам предшествующих исследований;

- практической реализацией локальных СППВР, подтверждённых отчётами НИР в Госреестре, патентами на изобретения и программами для ЭВМ;

- использованием результатов диссертационной работы в экспертных системах медицинского назначения, подтвержденных актами внедрения.

Работоспособность разработанных моделей, методов, алгоритмов и СППВР подтверждена статистическим анализом результатов экспериментальных исследований и клиническими испытаниями.

**Теоретическая и практическая значимость работы** заключается в развитии методологии искусственного интеллекта для цифровой медицины, а также в развитии теории проектирования биотехнических систем.

Практическая значимость работы подтверждается разработанными методами, алгоритмами и моделями, реализованными в программах для ЭВМ.

Разработанные методы, алгоритмы и модели интеллектуальной поддержки диагностики медицинского риска обеспечивают:

- развитие методов цифровой медицины и их внедрение в клиническую практику;

- создание программно-аппаратных средств диагностики медицинского риска с последующим их модульным наращиванием с целью создания наиболее перспективных архитектур систем искусственного интеллекта;

- разработку «умных» методов медицинской диагностики и их интеграцию в информационно-телекоммуникационные системы ЛПУ;

- объединение статистических данных, взятых из ЛПУ и интернет-источников, и комплекса знаний групп экспертов;

- минимизацию материальных и временных затрат для решения задач интеллектуальной поддержки по диагностике медицинских рисков;

- построение СППВР, осуществляющих диагностику медицинских рисков по отдельной методике или комплексам методик, обеспечивающих персонализированный подход к ведению пациента.

**Реализация результатов работы.** Полученные в диссертационной работе результаты теоретических и прикладных исследований использовались при выполнении:

НИР федеральной целевой программы «Научные и научно-педагогические кадры инновационной России на 2009-2013 годы»: государственный контракт № П705 от 12 августа 2009 г., проект: «Прогнозирование функционального состояния сердечно-сосудистой системы человека на основе многомерного спектрального анализа данных мониторинга акустических и электрофизиологических процессов жизнедеятельности, осуществляемого посредством микроминиатюрных датчиков и мобильных средств связи» (ответственный исполнитель); государственный контракт № П424 от 12 мая 2010 г., проект «Гибридные информационные технологии для ранней диагностики инфекционных и онкологических заболеваний на основе многочастотной импедансометрии биоматериалов» (ответственный исполнитель); НИР по гран-

ту Минобрнауки России, Соглашение № 14.В37.21.1970 от 14 ноября 2012 г. по теме «Гибридные технологии анализа и классификации сложноструктурируемых изображений для медицинских приложений» (исполнитель); НИР федеральной целевой программы «Исследования и разработки по приоритетным направлениям развития научно-технологического комплекса России на 2014 - 2020 годы»: государственный контракт № 14.514.11.4089 от 20 июня 2013 г. о выполнении проблемно-ориентированных исследований в области создания эффективных систем обработки сигналов и изображений в реальном времени (исполнитель), Соглашение № 14.576.21.0071 от 6 ноября 2014 г. на выполнение прикладных научных исследований в области биоинформационных технологий (исполнитель); НИР по гранту РФФИ (договор № 16-07-00164\16 от 03.02.2016 г.) (ответственный исполнитель); НИР по гранту Президента Российской Федерации для государственной поддержки молодых российских ученых МК-2870.2013.8 по теме: «Многоканальный биоимпедансный анализатор для диагностики патологических состояний живых систем» (договор № 14.124.13.2870-МК от 04 февраля 2013 г.) (научный руководитель); НИР по гранту РФФИ № 19-38-90116 по теме «Персонализированные биотехнические системы диагностики и управления терапией сердечно-сосудистых заболеваний» (договор № 19-38-90116\19 от 22.08.2019 г.) (научный руководитель); НИР по гранту РФФИ № 20-38-90063 по теме «Методы и алгоритмы прогнозирования и ранней диагностики инфекционных заболеваний по неспецифическим шкалам риска, построенным на основе исследования динамических свойств биоимпеданса в аномальных зонах электропроводности» (договор № 20-38-90063\20 от 26.08.2020 г.) (научный руководитель).

Методы построения и модели гетерогенных классификаторов медицинского риска, учитывающие результаты биоимпедансных исследований, разработанные в диссертационной работе, а также реализующие их СППВР, использовались в АО «Медицинские технологии ЛТД» при разработке алгоритмического и программного обеспечения экспертных систем, и прошли испытание в отделении медицинской реабилитации клинического научно-медицинского центра «Авиценна», г. Курск. Результаты полученных в диссертации теоретических, прикладных и экспериментальных исследований используются в учебном процессе Юго-Западного государственного университета при обучении студентов по направлению 12.04.04 «Биотехнические системы и технологии» и специальности 30.05.03 «Медицинская кибернетика».

Использование результатов диссертационной работы на практике подтверждено соответствующими актами о внедрении.

По результатам диссертационной работы получено 8 патентов РФ на изобретение и программы для ЭВМ.

**Содержание диссертации соответствует паспорту научной специальности** 05.11.17 «Приборы, системы и изделия медицинского назначения», а именно пункту 2 «Значение решения научных, технических, медико-биологических проблем и проблем приборного и инструментального разви-

тия современных медицинских технологий и информационного их обеспечения для задач здравоохранения состоит в создании высокоэффективных инструментов, приборов, оборудования, изделий, систем, комплексов, технического и программного обеспечения принципиально новых высокоэффективных средств и методов воздействия на человека и в оценке влияния на человека лечебного и поражающего фактора различных излучений, полей и других энергетических факторов воздействия на человека, создании измерительной техники и средств метрологического обеспечения, создании новых средств передачи и отображения медико-биологической информации».

**Методология и методы исследования.** Теоретические исследования проведены с применением методов проектирования биотехнических систем, электротехники, теории автоматического управления, системного анализа, искусственных нейронных сетей, нечеткой логики принятия решений, математической статистики. Экспериментальные исследования выполнены с использованием методов моделирования в средах Mathcad и Matlab, технологий объектно-ориентированного и модульного программирования и Интернет-технологий.

**Основные положения, выносимые на защиту**

1. Методология синтеза автономных интеллектуальных агентов и ансамблей классификаторов на их основе, построенная на основе развития теории Кондорсе, позволяет повысить качество скрининговой диагностики медицинского риска посредством методов и моделей биоимпедансных исследований в множестве тестовых БАТ, связанных с классифицируемым медицинским риском.

2. Методы синтеза моделей биоимпеданса, позволяют формировать дескрипторы для гетерогенных классификаторов в иерархических системах интеллектуальной поддержки диагностики медицинского риска, обеспечивающих показатели качества классификации до 90%.

3. Методология синтеза автономных интеллектуальных агентов на основе контроля динамики электрических свойств биоматериала, позволяет обеспечить интактность медико-биологических исследований и повысить качество скрининговой диагностики медицинского риска посредством методов и моделей исследования биоимпеданса в аномальных зонах электропроводности.

4. Интеллектуальная система прогнозирования рисков сердечно-сосудистых осложнений, построенная на основе методологии синтеза автономных интеллектуальных агентов и ансамблей классификаторов на их основе с включением моделей биоимпеданса в аномальных зонах электропроводности, обеспечивает прогноз повторных инфарктов миокарда с диагностической чувствительностью 0,90 при диагностической специфичности 0,86; мозговых инсультов - с диагностической чувствительностью 0,84 при диагностической эффективности 0,87, а по основным показателям качества прогнозирования ИБС превосходит известные шкалы риска на 10...16%, при этом включение синергетических каналов приводит к увеличению показателей качества классификации базовой модели классификатора до 8%.

5. Интеллектуальная система классификации риска хирургического лечения на основе исследования динамических свойств биоимпеданса в аномальной области электропроводности в экспериментах *in vivo* обеспечивает статистическую связь показателей функционального состояния с динамическими характеристиками биоимпеданса в аномальных зонах электропроводности и обеспечивает классификацию риска хирургического лечения по диагностической чувствительности до 84%, диагностической специфичности – 92%, диагностической эффективности - 90%.

**Апробация работы.** Результаты и научные положения диссертационной работы докладывались и обсуждались на следующих Всероссийских и Международных научных конференциях: «Медико-экологические информационные технологии» (Курск – 2012; 2013, 2017, 2018); «Физика и радиоэлектроника в медицине и экологии» (Владимир – Суздаль – 2014, 2016, 2018, 2020), «Materials of I International scientific and practical conference, “Science and Education”» (Belgorod – Sheffield - 2014), «Лазерно-информационные технологии в медицине, биологии, геоэкологии и транспорте» (Новороссийск – 2012, 2014, 2015, 2016, 2017, 2020), Научный взгляд на современный этап развития общественных, технических, гуманитарных и естественных наук. Актуальные проблемы (Санкт-Петербург – 2014); «Proceedings of the International Scientific and Practical Conference "Methodology of modern research» (Dubai – 2015), «Оптико – электронные приборы и устройства в системах распознавания образов, обработки изображений и символической информации» (Курск – 2015), «Актуальные направления научных исследований XXI века: Теория и практика» (Воронеж - 2015), «Современные методы прикладной математики, теория управления и компьютерных технологий (ПМТУКТ - 2015)» (Воронеж - 2015), «Искусственный интеллект в решении актуальных социальных и экономических проблем XXI века» (Пермь – 2016, 2018, 2019, 2020), «Интеллектуальные информационные системы» (Воронеж – 2016), «Нейроинформатика, ее приложения и анализ данных: (Красноярск – 2016, 2018, 2020); Современные направления развития управления, экономики и образования (Пенза – 2018); Интеллектуальные технологии и средства реабилитации и абилитации людей с ограниченными возможностями (ИТСР-2018) (Москва – 2018); Современные проблемы анализа динамических систем. Теория и практика (Воронеж - 2019) на научно-технических семинарах кафедры биомедицинской инженерии ЮЗГУ (Курск - 2013, 2014, 2015, 2016, 2017, 2018, 2019 и 2020) и др.

**Публикации.** По теме диссертации опубликованы 80 научных работ, в том числе: 38 статей в научных рецензируемых изданиях, входящих в перечень ВАК, в том числе в Scopus; 3 монографии; 8 патентов на изобретения и программы для ЭВМ; более 23 докладов на Международных и Всероссийских конференциях.

**Личный вклад автора в получение результатов,** изложенных в диссертации. Все результаты диссертационной работы, в том числе постановка задач, разработка и исследование защищаемых методологий, методов, моделей и алгоритмов, основные научные результаты, выводы и рекомендации,

принадлежат автору лично. Интеллектуальные системы, реализующие разработанные методы, алгоритмы и модели, созданы непосредственно автором. Участие соавторов сводится к методическим консультациям и получению экспериментальных результатов по предложенным автором постановке задач и технологиям.

**Структура и объем диссертации.** Диссертационная работа состоит из введения, шести разделов, заключения, списка литературы из 287 наименований. Диссертация содержит 376 страниц основного текста, в том числе 56 таблиц и 161 рисунок.

## СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

**Во введении** обоснована актуальность темы диссертации, сформулирована проблема, цель и задачи исследований, научная новизна и практическая значимость, приведены результаты реализации работы.

**В первом разделе** выполнен анализ современного состояния методов и компьютерных технологий диагностики МР, выявлены пути их модификаций, обеспечивающие повышение эффективности принятия решений. МР при этом рассматривается с позиции адаптационных возможностей системы как ее способностей адекватно реагировать на вызовы внешней среды, характеризующейся точкой в четких или нечетких координатах.

**Во втором разделе** исследованы методы и модели для ансамблей классификаторов в интеллектуальных системах прогнозирования МР. Несмотря на большое разнообразие МР, при их диагностике используют, в основном, две шкалы: шкалу построенную на основе эмпирических моделей и шкалу, построенную на основе статистических моделей. При этом ФР, на основе которых строятся эти шкалы, делятся на подмножества, элементы которых являются дескрипторами мета-предикторов или «слабых» классификаторов.

Такой подход к декомпозиции «сырых» данных вызывает необходимость в разработке *метода агрегирования решений «слабых» классификаторов*. Модели агрегирования ансамбля «слабых» классификаторов построены на основе развития теории общественного выбора маркиза Кондорсе.

На основе развития теории Кондорсе модель агрегирования «слабых» классификаторов определялась функцией агрегирования

$$D = f(D_1, D_2, \dots, D_i, \dots, D_n), \quad (1)$$

где  $n$  – количество слабых классификаторов,  $D_i$  - решение, принимаемое  $i$ -м слабыми классификаторами ( $i = 1, \dots, n$ ), которое принимает значения 1, 0, -1. Ввод класса «отложить» или класса «0» позволил сформировать условие участия «слабого» классификатора в ансамбле классификаторов (участия в бустинге).

В качестве агрегатора были использованы *модели многомерной линейной регрессии и модели нечеткого логического вывода* (МНЛВ). Многомерная линейная модель позволяет представить агрегатор в виде матрицы,

число строк которой равно количеству гипотез или числу интервалов на шкале риска, а число столбцов – количеству «слабых» классификаторов в ансамбле. С учетом веса  $\alpha_{ij}$  алгоритма  $i$ -го «слабого» классификатора по отношению к гипотезе  $j$ , решение ансамбля классификаторов по гипотезе  $j$  можем представить как

$$D_j = \sum_{i=1}^n \alpha_{ij} D_{ij}. \quad (2)$$

В МНЛВ в качестве «слабых» классификаторов используются правила нечеткой продукции. За основу алгоритма агрегирования этих правил взята схема Е. Шортлиффа. Алгоритм формирования «сильного» классификатора последовательно включает в МНЛВ правила продукционного типа и позволяет повысить диагностические качества модели принятия решений.

Для формирования ансамблей классификаторов согласно (1) и (2) предложена *теоретико-множественная модель обучающей выборки*, основанная на декомпозиции её в подмножества, принадлежность к которым определяется посредством анализа попадания выходов «слабых» классификаторов в терцили. Модель позволяет сформировать ансамбль классификаторов на основе технологии бустинга. Учитывая, что в модели используем три термина, то обучающая выборка состоит из терцилей. Границы между ними устанавливаются на основе анализа требований к чувствительности и специфичности работы классификаторов, которые устанавливаются по результатам разведочного анализа лицом, принимающим решения (ЛПР).

Для отклонения решения о вводе очередного ( $i$ -го) «слабого» классификатора в ансамбль необходимо, чтобы для двухальтернативного классификатора выполнялись следующие условия:

$$R1: A1_i \subseteq A1_1 \cup A1_2 \cup \dots \cup A1_{i-1}, \quad (3)$$

$$R2: A2_i \subseteq A2_1 \cup A2_2 \cup \dots \cup A2_{i-1}, \quad (4)$$

где  $A1_i$  - подмножество образцов с МР правильно классифицированных  $i$ -м «слабым» классификатором;  $A2_i$  - подмножество образцов без МР, правильно классифицированных  $i$ -м «слабым» классификатором.

Мы утверждаем, что образец из множества  $A1$  будет отнесен  $i$ -м классификатором к первому классу, если его первый выход находится в третьем терциле, а второй – в первом терциле. Образец из множества  $A2$  будет классифицирован  $i$ -м классификатором правильно, если его второй выход находится в третьем терциле, а первый – в первом терциле. Если такие утверждения справедливы для всех образцов обучающей выборки, то бустинг не нужен. В противном случае для «слабого» классификатора  $IA_i$  строятся два дополнительных «слабых» классификатора  $IA_{i1}$  и  $IA_{i2}$  – сателлита.

Для синтеза классификаторов - сателлитов формируются две обучающих выборки. Первая получена посредством изъятия из исходной выборки

подмножества  $A1_1$ , вторая – посредством изъятия из исходной выборки подмножества  $A1_2$ . Далее проводим аналогичные процедуры определения качества классификации по попаданию в терцили соответствующих выходов классификаторов – сателлитов. Таким образом, включение  $i$ -го «слабого» классификатора в ансамбль порождает итерационный процесс формирования классификаторов – сателлитов.

После формирования ансамбля «слабых» классификаторов необходимо сформировать «сильный» классификатор. «Сильный» классификатор в ансамбле классификаторов выполняет роль агрегатора решений «слабых» классификаторов. Исходя из вышесказанного в задачу «сильного» классификатора входит «запустить» или остановить бустинг. Критерием остановки бустинга является выполнение условия:

$$((y1 \in T3) \text{ and } (y2 \in T1)) \text{ or } ((y1 \in T1) \text{ and } (y2 \in T3)) = TRUE, \quad (5)$$

где  $y1$  и  $y2$  – выходы  $i$ -го «слабого» классификатора,  $T1$  и  $T3$  – шкалы первого и третьего терцилей.

При формировании «сильного» классификатора согласно (2) необходимо «взвесить» «слабые» классификаторы. Если рассматривать БАТ, на основе исследования которой строится вектор информативных признаков, как суррогатный маркер, то вес «слабого» классификатора определяется суррогатным маркером и «весом» экспериментальной группы. Так как эти два фактора взаимосвязаны, то процесс «взвешивания» «слабого» классификатора является итерационным процессом. Для его осуществления предложена **структурно-функциональная модель формирования «слабого» классификатора, функционирующего на основе исследования биоимпеданса в аномальных зонах электропроводности, и схема получения суррогатных маркеров для их функционирования**, отличающаяся учетом системных связей между источниками сырых данных, их методами получения и методами обработки, позволяющие реализовать системный подход в процедурах синтеза «слабых» классификаторов.

На основе предложенной структурно-функциональной модели формирования «слабого» классификатора разработан **метод и алгоритм классификации МР на основе импедансного анализа БАТ**. Алгоритм, реализующий метод, построен на основе процедур «взвешивания» обучающих выборок и определения релевантности БАТ. В процессах «взвешивания» участвуют слабые классификаторы  $NETij$ . В процессе определения релевантности БАТ  $NETij$  обучаются уже на «взвешенных» выборках. Для «взвешивания» выборки синтезируется промежуточный «слабый» классификатор. Показатель точности этого классификатора является «весом» выборки, «связанной» с этим классификатором. В общем случае с каждой обучающей выборкой работает автономный исследователь, который может построить на её основе группу «слабых» классификаторов  $NETij, j = \overline{1, M}$ , где  $M$  – число доступных БАТ. Но объективную оценку качества классификации этих классификаторов получить не представляется возможным в связи с отсутствием данных о «ве-



се» используемой для обучения обучающей выборки. Поэтому для определения «весов» выборок используется мета-анализ, заключающийся в агрегации решений «слабых» классификаторов по всем БАТ по одной выборке, то есть дифференциация решений по выборкам. После загрузки «слабых» классификаторов  $NET_{ij}$  для  $j$ -й БАТ и их «весов» синтезируется промежуточный «сильный» классификатор с учётом весов обучающих выборок. Синтез промежуточного «сильного» классификатора осуществляется с учётом «весов» «слабых» классификаторов  $NET_{ij}$ , учитывающих только релевантность БАТ, а синтез «сильного» классификатора осуществляется по объединённой обучающей выборке и по всем БАТ.

ЛПР оценивает точность «сильного» классификатора и, если она его не устраивает, попытается повысить её путём исключения «шумящих» обучающих выборок или «шумящих» БАТ. Согласно алгоритму метода, ЛПР определяет вид МР (конкретного заболевания, хирургической операции, терапевтического воздействия), для которого формируется ансамбль классификаторов. После выбора вида МР формируются «слабые» классификаторы ансамбля.

«Слабые» классификаторы ансамбля разбиты на четыре группы, для каждой из которых строится свой промежуточный «сильный» классификатор. В первую группу «слабых» классификаторов входят классификаторы, работа которых основана на анализе импеданса в БАТ, релевантных для выбранного МР. Во вторую группу входят «слабые» классификаторы, которые анализируют сопутствующие заболевания. В третью группу входят «слабые» классификаторы сердечно-сосудистых рисков. В четвёртую группу входят «слабые» классификаторы, анализирующие суррогатные маркеры по дополнительным ФР из экзогенных и эндогенных факторов, оказывающих влияние на МР. Среди эндогенных суррогатных маркеров представляет интерес анамнез, генетическая предрасположенность, конституционные особенности и т.д.

Предложен *алгоритм формирования ансамблей классификаторов для диагностики МР*, включающий четыре параллельных ветви формирования промежуточных «сильных» классификаторов, агрегирующих решения «слабых» классификаторов по группам информативных признаков с выделением суррогатных маркеров по каждому «слабому» классификатору, позволяющий формировать финальный «сильный» классификатор с последующей реализацией итерационного процесса селекции «слабых» классификаторов в зависимости от результатов мета-анализа промежуточных «сильных» классификаторов и финального «сильного» классификатора.

*Метод построения моделей «слабого» классификатора МР* основан на исследовании показателей электропроводности БАТ. Для диагностики МР формируются две обучающие выборки с высоким МР и с низким МР, а также определяется способ вычисления суррогатного маркера по результатам исследования электропроводности в БАТ.

По каждой БАТ и по каждому тесту (суррогатному маркеру) в каждой экспериментальной группе по МР  $\omega_1$  получаем множество «слабых» классификаторов:

$$\{X_j^i = P_i(\omega_1 | \text{Тест}j k)\}, i = \overline{1, N}; j = \overline{1, M}; k = \overline{1, K}, \quad (6)$$

где  $K$  – число тестов в пуле тестов БАТ.

«Слабый» классификатор  $P_i(\omega_1 | \text{Тест}j)$  по риску  $\omega_1$ , определён согласно формуле Байеса

$$P_i(\omega_1 | \text{Тест}j) = \frac{P(\text{Тест}j | \omega_1) \cdot P(\omega_1)}{P(\text{Тест}j)}, \quad (7)$$

где  $P(\omega_1)$  – априорная вероятность МР  $\omega_1$ ,  $P(\text{Тест}j)$  – априорная вероятность результатов тестирования  $\text{Тест}j$ .

Для каждой обучающей выборки строятся интервальные гистограммы для суррогатных маркеров. В каждом интервале обеих обучающих выборок находится условная вероятность МР или его отсутствие. За априорную вероятность события  $\text{Тест}j_\ell$ , где  $j$  – номер БАТ,  $\ell$  – номер интервала, принимает значение гистограммы в интервале  $\ell$  для выборки с низким МР.

По формуле Байеса вычисляют условную вероятность МР или его отсутствие в каждом интервале гистограмм двух обучающих выборок. Окончательную модель «слабого» классификатора получают путём вычитания двух полученных моделей, предварительно задавшись пороговой величиной модуля этой разности, которая является репером, указывающим на интервалы, в которых «слабый» классификатор не работает.

На рисунке 1 показаны графики «слабых» классификаторов, полученных на основе формул (6) и (7).

Агрегируем «слабые» классификаторы по множеству тестов  $K$ :

$$\{Y_i = F(\overline{X}_{jk})\}, i = \overline{1, N}; j = \overline{1, M}. \quad (8)$$

Получаем множество промежуточных «сильных» классификаторов для модели  $\text{Риск}(\omega_1)$ .

Промежуточные «сильные» классификаторы риска  $R_{\ell j}$  объединяют частные риски по суррогатным маркерам в  $j$ -й БАТ, например, по правилу нечёткого «ИЛИ»:

$$R_{\ell j} = \max_{k=\overline{1, K}} \{R_{\ell j k}\}. \quad (9)$$

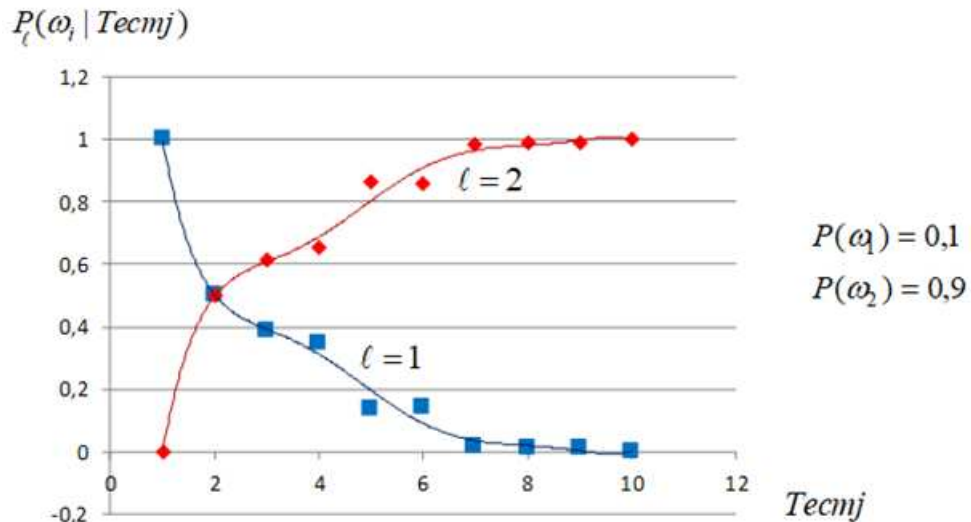


Рисунок 1 – «Слабые» классификаторы для прогнозирования риска инсульта в одной из эталонных групп  $\ell = \overline{1, 2}$

Агрегируем промежуточные «сильные» классификаторы (8) по множеству из  $M$  БАТ:

$$\{Z_i(\vec{Y})\}, i = \overline{1, N}. \quad (10)$$

В каждой экспериментальной группе выбираем лучшие модели классификаторов  $\{Z_i^*(\vec{Y})\}, i = \overline{1, N^*}$ .

Финальный классификатор МР определяется как агрегатор  $R = (\vec{Z}(\vec{Y}(\vec{X})))$ .

Классификатор реализуется на любой парадигме обучаемых или необучаемых классификаторов. Показатели качества диагностики финального классификатора слабо зависят от диагностической эффективности пула суррогатных маркеров или пула обучающих выборок. Оптимальное множество суррогатных маркеров и оптимальное множество обучающих выборок определяется ЛПР. Если выбор этих компонентов неудачен, то алгоритм вынудит ЛПР искать другие суррогатные маркеры и формировать новые обучающие выборки.

**Третий раздел** посвящен развитию методологии синтеза математических моделей биоимпеданса, основанной на многочастотном зондировании биообъекта в экспериментах *in vivo*. Математические модели предназначены для формирования многомерных и иерархических множеств дескрипторов для гетерогенных классификаторов МР. Разработан **метод синтеза графической модели биоимпеданса**. Модель представляет биоимпеданс в виде двух графиков, первый из которых отражает зависимость от частоты базовой составляющей биоимпеданса, а второй – зависимость от времени динамической составляющей биоимпеданса. Она позволяет синтезировать нейросетевой классификатор МР, состоящий из двух «слабых» классификаторов и од-

ного, агрегирующего, «сильного» классификатора. Второй «слабый» классификатор также структурируется на «слабые» классификаторы, число которых определяется числом линейных регрессионных моделей рекурсивного разложения второго графика. При этом дескрипторы по первому графику формируются на основе Фурье-анализа графика Коула, а дескрипторы по второму графику формируются на основе его рекурсивного разложения на линейные регрессии общего вида с априорно заданными аппроксимирующими функциями на каждом этапе рекурсии.

Для формирования дескрипторов кривая Коула может быть замкнута и, следовательно, как и любая периодическая функция, представлена в виде дискретного преобразования Фурье:

$$\dot{z}(\Omega^{(m)}) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \dot{z}(\omega^m) \exp\left(-j \frac{2\pi n \Omega^{(m)}}{N}\right), \quad (11)$$

где  $n$  – номер частоты зондирующего биообъекта тока (изменяется от 1 до  $N$ );  $\dot{z}(\omega^m)$  – комплексное сопротивление биообъекта на частоте зондирующего тока с номером  $m$ ;  $\Omega^{(m)}$  – номер частотной составляющей Фурье-представления графика Коула.

Комплексный ряд  $X(t)$  соответствует графику изменения динамической составляющей биоимпеданса и представлен суммой функций  $F_i(t)$ ,

$$X(t) = F_1(t) + F_2(t) + \dots + F_m(t) + \tilde{F}_m(t), \quad (12)$$

каждой из которых соответствуют свои дескрипторы. Ряд является дискретными отсчётами комплексной реографической кривой, которая содержит аддитивный набор компонент, определяемых множеством факторов, с различной степенью коррелирующих с ФС исследуемого организма.

Для формирования дескрипторов используем рекурсивное разложение динамической составляющей биоимпеданса по системе эмпирических базисных функций. За основу рекурсивного разложения взята линейная регрессия общего вида:

$$F(t, k_1, k_2, \dots, k_m) = k_1 F_1(t) + k_2 F_2(t) + \dots + k_m F_m(t), \quad (13)$$

где  $F_i$  – произвольные функции времени,  $k_i$  – вычисляемые константы.

Рекурсивное разложение динамической составляющей биоимпеданса получается из линейной регрессии общего вида путем последовательного применения нелинейной функции общего вида к остаткам, вычисляемым как

$$\tilde{F}_i(t) = \tilde{F}_{i-1}(t) - F_i(t), \quad (14)$$

где  $F_i(t)$  – нелинейная аппроксимация (регрессия) функции  $\tilde{F}_{i-1}(t)$ .

В связи с невысокой точностью измерения составляющих биоимпеданса и недостаточным разрешением по частоте, у модели биоимпеданса, пред-

ставленной графиком Коула, имеются ограничения по эффективности при диагностике МР. Поэтому для определения дескрипторов в дополнение к графическим моделям использованы непараметрические модели, параметры которых не имеют физического смысла, и параметрические модели, параметры которых соответствуют физическим моделям двухполюсников, эквивалентным импедансу биоматериала.

**Метод синтеза непараметрической модели биоимпеданса в экспериментах *in vivo*** основан на измерении импеданса биоматериала в окрестности электродов и последующей его декомпозиции на структурные элементы, отражающие физиологические свойства импеданса биоматериала. Процесс декомпозиции биоимпеданса отражает векторная диаграмма, представленная на рисунке 2.

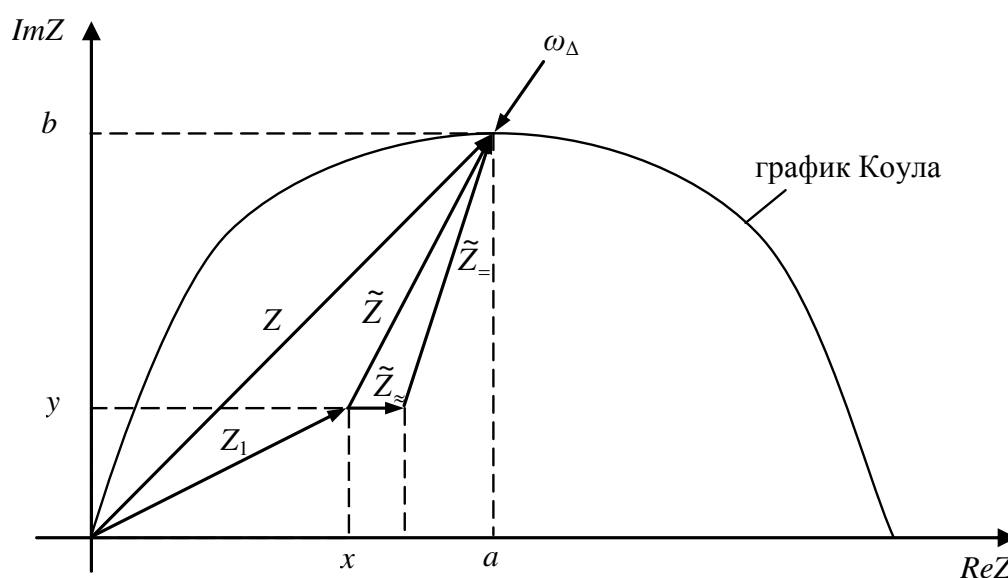


Рисунок 2 – Векторная диаграмма непараметрической модели на частоте  $\omega_{\Delta}$

На этом рисунке  $Z(\omega) = a(\omega) + jb(\omega)$  - экспериментально определяемый импеданс под электродами. Он структурирован на две составляющие  $Z = Z_1 + \tilde{Z}$ , которые являются феноменологическими моделями импеданса перехода электрод-кожа и импеданса подкожного биоматериала. Импеданс подкожного биоматериала  $\tilde{Z} = \tilde{Z}_{-} + \tilde{Z}_{\sim}$ , в свою очередь, структурирован на базовую составляющую  $\tilde{Z}_{-} = (x_1 - x_2) + jy$  и динамическую составляющую  $\tilde{Z}_{\sim} = x_2$ . Если частотный диапазон представить в виде диад частот, в пределах которых импеданс линеен, то на каждой такой диаде импеданс характеризуется пентадой информативных признаков  $\{a, b, x_1, x_2, y\}$ . Метод позволяет классифицировать биоматериал посредством двухуровневого нейросетевого классификатора, на первом уровне которого находится столько «слабых» классификаторов, сколько диад частот используются для синтеза непараметрической модели. Каждая пентада соответствует своему обучаемому классификатору. Число пентад соответствует числу частотных полос  $\omega_{\Delta}$ . В каждой

полосе частот строится своя непараметрическая модель биоимпеданса, поэтому поправочный коэффициент, предназначенный для снижения дисперсии графика Коула, не вводится. На устройство биоимпедансных исследований, позволяющее выполнить соответствующие измерения биоимпеданса, получен Патент РФ №2570071.

**Метод синтеза параметрической модели биоимпеданса в экспериментах *in vivo***, основан на представлении импеданса биоматериала трёхэлементным  $RC$ -двухполюсником, с последующим определением параметров этого двухполюсника, которые используются как дескрипторы обучаемого классификатора. Базовая составляющая биоимпеданса двухполюсника синтезируется на основе нелинейной регрессионной модели. При инициализации итерационного процесса определения параметров модели их начальные значения определяются по специально созданным таблицам, полученным на основе экспериментальных исследований, что позволяет минимизировать ошибки моделирования по мнимой и действительной части  $RC$ -двухполюсника, а также учитывать дисперсионные свойства графика Коула за счёт выбора параметрических триад, число которых совпадает с числом пар частот на графике Коула, используемых для построения непараметрической модели.

Для реализации методов построения моделей биоимпеданса разработан **комплект алгоритмов, позволяющий формировать дескрипторы для обучаемых классификаторов МР**.

Для формирования моделей биоимпеданса разработана автоматизированная система для биоимпедансных исследований, включающая ПЭВМ, модуль L-Card L791, устройство связи с биообъектом и щуп, позволяющая осуществлять многочастотное зондирование биоимпеданса в экспериментах *in vivo* и измерять действительные и мнимые составляющие биоимпеданса.

Проведены экспериментальные исследования метрологических характеристик автоматизированной системы для биоимпедансных исследований при измерении биоимпеданса на фантоме и на живых объектах в экспериментах *in vivo*. Систематические погрешности на фантоме не превышали 10% от расчетных значений. Погрешности пассивных элементов в фантоме составили не более 10%, что позволяет использовать автоматизированную систему для биоимпедансных исследований для измерения биоимпеданса живых объектов.

Экспериментальные исследования показателей сигнал/помеха при измерении биоимпеданса в «не БАТ» и в БАТ в экспериментах *in vivo* показали, что время достижения максимального соотношения сигнал/помеха составляет не более 1 с и достигает 20 дБ. В процессе серии измерений имеет место снижение модуля и действительной компоненты биоимпеданса до 50%, что приводит к снижению соотношения сигнал/помеха до 14 дБ. Таким образом, эксперимент показал, что компоненты биоимпеданса не инвариантны к длительности эксперимента, причём реактивная составляющая биоимпеданса оказалась более вариативной по сравнению с действительной составляющей.

В четвертом разделе исследованы методы и модели формирования дескрипторов, предназначенных для классификаторов МР, по динамическим характеристикам электрических свойств биоматериала в аномальных зонах электропроводности. Для контроля динамических свойств импеданса биоматериала предложено использовать в качестве зондирующего напряжения двухполюсные пилообразные дискретные импульсы, а в качестве дескрипторов – дискретные отсчёты токов вольт-амперной характеристики (ВАХ) биоматериала. Показано, что динамические характеристики электрического сопротивления биоматериала в аномальных зонах электропроводности существенно отличаются от динамических характеристик в зонах без проявления аномальных свойств, что позволяет разработать новые методы для формирования дескрипторов.

В качестве экзогенного воздействия на БАТ использовались токовые посылки ступенчатой формы, эпюры которых представлены в правой нижней части рисунка 3. Реакцией первичного ответа служит ток в БАТ, который откладывался на оси ординат графика ВАХ.

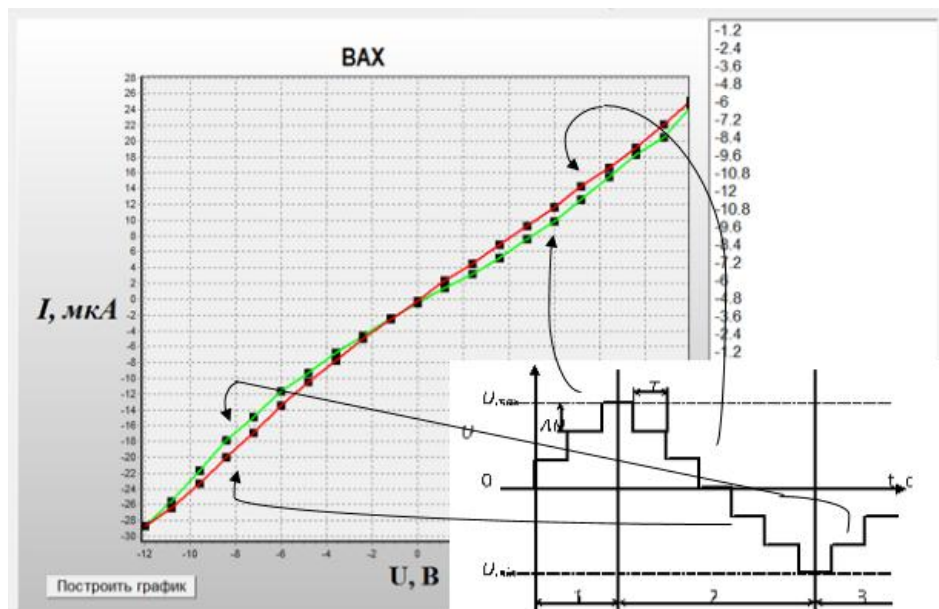


Рисунок 3 – Интерфейсное окно для построения графика ВАХ

Для определения «реакции платы» следует рассмотреть нисходящую ветвь ВАХ, которая на рис.3 показана красным цветом. «Реакция платы» – это разность ординат восходящей ВАХ (зеленой - более светлой на графике) и нисходящей ВАХ (красной - более темной на графике) при общей для обеих ВАХ абсциссе. От абсолютных значений тока переходим к нормированным значениям путем деления его на соответствующую абсциссу (напряжение), то есть оперируем уже с электрическим сопротивлением БАТ.

**Метод формирования дескрипторов для классификаторов МР**, основанный на анализе кортежа вольт-амперных характеристик биоматериала и точек их пересечения с определённой информативной абсциссой, отличающийся тем, что дескриптор состоит из кортежа диад. Диада определяется по двум точкам вольт-амперной характеристики, лежащим на информативной

абсциссе. Первое число в диаде определяется по точке пересечения абсциссы с восходящей ветвью вольт-амперной характеристики, а второе – с нисходящей ветвью вольт-амперной характеристики. Числа в диаде определяются путём вычитания абсцисс близлежащих точек: восходящих ветвей ВАХ (для первого числа диады) и нисходящих ветвей ВАХ (для второго числа диады). Полученные разности нормируют по ординате информативной абсциссы.

Формирование пространства информативных признаков, предназначенного для классификации критических состояний человека, осуществлялось посредством анализа континуума реверсивных ВАХ БАТ. Каждая реверсивная ВАХ (рисунок 3) состояла из восходящей и нисходящей ветвей. Пространство информативных признаков строится для каждой информативной абсциссы и состоит из пар двухкомпонентных векторов. Для принятия решения в таком классификационном пространстве используется АИА. Число АИА соответствует числу информативных абсцисс, используемых для формирования пространства информативных признаков. Каждая пара векторов соответствует информативной абсциссе. Примеры информативных абсцисс и формирования информативных признаков показаны на рисунке 4.

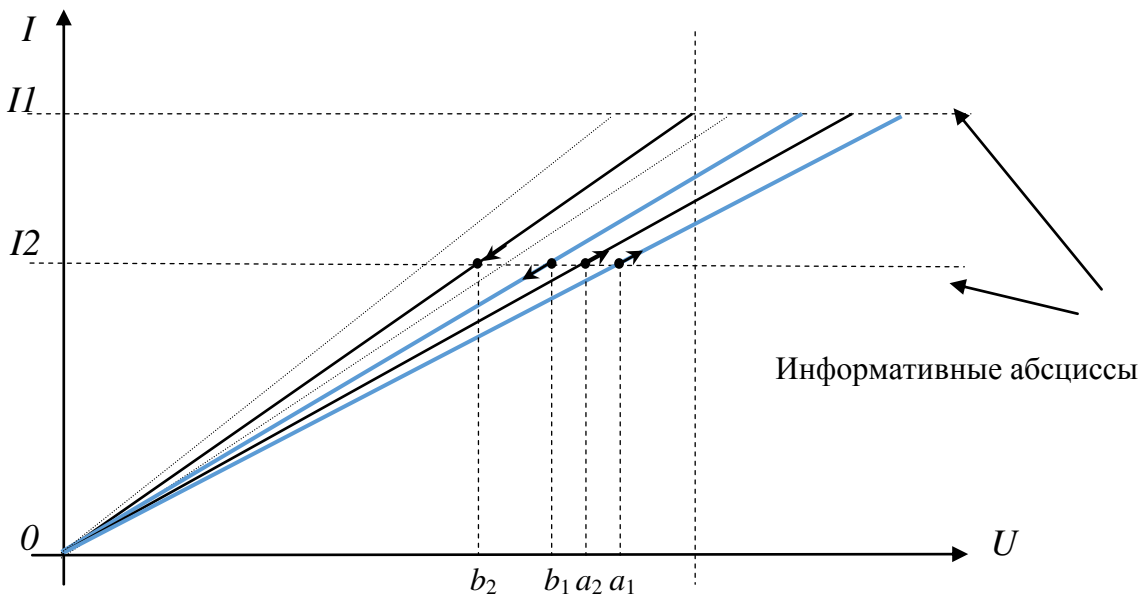


Рисунок 4 – Упрощенная модель континуума ВАХ, иллюстрирующая процесс формирования пространства информативных признаков:  $a_i$  – координаты оси абсцисс, соответствующие точкам пересечения ВАХ и информативной абсциссы  $I_2$  восходящих ветвей первого квадранта ВАХ,  $b_j$  – координаты оси абсцисс, соответствующие точкам пересечения ВАХ и информативной абсциссы  $I_2$  нисходящих ветвей первого квадранта ВАХ

На этом рисунке показаны две информативные абсциссы, соответствующие ординатам  $I_1$  и  $I_2$ . Число информативных абсцисс и их координаты подбираются эмпирически. Компонентам векторов соответствуют точки ВАХ, лежащие на этой абсциссе, таким образом, что первому вектору соответствуют точки пересечения абсциссы с восходящими ветвями ВАХ, а второму – с нисходящими ветвями ВАХ. Компоненты вектора определяются как



$$\Delta R_i = ((R_{i+1} - R_i) / R_i) \cdot 100, \quad (15)$$

$$\Delta R_j = ((R_{j+1} - R_j) / R_j) \cdot 100, \quad (16)$$

где  $i=0 \dots n-1$ ,  $j=0 \dots n-1$ ,  $n$  - число ВАХ в континууме,  $\Delta R_i$  – относительное изменение сопротивления в двух смежных восходящих ВАХ,  $\Delta R_j$  – относительное изменение сопротивления двух смежных нисходящих ветвей ВАХ. Учитывая, что формулы (15) и (16) вычисляются при  $I=const$ , то их можем переписать в следующем виде

$$\Delta R_i = ((a_{i+1} - a_i) / a_i) \cdot 100, \quad (17)$$

$$\Delta R_j = ((b_{j+1} - b_j) / b_j) \cdot 100. \quad (18)$$

Таким образом, для каждой информативной абсциссы в первом квадранте может быть сформирован следующий вектор информативных признаков

$$\{(\Delta R_1^1, \Delta R_1^2), (\Delta R_2^1, \Delta R_2^2), \dots, (\Delta R_k^1, \Delta R_k^2), \dots, (\Delta R_{n-1}^1, \Delta R_{n-1}^2)\}, \quad (19)$$

где верхними индексами 1 и 2 обозначены относительные изменения сопротивлений, соответственно, в восходящих и нисходящих ветвях ВАХ.

Если есть необходимость учитывать информативные признаки, получаемые по результатам анализа ВАХ и в третьем квадранте, то необходимо построить информативную абсциссу для отрицательных токов, которые откладываются в третьем квадранте, и получить вектор информативных признаков, аналогичный выражению (19).

**Динамическая модель вольт-амперной характеристики биоматериала в аномальной зоне электропроводности** основана на гипотезе об обратимом и необратимом пробое диэлектрика в биоматериале в области аномальной электропроводности, соотношение и интенсивность которых определяются ФС органов и систем, связанных с аномальными зонами электропроводности. Электрическое сопротивление биоматериала в ней представлено как

$$R_1 = R_{10} \cdot \exp(-|\alpha_1 \cdot I_{\sigma 0}^*|) + R_{20} \cdot \exp(-|\alpha_2 \cdot I_{\sigma 0}|), \quad (20)$$

где

$$I_{\sigma 0}^* = T \cdot \frac{1}{N} \cdot \sum_{i=1}^N |I_{\sigma 0}^i|, \quad (21)$$

где  $T$  – время воздействия зондирующего тока на биоматериал перед текущим измерением,  $N$  – число токовых посылок,  $I_{\sigma 0}^i$  – величина тока в  $i$ -м импульсе на апертуре  $T$ ,  $I_{\sigma 0}$  – текущее значение тока в биоматериале,  $R_{10}$  и  $R_{20}$  –

начальные составляющие электрического сопротивления биоматериала,  $\alpha_1$  и  $\alpha_2$  – эмпирически определяемые коэффициенты модели.

Аргумент первой экспоненты пропорционален времени воздействия тока на биоматериал, а аргумент второй экспоненты зависит только от мгновенного значения тока в биоматериале, что позволило выделить два контура управления реакцией на соответствующие акции и синтезировать методы формирования дескрипторов для классификаторов МР.

Для построения модели вольт-амперной характеристики в аномальной зоне электропроводности разработан алгоритм и реализующая его программа для ЭВМ. Алгоритм отличается возможностью моделирования динамических характеристик электропроводности биоматериала и позволяет использовать параметры модели динамических свойств электропроводности биоматериала при формировании дескрипторов для классификации МР.

Для формирования подпространства информативных признаков по результатам исследования переходных характеристик БАТ предложена *параметрическая модель электрического импеданса биоматериала*

$$y(t) = \frac{R_T}{R_1} \left( 1 - e^{-\frac{1}{R_T C_1} t} \right) + e^{-\frac{1}{R_T C_1} t}, \quad (22)$$

где  $R_1$ ,  $C_1$  – параметры двухполюсника, эквивалентного импедансу биоматериала,  $R_T$  – электрическое сопротивление резистора, предназначенного для контроля тока в биоматериале.

Модель позволяет получить два временных ряда, каждая пара компонентов которых описывает параметры модели импеданса биоматериала, которые используются для формирования дескрипторов в моделях классификаторов МР.

На основе устройства сбора данных E20-10 L-Card разработан программно-аппаратный комплекс для исследования динамических характеристик биоматериалов в аномальной зоне электропроводности, работающий в трёх режимах «Поиск зон аномальной электропроводности», «Исследование вольт-амперных характеристик биоматериала», «Исследование переходных характеристик биоматериала». Для каждого режима разработано программное обеспечение дизайна диалоговых окон и комплекс алгоритмов для формирования дескрипторов для классификаторов МР. Программное обеспечение для реализации алгоритмов формирования дескрипторов, состоит из трёх модулей (SynchroMain, SynchroThread, TCheckTread) (получены два свидетельства о государственной регистрации программ для ЭВМ № 2015618047 и № 2015618048).

**Пятый раздел** посвящен разработке методов и моделей для прогнозирования сердечно-сосудистых рисков. Предложена *базовая структура многоагентной интеллектуальной системы прогнозирования сердечно-сосудистых рисков*, содержащая «сильные» и «слабые» классификаторы, в

которой «слабые» классификаторы делятся на группы согласно источникам сырых данных. Эти группы данных формируются на основе биоимпедансных исследований, на основе анализа модифицируемых и конституционных предикторов, на основе диагностики сопутствующих заболеваний и синдромов, а также путем использования других источников сырых данных и способов их группирования. Такая базовая структура позволяет управлять процессом принятия решений посредством сочетания экспертных оценок, статистических данных и текущей информации, а также учитывать синергетические эффекты при включении в нее различных источников «сырых» данных.

На основе предложенной базовой структуры разработан **метод формирования моделей принятия решений по прогнозированию риска ишемического мозгового инсульта** (ИМИ). На рисунке 5 представлена структурная схема формирователя моделей принятия решений по прогнозированию ИМИ согласно разработанному методу.

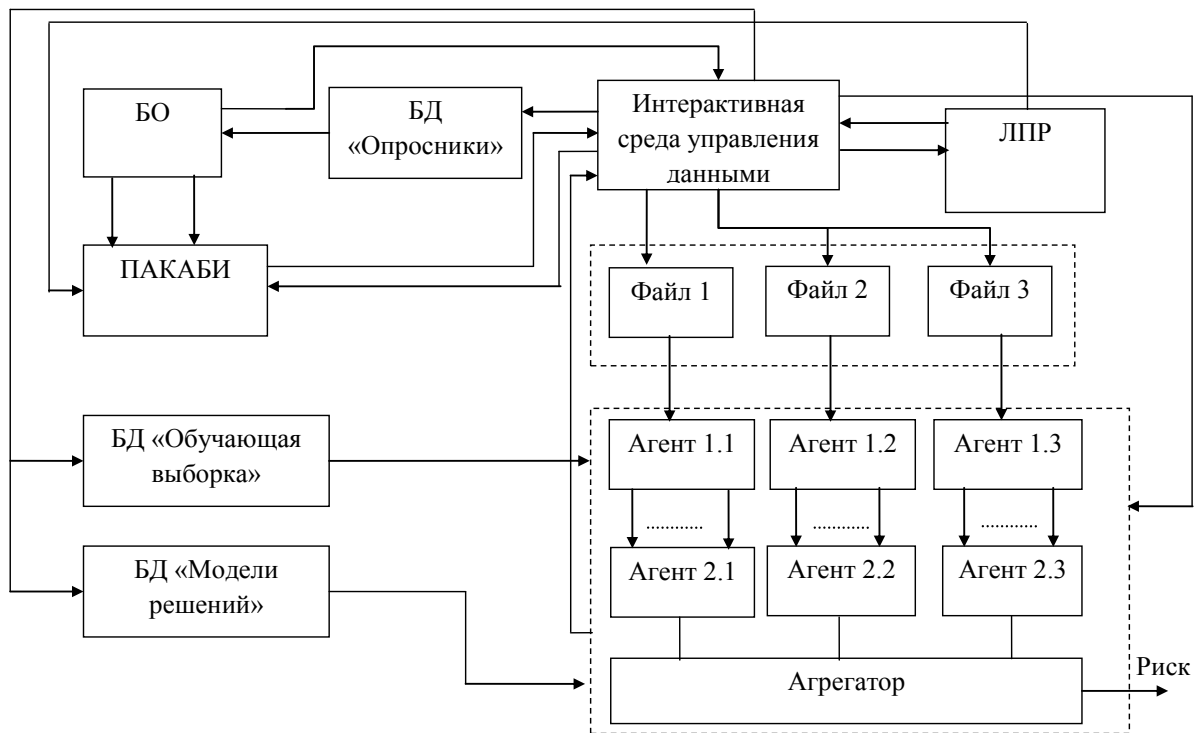


Рисунок 5 - Структурная схема формирователя моделей принятия решений по прогнозированию ишемического мозгового инсульта

Метод реализован на базе иерархической структуры ИА нижнего и верхнего уровня и позволяет осуществлять синтез множества моделей принятия решений, посредством варьирования релевантностью ФР и использованием различных сочетаний информативных БАТ. В методе синтеза классификатора риска ИМИ, согласно структурной схеме, представленной на рисунке 5, для формирования пространства информативных признаков по результатам биоимпедансного анализа использовалась методика многочастотного зондирования, предложенная в разделе 3, или методика анализа ВАХ, предложенная в разделе 4. Оцифровка сигналов согласно этой методике осу-

ществляется посредством ПАКАБИ, аппаратная и программная части которого также рассмотрены в разделе 3. При прогнозировании ИМИ в качестве группы ФР предложено использовать величину риска сопутствующих заболеваний, диагностируемых в процессе принятия решений по риску ИМИ по тем же информативным признакам. В качестве примера сопутствующего заболевания рассмотрена диагностика артериальной гипертензии. Выявлены факторы риска артериальной гипертензии и определены функции принадлежности для этих ФР, предназначенные для нечетких диагностических модулей, входящих в структуру многоагентной интеллектуальной системы прогнозирования ИМИ.

Апробация предложенных методов на моделях прогнозирования недостаточности мозгового кровообращения (НМК) осуществлялась на основе обучающих и контрольных выборок пациентов с различными рисками НМК, полученных на базе больницы скорой медицинской помощи г. Курска. Для оценки состояния сосудистой системы пациентов использовалось диагностическое оборудование операционных блоков и послеоперационных палат. Пациенты также опрашивались по стандартной анкете ФР НМК. Проведены физикальные исследования, лабораторный анализ (содержания общего ХС), инструментальные исследования (АД, пульс, длины и массы тела, ЭКГ). Пациенты также прошли тест ASCORE. В экспериментальную группу вошли пациенты различных полов в широком возрастном диапазоне (от 33 до 80 лет).

Для проведения экспериментальных исследований было обследовано 600 пациентов. Из обследуемых, в два этапа, формировались обучающие и контрольные выборки для обучения АИА по прогнозированию НМК. На первом этапе на основе экспертной оценки из обследуемой группы было выделено 100 пациентов с высоким риском НМК, и 200 пациентов с низким риском НМК. Выделенная группа пациентов наблюдалась в течение пяти лет, в период с 2014 по 2019 год. В качестве показателей качества классификаторов риска были выбраны: диагностическая чувствительность (ДЧ), диагностическая специфичность (ДС) и диагностическая эффективность (ДЭ).

В таблице 1 приведены показатели качества классификатора риска, построенного согласно структурной схеме рисунка 5, с учетом биоимпедансных исследований, без учета биоимпедансных исследований, и шкалы ASCORE на одной и той же контрольной выборке при оценке риска НМК.

Классификация риска повторного инфаркта миокарда (ПИМ) строилась на основе базовой структуры многоагентной интеллектуальной системы. При этом в пространство информативных признаков включены традиционно используемые в медицине специфические признаки и информативные признаки, полученные в результате исследования электрических характеристик БАТ.

Таблица 1 - Экспериментальные данные по прогнозированию НМК на различных моделях классификаторов

Обследуемые	Модель с учетом биоимпедансных исследований			Модель без учета биоимпедансного исследования			Шкала ASCORE		
	ДЧ	ДС	ДЭ	ДЧ	ДС	ДЭ	ДЧ	ДС	ДЭ
$n_{\omega_1} = 100$	90%	84%	87%	74%	68%	71%	75%	71%	73%
$n_{\omega_2} = 60$	84%	90%		68%	74%		71%	75%	

Показатели электропроводности БАТ были получены при воздействии на биоматериал серией импульсов возрастающего напряжения, «реакции ответов» на которые используются в качестве тестов риска ПИМ. Одна из возможных моделей классификатора, построенная по такому принципу, представлена на рисунке 6.

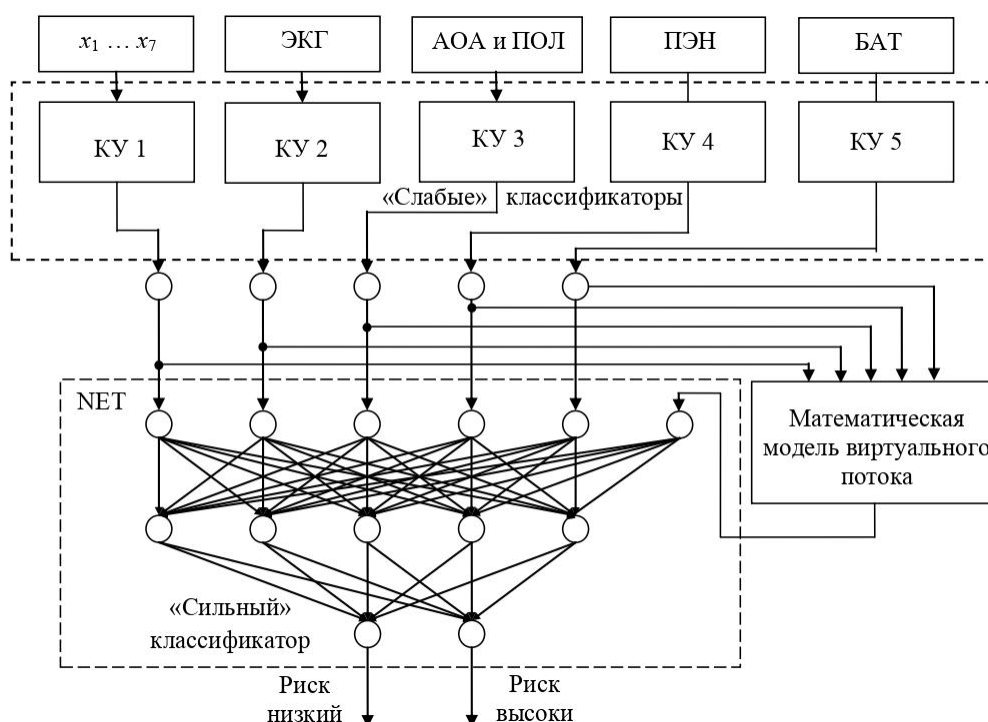


Рисунок 6 – Модель принятия решений с гетерогенными классификаторами с виртуальными потоками

Для классификатора со структурой рисунка 6 получена **система моделей «слабых» классификаторов для решения задач прогнозирования ПИМ по различным группам гетерогенных информативных признаков**, которые могут агрегироваться в различных сочетаниях, обеспечивая высокий уровень качества прогнозирования при приемлемых медико-технологических затратах.

В качестве дополнительной группы данных **в модели классификатора используются виртуальные потоки**. Согласно теории формирования клас-

сификаторов с виртуальными потоками формируется дополнительная псевдо независимая переменная  $x_{n+1}$  как функция

$$x_{n+1} = f(x_1, \dots, x_n), \quad (23)$$

построенная на парадигме, отличной от парадигмы, на которой построен классификатор

$$R = \psi(x_1, x_2, \dots, x_n). \quad (24)$$

Функция (24) подбирается таким образом, чтобы минимизировать ошибку классификатора, построенного с учетом виртуального потока

$$\tilde{R} = \Phi(x_1, x_2, \dots, x_n, x_{n+1}). \quad (25)$$

Для формирования виртуальных потоков в «слабых» классификаторах, построенных на основе биоимпедансных исследований, предложено использовать настраиваемые однопараметровые экспоненциальные модели с решающими правилами, позволяющими осуществлять переход от абсолютной шкалы к порядковой шкале оценки результатов тестирования.

Для практической реализации виртуального потока использовались модели, построенные на основе группового риска. При этом были установлены статистические различия между дифференциальной электрической проводимостью  $g_i = \frac{\Delta I_i}{\Delta U_i}$  в каждом  $i$ -м тесте  $j$ -й БАТ при  $\Delta U_i = 1B$  у пациентов с низким риском ПИМ и у пациентов с высоким риском ПИМ. С этой целью были построены регрессионные модели  $j$ -х БАТ для пациентов с низким риском ПИМ и пациентов с высоким риском ПИМ. Регрессионные модели, аппроксимированные полиномом седьмого порядка, представлены на рисунке 7.

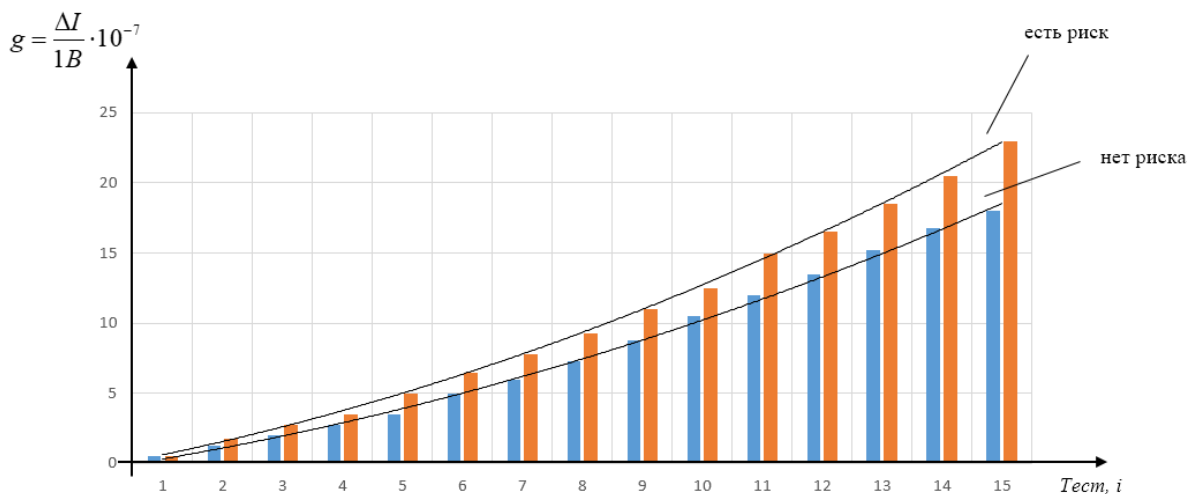


Рисунок 7 – Аппроксимирующие полиномы приращения токов в БАТ у пациентов с низким и высоким ПИМ для  $j$ -й БАТ

Имея две регрессионные модели можем отнести неизвестный образец (результат  $i$ -го теста) к одному из них по следующему решающему правилу

$$\beta_i = \begin{cases} 1, & \text{при } g_i > f_1(i); \\ 0, & \text{при } g_i \leq f_2(i). \end{cases} \quad (26)$$

где  $f_1(i)$  - регрессионная модель дифференциальной проводимости пациентов с высоким риском ССО,  $f_2(i)$  - регрессионная модель дифференциальной проводимости с низким риском ПИМ.

В качестве примера классификации риска ПИМ исследовалась группа пациентов в период ремиссии после перенесённого ИМ. Для оценки качества работы математических моделей прогнозирования ИМ в реабилитационном периоде согласно структуре рисунка 6, в поликлиниках города Курска наблюдались 430 больных, перенесших острый ИМ. Гетерогенное пространство информативных признаков формировалось из следующих сегментов: 1) традиционные факторы риска ПИМ (возраст, курение, артериальная гипертензия, сахарный диабет, избыточная масса тела, психосоциальный стресс, отягощенная наследственность); 2) уровень психоэмоционального напряжения; 3) состояние свободнорадикального окисления липидов и антиоксидантная активность (АОА) и уровень молекулярных продуктов перекисного окисления липидов (ПОЛ); 4) результаты ЭКГ-исследований; 5) результаты биоимпедансных исследований. В качестве прототипа для гетерогенного классификатора была выбрана шкала ASCORE. На рисунке 8 представлены результаты ROC-анализа прогнозирования ПИМ на контрольной выборке в моделях гетерогенных классификаторов, которые сопоставляются с аналогичными результатами, полученными на шкале ASCORE.

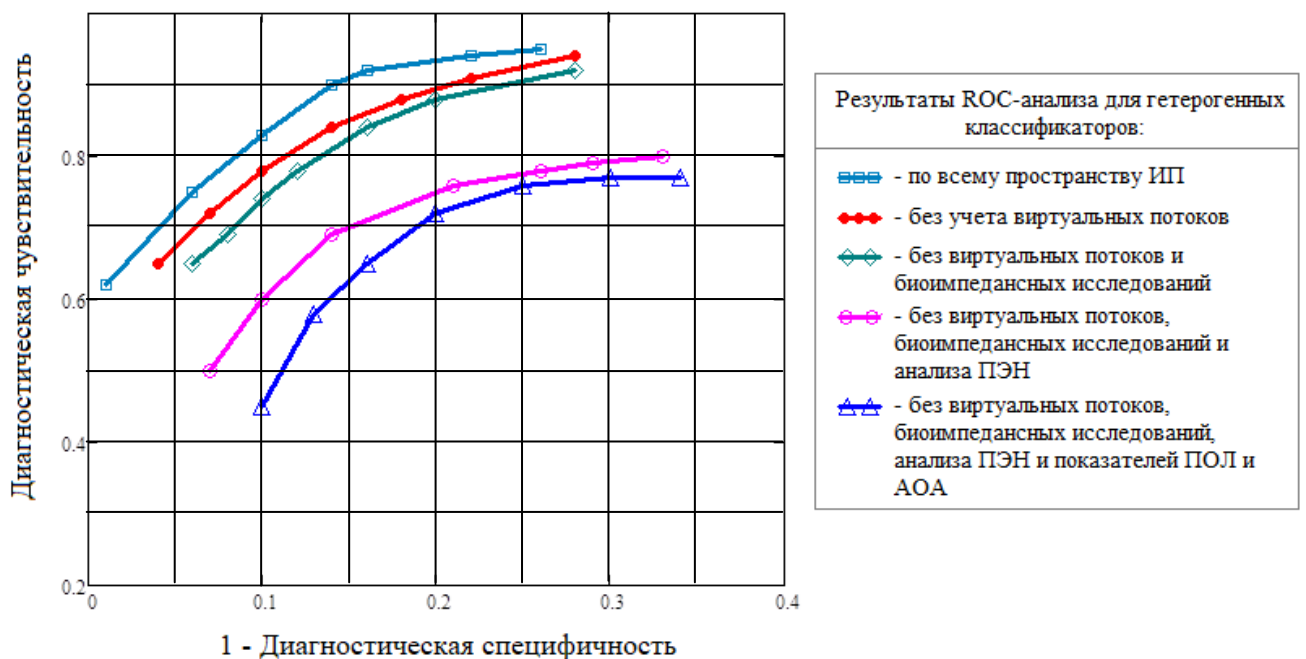


Рисунок 8 - ROC-кривые пяти гетерогенных классификаторов

Для классификации риска ИБС исследована *иерархическая модель классификатора в гетерогенном пространстве информативных признаков с синергетическими «слабыми» классификаторами на соответствующем иерархическом уровне*. Базовая структура многоагентной интеллектуальной системы прогнозирования ИБС содержит «сильные» и «слабые» классификаторы, при этом «слабые» классификаторы разделены на четыре группы, первая из которых осуществляет анализ данных, полученных на основе традиционных факторов риска ИБС, вторая - на основе анализа электрокардиологических исследований, третья группа «слабых» классификаторов предназначена для диагностики сопутствующих заболеваний и синдромов по предикторам, используемых первыми двумя группами агентов, а четвертая – анализирует факторы риска окружающей среды, позволяющая управлять процессом принятия решений посредством сочетания экспертных оценок, статистических данных и текущей информации.

Проведены экспериментальные исследования различных модификаций предложенной модели классификатора, заключающихся в последовательном отключении из агрегатора решений «слабых» классификаторов на различных иерархических уровнях, которые показали, что она позволяет увеличить показатели качества классификации по сравнению с известными шкалами риска ИБС на 10...16%. Включение синергетических каналов в модель классификатора обеспечивает увеличение показателей качества классификации базовой модели классификатора до 8%.

**В шестом разделе разработана концептуальная модель системы нечеткого вывода для классификации операционных рисков.** За основу концептуальной модели системы нечеткого вывода (МСНВ) по оценке операционных рисков взят алгоритм Мамдани-Заде (рисунок 9). В качестве выходной переменной в МСНВ установим риск летального исхода ХЛ, выраженный в процентах. Для этой лингвистической переменной установим три нечетких терм-множества: «низкий операционный риск», «средний операционный риск» и «высокий операционный риск».

В модели используется три шкалы операционного риска, первая из которых построена на основе общих факторов операционного риска, вторая на основе специфических факторов операционного риска, в том числе и результатов биоимпедансного анализа в аномальных зонах электропроводности. К третьей группе ФР отнесем неспецифические факторы, которые определяют устойчивость функциональных систем организма при воздействии внешних неблагоприятных факторов. Эта группа ФР, как правило, латентных, характеризует способность организма поддерживать или формировать функциональные системы, обеспечивающие гомеостаз организма. Эти факторы исследованы многими авторами, но, как правило, носят различные названия и определяются по различным методикам. База данных содержит медицинские данные о пациентах с установленными факторами риска и итогами прогнозирования риска и фактическими результатами хирургического лечения. Монитор предназначен для формирования точки риска на основе статистического



анализа базы данных пациентов и модификацией отдельных функциональных блоков алгоритма Мамдани-Заде, обеспечивающей повышение качества прогнозирования операционных рисков.

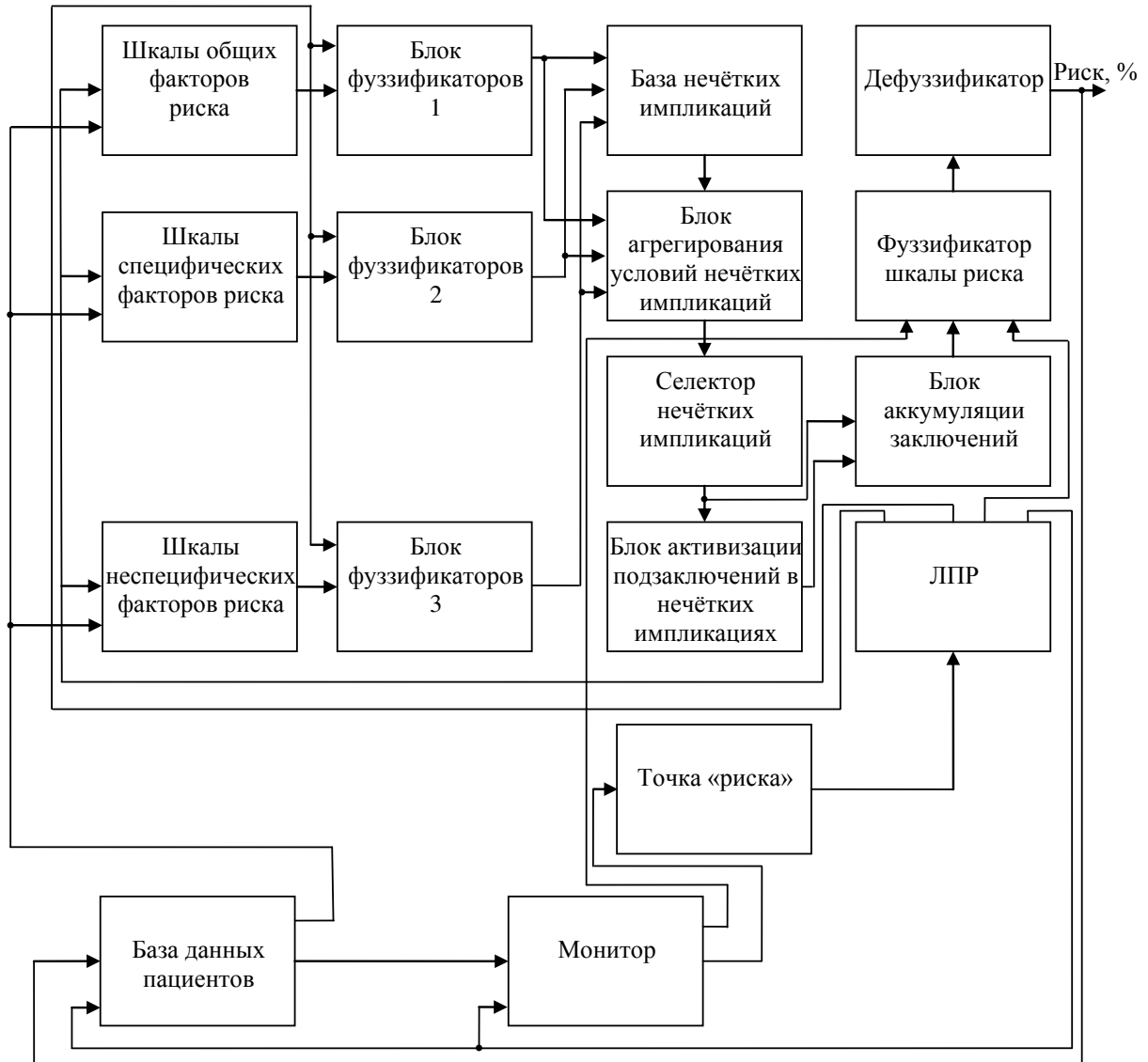


Рисунок 9 – Структурная схема концептуальной модели системы нечёткого вывода по операционному риску

В среде MATLAB разработано программное обеспечение для МСНВ по определению риска ХЛ на основе трёх шкальной модели, сформирована база нечётких импликаций и получены функции принадлежности для введённых термов лингвистических переменных для прогнозирования риска хирургического лечения урологических заболеваний. Проведены экспериментальные исследования, подтверждающие выдвинутые гипотезы и работоспособность системы нечёткого вывода, реализующей концептуальную модель определения риска ХЛ. При прогнозировании риска ХЛ предстательной железы и при использовании всех трех шкал риска МСНВ показала диагностическую эффективность на контрольных выборках до 90%.

Для построения неспецифической шкалы риска ХЛ разработана автоматизированная система, которая позволяет построить неспецифические шкалы риска ХЛ на основе исследования динамических свойств биоимпеданса в аномальных зонах электропроводности в экспериментах *in vivo*. Разработан также алгоритм ее функционирования.

**Для калибровки неспецифической шкалы операционного риска разработана методика**, основанная на сопоставлении результатов оценки функционального состояния организма известными тестами и параллельным контролем биоимпеданса и его эволюции в процессе исследования в информативных БАТ и последующим построением модели полиномиальной регрессии, связывающих показатели функционального состояния органов и систем человека с динамическими характеристиками биоимпеданса в аномальных зонах электропроводности. Проведена оценка адекватности полученных моделей по F-критерию Фишера и по коэффициенту детерминации.

Проведены экспериментальные исследования по оценке чувствительности неспецифической шкалы операционного риска на примере задачи прогнозирования риска ХЛ гиперплазии предстательной железы. Процедура оценки чувствительности шкалы состояла в последовательном изменении вектора информативных признаков  $\vec{X3}$  на входе шкалы. Чувствительность модели определялась как функция  $\frac{\Delta(DЧ, ДС)}{\Delta X3}$ . На рисунке 10 приведены соответствующие графики этой функции.

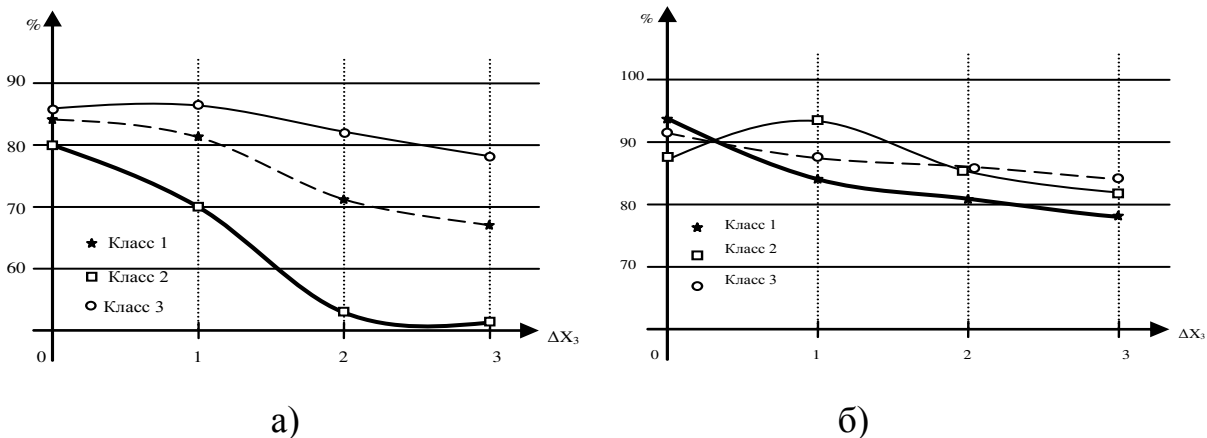


Рисунок 10 - Анализ чувствительности неспецифической шкалы операционного риска по ДЧ (а) и ДС (б)

Изменение вектора  $\vec{X3}$  осуществлялось путем последовательного включения в шкалу неспецифического риска дескрипторов, полученных с одной БАТ, с двух БАТ и трех БАТ. Эксперименты показали, что шкала неспецифического риска позволяет улучшить диагностические показатели МСНВ на различных диагностируемых классах от 10 до 20%, что позволяет рекомендовать полученную неспецифическую шкалу операционного риска и методику её получения для практического использования при прогнозировании риска ХЛ.

## ОСНОВНЫЕ РЕЗУЛЬТАТЫ РАБОТЫ

В диссертационной работе в рамках решения поставленной научно-технической проблемы получены следующие основные результаты:

1. Выполнен системный анализ современного состояния методов и компьютерных технологий классификации медицинского риска социально значимых заболеваний, основанных на анализе гетерогенных данных, включая результаты анализа биоимпедансных исследований в аномальных зонах электропроводности.

2. Разработана методология синтеза автономных интеллектуальных агентов и ансамблей классификаторов на их основе, предназначенных для классификации медицинских рисков, позволяющая повысить качество скрининговой диагностики медицинского риска, включающая:

- метод агрегирования «слабых» классификаторов по трем конкурирующим гипотезам, основанный на развитии теории Кондорсе;

- теоретико-множественную модель структурирования обучающей выборки, основанную на апостериорной её декомпозиции в подмножества терцилей;

- алгоритм формирования ансамблей классификаторов, включающий четыре параллельных ветви формирования промежуточных «сильных» классификаторов в гетерогенном пространстве факторов риска с учетом факторов, полученных по результатам биоимпедансного анализа;

- метод диагностики медицинского риска, основанный на биоимпедансных исследованиях в множестве тестовых БАТ, связанных с классифицируемым медицинским риском, и формировании ансамбля классификаторов с учетом «веса» обучающей выборки по множеству «слабых» классификаторов и «веса» «слабого» классификатора по множеству обучающих выборок;

- метод построения модели «слабого» классификатора медицинского риска с предикторами, полученными на основе исследования показателей электропроводности БАТ, включающий построение двух байесовских моделей классификаторов наличия риска и отсутствия риска и определением порога активации модели, определяющего область применимости «слабого» классификатора;

- алгоритмы реализации разработанных методов и моделей.

3. Разработан комплект методов синтеза моделей импеданса биоматериала, предназначенный для формирования дескрипторов для обучаемых классификаторов медицинского риска, включающий:

- графическую модель в виде двух графиков, первый из которых отражает зависимость от частоты базовой составляющей биоимпеданса, а второй – зависимость от времени динамической составляющей биоимпеданса, при этом дескрипторы по первому графику формируются на основе его Фурье-анализа, а дескрипторы по второму графику формируются на основе его рекурсивного разложения на линейные регрессии общего вида;

- непараметрическую модель биоимпеданса в виде диадно-пентадного континуума, пентады которого определяются в результате решения системы из двух нелинейных уравнений, получаемых в результате биоимпедансных

исследований на двух частотах, соответствующих этой пентаде;

– параметрическую модель биоимпеданса в экспериментах *in vivo*, основанную на представлении биоматериала трёхэлементным RC–двухполосником, с последующим определением параметров этого двухполосника, которые используются как дескрипторы обучаемого классификатора;

– комплект алгоритмов для многочастотной импедансометрии биоматериалов, соответствующего разработанным моделям;

- автоматизированную систему для биоимпедансных исследований, на основе которой проведены исследования импеданса биоматериала на фантоме (систематические погрешности измерения не превышали 10%) и на живых объектах в экспериментах *in vivo*.

4. Разработана методология синтеза автономных интеллектуальных агентов на основе показателей динамики импеданса биоматериала, позволяющая обеспечить морфологическую интактность при скрининговой диагностике медицинского риска, включающая:

- модели многопроходных реверсивных вольт-амперных характеристик БАТ, и алгоритмы их реализации;

- метод формирования дескрипторов для классификаторов медицинских рисков, основанный на анализе кортежа вольт-амперных характеристик биоматериала и точек их пересечения с определённой информативной абсциссой;

- метод синтеза параметрической модели электрического сопротивления биоматериала для формирования подпространства информативных признаков по результатам исследования переходных характеристик биоматериала в экспериментах *in vivo*;

- комплект алгоритмов, соответствующих разработанным методам и моделям.

5. Разработана интеллектуальная система прогнозирования рисков сердечно-сосудистых осложнений, включающая:

- метод формирования моделей принятия решений по прогнозированию риска ишемического мозгового инсульта и алгоритм для его реализации;

- систему моделей «слабых» классификаторов для решения задач прогнозирования повторного инфаркта миокарда по различным группам разнородных информативных признаков, включая результаты биоимпедансных исследований, и дополнительную группу данных в виде виртуальных потоков, модели которых получены на основе понятий группового и индивидуального рисков;

- иерархическую модель классификатора риска ишемической болезни сердца в гетерогенном пространстве информативных признаков с синергетическими «слабыми» классификаторами на соответствующем иерархическом уровне.

6. Разработана интеллектуальная система для определения риска хирургического лечения, основанная на анализе динамических свойств импеданса биоматериала, включающая:

- концептуальную модель системы нечеткого вывода для классификации рисков хирургического лечения;

- автоматизированную систему для построения неспецифической шкалы риска хирургического лечения и алгоритм ее работы;

- методику калибровки неспецифической шкалы риска хирургического лечения, построенную на сопоставлении результатов оценки функционального состояния организма известными тестами и параллельным контролем динамики импеданса в информативных БАТ.

7. Проведены экспериментальные исследования образцов СППВР классификации сердечно-сосудистых рисков, которые показали на контрольных выборках прогноз повторных инфарктов миокарда с диагностической чувствительностью 0,90 при диагностической специфичности 0,86; мозговых инсультов - с диагностической чувствительностью 0,84 при диагностической эффективности 0,87, а по основным показателям качества прогнозирования ИБС предложенный образец СППВР превосходит известные на 10...16%. Включение синергетических каналов в модель классификатора ИБС позволило увеличить показатели качества классификации базовой модели классификатора до 8%.

8. Проведены экспериментальные исследования образцов СППВР классификации рисков хирургического лечения на примере прогнозирования риска хирургического лечения доброкачественной гиперплазии предстательной железы, которые показали на контрольных выборках диагностическую чувствительность до 84%, диагностическую специфичность – 92%, диагностическую эффективность - 90%.

**Рекомендации.** Результаты диссертационного исследования могут быть использованы при построении систем поддержки принятия решений по прогнозированию риска сердечно-сосудистых осложнений и риска хирургического лечения.

**Перспективы дальнейшей разработки темы.** Создание интегрированных в региональные медицинские информационные системы систем поддержки принятия врачебных решений для прогнозирования медицинского риска социально значимых заболеваний.

## ОСНОВНЫЕ ПУБЛИКАЦИИ ПО ТЕМЕ ДИССЕРТАЦИИ

### Публикации в изданиях, индексируемых в международной наукометрической базе Web of Science

1. Филист, С.А. Модели биоимпеданса при нелинейной вольтамперной характеристике и обратимом пробое диэлектрической составляющей биоматериала / С.А. Филист, **О.В. Шаталова**, А.С. Богданов // Бюллетень сибирской медицины. - 2014. - Т. 13, № 4. - С. 129-135.

2. Al-Kasasbeh, R.T. Biotechnical monitoring system for determining person's health state in polluted environment using hybrid decisive rules / R.T. Al-Kasasbeh, N. Korenevskiy, S. Filist, **O.V. Shatalova**, M.S. Alshamasin, A.A. Shaqadan // International Journal of Modelling, Identification and Control. - 2019. - Vol. 32, No. 1. - Pp. 10-22.

**Публикации в изданиях, индексируемых  
в международной наукометрической базе Scopus**

3. Zhilin, V.V. A method for creating fuzzy neural-network models using the MATLAB package for biomedical applications / V.V. Zhilin, S.A. Filist, K.A. Rakhim, **O.V. Shatalova** // Biomedical Engineering. - 2008. - Volume 42, Issue 2. - Pp. 64-66.
4. Degtyarev, S.V. Simulation of bioimpedance analysis in MATLAB / S.V. Degtyarev, **O.V. Shatalova**, A.F. Rybochkin, A.A. Kuzmin // Biomedical Engineering. - 2013. - Volume 47, Issue 4. - Pp. 202-204.
5. Mohammed, A.A. Simulation of the effect of electrocardiosignal on evaluation of the dynamic component of bioimpedance / A.A. Mohammed, **O.V. Shatalova**, A.M. AlKdasi, V.N. Snopkov // Biomedical Engineering. - 2013. - Volume 47, Issue 4. - Pp. 205-208.
6. **Shatalova, Olga V.** Impedance models in anomalous electrical conduction zones forming by in-vivo experiments for intelligent systems of socially important diseases diagnostic / Olga V. Shatalova, Alexandr A. Burmaka, Evgeny N. Korovin // International Russian Automation Conference (RusAutoCon) (9-16 Sept. 2018 y.). – Sochi: IEEE, 2018. – Pp. 1-4.
7. Filist, S.A. Intellectual Systems with Virtual Flows in Predicting Cardiovascular Complications / S.A. Filist, **O.V. Shatalova**, E.V. Petrunina, // International Russian Automation Conference (RusAutoCon) (8-14 Sept. 2019 y.). – Sochi: IEEE, 2019. – Pp. 1-5.
8. Petrunina, E.V. Prediction of Coronary Risk Using a Multichannel System with Redundant Decisions and Associative Choice / E.V. Petrunina, **O.V. Shatalova**, Z.U. Protasova, A.F. Rybochkin, V.V. Serebrovsky // Biomedical Engineering. - 2020. – Vol. 54, No. 2. - Pp. 140-144.
9. Petrunina, E.V. Heterogeneous Classifiers with Virtual Flows in Intelligent Systems for Predicting Cardiovascular Complications during the Rehabilitation Period / E.V. Petrunina, **O.V. Shatalova**, D.S. Zabanov, V.V. Serebrovskii // Biomedical Engineering. - 2020. – Vol. 54, No. 3. - Pp. 212-215.
10. **Shatalova, O.V.** Prediction of the risk of cardiovascular complications with a segmented space of risk factors and synergy channels / O.V. Shatalova, D.A. Mednikov, Z.U. Protasova, N.S. Stadnichenko // Journal of Physics: Conference Series: II International scientific conference on applied physics, information technologies and engineering (APITECH II) (25 September – 04 October 2020 y.). – Krasnoyarsk: Publ: Institute of Physics and IOP Publishing Limited, 2020. – Pp. 32042 (1-5).
11. Miroshnikov, A.V. Biomaterial impedance model for medical risk classifiers in in vivo experiments / A.V. Miroshnikov, **O.V. Shatalova**, V.V. Zhilin // Journal of Physics: Conference Series: International Scientific Conference Artificial intelligence and digital technologies in technical systems 2020 (AIDTTS-2020) (20-21 October 2020 y.). – Volgograd: Publ: IOP Publishing Limited, 2021. – Pp. 012045 (1-6).

**Публикации в рецензируемых научных журналах из перечня ВАК**

12. Филист, С.А. Модели нечетких нейронных сетей с трех-стабильным выходом в инструментарии для психологических и физиологических исследований / С.А. Филист, Абдул Рахим Салем Халед, **О.В. Шаталова**, В.В. Руденко // Системный анализ и управление в биомедицинских системах. – 2007. - Т.6, №2. - С. 475-479.
13. Красковский, А.Б. Комплексная методика оценки риска возникновения сердечно-сосудистых заболеваний / А.Б. Красковский, В.В. Руденко, **О.В. Шаталова** // Известия ЮФУ. Технические науки. Тематический выпуск «Перспективы медицинского приборостроения». - 2009. - № 10 (99). – С. 53-58.
14. Красковский, А.Б. Модели прогнозирования ишемической болезни сердца для респондентов женского пола на основе анализа психологических и поведенческих качеств личности / А.Б. Красковский, Е.А. Шашкова, **О.В. Шаталова** // Биомедицинская радиоэлектроника. – 2010. - № 2. - С. 64-69.
15. Красковский, А.Б. Гомеостатические модели влияния психоэмоциональной напряженности на риск психосоматических заболеваний / А.Б. Красковский, А.В. Носов,

**О.В. Шаталова** // Известия ЮФУ. Технические науки. Тематический выпуск «Медицинские информационные системы». - 2010. - № 9 (110). – С. 17-21.

16. Томакова, Р.А. Гибридные технологии выделения медленных волн из квазипериодических сигналов / Р.А. Томакова, М.А. Ефремов, С.А. Филист, **О.В. Шаталова** // Известия Юго-Западного государственного университета. - 2011. - № 1 (34). – С. 66-73.

17. Зо, З.Т. Способы и алгоритмы морфологического анализа в задачах распознавания QRS – комплексов / З.Т. Зо, С.А. Филист, **О.В. Шаталова** // Научные ведомости БелГУ. Серия «История. Политология. Экономика. Информатика». - 2011. - № 7 (102), Выпуск 18/1. – С. 129-136.

18. Кассим, К.Д.А. Параметрические модели биоимпеданса для идентификации функционального состояния живой системы / К.Д.А. Кассим, И.А. Ключиков, **О.В. Шаталова**, З.Д. Яа // Биомедицинская радиоэлектроника. – 2012. - № 4. - С. 50-56.

19. Skopin, D.E. Automated Demodulation of AM Signals / D.E. Skopin, **O.V. Shatalova** // Известия Юго-Западного государственного университета. - 2012. – № 6 (45). – С. 33-38.

20. Корневский, Н.А. Диагностические системы на основе анализа вольтамперных характеристик биоактивных точек / Н.А. Корневский, С.А. Филист, **О.В. Шаталова**, К.Д.А. Кассим, В.В. Руденко // Биотехносфера. - 2013. - № 5 (29). - С. 33-38.

21. Мохаммед, А.А. Моделирование импеданса биоматериалов в среде MATLAB / А.А. Мохаммед, С.А. Филист, **О.В. Шаталова** // Известия Юго-Западного государственного университета. Серия: Управление, вычислительная техника, информатика. Медицинское приборостроение. - 2013. - № 4. - С. 73-78.

22. Филист, С.А. Гибридная нейронная сеть с макрослоями для медицинских приложений / С.А. Филист, **О.В. Шаталова**, М.А. Ефремов // Нейрокомпьютеры: разработка, применение. - 2014. - № 6. - С. 35-69.

23. Коровин, Е.Н. Применение гибридной нейронной сети с макрослоями для классификации сердечно-сосудистых заболеваний / Е.Н. Коровин, **О.В. Шаталова**, В.В. Жилин // Биомедицинская радиоэлектроника. - 2014. - № 9. - С. 32-37.

24. **Шаталова, О.В.** Применение автоматизированной системы для исследования вольтамперных характеристик биоматериалов / О.В. Шаталова, С.Е. Суржикова, А.С. Богданов // Биомедицинская радиоэлектроника. - 2014. - № 9. - С. 43-46.

25. Яа, З.Д. Спектральный анализ медленных волн в сингулярном разложении электрокардиосигнала / З.Д. Яа, **О.В. Шаталова**, Л.В. Плесканос // Научные ведомости БелГУ. - 2014. - Т. 15, № 12. - С. 73-78.

26. Серебровский, В.В. Информационная система детектирования ишемических кардиоциклов с использованием нечеткой логики / В.В. Серебровский, С.А. Филист, **О.В. Шаталова**, А.А. Черепанов // Научные ведомости Белгородского государственного университета. Серия: История. Политология. Экономика. Информатика. - 2014. - № 8 (179), Выпуск 30/1 - С. 71-75.

27. Серебровский, В.В. Генерация структуры и параметров экспертных информационных систем / В.В. Серебровский, С.А. Филист, **О.В. Шаталова**, А.А. Черепанов // Научные ведомости Белгородского государственного университета. Серия: История. Политология. Экономика. Информатика. - 2014. - № 1 (172), Выпуск 29/1. - С. 150-152.

28. Суржикова, С.Е. Программно-аппаратный комплекс диагностики социально значимых заболеваний / С.Е. Суржикова, **О.В. Шаталова**, В.В. Федянин // Известия Юго-Западного государственного университета. Серия: Управление, вычислительная техника, информатика. Медицинское приборостроение. - 2015. - № 2 (15). - С. 79-87.

29. Ефремов, М.А. Гибридные многоагентные классификаторы в биотехнических системах диагностики заболеваний и мониторинге лекарственных назначений / М.А. Ефремов, **О.В. Шаталова**, В.В. Федянин, А.Н. Шуткин // Нейрокомпьютеры: разработка, применение. - 2015. - № 6. - С. 42-47.

30. Суржикова, С.Е. Программно-аппаратный комплекс для анализа вольтамперных характеристик биоактивных точек на основе модуля L-CARD E20-10 / С.Е. Суржикова, **О.В. Шаталова**, В.В. Федянин // Прикаспийский журнал: управление и высокие технологии. - 2015. - № 2 (30). - С. 150-161.

31. Суржикова, С.Е. Исследование проводимости биоматериалов в биоактивных точках при циклических воздействиях токами различной полярности / С.Е. Суржикова, Ю.Б. Мухатаев, Л.В. Плесканос, **О.В. Шаталова** // Биомедицинская радиоэлектроника. - 2016. - № 9. - С. 32-37.

32. Ефремов, М.А. Модели формирования пространства информативных признаков для прогнозирования инсультов по результатам исследования переходных процессов в аномальных зонах электропроводности в экспериментах *in vivo* / М.А. Ефремов, Е.А. Старцев, А.Ф. Рыбочкин, **О.В. Шаталова**, В.В. Серебровский // Известия Юго-Западного государственного университета. Серия: Управление, вычислительная техника, информатика. Медицинское приборостроение. - 2017. - Т. 7, № 3 (24). - С. 120-131.

33. Ефремов, М.А. Гибридные нечеткие модели для прогнозирования возникновения и осложнений артериальной гипертензии с учетом энергетических характеристик биоактивных точек / М.А. Ефремов, С.А. Филист, **О.В. Шаталова**, Е.А. Старцев, Л.В. Шульга // Известия Юго-Западного государственного университета. Серия: Управление, вычислительная техника, информатика. Медицинское приборостроение. - 2018. - Т. 8, № 4 (29). - С. 104-119.

34. Киселев, А.В. Виртуальные потоки в гибридных решающих модулях классификации сложноструктурируемых данных / А.В. Киселев, Д.Ю. Савинов, С.А. Филист, **О.В. Шаталова**, В.В. Жилин // Прикаспийский журнал: управление и высокие технологии. - 2018. - № 2 (42). - С. 137-149.

35. Петрова, Т.В. Предикторы синхронности системных ритмов живых систем для классификаторов их функциональных состояний / Т.В. Петрова, С.А. Филист, С.В. Дегтярев, А.В. Киселев, **О.В. Шаталова** // Системный анализ и управление в биомедицинских системах. - 2018. - Т.17, № 3. - С. 693-700.

36. **Шаталова, О.В.** Ассоциации решающих модулей в интеллектуальных системах прогнозирования сердечно-сосудистых заболеваний/ О.В. Шаталова// Системный анализ и управление в биомедицинских системах. - 2019. - № 2. Т. 18. - С. 153-162.

37. **Шаталова, О.В.** Итерационная многопараметрическая модель биоимпеданса в экспериментах *in vivo* / О.В. Шаталова // Известия Юго-Западного государственного университета. Серия: Управление, вычислительная техника, информатика. Медицинское приборостроение - 2019. - Т. 9, № 1 (30). - С. 26-38.

38. Комлев, И.А. Прогнозирование и оценка степени тяжести ишемии сердца на основе гибридных нечетких моделей/ И.А. Комлев, **О.В. Шаталова**, С.В. Дегтярев, А.В. Серебровский // Известия Юго-Западного государственного университета. Серия: Управление, вычислительная техника, информатика. Медицинское приборостроение - 2019. - Т. 9, № 1 (30). - С. 133-145.

39. Протасова, З.У. Методы и алгоритмы формирования слабых классификаторов в ансамбле классификаторов прогнозирования сердечно-сосудистых рисков / З.У. Протасова, **О.В. Шаталова**, А.А.Б. Дафалла, С.В. Дегтярев // Известия Юго-Западного государственного университета. Серия: Управление, вычислительная техника, информатика. Медицинское приборостроение. - 2019. - Т. 9, № 3 (32). - С. 64-83.

40. **Шаталова, О.В.** Мультиагентная интеллектуальная система для прогноза риска сердечно-сосудистых осложнений с синергетическими каналами / О.В. Шаталова, Д.А. Медников, З.У. Протасова // Системный анализ и управление в биомедицинских системах. - 2020. - Т. 19, № 3. - С. 177-188.

41. Киселев, А.В. Модели латентных предикторов в интеллектуальных системах прогнозирования состояния живых систем / А.В. Киселев, **О.В. Шаталова**, З.У. Протасова, С.А. Филист, Н.С. Стадниченко // Известия Юго-Западного государственного универ-



ситета. Серия: Управление, вычислительная техника, информатика. Медицинское приборостроение. - 2020. - Т. 10, № 1. - С. 114-133.

42. Мирошников, А.В. Классификации биологических объектов на основе многомерного биоимпедансного анализа / А.В. Мирошников, **О.В. Шаталова**, Н.С. Стадниченко, Л.В. Шульга // Известия Юго-Западного государственного университета. Серия: Управление, вычислительная техника, информатика. Медицинское приборостроение. - 2020. - Т. 10, № 3/4. - С. 29-49.

### Монографии

43. Серебровский, В.В. Нечеткое моделирование сложных систем в среде MATLAB и FUZZYTECH: монография / В.В. Серебровский, С.А. Филист, **О.В. Шаталова**. - Курск: Изд-во Курск. гос. с.-х. ак., 2013. - 105 с.

44. Суржикова, С.Е. Компьютерные системы медицинского прогнозирования на основе биоимпедансных исследований в аномальных зонах электропроводности: монография / С.Е. Суржикова, К.Д.А. Кассим, С.А. Филист, **О.В. Шаталова**. - Курск: Юго-Западный гос. ун-т, 2018. - 144 с.

45. **Шаталова, О.В.** Интеллектуальные системы мониторинга медицинских рисков с учетом биоимпедансных исследований: монография / О.В. Шаталова; Юго-Зап. гос. ун-т. - Курск, 2020. - 356 с.

### Патенты и свидетельства о госрегистрации программ

46. Пат. 2537771 Российская Федерация, МПК А 61 В 5/0295, А 61 В 5/0402. Способ ранней диагностики сердечно-сосудистых заболеваний на основе многоканального спектрального анализа медленных волн кардиосигналов / Мохаммед Авад Али Абдо, Волков И.И., Филист С.А., **Шаталова О.В.**, Кассим Кабус Дерхим Али; заявитель и патентообладатель Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего профессионального образования "Юго-Западный государственный университет" (ЮЗГУ). - № 2013121062/14; заявл. 07.05.2013; опубл. 10.01.2015, Бюл. № 1. - 18 с. : ил.

47. Пат. 2550015 Российская Федерация, МПК А 61 В 5/00, А 61 Н 39/00. Способ акупунктурной диагностики / Мохаммед Авад Али Абдо, Кассим Кабус Дерхим Али, Корневский Н.А., Филист С.А., **Шаталова О.В.**, Кузьмин А.А.; заявитель и патентообладатель Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего профессионального образования "Юго-Западный государственный университет" (ЮЗГУ). - № 2013156131/14; заявл. 18.12.2013; опубл. 10.05.2015, Бюл. № 13. - 11 с. : ил.

48. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ №2015616286 Российская Федерация. Программа сингулярного анализа электрокардиосигнала / Томакова Р.А., Яа Зар До, **Шаталова О.В.**, Томаков М.В.; правообладатель Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего профессионального образования "Юго-Западный государственный университет". - № 2015612066; заявл. 23.03.15; зарег. 05.06.15, опубл. 20.07.15. - 1 с.

49. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ 2015618047 Российская Федерация. Программа для исследования амплитудно-частотных характеристик биоматериалов в экспериментах in vivo / Суржикова С.Е., Шуткин А.Н., **Шаталова О.В.**; правообладатель Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования "Юго-Западный государственный университет". - № 2015615072; заявл. 15.06.2015; зарег. 29.07.2015, опубл. 20.08.2015. - 1 с.

50. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ 2015618048 Российская Федерация. Программа для исследования вольтамперных характеристик биоматериалов в экспериментах in vivo / Суржикова С.Е., Шуткин А.Н., **Шаталова О.В.**; правообладатель Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования "Юго-Западный государственный университет". - № 2015615074; заявл. 15.06.2015; зарег. 29.07.2015, опубл. 20.08.2015. - 1 с.

51. Пат. 2570071 Российская Федерация, МПК А 61 В 5/053. Биотехническая система контроля биоимпеданса / Мохаммед Авад Али Абдо, Кореневский Н.А., Филист С.А., **Шаталова О.В.**, Богданов А.С., Кассим Кабус Дерхим Али; заявитель и патентообладатель Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования "Юго-Западный государственный университет" (ЮЗГУ). - № 2013150819/14; заявл. 15.11.2013; опубл. 10.12.2015, Бюл. № 34. – 15 с. : ил.

52. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ 2018611085 Российская Федерация. Программа для импедансной спектроскопии биоматериалов в экспериментах *in vivo* на основе аналогового интерфейса L-Card 1791 / Кассим Кабус Дерхим Али, Белых В.С., **Шаталова О.В.**, Мухатаев Ю.Б., Старцев Е.А.; правообладатель Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования "Юго-Западный государственный университет". - № 2017662273; заявл. 28.11.2017; зарег. 23.01.2018, опубл. 23.01.2018, Бюл. №2. – 1 с.

53. Пат. 2733915 Российская Федерация, МПК А 61 В 5/00. Способ управления терапевтическими воздействиями путем мониторинга скорости вращения вольтамперных характеристик в зонах аномальной электропроводности / Забанов Д.С., Филист С.А., **Шаталова О.В.**; заявитель и патентообладатель Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования "Юго-Западный государственный университет" (ЮЗГУ). - № 2018147105; заявл. 28.12.2018; опубл. 08.10.2020, Бюл. № 28. – 14 с.

#### **Публикации в изданиях, входящих в базу данных научного цитирования РИНЦ**

54. **Шаталова, О.В.** Выбор системы отведений при измерении электрических характеристик проекционных зон / О.В. Шаталова, В.В. Буняев // Оптико-электронные приборы и устройства в системах распознавания образов, обработки изображений и символьной информации. Распознавание – 2003: сборник материалов 6-й Международной конференции (22-25 октября 2003 г.): в 2-х ч.; Курск. гос. техн. ун-т. - Курск, 2003. - Ч. 2. - С. 300-302.

55. **Шаталова, О.В.** Система поддержки принятия решений для лечебно-профилактических учреждений / О.В. Шаталова, Абдала Али Даффала, Д.В. Гарбуз // Материалы и упрочняющие технологии – 2003: сб. материалов X юбилейной Российской научн.-техн. конф. с междунар. участием, посвящ. 40-летию образования Курск. гос. техн. ун-та (15-17 дек. 2003 г.): в 2-х ч.; Курск. гос. техн. ун-т. -Курск, 2003. - Ч. 2. - С. 19-21.

56. **Шаталова, О.В.** Способ выбора параметров модулей нечеткого управления в многоуровневых системах классификации / О.В. Шаталова // Медико-экологические информационные технологии-2005: сборник материалов VIII Международной научно-технической конференции (24 - 25 мая 2005 г.); Курск. гос. техн. ун-т. - Курск, 2005. – С. 96-101.

57. **Шаталова, О.В.** Комплексная методика оценки риска возникновения сердечно-сосудистых заболеваний: доклад / О.В. Шаталова, А.Б. Красковский, В.В. Руденко // Перспективы фундаментальной и прикладной науки в сфере медицинского приборостроения. Медприбор-2009: Всероссийская конференция с элементами научной молодежной школы (25-27 ноября 2009 г.). - Таганрог: Изд-во ЮФУ, 2009. – 1 с.

58. **Шаталова, О.В.** Алгоритмы оценки риска сердечно-сосудистых заболеваний на основе сочетания психологических тестов и инструментальных исследований / О.В. Шаталова, А.Б. Красковский, С.А. Филист // Лазеры. Измерения. Информация – 2009: сборник докладов 19-й Международной конференции (2-4 июня 2009 г.). - СПб.: Изд-во Политехн. ун-та, 2009. – С. 291-300.

59. **Шаталова, О.В.** Автоматизированная система комплексной оценки риска возникновения сердечно-сосудистых заболеваний / О.В. Шаталова, А.Б. Красковский, М.А. Ефремов // Инновационные технологии управления здоровьем и долголетием человека: сборник материалов I Международной научно-практической конференции (8-9 апреля 2010 г.). – СПб., 2010. – С. 102-107.

60. **Шаталова, О.В.** Алгоритм настройки модели нечеткой нейронной сети, используемой для анализа данных на многомерных субъективных шкалах / О.В. Шаталова, А.Б. Красковский // Математические методы и информационные технологии в экономике, социологии и образовании: сборник статей XXVI Международной научно-технической конференции (12 декабря 2010 г.). – Пенза, 2010. – С. 47-49.

61. **Шаталова, О.В.** Прогнозирование ишемической болезни сердца на основе акцентуаций личности / О.В. Шаталова, Е.А. Шашкова // Медико-экологические информационные технологии-2010: сборник материалов XIII Международной научно-технической конференции (26-27 мая 2010 г.); Курск. гос. техн. ун-т. - Курск, 2010. – С. 105-109.

62. **Шаталова, О.В.** Способ формирования нечетких множеств на шкалах наименований / О.В. Шаталова, С.В. Харьков, С.А. Горбатенко // Лазерно-информационные технологии в медицине, биологии и геоэкологии - 2011: труды XIX Международной научной конференции (12-16 сентября 2011 г.). – Новороссийск, 2011. – С. 84-85.

63. Mohammed, A.A. Classification of living systems states on the basis of a hybrid approach to the analysis of data on systemic rhythms / A.A. Mohammed, **O.V. Shatalova**, I.I. Volkov // International Journal of Experimental Education. - 2012. - Issue 3. - Pp.22-25.

64. Мохаммед, А.А. Моделирование биоимпедансных исследований в пакете MATLAB / А.А. Мохаммед, **О.В. Шаталова** // Лазерно-информационные технологии в медицине, биологии и геоэкологии - 2013: труды XXI Международной научной конференции (10-14 сентября 2013 г.). – Новороссийск, 2013. – С. 51-52.

65. Кассим, К.Д.А. Проектирование измерительных преобразователей для систем мониторинга, диагностики и управления: учебное пособие / К.Д.А. Кассим, С.А. Филист, **О.В. Шаталова**; Юго-Зап. гос. ун-т. - Курск, 2013. - 303 с.

66. Серегин, С.П. Биофизика и основы взаимодействия физических полей с биообъектами: учебное пособие / С.П. Серегин, Н.А. Корневский, **О.В. Шаталова**. - Курск: ООО АПИИТ "ГИРОМ", 2014. - 360 с.

67. Суржикова, С.Е. Программный продукт для анализа вольтамперных характеристик биоактивных точек на основе модуля L-CARD E-20-10 / С.Е. Суржикова, **О.В. Шаталова**, А.Н. Шуткин // Methodology of modern research proceedings of the International Scientific and Practical Conference (March 21-22, 2015, Dubai, UAE). – Dubai: Rost Publishing, 2015. – Pp. 115-120.

68. Филист, С.А. Проектирование измерительных преобразователей для систем медико-экологического мониторинга: учебник / С.А. Филист, **О.В. Шаталова**. - Старый Оскол: ТНТ, 2015. – 408 с.

69. Старцев, Е.А. Двумерные нейросетевые структуры мета-анализа медико-экологических данных / Е.А. Старцев, **О.В. Шаталова**, В.В. Уварова // Искусственный интеллект в решении актуальных социальных и экономических проблем XXI века: сборник статей по материалам Всероссийской научно-практической конференции (18-19 мая 2016 г.). – Пермь: Издательство Пермский государственный национальный исследовательский университет, 2016. – С. 161-164.

70. Суржикова, С.Е. Моделирование проводимости биоматериалов при циклических воздействиях медленно меняющимися токами различной полярности / С.Е. Суржикова, Ю.Б. Мухатаев, **О.В. Шаталова** // Интеллектуальные информационные системы: труды Всероссийской конференции (23-24 июня 2016 г.). – Воронеж: ФГБОУ ВО «Воронежский государственный технический университет», 2016. – С. 201-205.

71. Канищев, И.И. Модели электрического сопротивления биоматериалов в аномальных зонах проводимости при циклическом изменении зондирующего тока / И.И. Канищев, И.А. Комлев, **О.В. Шаталова** // Современные информационные технологии в управлении качеством: сборник статей V Международной научно-прикладной конференции; Пензенский государственный технологический университет (28-29 июня 2016 г.). – Пенза: АННОО «Приволжский Дом знаний», 2016. – С. 51-52.

72. **Шаталова, О.В.** Использование компьютерных технологий для оценки информативности плохоформализуемых данных в задачах прогнозирования и медицинской диагностики / О.В. Шаталова, Е.А. Старцев // Лазерно-информационные технологии в медицине, биологии, геоэкологии и транспорте - 2016: труды XXIV Международной научной конференции (12-17 сентября 2016 г.). – Новороссийск: ГМУ им. адмирала Ф.Ф. Ушакова, 2016. – С. 186-187.

73. Кассим, К.Д.А. Моделирование систем искусственного интеллекта в среде MATLAB и FUZZYTECH: учебное пособие / К.Д.А. Кассим, С.А. Филист, **О.В. Шаталова**; Юго-Зап. гос. ун-т. – Курск: Деловая полиграфия, 2016. - 186 с.

74. **Шаталова, О.В.** Мониторинг динамики состояния здоровья пациента в процессе лекарственных воздействий / О.В. Шаталова, А.Г. Курочкин, Е.А. Старцев, Е.С. Шкатова // Биотехнология и биомедицинская инженерия: сборник научных трудов X Всероссийской научно-практической конференции с Международным участием, посвященной 25-летию биотехнологического факультета и 20-летию кафедры биологической и химической технологии (10-11 ноября 2017 г.). - Курск: Курск. гос. мед. ун-т., 2017. – С. 101-107.

75. Мухатаев, Ю.Б. Интеллектуальная система поддержки принятия решений по прогнозированию инсультов / Ю.Б. Мухатаев, **О.В. Шаталова**, И.А. Комлев // Актуальные вопросы неврологии и соматоневрологии: сборник статей Международной научно-прикладной конференции (26-27 декабря 2017 г.). – Пенза: АННОО «Приволжский Дом знаний», 2017. – С. 62-67.

76. Киселев, А.В. Модели биоимпеданса в задачах формирования пространства признаков для интеллектуальных систем диагностики социально-значимых заболеваний / А.В. Киселев, **О.В. Шаталова** // Физика и радиоэлектроника в медицине и экологии - ФРЭМЭ'2018: труды XIII Междунар. научн. конф. с научн. молодежной школой имени И.Н. Спиридонова (3-5 июля 2018 г.). – Владимир - Суздаль, 2018. - Книга 1. – С. 266-271.

77. Филист, С.А. Интеллектуальные информационные системы для мониторинга эффективности лекарственных назначений и терапевтических процедур / С.А. Филист, Т.В. Петрова, К.В. Подмастерьев, **О.В. Шаталова** // Нейрокомпьютеры и их применение: тезисы докладов XVI Всероссийской научной конференции (13 марта 2018 г.). – М.: МГППУ, 2018. – С. 74-77.

78. Комлев, И.А. Теоретико-множественная модель структурирования обучающей выборки, построенной на основе обучения агентов-сателлитов на фрагментах данных / И.А. Комлев, Т.В. Петрова, **О.В. Шаталова** // Современные направления развития управления, экономики и образования: сборник статей Международной научно-практической конференции (29-30 марта 2018 г.). – Пенза: АННОО «Приволжский Дом знаний», 2018. – С. 109-112.

79. Савинов, Д.Ю. Базовая модель мультиагентной интеллектуальной системы для прогноза риска сердечно-сосудистых осложнений / Д.Ю. Савинов, С.А. Филист, **О.В. Шаталова** // Искусственный интеллект в решении актуальных социальных и экономических проблем XXI века: сборник статей по материалам Третьей всероссийской научно-практической конференции, проводимой в рамках Пермского естественнонаучного форума "Математика и глобальные вызовы XXI века" (14-18 мая 2018 г.). – Пермь: ПГНИУ, 2018. – С. 102-107.

80. Филист, С.А. Узлы и элементы биотехнических систем: измерительные преобразователи и электроды : учебное пособие для академического бакалавриата / С.А. Филист, **О.В. Шаталова**. — 2-е изд., перераб. и доп. — М.: Издательство Юрайт, 2019. — 309 с.

Подписано в печать \_\_\_\_\_.

Формат 60×84 1/16. Печатных листов 2,0. Тираж 100 экз. Заказ \_\_\_\_.

Юго-Западный государственный университет

305040 г. Курск, ул. 50 лет Октября, 94.

Отпечатано в ЮЗГУ